

基于改进YOLO-V4的贴片二极管表面缺陷检测

吴烈权 周志峰 朱志玲 张维 王勇

Surface defect detection of patch diode based on improved YOLO-V4

WU Liequan, ZHOU Zhifeng, ZHU Zhiling, ZHANG Wei, WANG Yong

引用本文:

吴烈权, 周志峰, 朱志玲, 等. 基于改进YOLO-V4的贴片二极管表面缺陷检测[J]. 应用光学, 2023, 44(3): 621–627. DOI: 10.5768/JAO202344.0303007

WU Liequan, ZHOU Zhifeng, ZHU Zhiling, et al. Surface defect detection of patch diode based on improved YOLO-V4[J]. Journal of Applied Optics, 2023, 44(3): 621–627. DOI: 10.5768/JAO202344.0303007

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.5768/JAO202344.0303007>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

表面贴装封装发光二极管的结构设计

Structure design of LED in surface mount package

应用光学. 2018, 39(4): 556–562 <https://doi.org/10.5768/JAO201839.0405001>

结合视觉注意力机制和图像锐度的无参图像质量评价方法

No-reference image quality assessment method based on visual attention mechanism and sharpness metric approach

应用光学. 2018, 39(1): 51–56 <https://doi.org/10.5768/JAO201839.0101009>

基于注意力机制与图卷积神经网络的单目红外图像深度估计

Depth estimation of monocular infrared images based on attention mechanism and graph convolutional neural network

应用光学. 2021, 42(1): 49–56 <https://doi.org/10.5768/JAO202142.0102001>

基于改进梯度幅值的包装缺陷检测算法研究及应用

Research and application of package defects detection algorithm based on improved GM

应用光学. 2019, 40(4): 644–651 <https://doi.org/10.5768/JAO201940.0403003>

一种基于2D-CNN的激光超声表面缺陷检测方法

Laser ultrasonic surface defects detection method based on 2D-CNN

应用光学. 2021, 42(1): 149–156 <https://doi.org/10.5768/JAO202142.0107002>

基于注意力残差编解码网络的动态场景图像去模糊

Image deblurring of dynamic scene based on attention residual CODEC network

应用光学. 2021, 42(4): 685–690 <https://doi.org/10.5768/JAO202142.0402008>



关注微信公众号, 获得更多资讯信息

文章编号: 1002-2082 (2023) 03-0621-07

基于改进 YOLO-V4 的贴片二极管表面缺陷检测

吴烈权¹, 周志峰¹, 朱志玲¹, 张 维², 王 勇³

(1. 上海工程技术大学 机械与汽车工程学院, 上海 201620; 2. 上海司南卫星导航技术股份有限公司, 上海 201801;
3. 国网思极位置服务有限公司, 北京 102211)

摘 要: 针对传统目测法检测贴片二极管表面缺陷效率低下和基于手工特征的目标检测算法模型较浅, 以及语义性不高等问题, 提出了改进 YOLO-V4 的贴片二极管表面缺陷检测方法。首先考虑到随着网络加深使梯度消失, 以及减少网络中的特征冗余和参数量的情况, CSP1 模块采用 DenseNet 替换原网络中的 ResNet; 其次, 为了实现特征信息的跨维度交互, 让网络更加关注重要信息, 在 CSP1 模块后引入了三支注意力机制模块, 同时使用 FPN+PANet 对特征进行融合; 并且用 CSP2 替换 CBL×5 模块, 降低了网络的运算量, 提高了算法检测速度; 最后优化了 Focal Loss 函数, 对正负样本添加权重, 以解决正负样本不平衡的问题。本文算法相较于 YOLO-V4 的检测精度 (precision, P)、召回率 (recall, R) 和多分类平均精度 (mean average precision, mAP), 分别高出 2.98%, 2.65%, 2.92%, 表明改进 YOLO-V4 可以有效检测贴片二极管表面缺陷问题。

关键词: YOLO-V4 算法; DenseNet; CSP2; 三支注意力机制; Focal Loss 函数

中图分类号: TN206; TP181

文献标志码: A

DOI: 10.5768/JAO202344.0303007

Surface defect detection of patch diode based on improved YOLO-V4

WU Liequan¹, ZHOU Zhifeng¹, ZHU Zhiling¹, ZHANG Wei², WANG Yong³

(1. School of Mechanical and Automotive Engineering, Shanghai University of Engineering Science, Shanghai 201620, China; 2. Shanghai Compass Satellite Navigation Technology Co., Ltd., Shanghai 201801, China; 3. State Grid Siji Location Service Co., Ltd., Beijing 102211, China)

Abstract: Aiming at low efficiency of traditional visual detection method and shallow model as well as low semantic character of target detection algorithm based on manual features, an surface defect detection method of patch diode based on improved YOLO-V4 was proposed. Firstly, DenseNet was used in CSP1 module to replace ResNet in original network, considering that gradient disappeared with network deepening and feature redundancy as well as parameters were reduced. Then, to realize cross-dimensional interaction of feature information and make the network pay more attention to important information, the three-branch attention mechanism module was introduced after CSP1 module, and features were fused with FPN+PANet. CBL×5 module was replaced by CSP2, which reduced computation of network and improved detection speed of algorithm. Finally, the Focal Loss function was optimized and weight was added to positive and negative samples to solve the imbalance problems. The detection precision (P), recall ratio (R) and mean average precision (mAP) of the algorithm are 2.98%, 2.65% and 2.92% higher than that of YOLO-V4, respectively, which shows that the improved YOLO-V4 can effectively detect the surface defects of patch diode.

Key words: YOLO-V4 algorithm; DenseNet; CSP2; three-branch attention mechanism; Focal Loss function

收稿日期: 2022-06-13; 修回日期: 2022-09-05

基金项目: 上海市“科技创新行动计划”高新技术领域项目 (17511106700)

作者简介: 吴烈权 (1997—), 男, 硕士, 主要从事计算机视觉研究。E-mail: 1875766564@qq.com

通信作者: 周志峰 (1976—), 男, 博士, 副教授, 主要从事计算机测控、自动驾驶、机器视觉与运动控制、嵌入式与信号处理等研究。E-mail: zhousjtu@126.com

引言

贴片二极管在电气系统中有非常广泛的使用,例如整流、稳压、续流、包络线检测等,而贴片二极管的表面缺陷严重影响了其电气绝缘性能,所以贴片二极管表面缺陷检测显得尤为重要^[1]。传统目测法借助显微工具进行人工检测,工作强度大、效率低,且其检测结果易受检测人员的主观因素影响。

传统目标检测算法基于手工特征的模型通常较浅,语义性不高,同时基于滑动窗口的候选框选择策略没有针对性,时间复杂度高,窗口冗余,在特征提取和分类时运行速度慢,且对图像多样性的变化没有很好的鲁棒性。随着数字图像处理技术和卷积神经网络的兴起,现阶段有很多新兴算法使用在目标检测领域。根据算法的流程,可以将现有的目标检测算法分为以拥有较高检测精度的 R-CNN^[2-4] 系列为代表的 Two-Stage 算法,和以拥有较快运行速度的 SSD^[5] 和 YOLO^[6-9] 系列为代表的 One-Stage 算法。R-CNN 系列算法在精度检测中的效果显著,但是检测速度较慢。在 Bochkovskiy A 提出 YOLO-V4 之前,YOLO 系列运行速度很快,但是其检测精度相较于 R-CNN 系列算法较差,而 YOLO-V4 不仅兼顾了 R-CNN 系列算法检测精度高和 SSD 算法运行速度快的优点,且优化了对小目标的检测精度。

目前,在表面缺陷、小目标行人、多目标航拍^[10] 等方面的检测,都大量使用以 YOLO-V4 为基

本框架的算法,且在小目标检测中效果突出,因此针对贴片二极管的小目标结构,本文选取 YOLO-V4 为基本架构。文献 [11] 提出了一种基于改进的 YOLO-V4 算法的航空发动机部件表面缺陷检测, PANet(路径聚合网络)结构中融合浅层特征与深层特征,同时优化了 Focal Loss,提高小目标检测精度。但为提高检测速度,去除 PANet 中自下而上的路径增强结构,牺牲 low-level 特征具有许多微小细节和高定位精度。文献 [12] 为解决小目标行人检测精度低、实时性差等问题,在特征融合部分引入 scSE(空间和通道的压缩和激励)注意力模块,促使网络学习到更有意义的特征信息,同时引用深度可分离卷积代替 YOLO-V4 算法残差结构中的传统卷积,降低模型残差和计算量。但深度可分离卷积需要保存的中间变量更多,会导致训练速度有所降低。

针对上述问题,本文算法通过 FPN+PANet 使特征融合得到更丰富的特征信息,并引入三支注意力机制模块以剔除特征融合所形成的无用信息,提升检测速度。在保留传统卷积的同时, CSP1 模块采用 DenseNet 替换原网络中的 ResNet,更有利于特征和梯度的传递,可以增强特征在网络间的传播,有效减少计算量,以提升检测速度。

1 贴片二极管表面缺陷检测算法设计

1.1 改进的 YOLO-V4 算法

图 1 所示为 YOLO-V4 算法框架。作为 YOLO

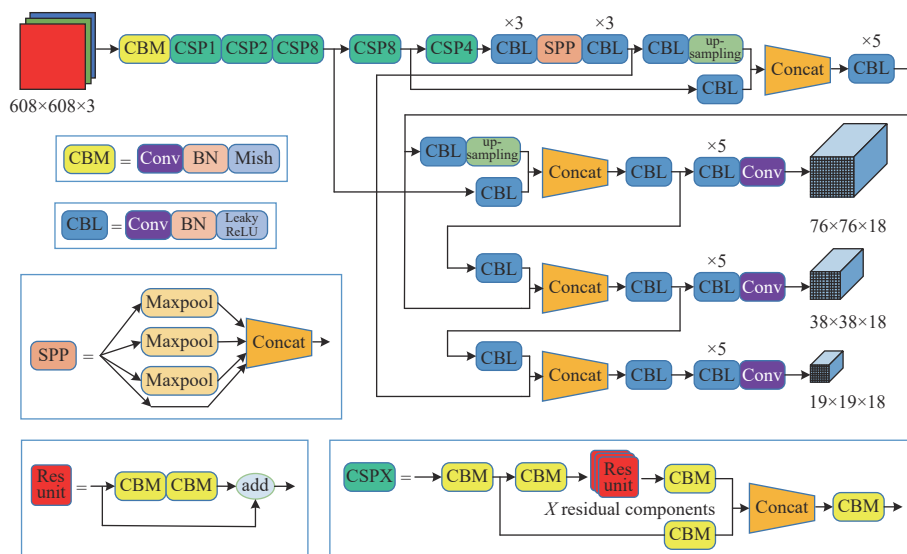


图1 YOLO-V4 算法框架

Fig. 1 Algorithm framework of YOLO-V4

系列平衡检测精度和运行速度的 YOLO-V4 的体系架构, 由 CSPDarknet53 作为主干网络, SPP 作为附加模块用来扩大感受野, PANet 中的路径聚合模块作为混合和组合图像特征的网络层和 YOLO-V3(基于锚点)的检测头组成, YOLO-V4 采用了新的数据增强算法 (Mosaic 和 SAT), 使用遗传算法选择超参数, 使用交叉小批量标准化 (CmBN) 改进 SAM、PAN, 使用 DropBlock 正则化方法。

本文所用的改进的 YOLO-V4 算法框架如图 2 所示。首先输入图像进行预处理后, 经过 CBM、CSP1_DenseBlock 和 TAM 模块获得特征映射; DenseNet^[13]

弱化了梯度消失问题以及减少网络特征冗余的情况; 三支注意力机制模块实现了特征信息的跨纬度融合; FPN+PANet 对特征进行融合, 在 FPN 的基础上加入了自底向上线路增强和自适应特征池化。自底向上线路增强使更多边缘的浅层特征得以保留, 自适应特征池化将单层特征换成多层特征, 即每个 ROI 需要和多层特征做 ROI Align 操作, 然后将得到的不同层 ROI 特征融合; 最后分别得到 80×80 , 40×40 , 20×20 的特征映射; 取代 5 层 CBL 的 CSP2 降低网络的运算量; 最后由预测层分别对三种特征图进行识别。

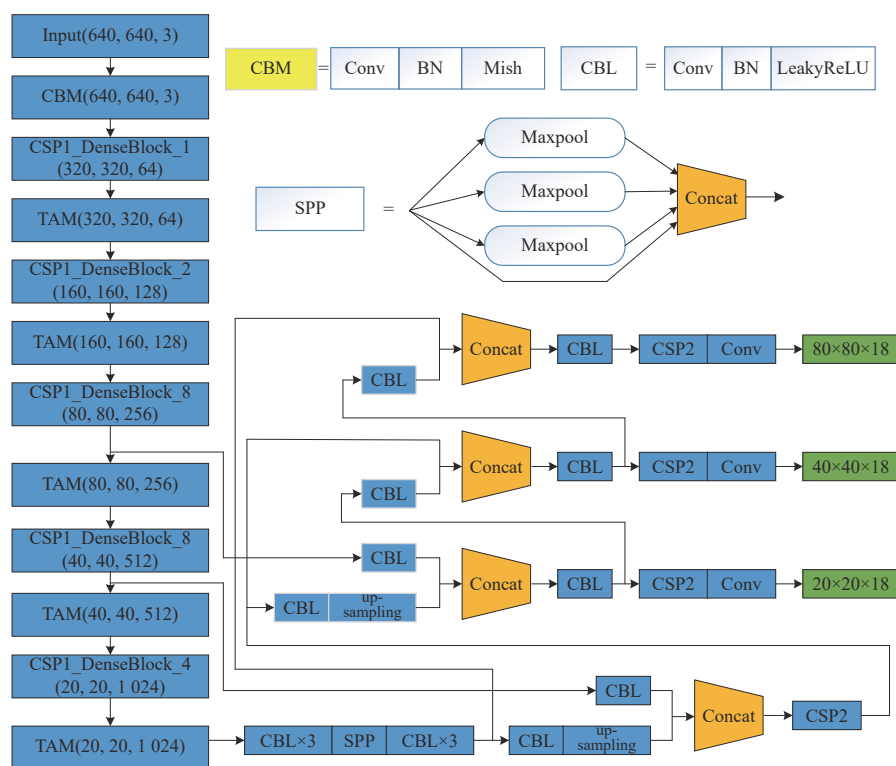


图 2 改进的 YOLO-V4 算法框架

Fig. 2 Algorithm framework of improved YOLO-V4

1.2 特征提取网络设计

特征提取能力在一定程度上影响算法的性能, 随着网络的加深, 性能会提高直至瓶颈, 最后出现衰退。YOLO-V4 基于 DarkNet53 特征提取网络引入了 CSP 结构, 该结构有 2 个分支: 1) 普通卷积; 2) 通过 Res unit 组件生成残差边。Res unit 模块缓解网络加深而梯度消失的现象, 增强了卷积神经网络的学习能力, 加快了网络推理速度。Res unit 的基础残差模块如图 3 所示。图 3 中 x 表示输入, $H(x)$ 为期望输出, $F(x)$ 为残差, 期望输出为 $H(x) = F(x) + x$ 。当 $F(x) = 0$ 时, $H(x) = x$, 在梯度传播过程

中可以解决梯度消失现象, 避免信息的遗漏。残差单元将复杂的期望映射转换为残差映射, 使得

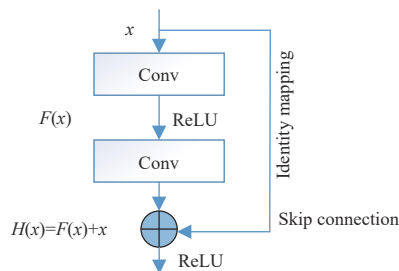


图 3 基础残差模块

Fig. 3 Basic residual module

网络更容易训练,网络的层数也能大大加深。

基础残差单元解决了梯度消失现象,但是残差结构的下一层输入仅来自上一层,没有更多的特征信息。本文用 DenseNet 模块替代 Res unit 模块, DenseNet 模块对特征信息做拼接,每层网络输入都包括前面所有网络的输出,从特征重用的角度提升网络的性能。一个 DenseNet 由 3 个 DenseBlock 组成,单个 DenseBlock 由多个 BN 层、卷积层和 ReLU 函数组成。该结构的每层都能直接从损失函数中得到梯度,直接获取输入信号,这样可以训练出更深的网络,得到更多的特征信息,但同时也增大了网络的计算量,降低了运行速度。因此本文在 DenseNet 的基础上,设计了改进的 DenseBlock 结构来取代 Res unit,如图 4 所示。由此,改进 YOLO-V4 中只需要将原有的 CSP 模块中 X 个残差组件替换成 X 个 DenseBlock。

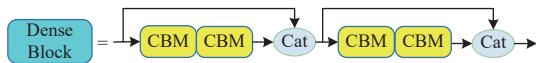


图 4 改进的 DenseBlock 结构

Fig. 4 Improved DenseBlock structure

同时为提高算法检测速度,本文用改进的 CSP2 替换 CBL $\times 5$ 模块,降低了网络的运算量,具体结构如图 5 所示。

1.3 混合注意力机制模块

视觉注意力机制是人类视觉所特有的大脑信

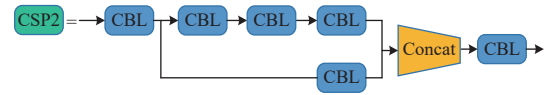


图 5 改进的 CSP2 结构

Fig. 5 Improved CSP2 structure

号处理机制,利用有限的注意力资源从大量信息中筛选出高价值信息。注意力机制模块与人类的视觉注意力机制模块类似,主要目标也是选择更关键的信息。

本文在 FPN+PANet 对特征融合的基础上,引进了三支注意力机制模块^[14],使输入的图像信息得到更高效的处理,并能有效地过滤无关特征。注意力机制模型输入的是大量图像信息 X_i ,根据上下文 Y ,给予 X_i 不同的权重,输出的 Z 是由 X_i 加权算数平均数,在整个加权过程中剔除了大量无关信息。基于图像的空间和通道维度,注意力机制可分为空间注意力机制和通道注意力机制,以及混合注意力机制。空间注意力机制根据所需的图片信息计算权重;通道注意力机制针对各通道的特征信息进行学习,实现通道层面的重要性感知;混合注意力机制是将上两种注意力机制进行融合,所得到的提取图像特征信息的完整性、准确性和可扩展性更强。YOLO-V4 仅用到了空间注意力机制,本文采用的是三支混合注意力机制,如图 6 所示。

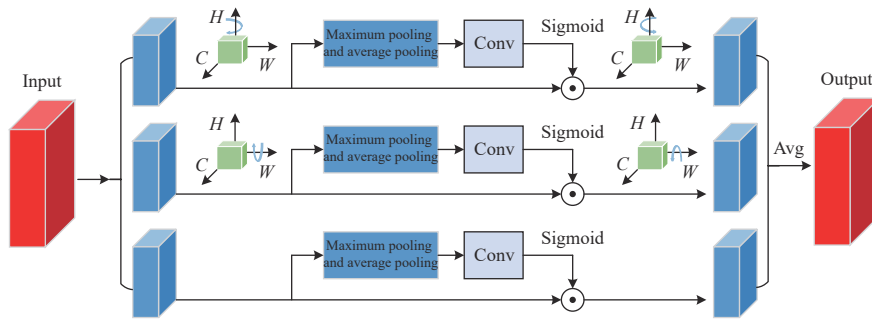


图 6 三支混合注意力机制

Fig. 6 Three-branch mixed attention mechanism

其原理是对输入特征映射信息进行旋转变换,然后对不同维度的特征进行重要性学习并且编码。三支注意力机制模块由空间、通道及空间权重计算 3 个分支构成。第一个分支和第二个分支均是通道 C 和空间 H 维度交互捕获分支,输入特征后经过置换,分别在 H 维度和 W 维度上进行最大池化和平均池化,分别变为 $H \times C \times W$ 维度特征和 $C \times H \times W$ 维度特征,然后均进行逐个元素相加;

第三个分支为通道注意力分支,输入特征后也经过最大池化和平均池化,再接着 7×7 卷积;3 个分支通过 Sigmoid 来获得权重,模块最终通过对 3 个分支输出的特征进行相加平均处理,来实现跨维度交互。本文中的融合注意力机制可以忽略计算开销,同时消除权重和通道之间的间接关系。

1.4 改进的 Loss 函数

YOLO-V4 的正样本损失函数如式(1)所示:

$$\text{Class}_{\text{Loss}} = - \sum_{i=0}^{K^2} \sum_{j=0}^M I_{ij}^{\text{obj}} \sum_{c \in \text{classes}} \left[\hat{P}_i^j \log_2(P_i^j) + (1 - \hat{P}_i^j) \log_2(1 - P_i^j) \right] \quad (1)$$

式中: $\sum_{i=0}^{K^2} \sum_{j=0}^M$ 为遍历所有预测框图; K^2 表示网格有 $K \times K$ 个; I_{ij}^{obj} 是 i 行 j 列的网格是否包含目标, $I_{ij}^{\text{obj}} = 1$ 时为包含目标, 否则 $I_{ij}^{\text{obj}} = 0$; $\hat{P}_i^j$ 是类别的真实值; P_i^j 是类别的预测值。

本文检测对象是贴片二极管, 贴片二极管的缺陷检测问题可以视为二分类问题。本文实验采集的贴片二极管图片中难易样本分类数量不均衡, 使得模型从样本训练中学习的有用信息有限, 易造成过拟合, 影响模型的泛化性。针对上述问题, 本文引入 Focal Loss 函数, 如式(2)和式(3)所示:

$$L_{\text{Focal Loss}} = \begin{cases} -(1 - \hat{P})^\gamma \log_2(P) & \text{if } y = 1 \\ -\hat{P}^\gamma \log_2(1 - P) & \text{if } y = 0 \end{cases} \quad (2)$$

$$\text{令 } P_i = \begin{cases} \hat{P} & \text{if } y = 1 \\ 1 - \hat{P} & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3)$$

式中: P_i 反映了与类别 y 的接近程度; $\hat{P}$ 为真实值; P 为预测值; P_i 越大说明越接近类别 y , 也说明分类的置信度越高, 代表样本越易分, $\gamma > 0$ 时为可调节因子。

在 Focal Loss 函数中另外引进一个权重因子, 如式(4)所示。其中权重因子的大小一般为相反类的比重, 即负样本越多, 它的权重越小, 这样可以降低负样本的影响。

$$F_{\text{Loss}} = \begin{cases} -\alpha \hat{P} \log_2(P) & \text{if } P = 1 \\ -(1 - \alpha)(1 - \hat{P}) \log_2(1 - P) & \text{if } P = 0 \end{cases} \quad (4)$$

利用式(2)、式(3)和式(4)对式(1)进行优化, 得到式(5):

$$L_{\text{Focal Loss}} = - \sum_{i=0}^{K^2} \sum_{j=0}^M I_{ij}^{\text{obj}} \sum_{c \in \text{classes}} \left[\alpha (\hat{P}_i^j)^\gamma \log_2(P_i^j) + (1 - \alpha)(1 - \hat{P}_i^j)^\gamma \log_2(1 - P_i^j) \right] \quad (5)$$

在本文中, 根据所采集的贴片二极管图像样本的难易分类样本和正负样本数量, 取 $\alpha = 0.25$ 、 $\gamma = 2^{[15]}$ 。

2 实验与结果

2.1 数据集制作

本文的贴片二极管检测分为缺陷和无缺陷, 在开始训练模型之前采集贴片二极管的样本图像为数据集, 该数据集包括 870 张贴片二极管图片, 随机抽取 600 张为训练子数据集, 40 张为缺陷子数据集, 230 张为测试子数据集用于训练、验证和测试, 然后利用标注工具对图像进行标注, 生成 XML 类型的标注文件。本文算法基于 pytorch 实现, 实验所用计算机配置: CPU 为 Intel Xeon W-2135, 内存大小为 32 G, GPU 为 GeForce RTX 2080Ti, 显存大小为 10 G, 操作系统为 Ubuntu18.04。

2.2 结果与分析

为了使模型获得更好的初始化参数, 本文所改进的 YOLO-V4 算法在 COCO 数据集上进行预训练。图 7 是本文算法在训练过程中平均损失率 (avg_loss) 和平均检测精度值 (mAP) 随算法迭代次数的变换曲线。随着不断迭代, avg_loss 不断下降, mAP 在迭代 40 次后基本不变化, 达到最大值。此时, 网络模型收敛。

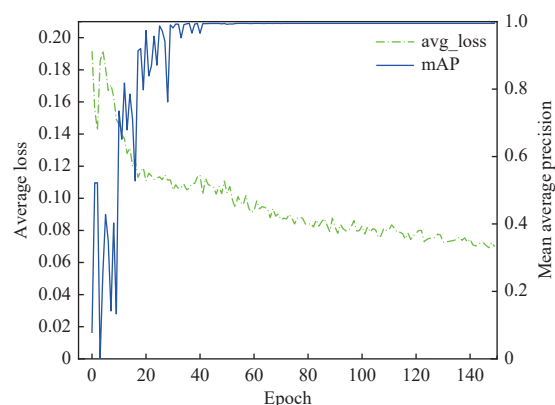


图 7 平均损失率和平均检测精度曲线

Fig. 7 Curves of average loss rate and average detection accuracy

本文实验中选择主流的一阶算法 SSD、YOLO-V3 和 YOLO-V4 进行对比实验。实验中采用精确率 P (precision)、召回率 R (recall)、多分类平均精度 mAP 以及检测速度 FPs 作为评价模型的性能指标, 如式(6)所示:

$$\begin{cases} P = \frac{TP}{TP + FP} \\ R = \frac{TP}{TP + FN} \\ AP = \int_0^1 P dR \\ mAP = \frac{\sum AP}{n} \end{cases} \quad (6)$$

式中: TP 为真阳性; FP 为假阳性; FN 为假阴性; AP 为平均精度; n 为类别数。本文检测对象只有贴片二极管, 所以多分类平均精度值与平均精度值相等。

表1是本文实验模型与其他热门网络模型的对比实验结果。从表1中可以看出, 本文改进的YOLO-V4算法在 P 、 R 、 mAP 上均高于目前流行的几种网络模型, 仅在 FPs 方面略有下降。本文算法相较于SSD的 P 、 R 、 mAP 分别高出9.55%, 8.30%, 9.98%; 相较于YOLO-V4的 P 、 R 、 mAP 分别高出2.98%, 2.65%, 2.92%。综上所述, 本文改进算法在检测精度和漏检率上都有提高, 检测效果较好。

表1 各种模型性能指标对比

Table 1 Performance indicators of various models

Network model	$P/\%$	$R/\%$	$mAP/\%$	FPs
SSD	88.61	91.70	89.47	53
YOLO-V3	91.79	93.21	92.10	50
YOLO-V4	95.21	97.35	96.53	58
Improved YOLO-V4	98.16	100.00	99.45	55

图8所示为本算法对贴片二极管表面缺陷检测的实验图。从图8中可以看出, 本算法对贴片二极管检测的准确率较高, 且未存在漏检、错检情况, 能准确检测出存在表面缺陷的贴片二极管。

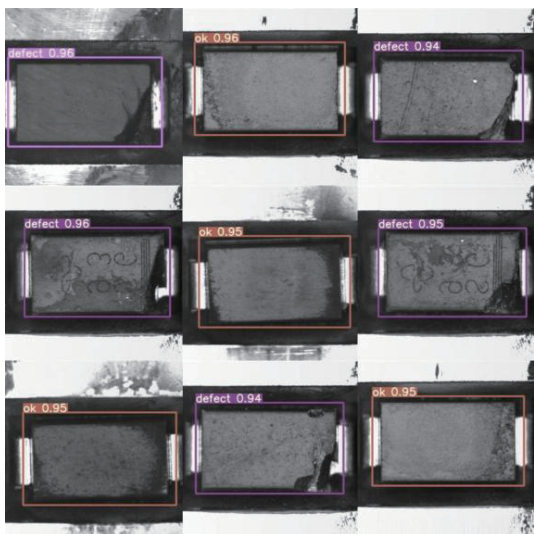


图8 测试集部分图像在本文算法上测试的结果

Fig. 8 Test results of part of images in test set on algorithm

3 结论

本文在YOLO-V4的基础上提出了改进的YOLO-V4的贴片二极管表面缺陷算法。在改进的YOLO-

V4算法中, CSP1模块采用DenseNet替换原网络中的ResNet, 更好地增强了小目标检测精度, 同时弱化梯度消失问题以及减少网络特征冗余的情况。引进三支注意力机制模块, 实现了特征信息的跨纬度融合, 抑制了无效的贴片二极管特征信息, 同时消除了权重和通道之间的间接关系。通过改进的Loss函数优化损失, 降低了样本不平衡和难易样本对检测精度的影响。本文建立贴片二极管数据集, 对改进的YOLO-V4算法和SSD、两种YOLO系列的算法进行对比试验。改进的YOLO-V4算法的检测精确度达到了98.16%, 相较于SSD算法其检测精确度(P)提升了9.55%, 相较于YOLO算法其检测精确度(P)提升了2.95%, 且多分类平均精度(mAP)达到99.45%。综上所述, 本文改进的YOLO-V4算法能够实时准确检测贴片二极管表面缺陷。

参考文献:

- [1] 牛乾. 二极管玻壳表面缺陷检测技术研究[D]. 绵阳: 西南科技大学, 2018.
NIU Qian. Research on surface defect detection technology of diode glass shell[D]. Mianyang: Southwest University of Science and Technology, 2018.
- [2] GIRSHICK R. Fast R-CNN[C]//2015 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV). Santiago: IEEE, 2016: 1440-1448.
- [3] GIRSHICK R, DONAHUE J, DARRELL T, et al. Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation[C]//2014 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Columbus: IEEE, 2014: 580-587.
- [4] REN S Q, HE K M, 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, 2017, 39(6): 1137-1149.
- [5] LIU W, ANGUELOV D, ERHAN D, et al. SSD: single shot multibox detector[EB/OL]. (2016-12-29) [2022-3-2]. <https://arxiv.org/abs/1512.02325v1>.
- [6] REDMON J, DIVVALA S, GIRSHICK R, et al. You only look once: unified, real-time object detection[C]//2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Las Vegas: IEEE, 2016: 779-788.
- [7] REDMON J, FARHADI A. YOLO9000: better, faster, stronger[C]//2017 IEEE Conference on Computer Vision

- and Pattern Recognition (CVPR). Honolulu: IEEE, 2017: 6517-6525.
- [8] REDMON J, FARHADI A. YOLOv3: an incremental improvement[EB/OL]. (2018-04-08) [2022-3-2]. <https://arxiv.org/abs/1804.02767>.
- [9] BOCHKOVSKIY A, WANG C Y, LIAO H Y M. YOLOv4: optimal speed and accuracy of object detection[EB/OL]. (2020-04-23) [2022-3-2]. <https://arxiv.org/abs/2004.10934>.
- [10] 王浩雪, 曹杰, 邱诚, 等. 基于改进YOLOv4的航拍图像多目标检测方法[J]. *电光与控制*, 2022, 29(5): 23-27.
WANG Haoxue, CAO Jie, QIU Cheng, et al. Multi-target detection method of aerial images based on improved YOLOv4 algorithm[J]. *Electronics Optics and Control*, 2022, 29(5): 23-27.
- [11] 李彬, 汪诚, 丁相玉, 等. 改进YOLOv4的表面缺陷检测算法[J]. *北京航空航天大学学报*, 2023, 49(3): 710-717.
LI Bin, WANG Cheng, DING Xiangyu, et al. Surface defect detection algorithm based on improved YOLOv4[J]. *Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics*, 2023, 49(3): 710-717.
- [12] 王程, 刘元盛, 刘圣杰. 基于改进YOLOv4的小目标行人检测算法[J]. *计算机工程*, 2023, 49(2): 296-302.
WANG Cheng, LIU Yuansheng, LIU Shengjie. Small target pedestrian detection algorithm based on improved YOLOv4[J]. *Computer Engineering*, 2023, 49(2): 296-302.
- [13] HUANG G, LIU Z, VAN DER MAATEN L, et al. Densely connected convolutional networks[C]//2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Honolulu: IEEE, 2017: 2261-2269.
- [14] TAN M X, PANG R M, LE Q V. EfficientDet: scalable and efficient object detection[C]//2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Seattle: IEEE, 2020: 10778-10787.
- [15] LIN T Y, GOYAL P, GIRSHICK R, et al. Focal loss for dense object detection[C]//2017 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV). Venice: IEEE, 2017: 2999-3007.