



计算机应用
Journal of Computer Applications
ISSN 1001-9081, CN 51-1307/TP

《计算机应用》网络首发论文

题目：基于多尺度卷积神经网络和类内 mixup 操作的磁瓦表面质量识别
作者：张京爱，王江涛
收稿日期：2020-05-30
网络首发日期：2020-10-16
引用格式：张京爱，王江涛. 基于多尺度卷积神经网络和类内 mixup 操作的磁瓦表面质量识别[J/OL]. 计算机应用.
<https://kns.cnki.net/kcms/detail/51.1307.TP.20201016.1136.004.html>



网络首发：在编辑部工作流程中，稿件从录用到出版要经历录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿等阶段。录用定稿指内容已经确定，且通过同行评议、主编终审同意刊用的稿件。排版定稿指录用定稿按照期刊特定版式（包括网络呈现版式）排版后的稿件，可暂不确定出版年、卷、期和页码。整期汇编定稿指出版年、卷、期、页码均已确定的印刷或数字出版的整期汇编稿件。录用定稿网络首发稿件内容必须符合《出版管理条例》和《期刊出版管理规定》的有关规定；学术研究成果具有创新性、科学性和先进性，符合编辑部对刊文的录用要求，不存在学术不端行为及其他侵权行为；稿件内容应基本符合国家有关书刊编辑、出版的技术标准，正确使用和统一规范语言文字、符号、数字、外文字母、法定计量单位及地图标注等。为确保录用定稿网络首发的严肃性，录用定稿一经发布，不得修改论文题目、作者、机构名称和学术内容，只可基于编辑规范进行少量文字的修改。

出版确认：纸质期刊编辑部通过与《中国学术期刊（光盘版）》电子杂志社有限公司签约，在《中国学术期刊（网络版）》出版传播平台上创办与纸质期刊内容一致的网络版，以单篇或整期出版形式，在印刷出版之前刊发论文的录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿。因为《中国学术期刊（网络版）》是国家新闻出版广电总局批准的网络连续型出版物（ISSN 2096-4188，CN 11-6037/Z），所以签约期刊的网络版上网络首发论文视为正式出版。

基于多尺度卷积神经网络和类内 mixup 操作的 磁瓦表面质量识别

张京爱¹, 王江涛^{1,2*}

(1. 淮北师范大学 物理与电子信息学院, 安徽 淮北 235000; 2. 淮北师范大学 信息学院, 安徽 淮北 235000)

(*通信作者电子邮箱 jiangtaoking@126.com)

摘要: 铁氧体磁瓦由于形状的不规则性和表面缺陷的多样性给基于计算机视觉的表面质量判定带来很大的挑战。针对该问题, 将深度学习技术引入到磁瓦表面质量识别中, 提出一种基于卷积神经网络的磁瓦表面质量识别系统。首先将磁瓦目标从图像中分割出来并进行旋转得到标准图像, 然后以改进后的多尺度 ResNet18 为骨干网络设计识别系统。训练时, 设计一种新颖的类内 mixup 操作来提高样本的泛化能力。为了更加贴近实际应用场景, 在考虑到光线变化、姿态差异等因素的前提下构建了磁瓦缺陷数据集。在自建的数据集中进行实验的结果表明, 该系统可以达到 97.9% 的识别准确率, 为磁瓦缺陷的自动识别提供了可行的思路。

关键词: 磁瓦; 表面缺陷检测; 卷积神经网络; mixup

中图分类号: TP 391

文献标志码: A

Ferrite tile surface quality recognition based on multiscale convolution neural networks and within-class mixup operation

ZHANG Jing'ai¹, WANG Jiangtao^{1,2*}

(1. School of Physical and Electronic Information, Huaibei Normal University, Huaibei Anhui 235000, China;

2. School of Information, Huaibei Normal University, Huaibei Anhui 235000, China)

Abstract: It is a challenging task for detecting surface defect on ferrite tile through the computer vision technique, for that the ferrite tile may have various shapes and the defect may show different appearances. To address this problem, the deep learning technique was introduced, and a surface defect detection system for ferrite tiles was proposed based on the convolution neural networks. In the presented method, the tile target was firstly segmented from the snapped image, and then it was rotated to the norm input image. After this, a multiscale backbone network was designed based on the Resnet18 module. During the train process, a novel within-class mixup operation was introduced to improve the generalization ability of the system. Considering the characteristics of the practical application scenes, the surface defect dataset was built under vary illumination and posture change. Experimental results on self-constructed dataset indicated that a 97.9% recognition accuracy ratio was achieved, and provided a feasible method to automatic identify the ferrite tile surface quality.

Keywords: ferrite tile; surface defect detection; convolution neural networks; mixup

0 引言

磁瓦是永磁体直流电机的核心部件之一, 常用来代替传统的电励磁。据中国磁性材料及行业协会估计, 2017 年我国对磁瓦的需求规模将达 50 亿元以上, 到 2020 年该规模将达 60 亿元。磁瓦产业已成为国民经济中一股重要的力量。在磁瓦生产过程中, 由于生产工艺或者碰撞原因, 不可避免的会产生残次品。因此对磁瓦质量进行挑选, 剔除残次品, 成为

当前磁瓦生产中的必需工序。当前的残次品剔除主要依赖于人工进行, 成本高, 效率低, 且人工易于疲劳, 错检漏检现象时常发生。为了克服上述困难, 提高磁瓦检测的效率和自动化水平, 机器视觉技术^[1-4]被引入到各类检测和识别应用中。

基于机器视觉技术的磁瓦检测可以分为两类: 一类直接在图像的灰度空间中进行处理判断是否存在缺陷, 另一类则首先对磁瓦图像进行某类变换, 然后在此类变换下进行缺陷判断。胡浩等^[5]在图像的灰度空间下, 综合考虑了形状、纹

收稿日期: 2020-05-30; 修回日期: 2020-07-13; 录用日期: 2020-07-16。

基金项目: 安徽省高校自然科学基金项目(KJ2018ZD038, KJ2019B15), 安徽省质量工程项目(2019jxtd142)。

作者简介: 张京爱(1980—), 女, 山东潍坊人, 实验师, 硕士, 主要研究方向: 数字图像处理、缺陷检测; 王江涛(1979—), 男, 山东昌乐人, 教授, 博士, CCF 会员, 主要研究方向: 模式识别、深度学习、目标检测。

理、边缘等特征,将磁瓦缺陷分为3类,采用不同的特征组合来对三类缺陷进行检测。刘国平等^[6]为了克服磁瓦表面灰度分布均匀、噪声较多等问题,从获取扫描行更稳定的灰度出发,提出下包络线灰度对比度来分割出缺陷区域。李雪琴等人^[7]则将磁瓦图像进行 Contourlet 变换,以变换后得到的子带系数作为研究对象,通过对比确定是否存在缺陷。同样从图像变换的角度出发,文献[8]则采用平稳小波变换构造轮廓波包,首先利用相关去噪消减图像的噪声,然后通过轮廓波包逆变换来得到缺陷图像。

经过多年的研究,尽管先后已出现多种不同的缺陷识别方法,然而由于磁瓦形状的不规则性,大多数方法还是局限于实验环境中。首先,已发表的文献中进行实验时样本量大多为几百个,数据集规模偏小,不足以反映工厂环境下的实际性能。其次,多数算法需要人工的确定一系列的阈值,这不利于在实际多变的环境中推广应用。再次,磁瓦的曲面形状给照明设计带来困难,往往难以得到理想均匀的光照效果。

近年来,深度卷积网络在计算机视觉分类和检测任务中都表现出了优异的性能^[9-10]。但在磁瓦质量识别领域相关的工作较少。针对上述问题,本文在构造符合实际生产场景样本集的基础上,通过将深度卷积网络引入缺陷识别系统,设计一类端到端的,不需要人工干预,且对光照不敏感的磁瓦缺陷识别算法,以提高磁瓦缺陷识别系统的识别精度和推广能力。

1 磁瓦图像的采集及目标获取

通过对大量的带缺陷的磁瓦进行分析,发现绝大多数的磁瓦缺陷发生在磁瓦两端。由于磁瓦表面形状为凸起曲面,在采用单一相机自顶朝下进行拍摄时,两端边角无法包含在视野内,因此,本文采用了如图1所示的摄像机布局,通过两个互相对角的摄像机,不但可以更加清晰的对两端图像进行采集,而且利用摄像机的视场互补,也可以获取整个凸起曲面的图片。对于光照来说,在这里希望所研发的缺陷识别系统能够不依赖于严格的光照条件,因此在磁瓦工件两侧各设置一个发光二极管面光源来进行照明,并没有进行更加优化的布局设计。

在检测磁瓦时,难以保证所有磁瓦都处于相同的姿态,因此需要从采集图像中得到姿态归一化的目标图片。假定采集到的磁瓦工件图像如图2(a)和图2(c)所示,此时为了获取标准的磁瓦样本。采用如下的步骤来进行处理:

第一步,对采集到的图像进行阈值分割,获得磁瓦所在的矩形区域(图中白色实线矩形框所示)。

第二步,进一步寻找磁瓦目标的最小外接矩形,如图中白色虚线矩形框所示。

第三步,将获取的最小外接矩形区域进行旋转,得到标准的磁瓦样本图像,如图2(b)和图2(d)所示。

在训练和测试阶段,均采用上述的方法,首先采集到原始图像,然后获取要训练或测试的磁瓦样本进行对应的操作。

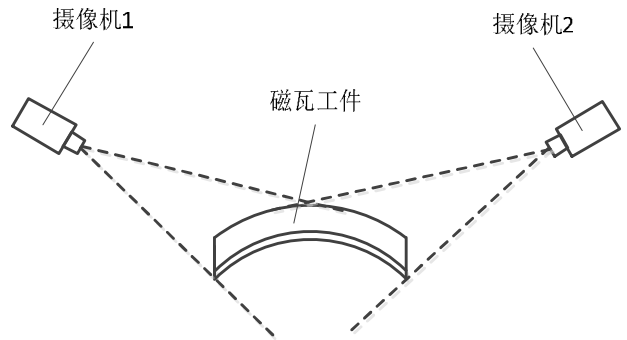


图1 摄像机布局结构

Fig. 1 The layout structure of cameras

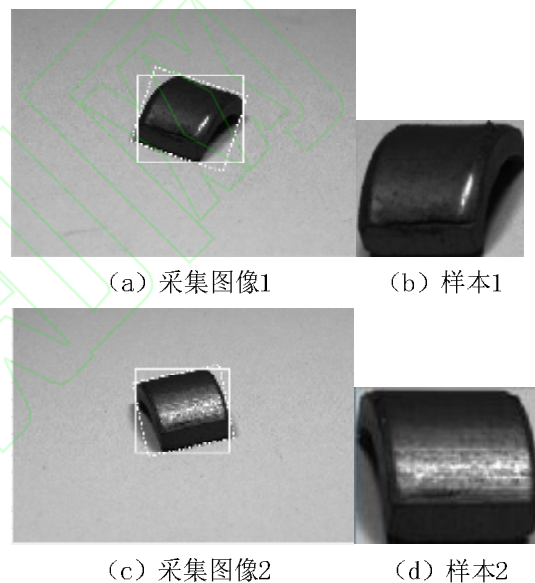


图2 采集到的图像及获取的磁瓦样本

Fig. 2 The grabbed images the corresponding tile samples

通过对磁瓦残次品进行分析发现,尽管缺陷发生部位集中于磁瓦两端,但缺陷类别多种多样。图3给出了常见的缺陷类型,主要包括掉块、磕边、裂缝、坑洞等。从图中可以看出,不同类型的缺陷外观差异较大,难以采用传统的图像处理方法进行统一的特征描述。鉴于此,本文不考虑缺陷的类型,通过设计端到端的深度学习系统直接对磁瓦进行表面质量识别。

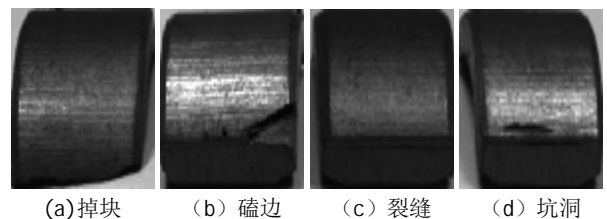


图3 常见的缺陷类型

Fig. 3 Common types of defects

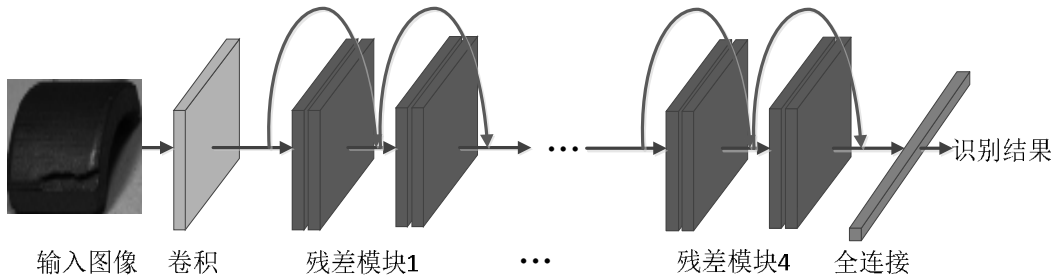


图4 Resnet18 网络结构图

Fig. 4 Network architecture of Resnet18

2 多尺度深度卷积网络设计

采用深度学习进行磁瓦识别时,首先需要设计深度卷积网络模型来构建磁瓦质量识别系统。当前存在多种不同的网络框架可供选择,比如VGG (Visual Geometry Group) 系列^[11]、残差网络 (Residual Network, Resnet) 系列^[12]等,考虑到系统的实时性、训练样本集的规模、卷积网络自身的性能等因素,综合进行衡量,选定Resnet18作为识别系统的主框架。

如图4所示,不考虑池化、批归一化等操作,Resnet18一共由18层网络组成,其中包含4个残差模块,每个残差模块包含两个残差单元,其内部结构可参考图5,残差单元采用如下的形式来得到:

$$y = F(x) + x \quad (1)$$

其中 x 为模块的输入, y 为模块的输出, F 为模块对 x 的映射。

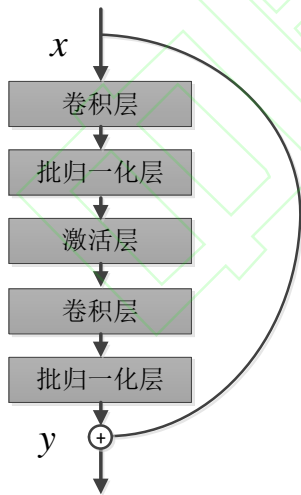


图5 残差模块结构示意图

Fig. 5 Illustration of the residual model

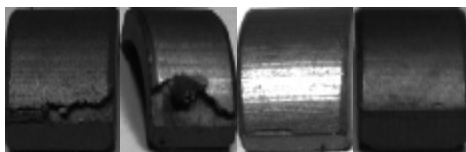


图6 磁瓦表面缺陷区域存在较大尺度差

Fig. 6 Significant differences among tile defects

上述模型中输入图像的尺度为 $224 \times 224 \times 3$,整个网络经过一系列的池化和下采样将图像缩小32倍,残差模块4输出大小为 $7 \times 7 \times 512$,该输出与全连接层相连进行最终分类。由于磁瓦表面缺陷可能以任意的外观和尺寸出现,如图6所示,不同的缺陷之间存在着较大的尺度差异。因此将原图下采样为 7×7 的卷积结果不利于识别微小尺度缺陷,为了改进这一问题。本文对原始的Resnet18进行微调,同时采用残差模块3和残差模块4的结果进行全连接分类识别,如图7所示,将残差模块3的输出结果引入分支连接全连接层,并将该全连接层与原全连接层进行拼接,共同进行分类得到识别结果。

磁瓦表面质量识别问题可以看作是二分类问题,因此采用两类交叉熵函数作为深度卷积网络的损失函数,该函数如下式所示:

$$Loss(z, p) = -(z \ln(p) + (1 - z) \ln(1 - p)) \quad (2)$$

其中 z 为样本真实标签, p 为网络预测标签。通过损失函数就可以采用梯度下降法来更新网络参数,直至收敛或达到训练迭代次数为止。

3 采用类内 mix-up 提高样本泛化能力

在训练深度卷积网络时,网络的规模受限于样本的数量,而训练样本的多样性则直接关系到深度卷积网络的识别能力。因此,数据增广已成为提高样本多样性的常用手段。数据增广方法一般可以分为两类:一类是对原样本施加亮度偏移、色彩偏移、角度偏移等简单运算得到增广后的样本,另一类则以原样本为基础生成新的虚拟样本。这里,同时采用了两种不同的增广策略来扩充样本,首先通过随机偏移样本的亮度来完成第一类数据扩充,因为在构建样本集时没有对磁瓦的姿态方向进行限制,因此不需要再进行旋转操作对样本进行增广。对于第二类扩充策略,本文在构建虚拟样本时以Zhang等提出的mixup方法^[13]为基础,并对其进行了拓展。传统的mixup方法使神经网络的训练得以在样本对及其对应标签的凸组合上进行,对样本泛化能力有着明显的提升作用。mixup采用如下的操作来生成虚拟样本:

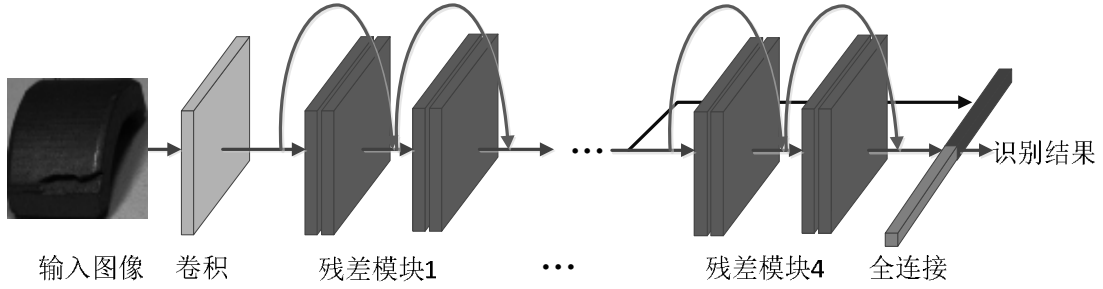


图7 多尺度 Resnet18

Fig.7 Multi-scale Resnet18

$$\begin{aligned}\tilde{x} &= l x_i + (1-l) x_j \\ \tilde{y} &= l y_i + (1-l) y_j\end{aligned}\quad (3)$$

其中 (x_i, y_i) 和 (x_j, y_j) 为从训练集中随机选择的两个样本,且 $l \sim \text{Beta}(a, a)$, $a \hat{=} (0, \infty)$ 。从上式可以看出,新生成的虚拟样本实际上是原样本的线性叠加,通过该方式可以让不同样本间的分布更为平滑。

对于本文所研究的问题来讲,由于磁瓦的缺陷可能以细小、微弱形式出现,因此如果采用类间形式进行 mixup,容易使样本混淆。一般来说,一个有缺陷的样本与无缺陷的样本叠加,得到的结果依然为有缺陷的样本,而公式(3)并不能支撑该理论。考虑到该问题,这里对叠加样本的类别进行了限制:

$$\text{仅当 } y_i \text{ 与 } y_j \text{ 属于同一类别} \begin{cases} \tilde{x} = l x_i + (1-l) x_j \\ \tilde{y} = l y_i + (1-l) y_j \end{cases} \quad (4)$$

在上式中,仅当随机选择的样本属于同一类别时才进行叠加,在这里将其称为类内 mixup。由于仅在类内进行线性平滑,可以对缺陷类型进行进一步的泛化,从而有助于提升网络的推广能力。

4 实验及分析

为了尽可能的贴近实用场合,更加客观的评估算法在实用中的分类性能,采用实际生产的磁瓦构建缺陷样本集。该样本集包含了 7759 个有缺陷样本(负样本)、4452 个无缺陷样本(正样本)。其中训练集由 6692 个负样本和 3984 个正样本组成,其余样本构成测试集。在构建样本的时候,为了体现环境的复杂性,并没有对磁瓦的位置和角度进行严格限制,因此样本集中的磁瓦以不同的姿态和不同的反光区域呈现。如图 8 所示给出了部分的样本示例。

所有实验均在显卡型号为 GTX1080TI、内存为 16G 的机器上进行,所采用的深度学习工具为 Pytorch。由于本文的重点在于评估所提出系统的性能,在进行网络训练时采用了通用的超参数设置,训练所用的学习率设为 0.001,训练迭代次数为 100 个 epoch,每个 batch 大小为 50,采用随机梯度下降学习到网络的最终参数。为了更加直观的观测所研究系统

的性能,分别对采用 VGG16、Resnet18、多尺度 Resnet18(本文算法)的识别系统进行了对比。如图 9 所示,给出了三种方法的训练 loss 曲线。从曲线可以看出,三种网络结构均可在最终达到收敛,但 Resnet18 结构明显比 VGG16 具有更快的收敛性能。而多尺度 Resnet18 和传统的 Resnet18 具有相似的 loss 曲线,而多尺度的结构可以取得更小的代价。

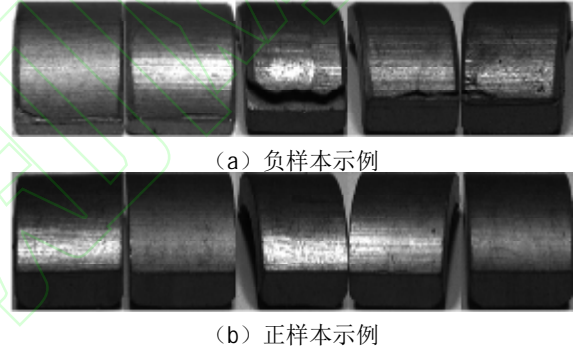


图8 磁瓦样本图像示例

Fig.8 Illustration of tile samples

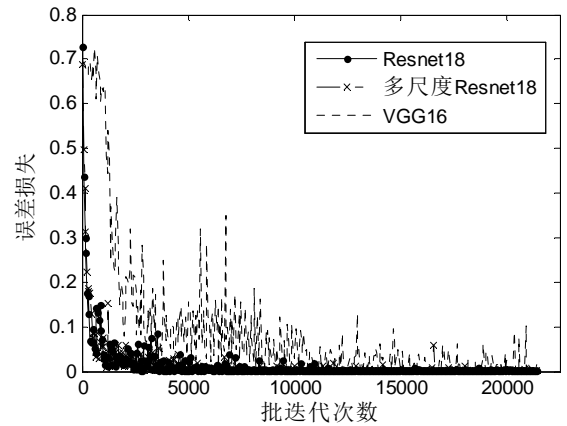


图9 不同网络结构下的 loss 曲线

Fig.9 Loss curves with different network architecture

在训练过程中,每训练完成一个 epoch 保存一次网络权重文件,在训练结束后,在所有权重文件中选取对测试集性能最优的权重作为最终的网络参数。表 1 分别采用准确率(accuracy)、精确率(precision)、召回率(recall)和 F1 分数 4 个指标^[14-15]对不同模型的性能进行对比,从中可以看出三种网络结构均取得了高于 90% 的正确识别率,充分说明

了深度卷积网络在缺陷识别问题上的有效性,而采用 Resnet 结果明显要优于 VGG 结构,特别的本文提出的多尺度 Resnet18 取得了最好的识别结果。另外,多尺度 Resnet18 在

运行时间上一幅图像仅耗时 1.31ms,完全可以满足实时的需要。

表 1 不同网络结构下的识别性能对比

Tab.1 Comparison of recognition performance under different network architecture

模型	准确率	精确率	召回率	F1 分数	运行时间/ms
VGG16	92.6%	86.9%	89.3%	0.88	3.39
Resnet18	97.1%	93.9%	96.8%	0.95	1.27
多尺度 Resnet18	97.5%	94.7%	97.0%	0.96	1.31

除不同的网络结构外,也对采用传统 mixup 和类内 mixup 的数据增广方法进行了对比。图 10 给出了以多尺度的 Resnet18 为基础,分别采用两种不同数据增广方法训练时的 loss 曲线,训练时采用与前述相同的超参数,在进行 mixup 时将 α 的值设为通用的 1.0, λ 参数则可以由对应的 Beta 分布得出。如图中所示,传统的 mixup 扩充样本后,在训练的初始阶段训练损失可以快速下降,但过后 loss 的值陷入震荡,无法收敛。而类内 mixup 由于将叠加的样本限制在类内,生成了更加合理的虚拟样本,因此网络可以迅速趋于收敛。

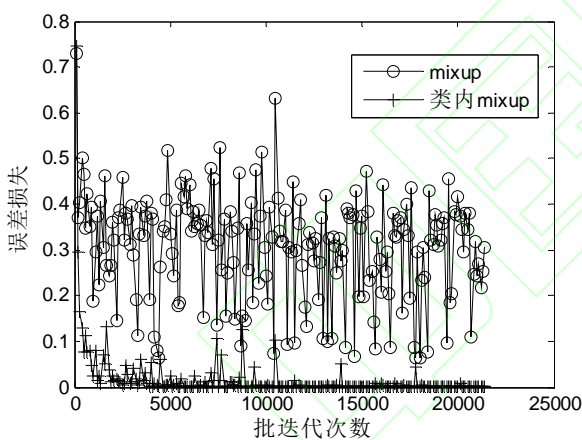


图 10 不同 mixup 操作下的 loss 曲线

Fig.10 Loss curves with different mixup operations

以多尺度的 Resnet18 为基础,加入 mixup 操作进行样本扩充后的网络识别性能如表 2 所示。与前面相同,依然使用所保存的 100 个权重文件中在测试集上性能最优的权重参数作为最终网络进行测试。从识别结果可以看出,采用原始的 mixup 操作后,不但没有改进识别性能,反而识别率有所下降。这是因为与传统的分类问题不同,由于缺陷区域往往仅占有整个样本的微小部分,因此在不同类样本间进行叠加时会引起系统混淆。相对而言,本文提出的类内 mixup 则将识别准确率进一步的提升至 97.9%,取得了满意的识别效果,表明所研究的系统对不同的缺陷类型、不同的反光场景都具备了良好的鲁棒性。

表 2 不同 mixup 操作下的识别性能对比

Tab.2 Comparison of recognition performance under different mixup operation

mixup 操作	准确率	精确率	召回率	F1 分数
无	97.5%	94.7%	97.0%	0.96
类间 mixup	96.9%	94.3%	95.7%	0.95
类内 mixup	97.9%	95.8%	97.4%	0.97

5 结语

利用计算机视觉技术对生产工件的质量进行检测是工业生产中的重要需求之一。本文对铁氧体磁瓦表面缺陷识别问题展开研究,将深度学习技术引入到磁瓦缺陷识别中,提出一种基于深度卷积网络的磁瓦表面质量识别系统。该系统首先从抓取的磁瓦图像中获得磁瓦目标,并进行旋转归一化处理,然后设计多尺度卷积网络对磁瓦目标图像进行分类识别。为了提高系统的泛化能力,训练时提出一种新颖的类内 mixup 方法来生成虚拟样本,从而完成对样本的扩充。同时构建了较大规模的磁瓦缺陷数据集,在该数据集上进行实验的结果表明,所研究的磁瓦缺陷识别系统可以达到接近 97.9% 的识别准确率,为实际应用提供了一种可行的途径。本文仅从工厂实用的角度出发对磁瓦是否具有缺陷进行了二类分类,并没有考虑缺陷的类别和位置,未来将对磁瓦缺陷类型和位置进行标注,进一步深入研究磁瓦缺陷检测问题。

参考文献

- [1] TABERNIK D, ŠELA S, SKVARČ J, et al. Segmentation-based deep-learning approach for surface-defect detection[J]. Journal of Intelligent Manufacturing, 2019, 31(3):759-776.

- [2] TRUONG M, KIM S. Automatic image thresholding using Otsu's method and entropy weighting scheme for surface defect detection[J]. *Soft Computing*, 2018, 22(13): 4197-4203.
- [3] SHERVAN F, FARSHAD T. Multi-resolution and noise-resistant surface defect detection approach using new version of local binary patterns[J]. *Applied Artificial Intelligence*, 2017, 31(5/6): 395-410.
- [4] FRANCISCO G, RUBEN U, DANIEL F, et al. An efficient method for defect detection during the manufacturing of web materials[J]. *Journal of Intelligent Manufacturing*, 2016, 27(2): 431-445.
- [5] 胡浩, 李俊峰, 沈军民. 基于机器视觉的小磁瓦表面微缺陷检测方法研究[J]. *机电工程*, 2019, 36(2):15-21+82. (HU H, LI J, SHEN J. Detection methods for surface micro defection on small magnetic tile based on machine vision[J]. *Journal of Mechanical & Electrical Engineering*, 2019, 36(2): 15-21+82.)
- [6] 刘国平, 常震, 胡璐华. 磁瓦表面图像的下包络线灰度对比度缺陷检测算法[J]. *机械科学与技术*, 2017, 36(2):269-272. (LIU G, CHANG Z, HU R. Defect extraction on magnetic tile surfaces based on lower envelope gray-scale contrast[J]. *Mechanical Science and Technology for Aerospace Engineering*, 2017, 36(2):269-272.)
- [7] 李雪琴, 蒋红海, 刘培勇, 等. 非下采样 Contourlet 域自适应阈值的磁瓦表面缺陷检测[J]. *计算机辅助设计与图形学学报*, 2014, 26(4):553-558. (LI X, JIANG H, LIU P, et al. Defect detection on magnetic tile surface based on adaptive threshold surfaces in NSCT domain[J]. *Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics*, 2014, 26(4):553-558.)
- [8] 林丽君, 殷鹰, 李雪琴, 等. 基于轮廓波包变换的磁瓦表面缺陷提取[J]. *应用基础与工程科学学报*, 2016(2):402-417. (LIN L J, YIN Y, LI X Y, et al. Defect extraction on magnetic tile surface based on contourlet packet transform[J]. *Journal of Basics Science and Engineering*, 2016(2):402-417.)
- [9] REN S, HE K, GIRSHICK R, et al. Faster R-CNN: towards real-time object detection with region proposal networks[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence*, 2017, 39(6):1137-1149.
- [10] LIN T, GOYAL P, GIRSHICK R, et al. Focal Loss for Dense Object Detection[C]// *Proceedings of 2017 IEEE International Conference on Computer Vision*. Piscataway: IEEE, 2017, 2999-3007.
- [11] SIMONYAN K, ZISSERMAN A. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition [EB/OL]. (2015-04-10) [2020-03-14]. <https://arxiv.org/pdf/1409.1556.pdf>.
- [12] HE K, ZHANG X, REN S, et al. Deep Residual Learning for Image Recognition[C]// *Proceedings of the 29th IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. Piscataway: IEEE, 2016, 770-778.
- [13] ZHANG H, CISSE M, DAUPHIN Y N, et al. mixup: Beyond empirical risk minimization [EB/OL]. (2018-04-27) [2020-03-14]. <https://arxiv.org/pdf/1710.09412.pdf>.
- [14] 康鑫, 孙晓刚, 万磊. 复杂场景下的水表示数检测与识别[J]. *计算机应用*, 2019, 39(S2):63-67. (KANG X, SUN X, WAN L. Watermeter representation number detection and recognition in complex scenes[J]. *Journal of Computer Applications*, 2019, 39(S2):63-67.)
- [15] 邓棋, 雷印杰, 田锋. 用于肺炎图像分类的优化卷积神经网络方法[J]. *计算机应用*, 2020, 40(1):71-76. (LEI Y, TIAN F. Optimized convolutional neural network method for classification of pneumonia images[J]. *Journal of Computer Applications*, 2020, 40(1):71-76.)

This work is partially supported by the Natural Science Research Project for Colleges of Anhui Province (KJ2018ZD038, KJ2019B15), the Anhui Provincial Quality Engineering Project (2019jxtd142).

ZHANG Jingai, born in 1980, M.S., experimentalist. Her research interests include image processing, defect detection.

WANG Jiangtao, born in 1979, Ph.D., professor. His research interests include pattern recognition, deep learning, object detection.