

基于锚点集优化的硅片图像缺陷检测方法

王晓茹¹, 张雪英¹⁺, 黄丽霞¹, 赵利军², 肖方生³, 王安红²

- (1. 太原理工大学 信息与计算机学院, 山西 太原 030024;
2. 太原科技大学 电子信息学院, 山西 太原 030024;
3. 中国电子科技集团公司 第二研究所, 山西 太原 030024)

摘要: 为有效解决机器视觉算法识别硅片图像缺陷时存在检测速度慢、准确率低和稳定性差等问题, 提出一种锚点集的优化方法。将 Faster R-CNN 检测网络与 ResNet 相结合进行特征提取; 针对硅片缺陷数据集的特点, 从理论上通过期望的定位精度推导一种优化的锚点集; 利用优化后的锚点集训练缺陷检测模型。实验结果表明, 所提检测模型识别精度提升至 94.1%, 检测时间达到 160 ms, 满足工业检测的需求。

关键词: 锚点集优化; 卷积神经网络; 缺陷检测; Faster R-CNN

中图分类号: TP39 **文献标识:** A **文章编号:** 1000-7024 (2020) 10-2770-07

doi: 10.16208/j.issn1000-7024.2020.10.013

Defect detection method of silicon wafer image based on anchor-set optimization

WANG Xiao-ru¹, ZHANG Xue-ying¹⁺, HUANG Li-xia¹, ZHAO Li-jun²,
XIAO Fang-sheng³, WANG An-hong²

- (1. College of Information and Computer, Taiyuan University of Technology, Taiyuan 030024, China; 2. School of Electronic Information Engineering, Taiyuan University of Science and Technology, Taiyuan 030024, China; 3. The Second Research Institute, China Electronics Technology Group Corporation, Taiyuan 030024, China)

Abstract: To solve the problems of low detection speed, low accuracy and poor stability in the recognition of silicon wafer image defects using machine vision algorithm effectively, an anchor-set optimization method was proposed. Feature extraction was carried out by combining Faster R-CNN detection network with ResNet. Focusing on the characteristics of silicon wafer defect data sets, an optimized anchor-set was deduced theoretically according to the expected location accuracy. The optimized anchor-set was used to train the defect detection model. Experimental results show that the accuracy of the proposed detection model is improved to 94.1%, while the detection time is 160 ms, which meets the requirements of industrial detection.

Key words: optimization of anchor-sets; convolutional neural network; defect detection; Faster R-CNN

0 引言

近年来, 随着图像处理技术的发展, 用机器视觉代替人类视觉进行硅片图像的缺陷检测, 已成为光伏硅片生产线上必不可少的环节。通过对硅片图像中缺陷的形状、类型、面积、位置的分析计算^[1], 实现大规模工业生产过程的无损检测需求。

然而, 由于硅片缺陷图像目标区域小、对比度低、光照不均匀, 现有机器视觉算法识别硅片缺陷会存在以下问题: ①工业图像对比度低, 很难区分背景中的小目标和其它杂物, 导致检测精度降低; ②卷积神经网络的多层次池化操作会使得目标区域变得更小^[2], 例如每一个 32×32 像素大小的区域经过五层卷积后最多输出 1 个像素; ③Faster R-CNN 默认的锚点框尺寸较大, 训练过程中易导致 RPN

收稿日期: 2019-08-02; 修订日期: 2019-10-09

基金项目: 国家自然科学基金项目 (61672373); 山西省科技成果转化引导专项基金项目 (201804D131035)

作者简介: 王晓茹 (1995-), 女, 山西运城人, 硕士研究生, 研究方向为机器视觉与模式识别; +通讯作者: 张雪英 (1964-), 女, 山西太原人, 教授, 博士生导师, CCF 会员, 研究方向为语音信号处理、人工智能; 黄丽霞 (1981-), 女, 山西运城人, 博士, 副教授, 研究方向为语音识别、人工智能; 赵利军 (1961-), 男, 山西运城人, 博士, 讲师, 研究方向为深度学习、计算机视觉、图像处理与模式识别; 肖方生 (1966-), 男, 福建尤溪人, 研究员级高级工程师, 研究方向为智能化电子专用设备研发、机械结构设计; 王安红 (1972-), 女, 山西运城人, 教授, 博士生导师, 研究方向为视频编码与传输、数字图像水印与机器视觉。E-mail: tyzhangxy@163.com

产生的候选区域和真实 (ground truth, GT) 区域之间重叠比例小于阈值而被误认为负样本, 从而导致硅片缺陷的漏检^[3], 因此标准检测方法的锚点默认设置不适用于硅片缺陷数据的训练和检测。

基于以上分析, 本文提出一种锚点集的优化方法, 并将之用于 Faster R-CNN 网络进行真实工业现场的硅片图像缺陷检测。首先, 根据 GT box 的大小和期望的定位精度, 通过数学理论分析, 得到优化后的候选窗锚点集, 并推导出可提取的最小目标区域的 anchor 尺寸; 最后, 通过调整检测阶段非极大值抑制 (NMS) 获取锚点的数量, 提高检测速度。实验结果表明, 优化锚点集后网络模型的检测精度和速度都有明显提高。

1 相关工作

领域内对硅片缺陷检测的研究已有大量成果, 但大多基于机器视觉的传统技术, 主要依赖锐化、平滑等预处理算法和人工设计的缺陷特征^[4], 会使得检测过程存在较多主观导向, 设计过程比较耗时, 最终得到的特征也参差不齐, 泛化能力差。不同于传统的方法, 基于深度学习的 Faster R-CNN^[5] 检测技术近年来取得突破性进展, 通过在原始图像中利用区域建议网络采用滑动窗口的方式提取面积尺寸各异的候选锚点 (anchor), 并直接连接 RoI pooling

层进行感兴趣区域^[6]的选择, 实现了真正意义上端到端的实时目标检测, 使得精度和速度都得到明显提升。

本文汲取 Faster R-CNN 框架中 RPN 网络使用卷积结构产生候选窗的特点, 并针对真实工业场景的硅片检测问题, 设计和推导优化的候选窗锚点。因而下面将介绍 Faster R-CNN 检测网络的原理及所用的特征提取网络——深度残差神经网络。

1.1 Faster R-CNN 检测网络框架

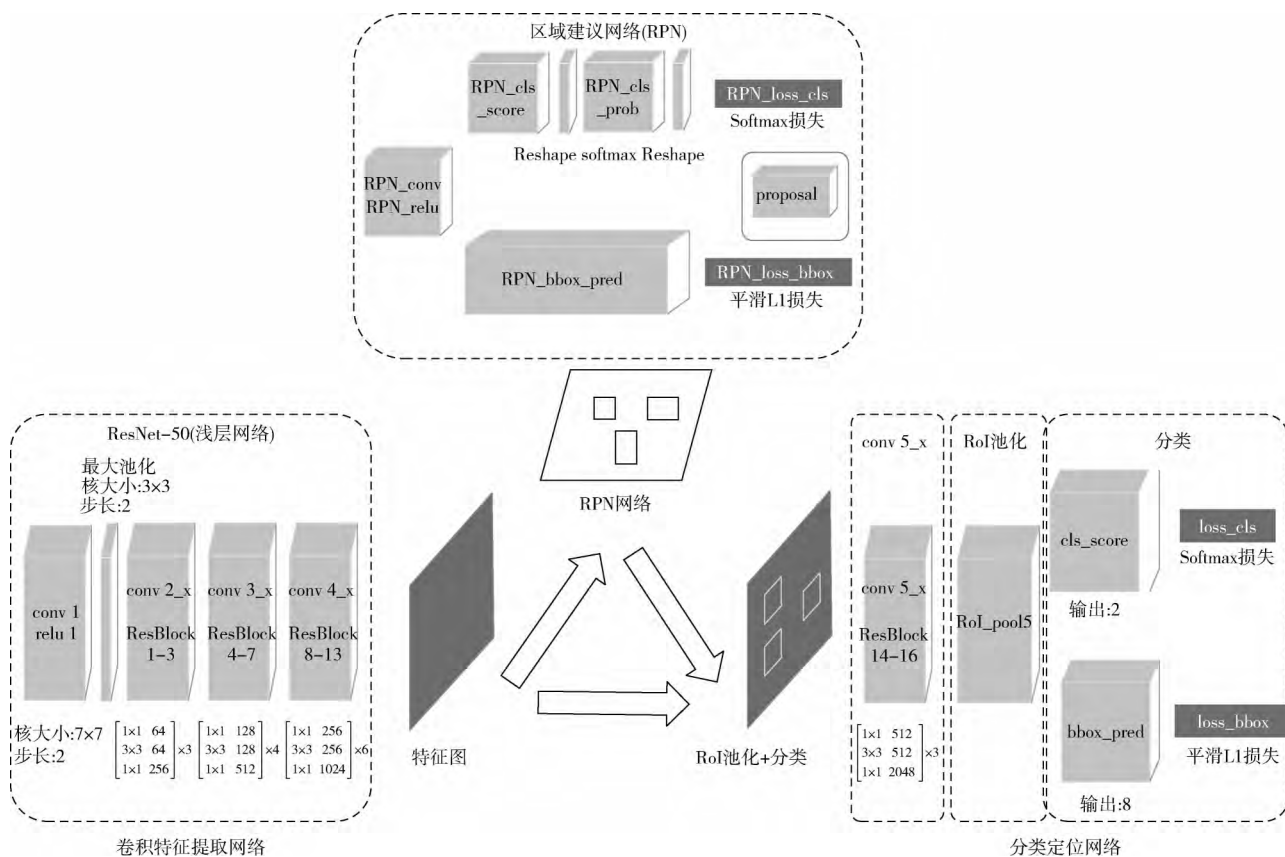
Faster R-CNN 的网络框架如图 1 所示, 主要由卷积特征提取网络 (convolution neural network, CNN)、区域建议网络 (region proposal network, RPN)、分类定位网络 3 部分组成。该算法实现步骤为:

(1) 将任意大小的图片输入到 CNN 网络 (ZF-Net、VGG、ResNet-50), 通过多个激活的卷积层自动提取图像特征, 得到具有代表性的多个特征图;

(2) RPN 网络使用深度卷积神经网络得到的卷积特征进行区域建议, 并自动生成候选框;

(3) 将 RPN 生成的区域建议映射到 CNN 网络的最后一层卷积的特征图上, 然后通过感兴趣区域池化 (region of interest pooling, RoI pooling) 层得到固定大小的特征图;

(4) 利用 softmax 分类层进行具体类别的判断, 同时利用边框回归层获得物体的精确位置。



1.2 深度残差神经网络—ResNet

Faster R-CNN 使用 CNN 网络进行特征提取,这是由于 CNN 可以避免显式特征的设计和抽取,隐式地从训练数据中进行特征学习^[7]。传统的 CNN 网络或全连接网络在完成图像分类问题时,当卷积层达到一定深度后,其分类精度不升反降,导致网络训练结果达不到预期。为了保证缺陷检测模型的优质性,在基于 Faster R-CNN 的检测架构中,特征提取的部分采用深度残差神经网络(residual neural networks, ResNet)^[8],通过堆叠多个如图 2 所示的残差块(residual block)结构,来解决网络加深所带来的梯度消失、网络退化问题。

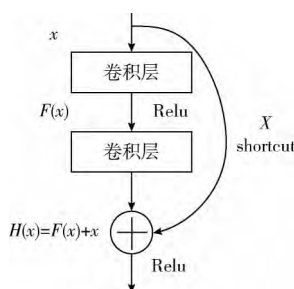


图 2 Residual block 结构

由图 2 可知,残差网络 ResNet 是在叠加的 CNN 网络基础上使用了一种“shortcut connection”的连接方式,通过直接将输入信息绕道传到输出,只学习残差的方式,保护信息的完整性,简化学习目标和难度。这种连接方式通过反向传播减弱网络层数加深时造成的梯度爆炸问题^[9],一定程度上加快神经网络的收敛,达到提高训练精度的效果。

2 本文所提出的硅片缺陷检测模型

针对硅片缺陷图像的特点,本文提出了一种硅片缺陷检测模型——基于优化锚点集的 Faster R-CNN 模型。首先,使用 Faster R-CNN 检测网络,以 ResNet-50 为基准网络进行特征提取;然后,在训练前对数据进行扩充,防止过拟合;最后,根据期望的定位精度,通过数学理论分析推导出一种优化的锚点集,并利用优化后的锚点集训练缺陷检测模型。其整体检测流程如图 3 所示。

2.1 Faster R-CNN 和 ResNet-50 的融合网络

本文采用一种两阶段的 Faster R-CNN 网络检测技术进行工业场景的硅片图像缺陷检测。首先通过 RPN 网络预先产生优化的候选锚点,生成感兴趣区域,然后利用 ImageNet 上预训练好的权重模型对 RPN 和 Fast R-CNN 联合训练,使得缺陷检测模型很快趋于收敛,得到优化的硅片缺陷检测模型。

为了获得缺陷图像的深层语义信息,在特征提取网络部分,选用 ResNet-50 模型,且残差网络在 ImageNet 上进

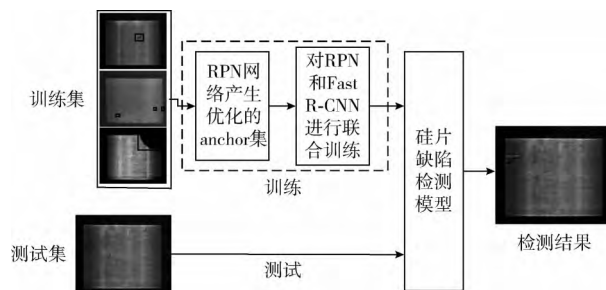


图 3 硅片缺陷检测流程

行了预训练。在工业背景下,由于硅片检测要求复杂度小,功耗低,因此选择 ResNet-50 的浅层结构进行特征提取,然后将第五层卷积网络结构附着在 RPN 之后。这里每个残差块都采用瓶颈结构,包含两个 1×1 的卷积操作,第一个 1×1 卷积是为了减少输入的特征图数量,第二个 1×1 卷积是为了保证卷积的同时完成维度上的适应,这样既能减少计算量,又能通过 3×3 卷积融合各个通道的特征。具体结构如图 4 所示。

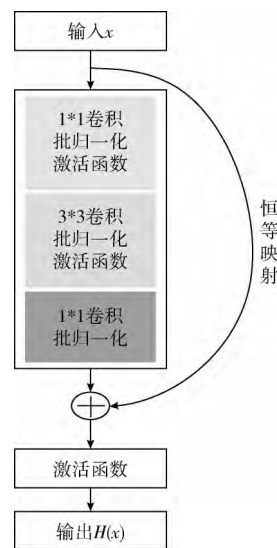


图 4 ResNet-50 中的残差块

ResNet-50 是由 16 个图 4 所示的残差块堆叠而成的 50 层网络,详细结构信息见表 1。在神经网络中,网络模型的深度对检测性能会产生重要的影响,通常,卷积神经网络模型越深,检测精度越高^[10]。因此,实验部分还比较了几种不同的 CNN 架构(ZF-Net、VGG),研究不同深度的卷积特征提取网络对检测性能的影响。

2.2 目标函数

所提模型的损失函数 L 如下所示

$$L(\{p_i\}, \{t_i\}) = \frac{1}{N_{ds}} \sum_i L_{ds}(p_i, p_i^*) + \lambda \frac{1}{N_{reg}} \sum_i p_i^* L_{reg}(t_i, t_i^*)$$

其中, $L_{ds}(p_i, p_i^*)$ 为分类损失, $L_{reg}(t_i, t_i^*)$ 为回归损失, i 表示第 i 个候选窗锚点 anchor, p_i 为该锚点被预测为目标的

概率, p_i^* 为对应的真实框 GTbox 的预测概率, 当 anchor 为正例时, $p_i^* = 1$, 当 anchor 为负例时, $p_i^* = 0$ 。 t_i 为预测为正例的锚点框的 4 个参数化坐标向量, t_i^* 为 GT 框相对于锚点框的偏移, 网络的学习的目标是让预测框的坐标 t_i 更接近于 GT 框的坐标 t_i^* 。

表 1 ResNet-50 网络结构信息

层数/残差块	网络参数	输出大小
conv 1	$7 \times 7, 64, \text{stride } 2$	112×112
最大池化层, $3 \times 3, \text{stride } 2$		
conv 2_x	ResBlock1-3 $\begin{bmatrix} 1 \times 1, & 64 \\ 3 \times 3, & 64 \\ 1 \times 1, & 256 \end{bmatrix} \times 3$	56×56
conv 3_x	ResBlock4-7 $\begin{bmatrix} 1 \times 1, & 128 \\ 3 \times 3, & 128 \\ 1 \times 1, & 512 \end{bmatrix} \times 4$	28×28
conv 4_x	ResBlock8-13 $\begin{bmatrix} 1 \times 1, & 256 \\ 3 \times 3, & 256 \\ 1 \times 1, & 1024 \end{bmatrix} \times 6$	14×14
conv 5_x	ResBlock14-16 $\begin{bmatrix} 1 \times 1, & 512 \\ 3 \times 3, & 512 \\ 1 \times 1, & 2048 \end{bmatrix} \times 3$	7×7
平均池化层		7×7
全连接层, $1000-d$		1×1

2.3 训练集构建

硅片缺陷主要包括缺角和裂纹两种类型。由于工业生产环境下的有缺陷的硅片较少, 而且工业相机采集等设备上的客观因素, 导致实验原始数据集数量较少, 无法满足大型卷积神经网络的训练要求, 且训练过程容易产生过拟合。因此, 本文通过将原始图像进行对称、旋转、镜像以及调整亮度等方式扩充训练样本, 通过同态滤波增强目标区域和背景的灰度差异, 如图 5 所示。

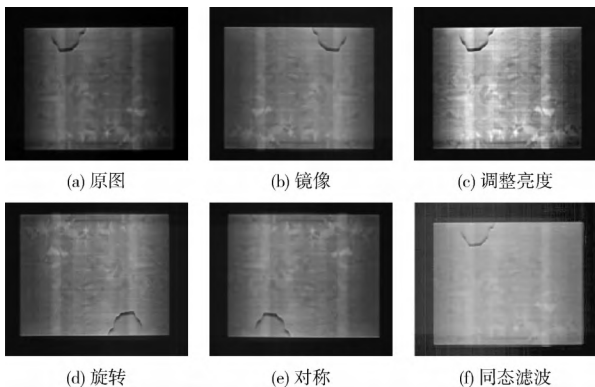


图 5 训练集示例

2.4 锚点集的问题分析及优化推导

2.4.1 固定尺度锚点的不足分析

在区域建议生成阶段, RPN 会预先设置一个固定尺寸

的锚点, 通过变换尺度 (scales) 和长宽比 (ratios), 每个像素特征点会对应 k ($k = \text{scales} \times \text{ratios}$) 个锚点, 为了训练 RPN, Faster R-CNN 为每个锚点分配一个二值类别标签^[11], 通过判断预测的锚框与真实框 GT box 之间的重叠比 (intersection over union, IoU) 来判断是否为正标签, 通常认为 $\text{IoU} \geq 0.7$ 的锚点为正标签。

传统的 Faster R-CNN 生成锚框时, 尺寸建议使用类似 $\{128^2, 256^2, 512^2\}$ 的二次幂, 长宽比选取 $\{1:1, 1:2, 2:1\}$, 这种锚点选择在 VOC 2007 之类的数据集上表现很好, 在这些数据集中, 目标区域通常相对较大, 占总图像面积比例也相对较大, 因此这些锚点大小更适合于大型对象。对于硅片缺陷图像中以裂纹缺陷为代表的小目标对象, 锚点尺寸的默认设置太大, 通常导致训练过程中候选区域和目标区域的交并比小于阈值而产生漏检, 虽然 ResNet 通过增加跨连接层来规避局限性, 仍无法顾及到更多的边界细节。为了解决这一问题, 通常使用二进制方案添加额外的锚点, 但是这种方法可能无法生成具有足够重叠的锚点集^[12]。本文从理论上估计锚点的大小, 结合硅片缺陷检测问题, 设计并使用性能更好的候选框。

2.4.2 锚点集的优化推导

如图 6 所示, 假设 S_{gt} 是真实框 B_{gt} 的边长, S_a 是锚点 B_a 的边长, 当 $S_a \geq S_{gt}$ 时, 锚框 B_a 和真实框 B_{gt} 的交并比可以表示为

$$\text{IoU}(B_{gt}, B_a) = \frac{B_{gt} \cap B_a}{B_{gt} \cup B_a} \quad (1)$$

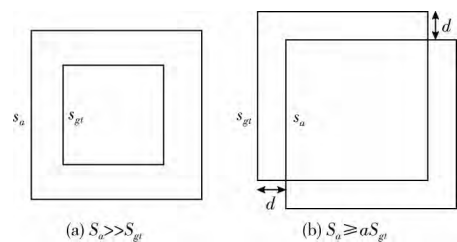


图 6 锚框大小选择

(1) 锚点集的最大值

针对图 6 (a) 所示的情况, 假设 S_{gt} 与 S_a 正相关, 相关因子为 a , 即 $S_a \geq aS_{gt}$ 且 $a \geq 1$, 则 IoU 表示为

$$\text{IoU}(B_{gt}, B_a) = \frac{(S_{gt} - d)^2}{S_{gt}^2 + S_a^2 - (S_{gt} - d)^2} \quad (2)$$

通常在检测中, 当 IoU 超过一定的阈值 t 时才能将 RPN 产生候选框归类为正例, 即 $\text{IoU} \geq t$, 求解 S_a , 可以得到

$$(S_{gt} - d)^2 (1 + t^{-1})^2 - S_{gt}^2 \geq S_a^2 \quad (3)$$

式 (3) 中, S_{gt} 的大小取决于数据集中目标区域的大小, d 的值取决于图像经历的下采样层的数量, 对于 Faster R-CNN 架构, 在第 5 个卷积块之后固定锚点, 因此, $d =$

16。从式(3)可知,给定一个真实图像,即可得到锚框大小的上限。由于 S_a^2 始终为正,也可得到真实框的最小值。

特殊地,对于 $S_a = aS_{gt}$ 时,有

$$\text{IoU}(B_{gt}, B_a) = \frac{S_{gt}^2}{S_a^2} = \frac{1}{a^2} \quad (4)$$

当 $a \leq \sqrt{t}^{-1}$ 时的候选框被归为一个正样本,当 $a \leq \sqrt{t}^{-1}$ 时锚框由于无法覆盖足够重叠的 GT 框而被归类为负例。图 4 中只考虑到纵横比为 1:1 的情况,同样的关系也适合其它非正方形情况^[13],只要真实框和锚框的纵横比相匹配。

(2) 锚点集的最小值

为了研究特征图分辨率对 RPN 识别小目标的潜在影响,考虑图 6(b) 中的情况,假设正方形真实框 B_{gt} ,存在具有相同尺度和高宽比的锚框 B_a ,在最坏的情况下,这两个框彼此相隔一定距离 $d/2$ ^[14],这些框之间的 IoU 可以表示为

$$\text{IoU}(B_{gt}, B_a) = \frac{\left(S_{gt} - \frac{d}{2}\right)^2}{\left(S_{gt} - \frac{d}{2}\right)^2 + 2\left[2\frac{d}{2}\left(S_{gt} - \frac{d}{2}\right) + \frac{d^2}{4}\right]} \quad (5)$$

对于式(5),求解 $\text{IoU}(B_{gt}, B_a) \geq t$ 时的 B_{gt} ,对于最小可检测物体的尺寸,得到以下关系

$$\frac{d(t+1) + d\sqrt{2t(t+1)}}{2-2t} \leq S_{gt} \quad (6)$$

从方程(6)可知,假设 $t = 0.5$,求解可得最小可检测物体的尺寸大小为 $S_{gt} \approx 44\text{px}$,其中 px 为像素,这表明对于卷积块的末端,需要产生更高分辨率的特征图,对于 conv4 特征图($d = 8$),最小可检测物体的尺寸大小为 $S_{gt} \approx 22\text{px}$,因为用于分类的对象都大于 30 px,且锚点的选用采用二进制方案,所以,选用的最小锚点尺寸为 32。

综合以上分析,并通过表 2 中硅片数据集中缺陷区域的平均大小,可以计算得出锚点集 $A = \{32, 45, 64, 128, 181, 256\}$ 。

表 2 硅片缺陷数据集构成

缺陷类型	平均大小	占图像比例%	数量/个
裂纹	点状 80×40	0.09	540
	线形 140×50	0.20	252
	裂缝 320×150	1.38	456
	断裂 1700×550	26.86	24
缺角	600×430	7.41	600

3 实验与分析

本文实验在 caffe 的开源平台下进行,系统环境为台式机(Intel Xeon (R) CPU E5-2620 v4 @ 2.10 GHz×14,

128 G 内存),采用 NVIDIA GTX 1080Ti 的 GPU 进行并行加速。网络训练过程中设置初始学习率为 0.001,动量为 0.85,权重衰减率为 0.0004,采用随机梯度下降法优化训练,总迭代为 7 万次。

3.1 实验数据集

实验所采集到的图片为 1812 张硅片缺陷图像,大小为 2048×1700,类别为裂纹和缺角两类,其中裂纹又根据尺寸分为 4 种类型:点状、线形、裂缝、断裂,这两类硅片缺陷数据集构成见表 2。其中,训练集图片数量为 1500 张,包括 1000 张裂纹图片和 500 张缺角图片;测试集图片数量为 312 张,包括 212 张裂纹图片和 100 张缺角图片。且裂纹图片中每张图片含有 2-3 个不同大小的裂纹缺陷。

3.2 实验结果与分析

实验选用平均准确率均值(mean average precision, mAP)作为硅片缺陷检测的主要性能指标。为了评价本文方法的性能,我们从特征提取网络的选取、锚点集的优化、不同锚点数量的对比这三方面进行实验。

3.2.1 特征提取实验

Faster R-CNN 使用 CNN 网络进行特征提取, CNN 的结构对特征学习能力至关重要,因此,本节分别使用基于 ZF-Net、VGG 和 ResNet-50 几种卷积网络的 Faster R-CNN 模型对硅片图像进行检测,研究特征提取网络对检测性能的影响,检测结果见表 3。

表 3 不同特征提取网络的 Faster R-CNN 模型识别性能对比

网络	平均准确率/%		平均准确率均值/%
	裂纹	缺角	
ZF	75.6	90.9	83.25
VGG_CNN_M_1024	76.2	100	88.10
VGG16	82.9	100	91.45
ResNet-50	83.0	100	91.50

从表 3 可以看出,使用较大型的 VGG16 网络和更深的 ResNet-50 网络训练时 mAP 均能达到 91.5% 左右,由此可见,卷积神经网络模型越深,检测精度越高,因此,后续实验选用 VGG16 和 ResNet-50 作为基准网络进行实验对比。表 3 也可得到,对于硅片缺陷类型而言,缺角可以 100% 检测到,但裂纹的检测效果较差,这是由于裂纹图像中的绝大部分缺陷区域面积都较小,在锚点中所占的比例也就很小,多为小目标检测,这样在训练过程中由于候选区域和 GT 重叠比例过小而被标定为负样本并舍弃,因此针对裂纹图像特点的实验设计是本文的重点。

3.2.2 锚点集优化的实验

为了验证锚点集理论推导的有效性,本文在裂纹数据集上评估了锚点大小的选择,实验结果见表 4。

从表 4 中可以看到,根据 GT 图像集合推断得到的锚

表 4 所提的优化锚点集训练模型的平均准确率对比/%

基准网络	方法	
	Faster R-CNN	本文
VGG16	82.9	84.7
ResNet-50	83.2	87.4

点集方法比无优化的 Faster R-CNN 效果更好, 使裂纹缺陷的检测准确率获得明显的提升, 这是因为优化后的锚点集更好覆盖了数据集的小目标区域, 对面积较小的目标检测更具有代表性。另外, VGG 网络的准确率提升了 1.8%, ResNet-50 提升了 4.2%, 这说明, 由于网络层数的加深, 以及锚点集的重新选择, ResNet-50 可以学习更多的特征信息, 拥有更强的表征能力, 也提高了 Faster R-CNN 网络对小目标的敏感度和鲁棒性。

3.2.3 不同锚点数量的对比实验

综合以上实验, 理论优化锚点集之后可以很好覆盖标记的 GT 图像, 提高裂纹缺陷检测率, 且 ResNet-50 有对小目标较强的敏感度, 因此本节选用 ResNet-50 为基准特征提取网络, 基于优化后的锚点集对裂纹和缺角两种缺陷进行检测。

为了提高检测速度, Faster R-CNN 算法在非极大值抑制 (non-maximum suppression, NMS) 后用了 300 个锚点进行检测^[15], 而重新选定的锚点集可以很好地覆盖目标区域, 因此, 减少 NMS 后选用的锚点数量, 对比实验结果见表 5。

表 5 所提方法的缺陷检测结果对比

锚箱大小	候选框	平均准确率/%		平均准确率均值/%	检测时间/ms
		裂纹	缺角		
Faster R-CNN	300	83.2	100	91.60	199
	300	88.5	100	94.25	190
本文方法	130	88.1	100	94.05	160

由表 5 可知, 根据 GT 图像优化锚点集后的 Faster R-CNN, 不仅对裂纹区域的检测结果明显提升, 对缺角区域的平均准确率依旧 100%, 这是由于 RPN 产生锚点时会变换不同的尺度和长宽比, 缩放比例后的锚点可以很好覆盖不同大小的硅片缺陷类型, 从而对较大面积的缺角区域检测准确度不会有所影响。另外, 调整 NMS 后选取的候选框数目后, 虽然精度相比 94.25% 略微有所损耗, 但检测速度获得显著提升, 可以在不损失精度的情况下提升检测速度, 实现缺陷区域的精确定位。

3.2.4 缺陷检测结果可视化

基于优化锚点集的 Faster R-CNN 硅片图像缺陷检测结果如图 7 所示。图 7 (a) 是对裂纹的检测结果, 图 7 (b) 是对缺角的检测结果, 从这些结果中可以看出对于不同大小的两种缺陷, 由于重新选择了新的锚点集, 因此裂纹和缺角

都可以实现精确检测与定位。在检测结果中, 方框代表模型所检测出的缺陷的具体位置, 其上方字母及数字代表模型对缺陷区域的分类结果: 硅片图像缺陷分类及类别得分。

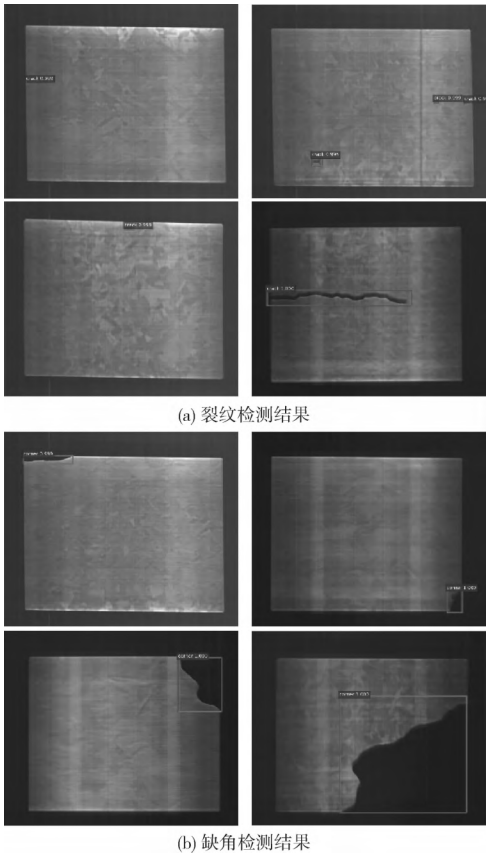


图 7 硅片缺陷检测结果可视化

4 结束语

根据复杂的工业生产背景下硅片缺陷图像的数据特点, 提出了一种优化锚点集的缺陷检测方法, 解决了传统检测技术中模型参数和数据特点不匹配的问题。针对该问题, 从期望的定位精度中推导出提取的最小缺陷区域的大小, 得到优化的锚点集, 并用于训练缺陷检测模型, 从而提高了 Faster R-CNN 对裂纹图像的检测精度和效率。从实验结果和分析可以看出, 在不损失精度的情况下, 提出的检测模型实现了检测速度的大幅度提高。尽管通过深度学习技术实现的检测方法准确率较高, 但这些方法时间复杂度较高, 因此, 为了建立高效的缺陷检测系统, 下一步的研究工作包括网络结构的优化和检测速度的进一步提升。

参考文献:

[1] Wiegold S, Liu Z, Raymond S J, et al. Detection of sub-500 μm cracks in multicrystalline silicon wafer using edge-illuminated dark-field imaging to enable thin solar cell manufacturing

- [J]. Solar Energy Materials and Solar Cells, 2019, 196 (1): 70-77.
- [2] Shen Z, Liu Z, Li J, et al. DSOD: Learning deeply supervised object detectors from scratch [C] //IEEE International Conference on Computer Vision, 2017: 1937-1945.
- [3] CHANG Haitao, GOU Junnian, LI Xiaomei, et al. Application of faster R-CNN in defect detection of industrial CT image [J]. Journal of Image and Graphics, 2018, 23 (7): 1061-1071 (in Chinese). [常海涛, 苟军年, 李晓梅, 等. Faster R-CNN 在工业 CT 图像缺陷检测中的应用 [J]. 中国图象图形学报, 2018, 23 (7): 1061-1071.]
- [4] ZHAO Mengchao, KONG Lingcheng, TAN Zhiying. Defect segmentation of coated metal strip based on improved Otsu method [J]. Computer Engineering and Design, 2018, 39 (9): 2811-2816 (in Chinese). [赵梦超, 孔令成, 谭治英. 基于改进 Otsu 法的镀膜金属带缺陷分割 [J]. 计算机工程与设计, 2018, 39 (9): 2811-2816.]
- [5] 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.
- [6] Girshick R, Donahue J, Darrelland T, et al. Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation [C] //IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition: 27th IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2014: 580-587.
- [7] Zhao L, Bai H, Liang J, et al. Simultaneous color-depth super-resolution with conditional generative adversarial network [J]. Pattern Recognition, 2019, 88 (1): 356-369.
- [8] He K, Zhang X, Ren S, et al. Deep residual learning for image recognition [J] //Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2016, 90 (1): 770-778.
- [9] WANG Xianbao, LI Jie, YAO Minghai, et al. Detection method of surface defects of solar cells based on deep learning [J]. Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2014, 27 (6): 517-523 (in Chinese). [王宪保, 李洁, 姚明海, 等. 基于深度学习的太阳能电池片表面缺陷检测方法 [J]. 模式识别与人工智能, 2014, 27 (6): 517-523.]
- [10] Demant M, Welschhold T, Oswald M, et al. Microcracks in silicon wafers I: Inline detection and implications of crack morphology on wafer strength [J]. IEEE Journal of Photovoltaics, 2017, 6 (1): 126-135.
- [11] Lin Chien-Cheng, Shiou Fang-Jung. Object recognition based on foreground detection using X-ray imaging [J]. Journal of the Chinese Institute of Engineers, 2018, 41 (5): 395-402.
- [12] Eggert C, Brehm S, Winschel A, et al. A closer look: Small object detection in faster R-CNN [C] //IEEE International Conference on Multimedia and Expo. IEEE Computer Society, 2017: 421-426.
- [13] Ren S, He K, Girshick R, et al. Object detection networks on convolutional feature maps [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2015, 39 (7): 1476-1481.
- [14] Eggert C, Zecha D, Brehm S, et al. Improving small object proposals for company logo detection [C] //Proceedings of the ACM on International Conference on Multimedia Retrieval. ACM, 2017: 167-174.
- [15] MA Xiaoyun, ZHU Dan, JIN Chen, et al. Bullet surface defect detection based on improved Faster R-CNN [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2019, 56 (15): 117-124 (in Chinese). [马晓云, 朱丹, 金晨, 等. 基于改进 Faster R-CNN 的子弹外观缺陷检测 [J]. 激光与光电子学进展, 2019, 56 (15): 117-124.]