DOI:10.20033/j.1003-7241.(2025)06-0144-05

基于改进YOLOv5的光伏硅片缺陷检测

黄臻臻，赵雨茜，石建全，盛党红

（南京工程学院 自动化学院，江苏 南京 211167）

摘 要：为了实现光伏硅片的缺陷类型的准确检测，提出一种基于改进YOLOv5(you only look once vison 5)的光伏硅片缺陷检测方法。首先对工厂生产的光伏硅片图像进行预处理，主要是给图片打上标签，制作成数据集。接着将其在YOLOv5s、YOLOv5m、YOLOv5n三种YOLOv5神经网络进行中训练，在测试集中进行验证，比较各神经网络的效果。最后针对光伏硅片斑点型缺陷效果不佳的问题，在神经网络中添加小目标检测层和SE注意力模块实现对光伏硅片斑点类型缺陷的准确检测，由实验结果可得，查准率高达97.4%，查全率高达97.8%，平均每张图片检测时间仅为21 ms。

关键词：光伏硅片缺陷检测；YOLOv5；小目标检测层；SE注意力机制

中图分类号：TP391.413 文献标识码：A 文章编号：1003-7241(2025)06-0144-05

Photovoltaic Wafer Defect Detection Based on Improved YOLOv5

HUANG Zhen-zhen, ZHAO Yu-xi, SHI Jian-quan, SHENG Dang-hong

(School of Automation, Nanjing Institute of Technology, Nanjing 211167, China)

Abstract: In order to achieve accurate detection of defect types in PV wafers, a PV wafer defect detection method based on improved you only look once vison 5 (YOLOv5) is proposed. Firstly, the images of PV wafers produced in the factory are pre-processed, mainly by labeling the images and making a dataset. Then they are trained in three YOLOv5 neural networks, YOLOv5s, YOLOv5m, and YOLOv5n, and validated in a test set to compare the effect of each neural network. Finally, for the problem of poor effect of PV wafer speckle type defects, a small target detection layer and SE attention module are added to the neural network to achieve accurate detection of PV wafer speckle type defects, and from the experimental results, it can be obtained that the detection accuracy rate is as high as 97.4%, the detection integrity rate is as high as 97.8%, and the average detection time per image is only 21 ms.

Keywords: photovoltaic wafer defect detection; you only look once vison 5; small target detection layer; SE attention mechanism

0 引言

目前全球能源危机愈演愈烈，人们将目光投入清洁可再生的太阳能。光伏硅片作为太阳能光伏板中的基础元件，其质量对于能否高效地使用太阳能具有重大影响。然而由于现有工艺的局限性，工厂生产的光伏硅片总有部分存在缺陷，因此准确高效地检测出带有缺陷的光伏硅片具有重要的实际意义[1]。目前，大部分工厂采用人工检测方法，但是存在成本高，效率低等弊端，不利于规模化生产。自动化的光伏硅片检测设备效率高、人工成本低，并且可通过缺陷归类分析其背后的成因从而改进生产工艺。然而，据统计，目前的单晶硅片制造业中，仅10%的企业在生产线上运用自动检测设备。自动检测因系统复杂而难以普及，大规模应用仍遥遥无期。

随着人工智能技术的发展，不少企业和学者将目光投向机器视觉[2-4]。通过对摄像头采集生产的硅片图像进行一系列操作来检测有缺陷的硅片。在硅片图像处理方面：钱晓亮等[5]从人眼仿生学中通过视觉注意机制定位缺陷大致区域的方式中得到启示，提出了一种超像素分割算法对缺陷进行精准定位，但该方法适用性差，面对不同的缺陷类型需要使用不同的方法，这个过程需要大量的时间，并且计算量大，无法实现实时检测。王宇等人[6]利用变异系数法和改进的动态阈值法实现了对硅片隐裂的自动化检测，检测准确率高达99%，但该方法只适用于隐裂缺陷的检测，对于其他缺陷的检测效果不佳。随着深度学习的发展，王晓茹等[7]基于Faster R-CNN(faster region-based convolutional neural network)与ResNet神经网络进行特征提取，提出了一种基于锚点集优化的硅片缺陷检测方法，但该方法依然不能适用于所有缺陷类型，模型的实时性和检测效果也有待提高。

为了准确检测光伏硅片缺陷类型，从而改进生产工艺，本文提出了一种基于改进YOLOv5的光伏硅片缺陷检测方法。首先对于工厂拍摄的照片进行预处理，主要是给图片打上标签，制作成数据集。接着将在YOLOv5s、YOLOv5m、YOLOv5n三种YOLOv5神经网络中进行训

*基金项目：2022年江苏省高等学校大学生创新创业训练计划项目(202211276116Y)；南京工程学院校级科研基金创新基金重大项目(CKJA202104)

收稿日期：2023-12-05

练,在测试集中进行验证,比较各神经网络的效果。最后针对光伏硅片斑点型缺陷效果不佳的问题,在神经网络中添加小目标检测层和SE注意力模块实现对光伏硅片的四种常见缺陷的准确检测。

1 试验相关原理介绍

1.1 数据预处理

不同光伏硅片缺陷类型的产生原因不同,其造成影响也不同。对于生产商来说准确检测出光伏硅片缺陷类型有助于改进工艺水平。首先对几种常见光伏硅片缺陷进行分类,其产生的原因和造成的影响具体如表1所示。

接着在labelimg标签标注软件中,打开数据集中的训练集,框选出光伏硅片的缺陷区域并标注出相应的缺陷类型完成训练前的预处理。

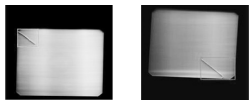
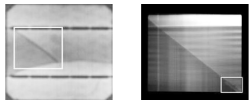
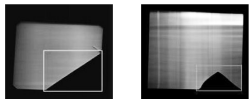
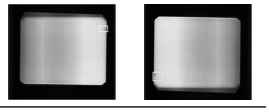
1.2 目标检测算法

1.2.1 YOLOv5网络结构

YOLO系列目标检测算法是目标检测算法中的佼佼者并且还在不断地更新完善[8],其中YOLOv5在YOLOv4的基础上进行了一定程度的改进,其检测性能也有了一定程度的提升。由于YOLOv5具有训练速度快和环境易于配置等优点,因此本文基于YOLOv5进行光伏硅片的缺陷检测[9-10]。

YOLOv5由四个部分组成:输入端、Backbone、Neck、输出端。具体结构如图1和图2所示。

表1 硅片的主要缺陷

缺陷名称	产生原因	造成影响	图像
划痕	1.钢线张力太小,线弓过大出现滑移。 2.导轮磨损过大。	划痕对电池片转换效率的提高产生了不良影响。	
隐裂	1.晶体结构易发生破裂 2.硅片本身过薄	造成细栅线的断裂,无法将电流输送到主栅线,造成电池片部分甚至全部失效。	
缺角	1.焊接工序导致缺角。 2.安装过程中人为造成损坏。	缺角可能会造成栅线的损坏,影响组件功率因数。	
斑点	1.清洗过程中产生的残留物。 2.金属污染导致硅片氧化。	不影响性能,但外观不美观,不能满足客户需求。	

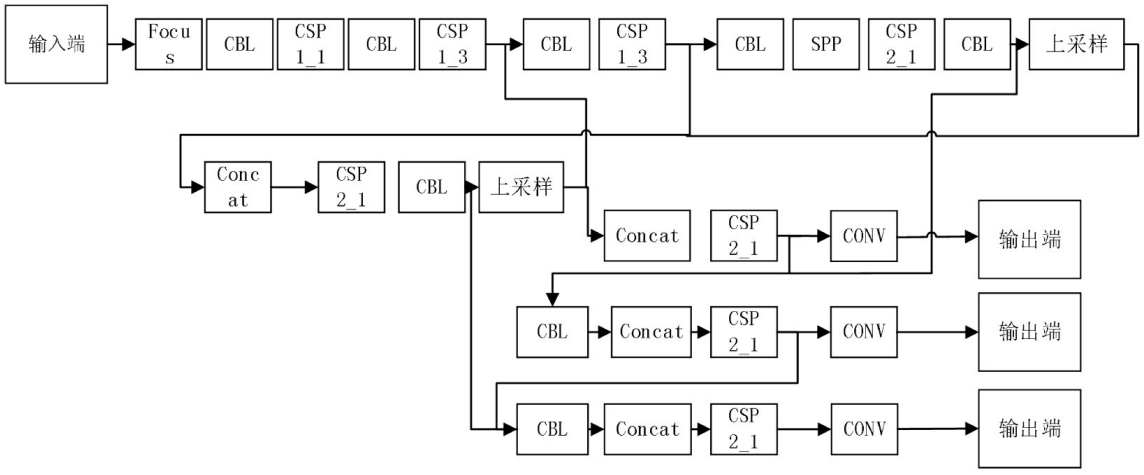


图1 YOLOv5总体网络结构

在输入端部分主要有三个操作:Mosaic数据增强、自适应锚框计算和自适应图片缩放[11]。在Mosaic数据增强过程中,对训练集中的图片以随机缩放、随机裁剪和随机排布的方式进行拼接,从而丰富了数据集。自适应锚框计算是指神经网络在训练过程中根据不同的训练集自动计算最佳的锚框值,提升了检测的准确率。自适应图片缩放是将训练集中的图片处理成同一尺寸,从而方便后续的训练。如图1所示,Backbone部分主要由Focus结构和CSP结构组成,Focus结构是YOLOv5相比之前系列的一个变化,它通过切片操作将608×608×3的输入图像变成304×304×12的特征图。CSP结构与CSPNet的结构很有多相似之处:在qBackbone中设计CSP1_X网络,

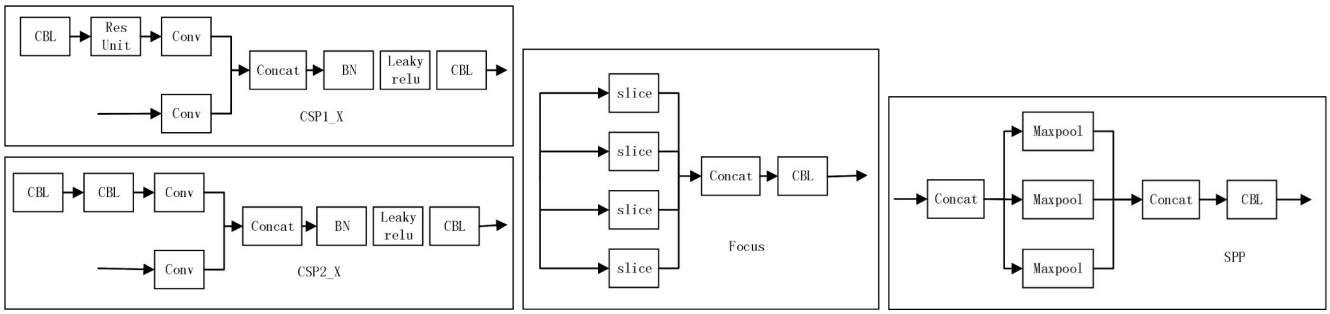


图2 YOLOv5部分具体结构

在YOLOv5s中除了BackBone,Neck中也应用了一种CSP2_X结构,这种结构是的YOLOv5具有更强的网络特征融合性能。此外YOLOv5与YOLOv4也一样,在Neck中采用了FPN+PAN的网络结构,采用上采样+下采样的方式进行特征融合,具体如图3所示。在输出端,YOLOv5使用CIOU_Loss作为Bounding box的损失函数[12],具体如下式:

$$CIOU_Loss = 1 - CIOU = IOU - \frac{D_2^2}{D_C^2} - av \tag{1}$$

$$a = \frac{v}{(1 - IOU) + v} \tag{2}$$

$$v = \frac{4}{\pi^2}(acrta\frac{w^{gt}}{h^{gt}} - acrta\frac{w^{p}}{h^{p}})^2 \tag{3}$$

式中,$IOU = \frac{S_p \cap S_{gt}}{S_p \cup S_{gt}}$,$S_p$是预测框的范围,$S_{gt}$是真实框的范围。$D_2$是预测框和真实框中心点的欧氏距离,$D_C$是预测框和真实框最小外接矩形的对角线距离。$w^{gt}$是真实框的宽,$h^{gt}$是真实框的高,$w^p$是预测框的宽,$h^p$真实框的高。

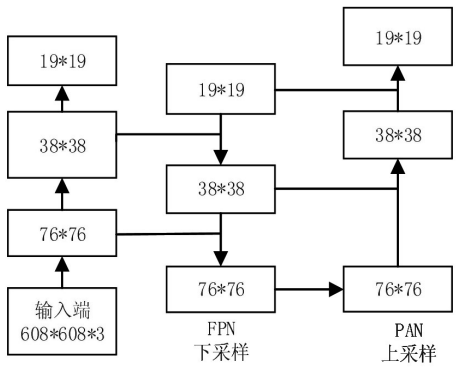


图3 特征融合示意图

1.2.2 改进YOLOv5

在YOLOv5模型的工作过程中,一般使用3种不同尺寸的特征图检测不同大小的目标[13]。具体如图4所示,在YOLOv5的网络中,首先分别对输入图像进行8倍、16倍和32倍下采样处理,接着将处理结果输入到特征融合网络中。虽然深层次的卷积可以得到更多的语义信息从而提高检测准确率,但是这样会忽略掉目标中的部分位置信息从而降低小目标的检测效果[14]。在光伏硅片缺陷检测中,斑点类型的缺陷属于微小目标,如果不对YOLOv5进行一定程度的改进,那么光伏硅片缺陷检测便会缺检斑点类型缺陷,不利于光伏硅片生产工艺的改进。

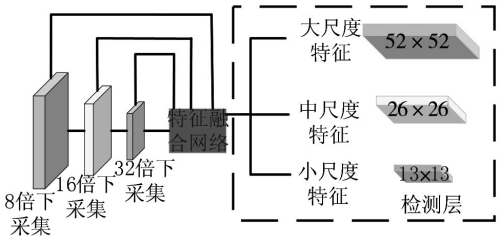


图4 特征融合网络

(1) 添加小目标检测

因为深度卷积会忽略目标中的部分位置信息,不利于斑点类型的微小目标的检测,所以本文在原来结构的基础上增加一个浅卷积层来提升光伏硅片中斑点类型缺陷检测的准确率。如图5所示,在8倍下采样前添加4倍下采样形成新的特征融合网络,该特征融合网络可以获得更多的位置信息,可以提高检测小目标的检测效果。

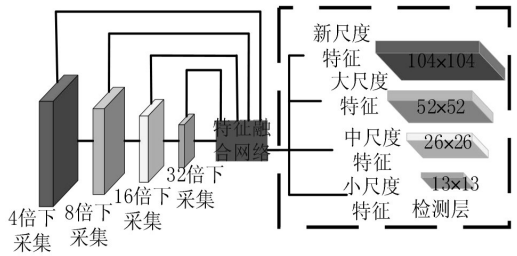


图5 改进后的特征融合网络

(2) 添加SE检测模块

受人类处理视觉信息的方式启发,相关学者在机器学习模型中引入了注意力机制[15]。即获得全局信息后,模型聚焦于目标的重点区域以获得更多的细节信息,从而提高检测的准确率。

在注意力机制中,SE注意力机制(squeeze-and-excitation networks)取得了良好的效果[16],并且它是一个即插即用的模块,不会对模型的结构造成大的改动。因此本文使用SE注意力机制来提高检测效果。SE注意力机

制的结构具体如图6所示，主要有挤压(Squeeze)、激励(Excitation)和赋权(Scale)等步骤。在挤压操作中，对特征图进行全局池化，生成一个1×1×C的向量。接着在激励操作中给每一个特征通道重新赋权，利用两个全连接层构建通道的相关性使输出的权重值数目和输入特征图的通道数相同。最后将先前的权重进行归一化，将其加权到每个通道的特征上。本文在YOLOv5的Backbone部分插入SE注意力机制，先挤压获得全局的感受野，再对光伏硅片图像中的缺陷区域赋予权重，让后续部分的检测更加关注缺陷区域，提高检测效果。

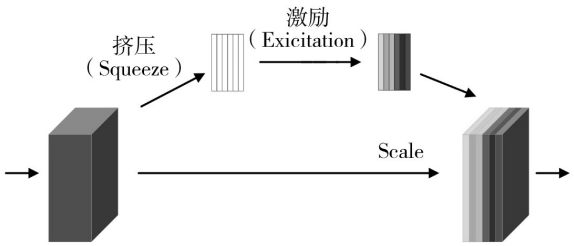


图6 SE注意力机制结构

2 试验与分析

2.1 试验环境与数据集

本文试验的系统为Windows 10，CPU为Intel i7-8750H，显卡为英伟达GTX 1050 Ti，运行内存为8 GB，显存为4 GB。加速环境为CUDA11.5，开发环境为PyCharm，编程语言为Python3.8，深度学习框架为Pytorch1.10。数据集为某光伏硅片生产商实拍数据，部分数据集图片如图7所示。

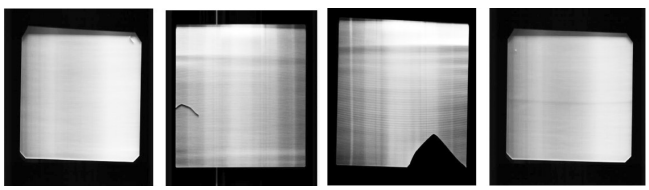


图7 部分数据集图片

2.2 评价指标

本文使用查准率P、查全率R、F1值和每张图片平均处理时间这4种评价指标对本文涉及的模型进行评价。可以根据真实情况和预测情况将结果划分为四种情况，具体分类结果划分如表2所示。

表2 分类结果划分

真实情况	预测结果	
	正例	反例
正例	TP(真正例)	FN(假反例)
反例	FP(假正例)	TN(真反例)

查准率P、查全率R的定义和F1如下式所示：

$$P = \frac{TP}{TP + FP} \tag{4}$$

$$R = \frac{TP}{TP + FN} \tag{5}$$

$$F1 = \frac{2 \times P \times R}{P + R} = \frac{2 \times TP}{\text{样本总数} + TP - TN} \tag{6}$$

表3 划痕试验结果

算法	查准率/%	查全率/%	F1值	平均检测时间/ms
YOLOv5s	98.9	100.0	0.994	20
YOLOv5m	97.7	100.0	0.988	49
YOLOv5n	97.6	98.9	0.982	15

表4 隐裂试验结果

算法	查准率/%	查全率/%	F1值	平均检测时间/ms
YOLOv5s	98.6	98.6	0.986	20
YOLOv5m	96.0	100.0	0.980	49
YOLOv5n	91.7	95.7	0.936	15

表5 缺角试验结果

算法	查准率/%	查全率/%	F1值	平均检测时间/ms
YOLOv5s	96.6	96.6	0.966	20
YOLOv5m	100.0	100.0	1.000	49
YOLOv5n	96.6	96.6	0.966	15

表6 斑点试验结果

算法	查准率/%	查全率/%	F1值	平均检测时间/ms
YOLOv5s	94.3	86.8	0.904	20
YOLOv5m	94.6	92.1	0.933	49
YOLOv5n	93.3	81.6	0.871	15

表7 改进后试验结果

算法	查准率/%	查全率/%	F1值	平均检测时间/ms
YOLOv5s	94.3	86.8	0.904	20
YOLOv5s+小目标检测层	97.4	94.9	0.961	20
YOLOv5s+SE	97.3	92.3	0.947	20
YOLOv5s+小目标检测层数+SE	97.4	97.8	0.976	21

由对比试验结果可知，无论是对于YOLOv5s、YOLOv5m还是YOLOv5n模型对于划痕和隐裂两种光伏硅片缺陷的检测都有良好的效果。在划痕类型缺陷检测中，YOLOv5s模型表现最佳，查准率高达98.9%，查全率高达100%。在隐裂类型缺陷检测中，YOLOv5s模型同样表现出色，查准率高达98.6%，但是查全率不及YOLOv5m模型。在缺角类型缺陷检测中，YOLOv5m模型表现最佳，查准率和查全率都高达100%。但是在斑点类型缺陷中，三种模型都表现不佳，需要进行改进。在处理时间方面，YOLOv5n的检测速度最快，但是其检测效果不如YOLOv5s和YOLOv5m。这是因为网络轻量化的同时必然会导致检测效果的下降。同理YOLOv5m算法的查全率高，但是其复杂的网络导致了检测速度的下降。综合考虑各算法的检测效果和检测速度后，为了提高斑点类型

缺陷的检测效果，本文在YOLOv5s模型上进行改进，改进效果如表7所示。

由试验结果可知，添加小目标检测层和SE注意力机制后的YOLOv5s模型无论是查准率还是查全率相比改进前都有了较大提升，其中查准率高达97.4%，查全率高达97.8%。此外平均每张图片的检测时间仅仅为21 ms，相比改进前的YOLOv5模型只多消耗了1 ms。

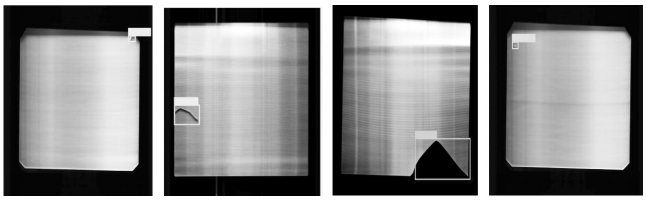


图8 部分缺陷检测效果图

综上所述，本文使用的改进后的YOLOv5算法无论是检测效果还是检测速度相比其他未改进的算法具有巨大优势。检测效果如图8所示。

3 结束语

针对现有方法对于光伏硅片中缺陷检测准确率低，检测时间长的问题，本文对多种YOLOv5模型进行对比试验，分别将其应用与光伏硅片缺陷，通过分析得出，目前的YOLOv5模型对于光伏硅片中的斑点类型缺陷检测效果差。本文对YOLOv5s模型进行改进，在其基础上添加小目标检测层和SE注意力机制并通过试验来分析其效果。由试验结果可知，本文改进后的模型比改进前有了较大提升，其中查准率高达97.4%，查全率高达97.8%，平均每张图片检测时间仅仅为21 ms。

参考文献：

[1] Abdelhamid M，Singh R，Omar M.Review of micro-crack detection techniques for silicon solar cells[J].IEEE Journal of Photovoltaics，2013，4(1)：514-524.

[2] 王梓铭.基于机器视觉的晶硅片良品检测系统研究[D].徐州：中国矿业大学，2021：1-7.

[3] 余可欣.单晶硅光伏电池图像裂纹缺陷检测方法研究[D].西安：西安理工大学，2021：1-5.

[4] 金根炎.基于机器视觉的光伏太阳能晶硅电池片缺陷检测及颜色分选系统研究[D].广州：华南理工大学，2019：1-6.

[5] 钱晓亮，张鹤庆，张焕龙，贺振东，杨存祥.基于视觉显著性的太阳能电池片表面缺陷检测[J].仪器仪表学报，2017，38(7)：1570-1578.

[6] 王宇，孙智权，赵不贿.基于机器视觉的太阳能电池硅片隐裂检测[J].组合机床与自动化加工技术，2019(12)：95-97，102.

[7] 王晓茹.基于深度学习的硅片图像缺陷检测算法研究[D].太原：太原理工大学，2020：25-33.

[8] 耿创，宋品德，曹立佳.YOLO算法在目标检测中的研究进展[J].兵器装备工程学报，2022，43(9)：162-173.

[9] 孙耀泽，高军伟.基于改进YOLOv5的轮对踏面缺陷检测[J].激光与光电子学进展，2022，59(22)：228-234.

[10] 张三林，张立萍，郑威强，等.基于YOLOv5的核桃品种识别与定位[J].中国农机化学报，2022，43(7)：167-172.

[11] Bochkovskiy A，Wang C Y，Liao H Y M.YOLOv4：Optimal Speed and Accuracy of Object Detection[J].2020.DOI：10.48550/arXiv.2004.10934.

[12] Zheng Z，Wang P，Liu W，et al.Distance-IoU loss：Faster and better learning for bounding box regression[C]//Proceedings of the AAAI conference on artificial intelligence，2020，34(7)：12993-13000.

[13] 郭磊，王邱龙，薛伟，等.基于改进YOLOv5的小目标检测算法[J].电子科技大学学报，2022，51(2)：251-258.

[14] 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.

[15] Xu Z P，Zhang Y，Cheng J，et al.Safety Helmet Wearing Detection Based on YOLOv5 of Attention Mechanism[C]//Journal of Physics：Conference Series.IOP Publishing，2022，2213(1)：012038.

[16] 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.

作者简介：黄臻臻(2002—)，女，本科，研究方向：机器视觉。