

DOI:10.3969/j.issn.1003-5060.2024.05.009

基于深度学习的轮胎压印字符检测与识别

蔡策^{1,2}, 秦训鹏^{1,2}, 常艳昌^{1,2}, 彭浩^{1,2}

(1. 武汉理工大学 现代汽车零部件技术湖北省重点实验室, 湖北 武汉 430070; 2. 武汉理工大学 湖北省新能源与智能网联车工程技术研究中心, 湖北 武汉 430070)

摘要:在自动化装配线上轮胎与轮毂装配时,需要检测与识别轮胎表面的压印字符串,从而得到轮胎的品牌、型号、尺寸以及生产的年周号等信息,用以管理轮胎信息以及监控轮胎的流向。针对轮胎表面压印字符串的检测与识别问题,文章提出一种基于深度学习的轮胎胎面关键字符的检测与识别方法,搭建了可编程逻辑控制器(programmable logic controller, PLC)、工控机和工业相机的自动化检测与识别平台,通过霍夫变换及坐标变换对采集后的图像进行预处理,采用改进的更快速的区域卷积神经网络(faster region-based convolutional neural network, Faster RCNN)算法为基础检测出目标字符串位置,再通过卷积递归神经网络(convolutional recurrent neural network, CRNN)对检测出的目标字符串进行识别,同时利用编码规则校验识别结果,以提升识别结果的准确率。实验结果表明,改进后的算法在进行轮胎压印字符串的检测与识别时其准确率超过 97.0%,满足工业生产应用需求。

关键词:压印字符;图像处理;字符检测;字符识别;深度学习

中图分类号:TP391.41

文献标志码:A

文章编号:1003-5060(2024)05-0635-08

Detection and recognition of tire imprint characters based on deep learning

CAI Ce^{1,2}, QIN Xunpeng^{1,2}, CHANG Yanchang^{1,2}, PENG Hao^{1,2}

(1. Hubei Key Laboratory of Advanced Technology for Automotive Components, Wuhan University of Technology, Wuhan 430070, China; 2. Hubei Research Center for New Energy and Intelligent Connected Vehicle, Wuhan University of Technology, Wuhan 430070, China)

Abstract: When assembling tires and wheels on an automated assembly line, it is necessary to detect and identify the imprint character strings on the tire surface, so as to obtain the tire brand, model, size, and production year and week number, which can be used to manage the tire information and monitor the flow direction of tire. Aiming at the detection and recognition of imprint character strings on the tire surface, a method for detecting and recognizing key characters on the tire tread based on deep learning is proposed. An automated detection and recognition platform for programmable logic controller(PLC), industrial computer, and industrial camera is built. The collected images are pre-processed through Hough transform and coordinate transformation, and then the target character string position is detected based on the improved faster region-based convolutional neural network (Faster RCNN) algorithm, and then the detected target character string is recognized by convolutional recurrent neural network(CRNN), and the coding rules are used to verify the recognition result to improve the accuracy of the recognition result. Experimental results show that the improved algorithm has an accuracy rate of over 97.0% when detecting and recognizing tire imprint character strings, which meets the needs of industrial production applications.

Key words: imprint characters; image processing; character detection; character recognition;

收稿日期:2022-01-10;修回日期:2022-07-05

基金项目:湖北省技术创新计划重大科技专项资助项目(2019AAA075);襄阳市研究与开发资助项目(2020AAH00511)

作者简介:蔡策(1996—),男,湖北武汉人,武汉理工大学硕士生;

秦训鹏(1962—),男,湖北红安人,博士,武汉理工大学教授,博士生导师。

deep learning

0 引言

轮胎上的标识与字符中存在很多关键信息,主要包括年周号信息的运输部(Department of Transportation, DOT)码,有包含直径以及扁平率的尺寸字符串,还有一些品牌标识符等,这些标识与字符背后的含义对轮胎的信息管理以及流向的监控有着重要作用。

目前在轮胎与轮毂自动化装配线上,需要识别轮胎上某些标识或字符串,用以保证装配精度、监控流向等,对于这些标识与字符串而言,绝大多数都是依靠人工识别,识别结果效率低且易受人为因素的干扰,使得整个识别准确率下降。

传统的机器识别主要针对光学字符,而轮胎胎面上相当一部分标识与字符都是通过压印得到的;压印字符相比传统字符来说,不易磨损,因此可以长时间保存。但是其颜色与胎面背景几乎一致,主要是通过光线照射产生阴影从而进行区分,故对比度不高;其次,待识别区域所占像素只占整个相机视野很小一部分,很难准确在较大像素区域中找到目标字符串。因此,传统的机器视觉在压印字符检测与识别的准确率上无法达到工业生产要求,而通过深度学习和字符检测与识别相结合才是目前达到预期效果的主流方式。

目前,针对字符检测技术来说,文献[1]提出一种改进的 YOLOv5 定位算法,结合注意力机制同时对损失函数进行改进最终实现对喷码字符检测准确率的提升;文献[2]使用数据库(database, DB)文本检测算法,使用可微二值化处理更好的提取了目标检测区域;文献[3]提出一种基于区域卷积神经网络(region-based convolutional neural network, RCNN)的压印字符检测方法,通过 Faster RCNN 方法实现对轮胎上的 DOT 字符进行目标检测;文献[4-5]提出一种随机梯度下降(stochastic gradient descend, SGD)网络,通过反向传播的随机梯度下降原理对字符进行检测;文献[6]提出一种通过模板匹配算法,对包含字符的区域进行检测。关于目标检测,文献[7-8]提出一种 Faster RCNN 框架,通过特征提取网络以及区域选取网络(region proposal network, RPN)来检测目标位置;文献[9]提出一种单次多框目标检测(single shot multi-box detector, SSD)框架,通过直接回归的方式对目标进行分类与检测;文献

[10]提出一种 YOLO9000 框架,相比上述目标检测模型,其只有一个 stage,因此检测速度更快,但是精度相比 SSD 和 Faster RCNN 没有那么高。

对于字符识别技术,文献[11]通过反向传播(back propagation, BP)神经网络,研究复杂背景下的点阵字符,对形态学处理后分割好的单个字符进行识别;文献[12]提出一种改进的 LeNet 网络对手写体字符进行识别,主要替换了激活函数从而加快了整个函数的收敛速度,同时提高识别准确率。以上字符检测与识别的方法主要针对的是对比度明显的光学字符,而对于用于自动化轮胎与轮毂装配线上,其节拍与对压印字符识别的准确率均无法满足工业需求。

针对轮胎压印字符检测与识别的问题,本文提出一种在区域较大的背景下基于深度学习的检测与识别目标字符方法,找到包含目标的圆环区域通过坐标转换的方式将其变为矩形,再基于改进的 Faster RCNN 算法检测出明显标识,同时通过目标字符串与明显标识之间的角度位置关系提取出目标字符串,最后基于卷积递归神经网络对检测到的字符串进行识别,根据编码规则对识别结果校验以提高最终识别的准确率。

1 轮胎字符检测平台

1.1 硬件平台

轮胎图片采集平台如图 1 所示。图 1a 为整个平台的示意图,主要由工控机、工业相机、光源、夹紧机构等组成,图 1b 为工业相机采集到的图片,图 1c 为轮胎胎面目标字符串区域。整个图像采集平台由遮光帘包裹,保证每次采集的图像都处于相同的光照环境,避免了自然光的影响。在工业相机的选型上既要使视野内包括整个轮胎表面,又要使目标字符区域的像素达到一定的识别需求,同时为了避免图像处理时间过长,在满足上述需求下使整个相机的像素尽可能低,因此本文选择 2 500 万像素三通道的工业相机。在光源的选择上,选用可调整亮度的环形光源,安装位置尽量低一些,使光照角度与垂直方向尽可能大从而更大程度地凸显压印字符产生的阴影。夹紧机构如图 1b 所示,除了能保证在采集图像时轮胎不发生抖动现象而导致采集到的图像模糊之外,还可以使相机中心与每一个待检测的轮胎中心位置关系保持不变同时垂直于水平面。最后在参数设置

上,需采用较高的光照强度以用来提高压印字符与背景的对比度,同时减少曝光时间使整个图片打光均匀。

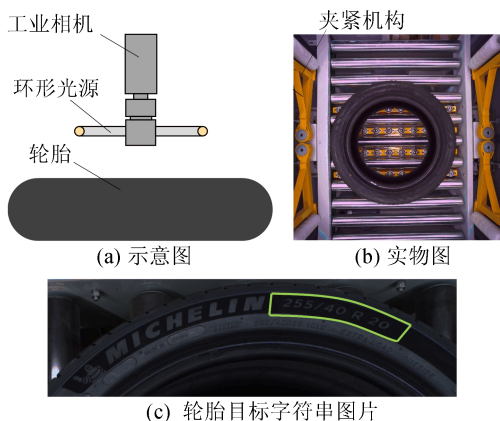


图 1 图像采集平台

1.2 检测识别工艺流程

本文主要针对的是某款特定轮胎的关键字符串进行检测与识别,整个检测与识别的流程图如图 2 所示。本文主要从图像预处理、字符检测和字符识别分别介绍整个算法。

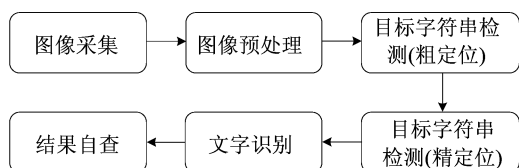


图 2 图像处理的流程图

2 检测与识别算法

2.1 图像预处理

在进行图片采集时,虽然轮胎中心是与相机对正的关系,但是轮胎在水平面上是会发生旋转,这会导致目标字符串在图片上的位置随机性以及字符串的方向性,因此需要先划分出包含目标字符串的区域,然后在划分后的区域中检测目标字符。

2.1.1 划定感兴趣区域

首先需要确定圆心,同时确定包含目标字符串的圆环胎面区域的内径和外径。

霍夫变换^[13-14]是目前最高效的识别圆心的方法,主要是通过找到经过梯度方向线最多的像素点即为圆心,再通过给定的内、外径即可提取出包含目标字符串的圆环区域,而目标字符串一定是出现在划定的环形区域内。

2.1.2 坐标变换

由于需要在环形区域内找到目标字符串的位

置信息,而对于环形来说,由于其可旋转性,将环形展开成矩形是最合适的。

环形区域与矩形区域对应示意图如图 3 所示。

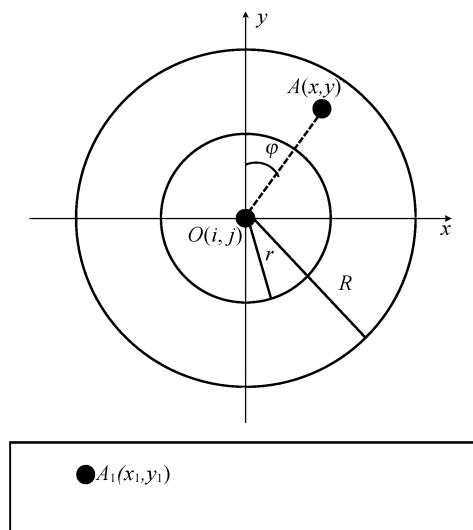


图 3 环形区域与矩形区域对应示意图

通过坐标变换的方式,将环形上的像素点坐标从零点钟方向开始一一对应赋值给矩形上的像素点坐标,其中以点 A 与 A₁ 这一对对应点为例,其坐标变换关系式如下:

$$\varphi = x_1/R \tag{1}$$

$$x = i + (R - y_1) \sin \varphi \tag{2}$$

$$y = j - (R - y_1) \cos \varphi \tag{3}$$

最后将圆环图像上 A 点的像素值赋值给矩形图像上 A₁ 点的像素值,重复上述过程,直到将圆环上每一个点的像素值都赋值给矩形图像上即为最后的结果。

2.2 字符检测

传统的字符检测首先将包含字符串的图片进行滤波处理,在对去掉噪声之后的图片选择合适的阈值进行二值化处理,同时进行膨胀处理后通过二值化之后的边缘梯度原理实现字符串的定位;而对于轮胎胎面来说,由于对比度不高且胎面污损过多,二值化后的图片不一定全是目标字符串区域,更多的是目标区域与背景区域夹杂在一起,因此传统的字符检测算法针对压印字符检测的准确率很低,目前主要采用深度学习的方式对目标字符串进行检测。

2.2.1 算法流程分析

首先,由于在当前场景中目标字符串所占像素点个数仅是整个环形区域 1.2%,考虑到这是

小目标检测,因此在展开后矩形区域上直接定位目标字符串的位置精度是无法满足工业要求的;同时要在整个展开后的矩形区域上直接找到目标字符串,需将原像素图像中对应的环形区域全部展开,展开所使用的坐标变换算法时间超过 15 s,不符合整条轮胎装配线节拍要求。

综合上述两因素,先将原图像降像素处理,通过坐标变换将降像素后图像中的圆环区域展开为矩形图像,再通过改进的 Faster RCNN 算法检测轮胎胎面上的品牌标识,最后通过品牌标识与目标字符串之间的角度关系来定位目标字符串的位置。

2.2.2 基于 Faster RCNN 算法的品牌标识定位

传统的 Faster RCNN 算法首先是将图片标准化,然后通过卷积层提取出图片特征,再将提取的特征输入到 RPN 网络中用来提取推荐候选区域,同时将提取的特征经过 ROI Pooling 得到相同长度的输出,最后选出候选区域所表示的类。传统的 Faster RCNN 算法对明显标识检测的结果如图 4 所示。

由图 4 可知检测框的结果偏差较大,这会直接影响后续目标字符串的定位。



图 4 传统 Faster RCNN 算法对品牌标识检测的结果

对于改进后的 Faster RCNN 算法,主要对 RPN 网络及 backbone 进行修改,其算法如图 5 所示。本文网络在选择每个 anchor 周围框的长宽比时,考虑到目标区域长方向上的像素通常大于宽方向上的像素,因此算法选择的长宽比为 1:1、2:1、4:1;同时对于 backbone 的改进主要是将传统的 vgg16 换成了 Resnet-50^[15-16],处理后的图片通过卷积层得到图像金字塔形式的 5 种不同大小的特征,相比传统 vgg16 网络的 1 种特征,在经过 RPN 网络时会得到更多种类的候选区域,从而提高候选区域的重合度。

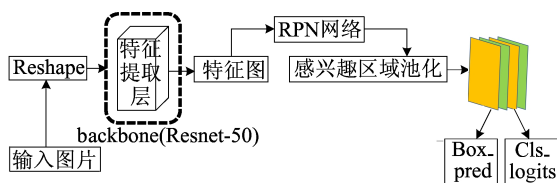


图 5 改进的 Faster RCNN 算法

Resnet-50 的结构情况见表 1 所列,主要包括

每一层的卷积核以及输出特征的大小。

表 1 Resnet-50 结构情况

名称	输出尺寸大小	每层结构
Conv1	112×112	7×7,64, stride 2 3×3 max pool, stride 2
Conv2	56×56	$\begin{bmatrix} 1 \times 1, 64 \\ 3 \times 3, 64 \\ 1 \times 1, 256 \end{bmatrix} \times 3$
Conv3	28×28	$\begin{bmatrix} 1 \times 1, 128 \\ 3 \times 3, 128 \\ 1 \times 1, 512 \end{bmatrix} \times 4$
Conv4	14×14	$\begin{bmatrix} 1 \times 1, 256 \\ 3 \times 3, 256 \\ 1 \times 1, 1024 \end{bmatrix} \times 6$
Conv5	7×7	$\begin{bmatrix} 1 \times 1, 512 \\ 3 \times 3, 512 \\ 1 \times 1, 2048 \end{bmatrix} \times 3$
Average pool	1×1	1000-d fe, softmax

使用改进的 Faster RCNN 算法对品牌标识识别的结果如图 6 所示。

从图 6 可以看出,对于相同的训练集,改进后的算法明显比改进前的算法候选框更加精确,因此改进后的算法更适用于该场景下的检测。



图 6 改进的 Faster RCNN 算法对品牌标识检测的结果

2.2.3 目标字符检测

在对明显标识进行检测后,确定了轮胎的品牌,得知此款轮胎的品牌标识与目标字符串之间的角度关系,通过角度差与品牌标识检测返回的角度位置即可得到目标字符串相对于零点钟方向的起始角度,公式如下:

$$\theta = y_{\text{col}}/R + \Delta\theta \quad (4)$$

其中: θ 为目标字符串起始位置与零点钟方向之间的角度; y_{col} 为检测到的明显标识在展开后的矩形上的列坐标; R 为胎面圆环区域的外径; $\Delta\theta$ 为明显标识与目标字符串起始位置之间的差值。

在得到目标字符串的起始位置之后,在降像素前的原图像上直接对目标字符串区域进行展开,将展开后的图像输入到识别网络中进行识别。但品牌标识的检测并不是百分之百精准,并且明显标识的检测还是在降像素的情况下进行的,因此品牌标识候选框的细微偏移会对后续目标字符串的定位产生多倍的影响,同时由于轮胎在实验

平台上具有绕竖直转动方向上的不确定性,品牌标识与目标字符串之间的位置关系还会受其影响产生细微的变化,因此若目标字符串候选框大小选择合适,则会由于上述影响而无法定位完整的字符串区域,最终导致识别不完整或者错误,其定位结果如图 7 所示。



图 7 品牌定位出现偏差时目标字符串定位结果

在这里可以添加一个容错系数在目标字符串候选框大小的选择中,其定位结果如图 8 所示,但由于目标字符串所占整个区域比例过小,直接对其识别其识别率也会下降。因此采用两步定位,为候选框添加容错系数,再在粗定位后的图像区域中精确定位目标字符串的位置。



图 8 添加容错系数后目标字符串定位结果

2.3 目标字符串的精定位与识别

在经过上述粗定位的结果后,得到图 8 所示的结果,现需要将其输入到精定位网络中检测字符串精确位置,通过识别网络对其进行识别。

2.3.1 基于 DBNet 的目标字符串精定位

在一般的文本检测网络中,用到的 threshold map 都是使用固定的阈值去获取,而对于压印字符的检测,由于其轮廓是通过光线打到字符上的阴影凸显出来,因此选用适应性更强的 DBNet^[17]进行目标字符串的精定位。

DBNet 主要的变化在于将阈值也放入到神经网络中进行训练。此处 DBNet 中特征提取网络选择的是 Resnet-34,通过特征提取和上采样融合,同时再进行 concat 操作就可以得到特征图 F ,再通过 F 进行预测得到概率图 P 和阈值图 T ,最后利用概率图和阈值图计算得到二进制图 B ,其结构如图 9 所示。

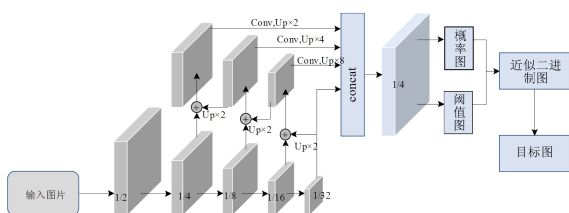


图 9 DBNet 网络框架

2.3.2 目标字符串的识别与特征复用

传统字符识别方法是对检测出来的字符串先进行字符分割,再将分割好的单个字符用分类神经网络进行处理,但在处理本文中轮胎表面的压印字符时分割效果并不明显,主要是受到光照对压印字符产生的阴影不连续的影响,出现同一个字符被分割成两份甚至多份的现象。因此采用卷积递归神经网络^[18-19]对检测到的字符串进行识别。

为了节省时间,该网络特征提取网络与 DB-Net 共用同一个特征提取网络,提取图片的特征矩阵,之后再特征矩阵输入到一个深层的双向长短期记忆网络 (long short-term memory, LSTM) 得到输出,最后通过 softmax 函数对输出进行一个分类得到最终的识别结果。整个精定位与识别的网络框架如图 10 所示,其中绿色部分为共用的特征提取层。

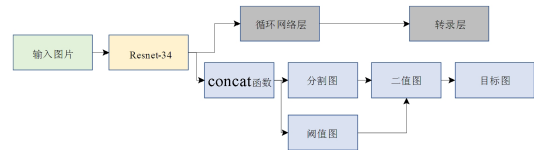


图 10 精定位与识别的网络框架

对目标字符串进行精定位以及同时进行识别的结果如图 11 所示,包含识别内容与识别的置信度。



图 11 目标字符串的识别结果

2.3.3 识别结果正则

由于目标字符串都是具有一定规则的字符串,因此可事先定义好一些特定字符及这些特定字符的组合,当系统识别出来的结果不符合这些规则时,显然是出现识别错误,这时可以通过正则表达式^[20]去检索及替换成符合规则的识别结果。

以尺寸字符串为例,轮胎上有如“255/45R19”这一串字符串需要识别,其中:“255”表示轮胎的宽度为 255 mm;“45”表示轮胎的扁平率为 45%;“19”表示轮毂直径为 19 英寸。轮胎宽度一般在 145~285 mm 之间,且以 5 mm 为间隔;扁平率一般在 30%~80%之间,以 5%为间隔;轮毂直径一般在 15~22 英寸之间,因此尺寸

字符串的正则表达式如下:

$$\frac{/[1-2][0-9][0][5]\backslash/*[3-8][0|5][R][1|2][0-9]/}{(5)}$$

通过式(5)对识别结果进行校验,以提高最终的准确率。

3 实 验

3.1 数据集

在保证光照强度以及工业相机各项参数不变的情况下,采集 60 张不同轮胎胎面图像,通过图像处理得到了 60 张展开后的矩形图片,此处展开的角度是 45° ,即多展开 $1/4$ 圈,主要是为了避免待检测区域正好处于零点钟方向而出现无法准确检测的现象。之后框选出每张图像的明显标识区域,生成包含矩形框的左上角像素点坐标以及右下角像素点坐标的 xml 文件,然后通过改变亮度、增强对比度等算法将 60 张数据集扩充成 240 张数据集以用来神经网络的训练。部分训练集图片如图 12 所示。

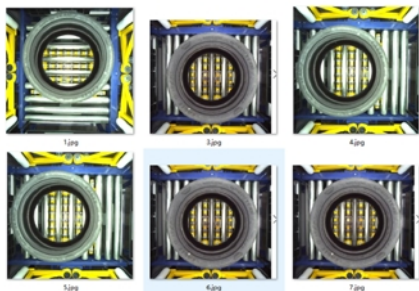


图 12 部分训练集图片

由于在装配现场对一款新型号轮胎的训练所要求的时间较为严格,因此选择的训练集图片数量不大,主要为了在达到检测与识别准确率的前提下尽量缩短整体标注以及训练的时间,本文采用迁移学习的方法,通过准备好预训练网络,实现精度更高的小规模学习。

3.2 实验结果与分析

3.2.1 检测结果

本文采用基于 Faster RCNN 与 DBNet 对目标字符串进行两步检测,各算法在本数据集下对品牌标识检测的准确率以及检测时间对比情况见表 2 所列。

上述都是直接对品牌标识检测的结果,由表 2 可知,由于改进后的算法其候选框长宽比更贴近待检测区域的比例,因此其准确率高于传统网络;同时,改进后算法提取的特征种类更多,处

理时间与传统网络相比略高,结合上述内容,改进后的 Faster RCNN 算法虽然在检测时间上比传统算法网络稍久,但是其准确率却比传统算法高了很多,从而提高了本文算法的实用性。而 YOLOv3 虽然在处理时间上更快,但是其精度很难达到工业上的要求。

表 2 各个检测算法结果对比

算法	准确率/%	损失值	检测时间/ms
Faster RCNN	95.7	0.246	36
本文算法	97.2	0.152	38
YOLOv3	95.1	0.224	14
SSD	95.8	0.196	28

两步定位下一步定位以及直接检测目标字符串之间结果对比见表 3 所列。

表 3 不同检测方法之间结果对比

检测方法	准确率/%	检测时间/ms
直接检测	88.2	36
品牌检测+位置关系(间接检测)	68.7	40
本文两步检测	97.6	52

由表 3 可知:在准确率方面两步检测相比一步检测要高得多,由于一步检测准确率结果全部落在了明显标识检测的结果上,一旦明显标识定位出现偏移,整个检测结果就会出错;而两步检测则主要考虑第 2 步检测的结果,并且即使第 2 步检测的候选框出现偏移,但目标字符串所占像素较小,出现的偏移也不会发生很大,因此本文方法准确率要更高一些。同时两步检测的时长要更久,但其检测时间在可接受范围内;而直接检测的准确率无法满足要求。因此综合考虑,两步检测结果更理想。两步检测算法输出结果示意图如图 13 所示。

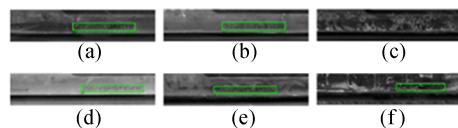


图 13 两步检测算法输出结果示意图

由图 13 可知,图 13a、图 13b、图 13d、图 13e 的检测结果都是很准确的,但是图 13c 的检测结果直接无法检测到目标字符串,而图 13f 则只检测出了一部分字符串,检测结果不是很理想,主要是由于轮胎表面污损过多,因此在后续数据集的制作中应适当加入污损较为严重的图片以用于适

应更多复杂的实验环境。

3.2.2 识别结果

识别算法主要是对精定位后的目标字符串进行识别从而输出识别结果,本文提前制定了字符串规则,可以将一些不符合规则的字符串修订成符合规则的字符串,从而增加整个系统的准确率。使用正则表达式和不使用正则表达式的结果对比见表4所列。

表4 识别整体方案结果对比

检测与识别方案	准确率/%	所用时间/s
直接检测+CRNN	82.6	1.82
品牌检测+位置关系+CRNN	64.0	2.24
粗定位+精定位+CRNN	90.5	2.94
粗定位+精定位+特征复用+	97.3	2.76
CRNN+识别结果正则		

由表4可知:直接检测和一步检测所使用的时间较少,两者都只使用了一个检测网络与一个识别网络,但是由于没有精确定位目标字符串的位置,因此准确率均无法达到工业上的要求;而没有使用正则表达式以及特征复用的方法,其准确率较本文方法较低,整体用时较长,因此本文方法使整个准确率与时间均能达到工业生产上的要求。

4 结 论

针对压印字符在检测与识别上的问题,本文研究了一种关于轮胎表面字符检测与识别的方法。主要利用工业相机在暗房中采集图片,再利用图像处理的一系列方法去除图像上一系列干扰因素,最后基于深度学习对处理后区域上的压印字符串进行检测与识别;在粗定位网络上采用改进的Faster RCNN算法,整个网络框架以Resnet-50为基础训练权重,通过训练好的网络对目标字符串进行检测,再基于DBNet与CRNN算法对粗定位之后的目标字符串区域进行精定位与识别,最终识别结果准确率高于97.0%,单个轮胎检测与识别时间不超过3.00s。通过大量的实验表明改进后的算法是有效且可行的,同时具有良好的应用前景。

本文方法在以下2个方面仍需完善:只针对同一型号轮胎进行检测与识别,对于不同型号的轮胎,需要重新采集轮胎图像去制作训练集,在未来的工作中,考虑加入更多型号的轮胎,简化训练流程,使识别更加高效;在遇到污损严重轮胎时,

其检测结果不是很理想,后续会考虑将每一组训练集中加入一些轻度污损或严重污损的图像,用来适应更加多样的工况。

[参 考 文 献]

- [1] 李帆,胡维平,刘北北,等.基于NVIDIAT X2的喷码字符检测算法[J].计算机工程与应用,2022(13):210-216.
- [2] 吴继安,杨超宇.复杂环境下的文本检测与识别算法的研究[J].绥化学院学报,2021,41(8):148-151.
- [3] 张晨梦,周健,陈颖.一种基于R-CNN的轮胎压印字符识别方法[J].南京工程学院学报(自然科学版),2020,18(2):50-54.
- [4] KAZMI W, NABNEY I, VOGIATZIS G, et al. Vehicle tire (tyre) detection and text recognition using deep learning [C]//2019 IEEE 15th International Conference on Automation Science and Engineering (CASE). [S. l.]: IEEE, 2019:1074-1079.
- [5] WAJAHAT K, IAN N, GEORGE V, et al. An efficient industrial system for vehicle tyre (tire) detection and text recognition using deep learning[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2020, 22(2): 1264-1275.
- [6] WAHDAN T, ABANDAH G A, SEYAM A, et al. Tire type recognition through treads pattern recognition and DOT code OCR[J]. Ubiquitous Comput Commun J, 1992, 9(3): 1-10.
- [7] JIANG H, LEARNED-MILLER E. Face detection with the Faster R-CNN[C]//IEEE International Conference on Automatic Face & Gesture Recognition. [S. l.]: IEEE, 2017: 650-657.
- [8] SUN X, WU P, HOI S. Face detection using deep learning: an improved Faster RCNN approach[J]. Neurocomputing, 2018, 299(19):42-50.
- [9] LIU W, ANGUELOV D, ERHAN D, et al. SSD: single shot multibox detector[C]//14th European Conference on Computer Vision-ECCV. Netherlands: Springer International Publishing, 2016:21-37.
- [10] REDMON J, FARHADI A. YOLO9000: better, faster, stronger[C]//2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. [S. l.]: IEEE, 2017:7263-7371.
- [11] 吴慧莹,陈明,范晏君,等.复杂背景下的点阵字符识别研究[J].计算机应用与软件,2021,38(9):146-152.
- [12] 郁岩.基于改进的LeNet网络手写体字符识别技术的研究[J].物联网技术,2021,11(8):3-5,11.
- [13] LI F, XIONG J J, LAN X H, et al. Hypersonic vehicle trajectory prediction algorithm based on hough transform[J]. Chinese Journal of Electronics, 2021, 30(5):918-930.
- [14] 张汝祥,陈德林,季江伟,等.基于圆对称性和随机选点改进霍夫变换圆检测算法[J].科技创新与应用,2019(14):41-43.

(下转第702页)

元软件分析了基础在 3 种工况下的受力性能,主要结论如下。

1) 预应力抗剪键连接方式可增强装配式基础的整体性和刚度,为接缝面提供抗弯和抗剪承载力,该方式可被用于装配式基础的连接设计。

2) 通过相关规范公式计算和有限元模拟分析表明,所设计装配式基础满足设计要求,即从施工至正常使用阶段,基础不发生破坏,接缝面不开裂。

3) 变电站基础采用装配式设计施工,可进一步推动变电站模块化建设。对不同的变电站基础形式提出装配化设计是未来研究的主要方向。

[参 考 文 献]

- [1] 张群. 模块化智能变电站在电力工程设计中的应用[J]. 珠江水运, 2021(23): 109-110.
- [2] 鲁先龙, 乾增珍, 童瑞铭. 混凝土预制装配式扩展基础抗拔试验[J]. 工程力学, 2013, 30(1): 215-220.
- [3] 乾增珍, 鲁先龙, 丁士君. 塔克拉玛干沙漠输电线塔装配式基础试验研究[J]. 岩土力学, 2011, 32(8): 2359-2364.
- [4] 乾增珍, 鲁先龙, 童瑞铭. 上拔水平力组合荷载作用下混凝土扩展基础承载性能试验[J]. 防灾减灾工程学报, 2012, 32(5): 573-578.
- [5] 查晓雄, 范佳琪, 肖世奎, 等. 一种装配式电力偏心基础的抗拔性能[J]. 哈尔滨工业大学学报, 2019, 51(12): 167-171.
- [6] 张大长, 蒋刚, 林致添, 等. 装配式型钢基础抗压抗拔承载力的试验及计算[J]. 岩土力学, 2009, 30(7): 2096-2100, 2118.
- [7] 王卫东, 崔强, 韩杨春, 等. 锥台型装配式基础冻拔与抗压承载性能模型试验[J]. 人民长江, 2021, 52(1): 196-203.
- [8] LI T, WANG Y M, CHAI L J, et al. Research on design of the prefabricated foundation in substations[J]. Journal of Physics(Conference Series), 2021, 1904: 1-4.
- [9] 中华人民共和国住房和城乡建设部. 建筑地基基础设计规范: GB 50007—2011[S]. 北京: 中国建筑工业出版社, 2011: 9-12.
- [10] 石玉师. 桥梁拼接施工中横向预应力施工技术研究[J]. 安徽建筑, 2011, 18(5): 145-146.
- [11] 彭华春, 张康康, 时松, 等. 节段预制拼装桥梁研究综述[J]. 铁道标准设计, 2022, 66(10): 75-83.
- [12] 中华人民共和国住房和城乡建设部, 中华人民共和国国家质量监督检验检疫总局. 混凝土结构设计规范: 2015 年版: GB 50010—2010 [S]. 北京: 中国建筑工业出版社, 2015: 151.
- [13] 中华人民共和国交通运输部. 公路钢筋混凝土及预应力混凝土桥涵设计规范: JTG 3362—2018[S]. 北京: 人民交通出版社, 2018: 121.
- [14] 中华人民共和国住房和城乡建设部. 装配式混凝土结构技术规程: JGJ 1—2014[S]. 北京: 中国建筑工业出版社, 2014: 19-21.
- [15] 中华人民共和国住房和城乡建设部. 预应力混凝土结构抗震设计标准: JGJ/T 140—2019 [S]. 北京: 中国建筑工业出版社, 2019: 37.

(责任编辑 张 镛)

(上接第 641 页)

- [15] WU Z, SHEN C, HENGEL A. Wider or deeper: revisiting the ResNet model for visual recognition[J]. Pattern Recognition, 2019, 90: 119-133.
- [16] SZEGEDY C, IOFFE S, VANHOUCHE V, et al. Inception-v4, inception-ResNet and the impact of residual connections on learning[C]//Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence. [S. l.]: AAAI, 2016: 4278-4284.
- [17] LIAO M, WAN Z, YAO C, et al. Real-time scene text detection with differentiable binarization[C]//Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence. [S. l.]: AAAI, 2020: 11474-11481.
- [18] WANG G B, ZHANG W Q. An RNN and CRNN based approach to robust voice activity detection[C]//2019 Asia-Pacific Signal and Information Processing Association Annual Summit and Conference (APSIPA ASC). [S. l.]: s. n., 2019: 1347-1350.
- [19] 骆健, 蒋旻, 刘星, 等. 多尺度卷积递归神经网络的 RGB-D 物体识别[J]. 计算机应用研究, 2017, 34(9): 2834-2837, 2870.
- [20] NICAUD C, ROTONDO P. Random regular expression over huge alphabets[J]. International Journal of Foundations of Computer Science, 2021, 32(5): 419-438.

(责任编辑 吴 亮)