

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2208889

基于深度学习的色环电阻检测与判读方法研究^{*}

张可 顾寄南 夏子林 李静

(江苏大学机械工程学院 镇江 212013)

摘要: 色环电阻作为常用的电子元器件,其阻值主要通过色环颜色表示。色环颜色依靠人工判断,效率低且误检率高。传统基于图像处理的色环判断,鲁棒性不高、受光照等物理因素影响较大。基于此,提出了一种基于深度学习的色环检测及判读方法。首先利用提出的目标检测算法实现色环检测和电阻本体检测,其次利用提出的颜色关系匹配方法结合检测结果,判断色环与电阻本体的从属关系并进行色环排序。最后利用提出的阻值推断方法,结合色码表,完成色环电阻的实时检测与判读。实验结果显示,相较于其他检测算法,该算法在色环检测的准确度上有更好的表现,达到98.71%,且网络的参数量仅10.61M、计算量仅31.68GMAC。在测试集上随机抽取20张图片进行验证,阻值判读的准确率高达98.59%。

关键词: 目标检测;色环电阻;深度学习

中图分类号: TP391;TH701 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.2040

Research on color ring resistor detection and interpretation method based on deep learning

Zhang Ke Gu Jinan Xia Zilin Li Jing

(College of Mechanical Engineering, Jiangsu University, Zhenjiang 212013, China)

Abstract: Color ring resistors are commonly used electronic components, and their resistance value is mainly represented by the color ring. The color ring relies on manual judgment, which is inefficient and has a high false detection rate. Traditional color ring judgment is based on image processing, which is not robust and is greatly affected by physical factors such as illumination. Based on this, the paper proposed a color ring detection and resistance value interpretation method based on deep learning. Firstly, the proposed object detection algorithm was used to realize the color ring detection and the resistance body detection. Secondly, the proposed color relationship matching method was used to combine the detection results to judge the subordination relationship between the color ring and the resistance body and sort the color ring. Finally, using the proposed resistance inference method, combined with the color code table, the real-time detection and interpretation of the color ring resistance was completed. The experimental results show that the algorithm has better performance in the accuracy of color ring detection compared with other detection algorithms, reaching 98.71%. The parameter amount is only 10.61M and the calculation amount is only 31.68GMAC. Randomly select 20 pictures on the test set for verification, and the accuracy of resistor interpretation is as high as 98.59%.

Keywords: object detection; color ring resistor; deep learning

0 引言

体积小而精细的电子元器件是各种电子设备的基本组成单元,电子元器件种类繁多多样,插装式的色环电阻因其成本低、安装便捷是电路中常见的一款元器件,应用广泛。工人插装色环电阻时需要保持精神上的高度集中,且对电

阻的色环每种颜色代表的有效数字、乘数以及允许偏差都要非常熟悉,牢记电阻色码表,这对工人的要求过高。当今,人工智能^[1]、智能制造^[2]已是大势所趋,工业自动化、智能化逐步提上日程,基于深度学习的目标检测技术不断成熟^[3-4],实现电子元器件自主检测与插装指日可待^[5-6]。

色环电阻最显著的特征信息就是其表面的色环颜色,

收稿日期:2022-01-19

^{*} 基金项目:国家自然科学基金(51875266)项目资助

不同颜色的色环组合可以表示不同的阻值。为了完成电阻阻值的检测与判读,目前已有利用传统的图像处理方法解决,牛文等^[7]根据电阻色环颜色与 RGB 区间对应匹配,确定电阻值的区间,但将图像信号转为数字信号的过程情况复杂,当出现干扰因素时无法达到预期效果,鲁棒性较差。Muminovic 等^[8]提出一种基于数字图像处理的电阻阻值读取方法,但是该方法要求有足够的像素点、电阻分布相对均匀,分割出单个电阻后进行分类,步骤繁琐。Jadon 等^[9]利用图像处理技术,对电阻图像进行分割,根据 RGB 图像的每个通道像素值进行阈值分析,提取色环信息,但方法验证时测试 25 张电阻图像出现 4 张错误,错误率较高。还有部分基于颜色模型展开的研究,Li 等^[10]采用黑白相机拍摄通过 HSI/HSV 颜色模型,根据不同颜色的特征完成分割,但是只能区分 8 种颜色,无法区分全部颜色。Demir 等^[11]利用颜色识别技术,将 RGB 颜色空间转换为 HSV 颜色空间,提取颜色特征估计阻值,但其判读不够精确,误差率较高。Richter 等^[12]另辟蹊径,从照明系统考虑,除了基于传统的 RGB 图像,增加了红外光和紫外光拍摄,但这个新方法需要耗费更多时间来获取图像,而且仅是在一个电阻上检测色环颜色,条件过于理想化。另外,针对 PCB 板上的电阻进行检测与定位,刘小燕等^[13]使用卷积神经网络在准确率上有了明显优势,但该实验需要将 PCB 图像缩放或拼接,易出现电阻“切割”问题。Liu 等^[14]针对电阻本体这个小目标提出一种结合了选择搜索、卷积神经网络和支持向量机的检测方法。

现有的色环电阻检测方法大多围绕图像处理、颜色模型和神经网络等展开,但依然包含以下不足:首先,色环颜色识别大多依靠图像分割,对比图像学颜色模型得到具体

颜色,最后推断出色环电阻阻值,其步骤繁琐且鲁棒性较差。其次,当单张图像内出现多个电阻的情况,仍然需要将每个电阻分割出来才能进行后续处理,不能同时实现多个电阻阻值的实时检测与判读。最后,当前针对色环电阻的检测及阻值判读为两个独立任务,并没有结合为一个整体。

针对以上问题,本文提出了一种基于深度学习的色环电阻检测与判读方法,具体包括 3 个部分:目标检测方法、颜色关系匹配方法、阻值推断方法。首先,利用目标检测方法得到色环及色环电阻本体信息,包含位置和类别信息。其次,利用颜色关系匹配方法结合检测结果,判断色环与色环电阻本体的从属关系,并对每一电阻本体内部的色环进行排序。最后,利用阻值推断方法,结合色环排序与阻值的对应关系,最终实现色环电阻阻值的实时检测与判读。

1 研究方法

1.1 色环检测及电阻本体检测网络

色环颜色易混淆,且当其与电阻本体的背景颜色相近时,容易出现漏检、误检等情况,色环检测的准确度会直接决定最终阻值推断的结果。因此,本文针对色环检测及电阻本体检测提出了一种目标检测算法。为了提高检测速度、保持较高检测精度,解决目标检测算法中锚框数量多、参数量大、训练过程中正负样本不平衡等问题。本文采用了轻量化的主干网络 MobileNetV3^[15],引入文献[16]中所提出的自适应正负样本匹配策略,将特征图对应位置的锚框数量设置为 1。实验结果显示,针对色环电阻这类小目标检测精度高、效果好。本文的网络整体结构如图 1 所示,下面针对算法中各个模块的结构及其功能展开详细介绍。

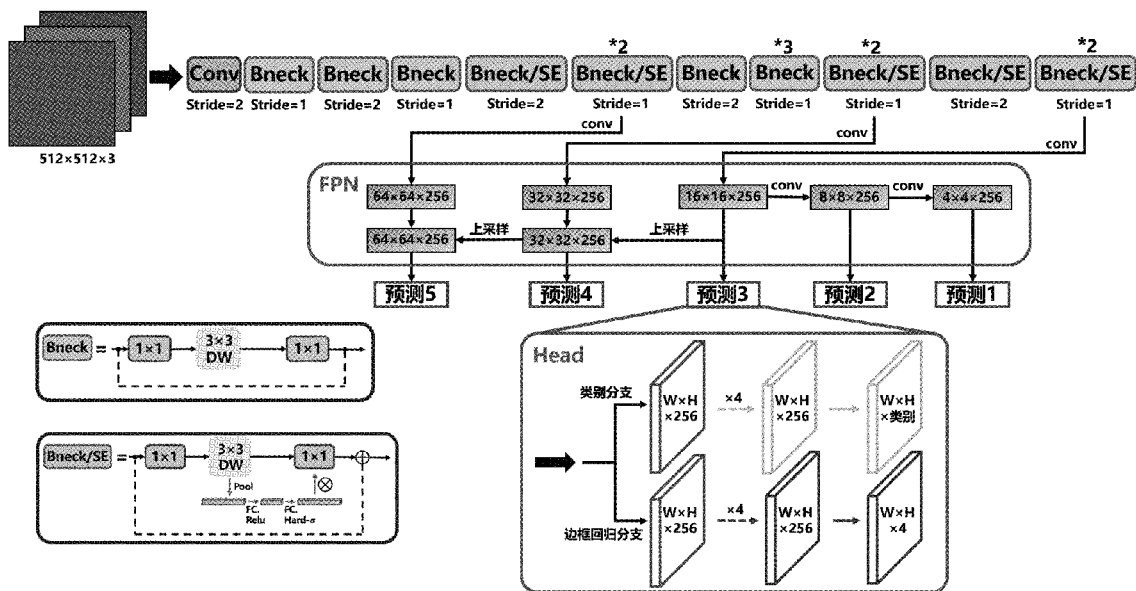


图1 网络整体结构

1) 主干网络 MobileNetV3

MobileNetV3 网络由 Bneck 模块与 Bneck/SE 模块组合而成。Bneck 结构由两个 1×1 的普通卷积以及 3×3 或 5×5 的深度可分离卷积组成,且当步长为 1 的时候就会在输入与输出之间加上捷径分支^[17]。其具体流程是首先输入 Bneck 中经过 1×1 的卷积进行通道数的扩张;再进行 3×3 或 5×5 的深度可分离卷积进行特征的提取;最后再经过 1×1 的卷积进行通道数的压缩。深度可分离卷积的操作如图 2 所示,它将普通卷积拆分为逐通道卷积与逐点卷积,这样能够大大减小模型的参数量并且显著提升模型的速度。

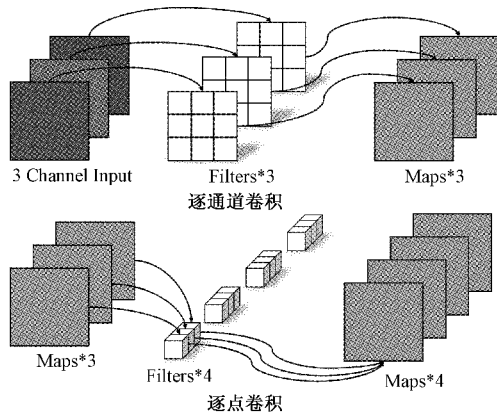


图 2 深度可分离卷积

Bneck/SE 模块是在 Bneck 模块的基础上增加注意力机制 SE 模块组成。注意力机制模块为每一个通道生成不同权重,并且让网络在训练过程中自发调整权重,使得网络能更关注较重要的特征^[18]。其具体流程如图 3 所示,首先经过全局平均池化将特征图转变为对应的一维向量,再经过两个全连接层,最后经过 hard-sigmoid 激活函数生成权重。生成的权重最后再跟特征图进行逐通道相乘,从而达到给特征图每一个通道分配不同权重(即注意力)。

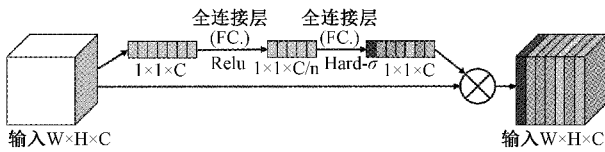


图 3 注意力机制模块

MobileNetV3 网络将 Bneck 模块与 Bneck/SE 模块进行堆叠,并调整模块中深度可分离卷积的大小,结构如表 1 所示。

2) 特征金字塔网络

特征金字塔网络 FPN(feature pyramid network)是利用主干网络提取的特征图,进行特征融合,来自不同特征层的信息进行交流,使得模型对不同尺度物体的检测能力、鲁棒性提高^[19],特征金字塔网络如图 4 所示。

由图 4 可知,特征金字塔网络的具体操作流程为:

表 1 MobileNetV3 网络结构

层数	输入	类型	卷积核尺寸/步长	输出
1	$512 \times 512 \times 3$	Conv2d	$3 \times 3 / 2$	$256 \times 256 \times 16$
2	$256 \times 256 \times 16$	Bneck	$3 \times 3 / 1$	$256 \times 256 \times 16$
3	$256 \times 256 \times 16$	Bneck	$3 \times 3 / 2$	$128 \times 128 \times 24$
4	$128 \times 128 \times 24$	Bneck	$3 \times 3 / 1$	$128 \times 128 \times 24$
5	$128 \times 128 \times 24$	Bneck/SE	$5 \times 5 / 2$	$64 \times 64 \times 40$
6	$64 \times 64 \times 40$	Bneck/SE	$5 \times 5 / 1$	$64 \times 64 \times 40$
7	$64 \times 64 \times 40$	Bneck/SE	$5 \times 5 / 1$	$64 \times 64 \times 40$
8	$64 \times 64 \times 40$	Bneck	$3 \times 3 / 2$	$32 \times 32 \times 80$
9	$32 \times 32 \times 80$	Bneck	$3 \times 3 / 1$	$32 \times 32 \times 80$
10	$32 \times 32 \times 80$	Bneck	$3 \times 3 / 1$	$32 \times 32 \times 80$
11	$32 \times 32 \times 80$	Bneck	$3 \times 3 / 1$	$32 \times 32 \times 80$
12	$32 \times 32 \times 80$	Bneck/SE	$3 \times 3 / 1$	$32 \times 32 \times 112$
13	$32 \times 32 \times 112$	Bneck/SE	$3 \times 3 / 1$	$32 \times 32 \times 112$
14	$32 \times 32 \times 112$	Bneck/SE	$5 \times 5 / 2$	$16 \times 16 \times 160$
15	$16 \times 16 \times 160$	Bneck/SE	$5 \times 5 / 1$	$16 \times 16 \times 160$
16	$16 \times 16 \times 160$	Bneck/SE	$5 \times 5 / 1$	$16 \times 16 \times 160$

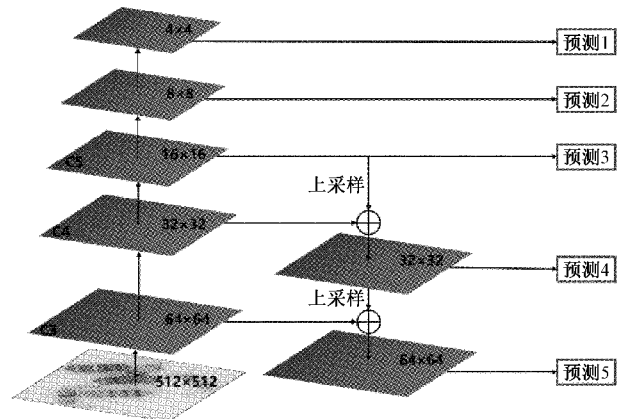


图 4 特征金字塔网络 FPN 结构

(1) 将 $C5(16 \times 16)$ 进一步特征提取,生成 8×8 与 4×4 两个预测特征图。且 $C5$ 经过 1×1 卷积生成 16×16 预测特征图。

(2) 将 $C5(16 \times 16)$ 进行上采样,与 $C4(32 \times 32)$ 对应相加,生成 32×32 预测特征图。

(3) 将(2)中生成的预测特征图 32×32 进行上采样,并与 $C3(64 \times 64)$ 对应相加,生成 64×64 预测特征图。

通过 FPN 的特征融合,生成 $4 \times 4, 8 \times 8, 16 \times 16, 32 \times 32, 64 \times 64$ 五个特征预测图,其通道数均为 256。

3) Head 部分

Head 部分利用 FPN 生成的五个预测图进行类别预测以及回归预测。如图 1 中 Head 所示,其具体流程是预测特征图经过 4 个 3×3 的卷积,最后分类分支进行类别预测生成 $W \times H$ 类别,边框回归分支生成 $W \times H \times 4$ 。

4) 自适应正负样本匹配策略

为了解决由于锚框数量多导致训练过程中正负样本不均衡的问题,本文将锚框的数量设置为 1,并采用 ΔTSS 中的正负样本匹配策略,其具体流程如图 5 所示。

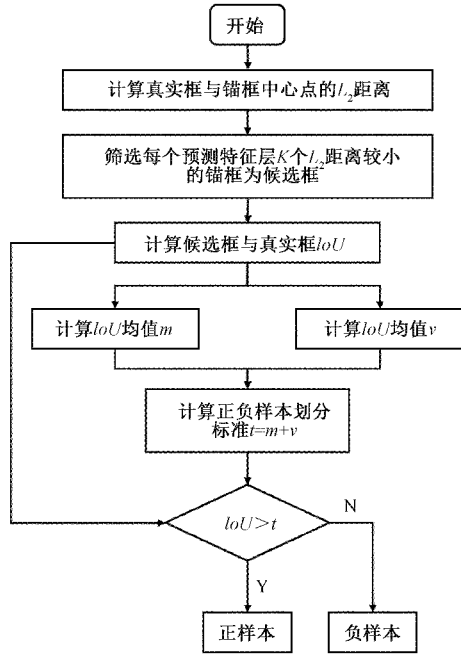


图 5 ATSS 匹配策略流程图

本研究的检测网络将 MobileNetV3 作为主干特征提取网络,FPN 作为特征融合模块,并融入 ATSS 中的自适应正负样本匹配策略,并且将锚框的数量设置为 1,减小了模型的参数量,提到了模型的检测速度。

1.2 颜色关系匹配方法

通过 1.1 节中色环及色环电阻本体检测网络能够获得图片中色环的颜色及位置,以及电阻本体位置。本节针对各个色环与电阻本体的从属关系,电阻本体内部色环排序,提出了颜色关系匹配方法,总体流程如图 6 所示。

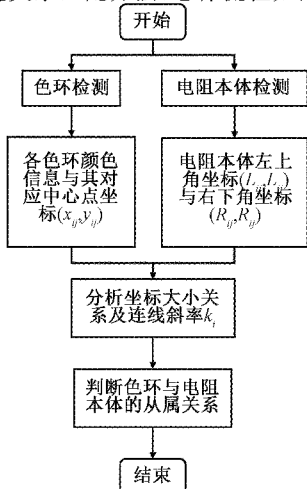


图 6 颜色关系匹配方法流程

具体包含两个部分:1)色环与电阻本体的从属关系判断;2)色环的排序。

第一部分针对色环与电阻本体的从属关系,判断步骤如下:

(1)首先根据色环的位置信息计算出色环中心点的坐标为 (x_i, y_i) 。

(2)利用色环中心点坐标以及电阻本体检测框的左上角及右下角坐标 $(X_1^1, Y_1^1, X_1^2, Y_1^2)$ 判断色环是否属于电阻本体,其判断关系如下:

$$\begin{cases} X_1^1 < x_i < X_1^2 \\ Y_1^1 < y_i < Y_1^2 \end{cases}$$

但由于电阻检测框并不是紧密贴合于电阻本体,因此仅利用(2)的方法会导致本不属于此电阻的色环被错误分配,如图 7 所示,因此针对该类分配结果需要进一步筛选。

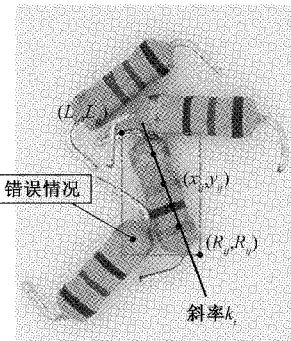


图 7 分配错误情况示例

(3)针对每一个电阻本体内部包含的色环,计算各个色环中心点连线的斜率,则分配错误的色环与分配正确的色环斜率会有较大差异,将其排除,完成色环与电阻本体从属关系匹配。

第二部分针对电阻本体内部色环排序,具体步骤如下:

(1)针对每个电阻本体首先利用其内部色环中心点坐标或坐标从小到大进行排序。

(2)根据阻值读取规则,判断排序最后一环是否为金色或银色,否则将顺序颠倒,完成每一个电阻本体内部的色环排序。

1.3 阻值推断方法

在 1.2 节中已完成色环与电阻本体对应关系匹配以及电阻本体内部色环排序,本节针对每一色环电阻内部的色环排序推断出其对应的阻值大小。色环电阻颜色排序决定了阻值的大小,其对应关系如图 8 所示。四环电阻前三环分别有十种颜色的选择且不为银色或金色,第四环为误差环,只有银色或金色两种选择。且其与阻值对应的关系是为:

$$R = (10\alpha + \beta) \times 10^{\gamma} \pm \mu \tag{1}$$

结合图 8、式(1),利用 1.2 节所获得的色环电阻颜色排序,即可推断出色环电阻阻值对应的大小。

颜色	第一环 α	第二环 β	第三环 γ	乘数 10^{γ}	第四环误差 μ	
黑色	0	0	0	1	—	—
棕色	1	1	1	10	—	—
红色	2	2	2	10^2	—	—
橙色	3	3	3	10^3	—	—
黄色	4	4	4	10^4	—	—
绿色	5	5	5	10^5	—	—
蓝色	6	6	6	10^6	—	—
紫色	7	7	7	10^7	—	—
灰色	8	8	8	10^8	—	—
白色	9	9	9	10^9	—	—
银色	—	—	-2	10^{-2}	10%	J
金色	—	—	-1	10^{-1}	5%	K

图 8 电阻色码表:颜色与数值对应关系

2 实验验证

为了验证色环电阻实时检测以及阻值推断效果,本文首先构建了色环颜色数据集以及电阻本体数据集,然后在两个数据集上验证提出的检测算法的有效性,以及相较于其他主流目标检测算法的优势,最后再验证所提出的颜色关系匹配方法以及阻值推断方法的可靠性。

2.1 数据集构建

针对色环检测及色环电阻本体检测,本文分别构建了色环电阻颜色数据集及色环电阻本体数据集。利用工业相机采集 1 000 张图像,并用 LabelImg 软件对图片中色环进行标注生成标签文件,其一共包含 12 类(即 12 种颜色),完成色环电阻颜色数据集的构建。并从采集的图片中选取 260 张图像,利用 LabelImg 软件对图片中电阻本体进行标注生成标签文件,其包括一类(电阻本体),完成色环电阻本体数据集的构建。分别将数据集划分为训练集、验证集与测试集,如表 2 所示。

表 2 数据集划分结果

色环电阻颜色数据集		色环电阻本体数据集	
类别	12	类别	1
训练集 & 验证集	800 张	训练集 & 验证集	208 张
测试集	200 张	测试集	52 张

为了验证所提出的目标检测的性能,选取如下评价指标。

1) 精确度 P

$$P = \frac{TP}{TP + FP} \quad (2)$$

式中: TP 为正确预测的正样本个数, FP 为错误预测的正样本个数。

2) 参数量和计算量

参数量、计算量能够衡量模型的复杂程度,参数量小

与计算量低是网络模型的发展趋势,因此二者也为衡量模型性能的关键指标。

2.2 色环及色环电阻本体检测结果与分析

利用所构建的数据集对模型进行训练并与其它算法进行对比分析。实验设备的服务器的 CPU 为 E5-2678 V3,内存 16 G,并配置有 24 G 显存的 3090 显卡。训练时所有算法均训练 100 个 Epoch,前 50 个 Epoch 冻结主干特征提取网络并设定初始学习率为 0.001,后 50 个 Epoch 解冻主干特征提取网络并设定初始学习率为 0.000 1。

为了验证本文所提出的算法在色环检测上的优越性,将其与二阶段 Faster-RCNN^[20]、一阶段 SSD^[21] 以及当前应用广泛的 YOLOv3^[22]、YOLOv4^[23] 目标检测算法进行对比,结果如表 3 所示。

表 3 本文算法与其他目标检测算法性能对比

算法	计算量/ GMAC	参数量/ M	准确度/ %
Faster-RCNN	461.76	28.48	85.11
SSD	90.54	26.42	96.63
YOLOv3	49.7	61.59	97.18
YOLOv4	45.37	64.05	97.96
Ours	31.68	10.61	98.71

由表 3 可知,针对色环检测,所提出的检测算法准确度最高,相比于 Faster-RCNN 准确度提升 13.6%,相比于 SSD 准确度提升 2.08%,相比于 YOLOv3、YOLOv4 准确度分别提升 1.53%、0.75%。且所提出的算法计算量、参数量相较于其它算法最低,本研究的算法更为简单高效,在色环检测上表现突出。

针对电阻本体检测,其类别仅一类,因此使用不同模型均能够实现电阻本体的正确检测。色环及电阻本体检测结果示例如图 9、10 所示。



图 9 色环检测结果示例

2.3 颜色关系匹配方法验证

结合色环及电阻本体检测结果,利用颜色关系匹配方法判断色环与电阻本体的从属关系,并对图片中每一个电阻本体内部色环进行排序。检测结果示例如图 11 所示。图中色环电阻都已经进行定位并得到其正确的颜色信息排序。

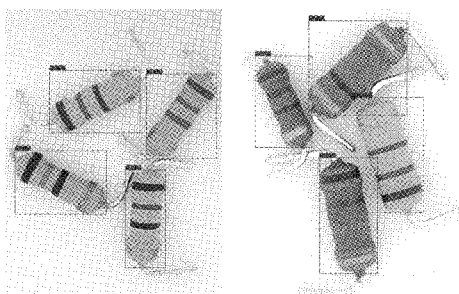


图10 电阻本体检测结果示例

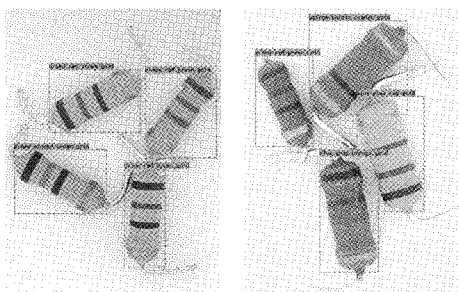


图11 颜色关系匹配结果示例

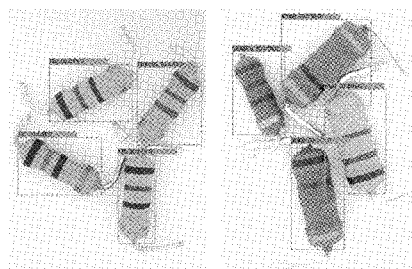


图12 阻值推断结果示例

文提出的检测网络在测试集上的准确率如表4所示,实验表明,本文提出的检测网络在测试集上的效果优异,色环检测准确率99.65%,电阻本体检测准确率100%,最终的颜色关系匹配与阻值推断的准确率高达98.59%。

表4 本文方法在测试集上的准确率

	色环	电阻本体	颜色关系匹配	阻值推断
正确数	283	71	70	70
总数	284	71	71	71
准确率	99.65%	100%	98.59%	98.59%

2.4 阻值推断方法验证

利用2.3节中获得的各色环电阻的颜色排序,利用阻值推断方法即可推出各个色环电阻的阻值大小。其阻值推断结果示例如图12所示。本文提出的方法最终能够实现实时检测色环电阻,并且能够实时获得色环电阻对应的阻值。

2.5 实验效果分析

为衡量本文所提出的基于深度学习的色环检测及判读方法的性能优劣,从测试集内随机抽取20张图片验证,包含24类不同阻值,共计284个色环,71个电阻本体。本

文总体检测算法与当前主流的目标检测算法实验效果对比如表5所示,结果显示:针对色环检测,Faster-RCNN和YOLOv3出现误检情况,SSD和YOLOv4出现漏检情况,而本文提出的方法色环全部检测准确,检测效果更佳;针对电阻本体检测,5种方法检测效果都较好,根据色环及电阻本体检测结果完成颜色关系匹配得到最终的阻值推断结果,当出现误检、漏检等情况,网络会自动输出“wrong”,否则,输出准确阻值。通过对比实验,本文提出的检测算法模型表现更加突出。

表5 本文算法和其他色环电阻检测与阻值判读算法的对比实验效果

	Faster-RCNN	SSD	YOLOv3	YOLOv4	Ours	
色环电阻检测与阻值判读	色环检测结果					
	电阻本体检测结果					
	颜色关系匹配结果					
	阻值推断结果					

3 结 论

本文提出了一种基于深度学习的色环电阻检测与判读方法。首先提出一种针对色环及电阻本体的目标检测算法,其次,提出了颜色关系匹配方法,将检测得到的色环信息与电阻本体信息进行匹配,并对每一个电阻本体内部色环颜色进行排序。最后,提出了阻值推断方法,利用颜色排序与阻值之间的对应关系,推断出图片中所有色环电阻的阻值,实现了图片中所有色环电阻的定位及其阻值判读。相较于其它检测算法,本文提出的目标检测算法在色环检测上准确度最高,达到98.71%。并且计算量与参数量最小,计算量为31.68 GMAC、参数量为10.61 M,充分地简单高效。在测试集上随机抽取20张图片进行验证,阻值判读的准确率高达98.59%,网络性能表现优异。

参考文献

- [1] 朱飞燕. 人工智能技术的图书馆书籍自动推荐系统[J]. 电子测量技术, 2020, 43(18): 88-92.
- [2] 闫纪红, 李柏林. 智能制造研究热点及趋势分析[J]. 科学通报, 2020, 65(8): 684-694.
- [3] 邓辉, 谢俊, 孟广月, 等. 基于机器视觉的重复定位精度测量技术[J]. 电子测量技术, 2014, 37(12): 45-48.
- [4] 张明路, 郭策, 吕晓玲, 等. 改进的轻量化YOLOv4用于电子元器件检测[J]. 电子测量与仪器学报, 2021, 250(10): 17-23.
- [5] 伍济钢, 成远, 邵俊, 等. 基于改进YOLOv4算法的PCB缺陷检测研究[J]. 仪器仪表学报, 2021, 42(10): 171-178.
- [6] 张绍荣, 赵紫宁, 莫云, 等. 特征提取对通道选择方法的影响研究[J]. 国外电子测量技术, 2020, 310(9): 1-6.
- [7] 牛文, 刘家辉, 罗晨, 等. 基于数字图像处理技术的色环电阻的识别与回收[J]. 科学技术创新, 2019(6): 82-83.
- [8] MUMINOVIC M, SOKIC E. Automatic segmentation and classification of resistors in digital images[C]. 2019 XXVII International Conference on Information, Communication and Automation Technologies(ICAT), IEEE, 2019: 1-6.
- [9] JADON A, VARSHNEY A, VARSHNEY N G, et al. Simple and efficient non-contact technique for resistor value estimation [C]. 2018 International Conference on Communication and Signal Processing (ICCS), IEEE, 2018: 0938-0941.
- [10] LI X, ZENG Z, CHEN M, et al. A new method of resistor's color rings detection based on machine vision[C]. 2017 Chinese Automation Congress (CAC), IEEE, 2017: 241-245.
- [11] DEMIR M F, CANKIRILI A, KARABATAK B, et al. Real-time resistor color code recognition using image processing in mobile devices [C]. 2018 International Conference on Intelligent Systems (IS), IEEE, 2018: 26-30.
- [12] RICHTER J, STREITFERDT D, ROZOVA E, et al. Improving the optical inspection of through hole resistors with additional spectral illuminations [C]. 2017 8th IEEE Annual Information Technology, Electronics and Mobile Communication Conference (IEMCON), IEEE, 2017: 273-277.
- [13] 刘小燕, 李照明, 段嘉旭, 等. 基于卷积神经网络的印刷电路板色环电阻检测与定位方法[J]. 电子与信息学报, 2020, 42(9): 2302-2311.
- [14] LIU C, SHI Y. Resistor detection based on convolutional neural networks [C]. 2017 IEEE 3rd Information Technology and Mechatronics Engineering Conference(ITOEC), IEEE, 2017: 91-94.
- [15] HOWARD A, SANDLER M, CHU G, et al. Searching for mobilenetv3 [C]. Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision, 2019: 1314-1324.
- [16] ZHANG S, CHI C, YAO Y, et al. Bridging the gap between anchor-based and anchor-free detection via adaptive training sample selection[C]. Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2020: 9759-9768.
- [17] HOWARD A G, ZHU M, CHEN B, et al. Mobilenets: Efficient convolutional neural networks for mobile vision applications [J]. ArXiv Preprint, 2017, ArXiv: 1704.04861.
- [18] HU J, SHEN L, SUN G. Squeeze-and-excitation networks[C]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2018: 7132-7141.
- [19] LIN T Y, DOLLÁR P, GIRSHICK R, et al. Feature pyramid networks for object detection[C]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2017: 2117-2125.
- [20] 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 and Machine Intelligence, 2016, 39(6): 1137-1149.
- [21] LIU W, ANGUÉLOV D, ERHAN D, et al. SSD: Single shot multibox detector [J]. Springer, Cham, 2016, DOI:10.1007/978-3-319-46448-02.
- [22] REDMON J, FARHADI A. Yolov3: An incremental improvement[J]. ArXiv Preprint, 2018, ArXiv:1804.02767.
- [23] BOCHKOVSKIY A, WANG C Y, LIAO H Y M. Yolov4: Optimal speed and accuracy of object detection[J].

ArXiv Preprint, 2020, ArXiv:2004.10934.

作者简介

张可, 硕士研究生, 主要研究方向为基于深度学习的目标检测技术、图像分割等。

E-mail: 1329503826@qq.com

顾寄南(通信作者), 教授, 博导, 主要研究方向为人工智能、智能制造等。

E-mail: gujinnan@tsinghua.org.cn

夏子林, 硕士研究生, 主要研究方向为机器视觉、深度学习。

E-mail: 857051204@qq.com

李静, 博士研究生, 主要研究方向为机器视觉、深度学习、图像分类等。

E-mail: 17568371@qq.com