

分类号 TP391.7

密级 公开

UDC 621.3

编号 10299Y1807012

江蘇大學

JIANGSU UNIVERSITY

专业学位硕士学位论文

Professional degree master's Thesis



基于 Faster RCNN 的太阳能电池片
内部缺陷检测系统研究

RESEARCH ON SOLAR CELL INTERNAL DEFECT
DETECTION SYSTEM BASED ON FASTER RCNN

作者姓名 王杰

指导教师 孙俊 职称 教授

申请学位级别 硕士 专业名称 电子与通信工程

论文提交日期 2022 年 4 月 论文答辩日期 2022 年 5 月

学位授予单位和日期 江苏大学 2022 年 6 月

Classified Index: TP391.7

UDC: 621.3

Professional degree master's Thesis

**RESEARCH ON SOLAR CELL INTERNAL DEFECT
DETECTION SYSTEM BASED ON FASTER RCNN**

By Wang Jie

Major: Electronics and communication engineering

Supervisor: Prof. Sun Jun

Jiangsu University

May,2022

独创性声明

本人郑重声明：所呈交的学位论文，是本人在导师的指导下，独立进行研究工作所取得的成果。除文中已注明引用的内容以外，本论文不包含任何其他个人或集体已经发表或撰写过的作品成果，也不包含为获得江苏大学或其他教育机构的学位或证书而使用过的材料。对本文的研究做出重要贡献的个人和集体，均已在文中以明确方式标明。本人完全意识到本声明的法律结果由本人承担。

学位论文作者签名：王杰

2022年6月15日

学位论文版权使用授权书

江苏大学、中国科学技术信息研究所、国家图书馆、中国学术期刊（光盘版）电子杂志社有权保留本人所送交学位论文的复印件和电子文档，可以采用影印、缩印或其他复制手段保存论文。本人电子文档的内容和纸质论文的内容相一致，允许论文被查阅和借阅，同时授权中国科学技术信息研究所将本论文编入《中国学位论文全文数据库》并向社会提供查询，授权中国学术期刊（光盘版）电子杂志社将本论文编入《中国优秀博 硕士学位论文全文数据库》并向社会提供查询。论文的公布（包括刊登）授权江苏大学研究生院办理。

本学位论文属于不保密 。

学位论文作者签名：王杰

指导教师签名：孙印

2022年6月15日

2022年6月15日

摘 要

近年来,随着全球能源领域电气化的不断推进,以太阳能发电技术为代表的新能源产业发展迅速。光电转换装置是太阳能电池组件的重要组成部分,而太阳能电池片作为光电转换装置的核心部件,其质量将直接影响整块太阳能电池组件的使用寿命及光电转换效率。本研究针对单晶类电池片镀膜后产品存在无法检测内部缺陷的问题,搭建了缺陷检测系统,完善了质量检测体系。首先利用近红外成像装置,实现了对太阳能电池片光致发光特征图的采集,之后运用基于产品图像的平场矫正技术与频域滤波对图像进行亮度平滑处理,再通过改进的 Faster RCNN 算法对缺陷进行定位及分类,最后使用基于传统图像算法的缺陷筛选算法对分类后的缺陷进行二次筛选及判定。论文的具体研究工作如下:

(1) 太阳能电池片的光致发光图像采集。采集平台利用 808nm 近红外线激光器、近红外线阵相机、近红外增透镜头以及 920nm 高通滤波片,组合成光学成像系统。成像系统使用 512 像素分辨率的近红外相机,相机使用铟镓砷材料为感光基底的芯片进行成像,保证了对 1150nm 光谱的高感光度,使其在拥有较高分辨率的情况下满足在线检测需求的扫描速度,同时能够更好地表现电池片中的缺陷。

(2) 检测系统搭建。首先制定检测系统的运行方案及工作流程,其次设计光致发光图像采集系统、控制电路与通信系统。最后描述了软件的设计思路及其运行流程。

(3) 电池片图像预处理。针对无法使用色彩标定板进行平场矫正的情况,提出了一种基于产品图像的亮度矫正方法。实际操作中利用近红外相机拍摄,图像包括多张暗场近红外图像以及同一片产品进行多次拍摄出的近红外图像,最后利用拍摄图像计算得出亮度平场矫正系数。此方法解决了线激光功率不均导致的图像亮度不均匀和不同设备之间存在成像亮度差异的问题,提高了阈值参数的适用性以及检测的稳定性。

(4) 缺陷检测算法设计。本研究中使用的检测系统需要针对约 20 种不同类型的产品缺陷进行检测,系统采用卷积神经网络对缺陷进行定位与分类,并结合传统算法筛选的方式运行。卷积神经网络方面采用 Faster RCNN 算法框架,框架中使用 ResNet101 作为特征提取网络,网络中通过采用 Mish 激活函数提升算法网络的非线性特征。RPN 区域提取网络中使用不同的候选框尺寸以及高宽比,适当地增加了候选框的数量,满足缺陷目标存在不同的尺寸以及长宽比例的情况,网络中的 IoU 比例采用前景 0.9 和背景 0.1 分配,提高

了缺陷的定位精准度。将 ROI Pooling 中的插值方法修改为双线性插值，有效地降低了 ROI 的偏差。

(5) 系统调试与实验分析。搭建了完整的检测系统，并针对图像检测算法进行开发。实验表明，对于缺陷的识别分类准确率达到 94%，对于缺陷的定位标注准确率达到 95%，系统单张图像处理时间在 300ms 至 350ms 之间。通过实验表明，相比于传统的 Faster RCNN，改进后的 Faster RCNN 算法在分类准确率、定位准确性等方面效果更好。

关键词：太阳能电池片；光致发光；机器视觉；缺陷检测；卷积神经网络；Faster RCNN

Abstract

In recent years, with the continuous advancement of global energy electrification, the new energy industry represented by solar power generation technology develops rapidly. The photoelectric conversion device is an important part of the solar cell module, and the solar cell is the core component of the photoelectric conversion device. Its quality will directly affect the service life and photoelectric conversion efficiency of the entire solar cell module. In this study, aiming at the problem that the internal defects of the products can not be detected after the single crystal battery is coated, a defect detection system was built and the quality detection system was improved. Firstly, the near infrared imager was used to collect the photoluminescence characteristic map of solar cells. Then the flat-field correction technology based on the product image and frequency-domain filtering were used to smooth the brightness of the image. Then the defects were located and classified by the improved Faster RCNN algorithm. Finally, the defect screening algorithm based on the traditional image algorithm is used to screen and judge the classified defects for the second time. The concrete research work of this paper is as follows:

(1) Collection of photoluminescence image of a solar panel. 808 nm near infrared detector, a near infrared array camera, a near infrared anti-reflection lens and a 920 nm high-pass filter were used to combine the acquisition platform into optical imaging system. The imaging system used a near infrared camera with a resolution of 512 pixels, and the camera used a chip with an indium gallium arsenide material as a photosensitive substrate for imaging, so that the high sensitivity to a 1150 nm spectrum was ensured, the scanning speed required for on-line detection was met under the condition that the high resolution is possessed, and the defects in a cell slice can be better represented at the same time.

(2) Construction of testing system. Firstly, the operation scheme and workflow of the detection system were determined. Secondly, the photoluminescence image acquisition system, control circuit and communication system were designed. At last, the design idea and running process of the software were introduced.

(3) Pretreatment of cell slice image. In view of the situation that the color calibration plate

can not be used for flat field correction, a brightness correction method based on product image was proposed. In actual operation, the near-infrared camera was used for shooting, and the images include several dark-field infrared images and near-infrared images shot by the same product for many times; Finally, the correction coefficient of luminance flat field was calculated by using the captured images. This method solved the problems of uneven image brightness caused by uneven line laser power and difference of imaging brightness between different devices, and improved the applicability and detection stability of threshold parameters.

(4) Design of the defect detection algorithm. The inspection system used in this research needs to inspect about 20 different types of product defects. This system used convolutional neural network to locate and classify defects, and combines with traditional algorithm to screen them. In the aspect of convolution neural network, a Faster RCNN algorithm framework was adopted, in which ResNet101 was used as the feature extraction network, and Mish activation function was used in the network to enhance the nonlinear characteristics of the algorithm network. In RPN area extraction network, different candidate frame sizes and aspect ratios were used, and the number of the candidate frames was appropriately increased to meet the conditions of different sizes and aspect ratios of defective targets. The foreground 0.9 and background 0.1 were adopted to distribute the IoU ratio in the network, which improves the accuracy of the defect location. The interpolation method in ROI Pooling was modified to bilinear interpolation, which effectively reduced the deviation of ROI.

(5) System commissioning and test analysis. A complete detection system was built, and the image detection algorithm was studied. The experimental results showed that the accuracy rate of defect identification and classification was 94%, and the accuracy rate of defect location and labeling was 95%. The processing time of a single image in the system was 300 milliseconds to 350 milliseconds. The experimental results showed that compared with the traditional Faster RCNN algorithm, the improved Faster RCNN algorithm has higher classification accuracy and location accuracy.

Key words: Solar cell; Photoluminescence; Machine vision; Defect detection; Convolutional neural networks; Faster RCNN

目 录

第一章 绪论	1
1.1 研究背景.....	1
1.2 研究现状.....	2
1.2.1 电池片检测方法.....	2
1.2.2 机器视觉在太阳能电池片检测中的应用.....	3
1.3 主要研究内容及论文框架.....	6
1.3.1 论文主要研究内容.....	6
1.3.2 论文框架结构.....	6
第二章 基于光致发光的电池片缺陷分析	8
2.1 光致发光原理分析.....	8
2.2 生产工艺分析.....	8
2.3 电池片光致发光（PL）图像缺陷分析.....	11
2.3.1 机械类缺陷.....	12
2.3.2 工艺类缺陷.....	13
2.3.3 原料类缺陷.....	15
2.4 本章小结.....	16
第三章 检测系统的设计	17
3.1 系统设计要求.....	17
3.2 硬件系统设计.....	17
3.2.1 硬件系统模块划分.....	17
3.2.2 硬件系统动作流程设计.....	18
3.3 图像采集系统设计.....	18
3.3.1 光致发光平台设计.....	18
3.3.2 电源控制电路设计.....	19
3.3.3 通信系统设计.....	20

3.4 图像采集系统的硬件选型	20
3.4.1 相机选型	20
3.4.2 镜头选型	22
3.4.3 光源选型	24
3.5 软件系统设计	25
3.5.1 软件交互界面设计	25
3.5.2 软件运行流程设计	27
3.6 实验平台	27
3.7 本章小结	28
第四章 检测算法设计	29
4.1 Faster RCNN 网络模型分析	29
4.1.1 Faster RCNN 框架分析	29
4.1.2 VGGNet16 特征提取网络分析	30
4.1.3 RPN 网络分析	31
4.1.4 ROI Pooling 层分析	33
4.1.5 分类与回归	33
4.2 图像预处理	34
4.2.1 使用场景分析	34
4.2.2 基于频域处理的图像平滑算法	34
4.2.3 基于产品图像的平场矫正方法	35
4.3 Faster RCNN 模型的改进	38
4.3.1 特征提取网络的改进	38
4.3.2 RPN 网络参数改进	41
4.3.3 ROI Pooling 插值算法的改进	42
4.4 缺陷筛选算法设计	43
4.4.1 算法应用分析	43
4.4.2 算法设计	44

4.5 本章小结	45
第五章 模型实验与结果分析.....	47
5.1 数据集建立	47
5.2 测试环境	47
5.3 实验评价指标	48
5.4 不同特征提取网络下的检测效果	49
5.5 对特征提取网络性能的改进	50
5.6 对 RPN 网络及 ROI Pooling 性能的改进	52
5.7 筛选算法性能	54
5.8 本章小结	55
第六章 结论.....	56
6.1 总结	56
6.2 展望	57
参考文献.....	59
致 谢.....	63
攻读硕士期间成果.....	64

第一章 绪论

1.1 研究背景

近年来,世界工业化进程日益加速,在国民经济与技术迅速发展的同时,也产生了一系列的环境问题。大规模化石能源的燃烧带来了较大的天气环境变化,比如温室效应^[1]、空气污染、雾霾天气^[2]等,给人类的健康带来了巨大的影响。因此,全球各地对洁净有效的可再生能源的利用也越来越广泛。清洁能源的普遍应用不但可以有效地缓解能源危机,且能够合理降低环境变化所导致的各种负面影响。太阳能发电、风电、核电、地热发电以及生物质发电等都是现有的清洁可再生能源^[3],其中太阳能凭借其易收集、无环境污染、年辐射能高等优点,是全世界认可的最有利用意义的资源之一^[4]。

“十四五”是达成碳达峰、碳中和目标的重要阶段、窗口时期。2021年10月中下旬开始,在我国西部地区集中启动了一批大型光伏基地建设项目。这些项目将注重于利用荒漠、戈壁、沙漠等地区的土地资源,并采取板上发电、板下种植、资源综合利用等新经济发展管理模式,能够高效地推动国家电力绿色低碳转化发展并带动相关产业进步。近年来,中国光伏发电等新能源的装机规模不断增长。截至2021年11月底,国内太阳能发电总装机容量约2.9TWh,同比增长约24.1%。与此同时,其利用率不断提升,达到97.9%左右。度电成本将进一步降低,2020年中,全国光伏发电平均度电成本同比下降约18%,其价格基本逼近了全国平均燃煤基准的电价,为产业之后进行低成本、规模化发展提供了有利的条件。

硅基电池片作为中国目前在光电领域的主流产品,其生产工艺非常复杂,为防止隐裂、脏污、黑片、划痕等太阳能电池片的质量问题,从硅锭的生产切割到电池片组件面板装配,每一道工序都必须进行严密的品质测试,否则将会直接导致太阳能电池光电转化效率^[5]和使用寿命^[6]的下降。由于现阶段我国太阳能电池片制造中,电池片内部质量检测主要在电池片制造完成后进行,且主要通过电致发光技术(EL)对成品电池片的内部缺陷进行检测^[7]。电池片中部分内部缺陷在银浆印刷工艺之前产生,这类半成品的质量检测仅停留在对其外观的检测阶段。

以往在电池片内部缺陷检测中应用广泛的电致发光检测技术 (EL)，无法检测半成品电池片的内部瑕疵，因此无法监测电池片制造过程中存在的质量问题。缺乏对半成品电池片的有效检测方法及设备，这一现状直接降低了产品的良品率，间接增加了银浆的使用，同时错失了在制作过程中返工重制的机会，导致出现质量问题反馈严重滞后的现象，不能对制造过程中的制造工艺以及机械问题及时地进行修改与调整。

本课题通过研究光致发光技术 (PL) 在太阳能电池片检测领域中的应用，结合机器视觉图像处理中的滤波预处理、动态阈值分割、形态学分析等算法，以及深度学习领域中的卷积神经网络，对太阳能电池片中各类缺陷做出精准判别，并设计了完善的软硬件运行方案 and 操作方法，从而使识别太阳能电池片的缺陷具备了高准确度、高效等优势，并减少了人力成本。本课题的研究同样也能够应用到电池片扩散工艺后的各个中间生产工序和电池组件的质量检测中，具有更广阔的应用前景。

1.2 研究现状

1.2.1 电池片检测方法

国内外技术研发人员对电池片检测技术做了广泛地研究，并陆续开发出了各种测试方式。针对太阳能发电设备产业链在不同制造阶段的各个主要产品，已经有对硅片原材料、电池片以及电池片组件的相应检测方法。根据电池片不同的工艺特性，分别有电致发光检测 (EL)、光致发光检测 (PL)、近红外穿透裂纹检测等针对电池片内部缺陷的检测方式，以下对上述的三种检测方式进行描述并分析其特点。

(1) 电致发光检测法 (EL)^[8]: 在电致发光成像系统中，利用向电池片施加正向电压的方式，通过激发太阳能电池片内部电子，使其从高能级向低能级回落，从而释放出能量。接着使用近红外相机来拍摄太阳能电池辐射出的近红外光，在所拍摄的图像中，光电转化效率较高的区域呈现为亮度均匀且较亮的部分，而转化效率低或存在缺陷的区域，因该类区域处于非活跃状态，从而在 EL 图像中呈现为亮度较暗部分。该种方法的优点是能够检测多种内部瑕疵。不足之处为检

测时需要使用探针接触产品,存在损坏产品的风险,且只能检测印刷有电极的电池片。

(2) 光致发光检测法 (PL)^[9-12]: 该方法使用高能量光源照射到产品上,光照提供一定能量的光子,电子获得能量激发到更高能级,并会在短时间内回落至基态,电子向低能级跃迁时辐射出能量^[13],进而产生荧光,并由近红外相机采集光致发光的图像。缺陷区域发出的荧光较暗,因此,可通过 PL 图像中的灰度值大小鉴别电池片的缺陷。该方法的优点是可以检测外观所不能检测的多种内部缺陷且不与电池片直接接触,避免了因接触可能产生的二次损伤,且通过改变激发光功率,可以适用于太阳能电池片生产中的各个工艺阶段。

(3) 近红外穿透检测法^[14]: 采用 1300nm 的近红外线光源,将光源斜向照射硅片。该波段的近红外光在特定角度的折射下进行全反射,但由于隐裂区域结构不同,近红外光会直接穿透,从而使得裂纹处的图像亮度相较于正常区域灰度值较低。该方法的优点是结构简单且缺陷呈现效果较好。缺点为只能检测硅片原料的隐裂缺陷,且无法对硅片原料的同心圆缺陷进行检测。

根据本课题中需要检测的目标为镀膜工序后的半成品太阳能电池片,而近红外穿透检测法无法对非硅片原料的产品进行检测,电致发光检测法无法对半成品电池片进行检测。光致发光检测法能够满足检测半成品以及内部缺陷成像的要求,同时光致发光技术具备无接触的特点,所以必须采用光致发光技术作为本研究的主要研究对象和图像采集方式。

1.2.2 机器视觉在太阳能电池片检测中的应用

机器视觉技术是人工智能中的一项新兴技术,该技术通过合适的光源、相机及图像处理算法的搭配使用,使系统具有判断和测量的能力。传统的机器视觉技术工作流程为:应用专业的工业相机与光源,采集待检测产品的图像信息,将图像传输至计算机进行处理,接着利用各类图像处理算法分析图像中的像素值、对比度、边缘^[15]等信息,通过形态学分析^[16]与图像分割^[17]等方法从而得出判断结果,又或者通过拟合线、拟合圆等方式获取工件测量值,最后将识别信息发送至执行机构。近年来,工业领域中缺陷检测项目的复杂度逐渐提升,在使用传统图像处理算法进行复杂缺陷检测项目的过程中,由于需要大量复杂的逻辑处理与种

类繁多的特征筛选,容易降低鲁棒性和准确率,同时较难实现对缺陷的精确分类。随着深度学习技术的高速发展,这一技术逐渐被应用于工业领域中的复杂缺陷检测项目中,提升了机器视觉系统的准确性以及鲁棒性,推动了机器视觉技术的发展。

国外科研人员在太阳能电池片质量检测领域的研究中取得了不少进展,并将机器视觉技术应用在实际检测中。德国的 GP-solar 公司率先打造了应用于太阳能电池片的自动光学检测设备(AOI),并将太阳能电池片表面瑕疵检测和颜色分类两种功能整合到检测设备上,在国内太阳能电池片 AOI 检测领域中,该设备占据了大部分高端份额。澳大利亚的 BT Imaging 公司在太阳能电池片的光致发光领域推出了多款基于光致发光(PL)的实验分析设备,在实验分析装置领域占据了大部分份额。Fu Y 等人提出了一种基于机器视觉的多晶太阳能电池多交叉裂纹检测新方案,运用频域滤波、卷积核滤波器、特征重构等方法实现了对(EL)图像中裂纹的检测,但该方法只能检测隐裂缺陷,适用性较差^[18]。Chen H 等将 CNN 应用于电池片表面缺陷的检测,构建多光谱 CNN 模型,缺陷识别准确率达到 94.30%,但存在计算时间较长,无法在线使用的问题^[19]。Acharya AK 等人将 CNN 网络应用于电致发光(EL)图像的缺陷分类中,在标准 EL 图像数据集上进行了测试,证明该算法具有对 EL 缺陷的分类能力,但分类精度在 74.75%左右,使用未改进的 CNN 网络检测精度较低^[20]。

国内科研人员在太阳能电池片检测领域的研究相对较晚,但近年来随着电池片产业的发展,发展速度已相当快速。江苏大学的周奇首先使用改进的灰度差动态阈值分割对缺陷特征进行提取,解决了因光照不均对图像处理的不利影响,不足之处是使用的算法会降低检测精度且对部分特征数值相似的缺陷无法进行精细分类^[21]。杭州电子科技大学的唐佐星设计了一种步长搜索和灰度值填充的算法用于去除单晶硅电池片表面栅线,并使用多特征过滤和局部阈值分割算法可检测出单晶硅电池片的缺陷。但算法使用大量的时间增强缺陷以及去除图像干扰,增加了整体运算的时间,且没有验证所有类型的缺陷^[22]。沈阳建筑大学的杨柳提出利用聚类方法来按照特定标准将提取所得缺陷分割成不同的类,根据特征之间的相似性对缺陷特征进行划分,实现了太阳能电池片部分缺陷的分类。但是存在相

似缺陷划分不够精确的问题且仅验证了裂纹与斑点缺陷的分类效果,缺陷类型较少^[23]。河北工业大学的庞悦提出基于多光谱深度卷积神经网络 (Multispectral Convolutional Neural Network),通过分析多个光谱中缺陷的不同表现特征,利用多光谱图像的特征信息,构建了改进的卷积神经网络模型,该模型能够更好地区分背景特征和缺陷特征。但在测试中只有部分缺陷分类效果较好,其中划痕、断栅、脏片的特征存在相似性,检测效果不佳^[24]。湖北工业大学的周志刚使用 TFRF_Net 增加样本的多样性,对 VGG16 网络进行轻量化改进,该算法对电池片缺陷分类的精度相比于传统算法有较大的提升。该算法能够不错的检测是否存在缺陷,但无法对特征相似的缺陷进行分类,且不能定位缺陷的位置^[25]。江苏大学的王宇对经典的 VGGNet 进行改进,在模型中增加批归一化层和全局池化层,提高了准确率、收敛性,使网络在性能方面效果更好,但对缺陷尺寸变化较大的情况下的检测效果还需进一步研究^[26]。武汉科技大学的刘怀广等人建立了一种特征增强型轻量化卷积神经网络模型,提高了弱边界的提取能力,进而提升了尺寸较小缺陷的检测准确率,实现了多尺度特征预测,该模型平均精度均值 (mAP) 达到 87.55%,同时检测速度达到 40 帧/s,但平均精度还需提升^[27]。河北工业大学的王霜提出了 RRCF 模型结构,利用了多等级多尺度的卷积特征,增加高层特征的融合而减少低层特征的融合,提升了卷积层的特征表达能力,对于解决复杂背景干扰下的裂纹分割问题非常有效,但分割网络需要耗费大量的时间,对检测时间影响较大^[28]。

传统算法对于缺陷往往只具备检测以及简单分类的能力,无法对缺陷进行精确分类,这并不能满足工业缺陷检测中每个缺陷均有一套判断标准的情况,无法精确分类就导致缺陷判断存在不精确的问题。工业领域对于缺陷精确分类以及精确判断的需求越来越强烈,对缺陷的精确分类能够更进一步的提升检测的准确性以及提升产品的质量,这就需要找到一种无需定位且能够对缺陷进行精确分类的检测方法。

正如上文所述,在工业制造领域,深度学习技术也有一些相关的应用,现阶段主要使用 EL (电致发光) 设备对电池片内部缺陷进行自动检测,以及使用可见光成像对电池片表面进行缺陷检测,但由于主要在缺陷种类较少或缺陷拥有特

定纹理的情况下使用，仍存在着一定的技术局限性。近年来，光致发光技术在太阳能电池片内部缺陷检测领域快速发展，现有的光致发光成像设备往往仅具备成像以及辅助缺陷标记的功能，不能对缺陷进行自动分类以及筛选。针对基于光致发光的太阳能电池片内部缺陷检测，目前没有以该类图像数据集为基础，开展的相关深度学习的深入研究。结合该类图像为分辨率相对较低的单通道图像且背景较为单一，以及缺陷尺寸与灰度变化大、缺陷种类繁多、计算时间较为充裕、不追求实时性等特点，并且需要根据分类结果与区域进行二次筛选的实际需求。本文提出一种能够满足多尺度、高分类准确度、高定位准确度、适应极多分类种类的算法框架，并且配合传统算法二次筛选的方式对该数据集进行研究。

1.3 主要研究内容及论文框架

1.3.1 论文主要研究内容

(1) 太阳能电池片内部缺陷检测系统设计：通过设计光致发光检测平台和运动机构，并按照实际需求完成硬件选型，设计软件的人机交互界面和运行流程，实现对光致发光图像的采集与处理。

(2) 太阳能电池片在 PL 平台上的缺陷检测算法：设计出基于产品图像的亮度矫正算法，得到成像亮度均匀的检测图像。制定基于深度学习的太阳能电池片内部缺陷检测方法，通过对 Faster RCNN 算法框架的改进，使用卷积神经网络 ResNet101 进行特征提取并运用 Mish 激活函数对其进行改进，调整 RPN 网络参数，利用双线性插值算法改进 ROI Pooling，得到识别准确率更高的网络模型。配合传统图像处理算法对卷积神经网络输出的信息进行二次筛选，提高缺陷筛选的准确性与可调试性。

1.3.2 论文框架结构

第一章：绪论。首先描述了太阳能电池片缺陷检测的研究背景及意义。接着分析目前在太阳能电池片内部缺陷检测中使用的三种检测技术。最后分析机器视觉技术在太阳能电池片缺陷检测领域的研究现状和应用，其中包括了传统机器视觉检测方法及基于深度学习的检测方法。

第二章：基于光致发光的电池片缺陷分析。首先对电池片光致发光的物理原理进行介绍，并且描述缺陷图像的形成原理以及缺陷成像所需的条件，进而针对太阳能电池片的生产工艺流程进行详细的介绍，最后描述常见的 PL 缺陷并对其产生原因进行分析。

第三章：检测系统的设计。首先根据系统设计要求，解析了硬件系统中各模块的功能及其具体运行流程，之后对图像采集系统中重要的设备进行选型并设计了图像采集与通信流程，然后描述了软件系统的人机交互设计及数据信息交互设计，最后描述实验平台采集图像的运行步骤。

第四章：检测算法设计。该章重点研究太阳能电池片内部缺陷的检测算法。首先对图像预处理算法进行设计，包括改进平场校正算法的设计以及操作方法，后针对缺陷使用 Faster RCNN 算法框架，使用 ResNet101 网络作为特征提取网络、运用 Mish 激活函数、调整 RPN 网络参数、改进 ROI Pooling，以实现电池片的缺陷识别与定位，最后针对模型结果提出一种算法对缺陷进行二次筛选以及信息汇总的模型。

第五章：模型实验与结果分析。首先说明了样本集的采集信息、测试环境、样本数量分布，对 VGGNet 与 ResNet 进行准确率对比分析，之后对改进的特征提取网络的性能进行对比分析并测试了改进的 RPN 网络的性能，然后展示与说明了二次筛选算法的性能，最后分析了检测系统的可靠性及性能。

第六章：结论。本章对本文的主要研究工作及成果进行总结，分析不足之处，并对未来的研究进行了展望。

第二章 基于光致发光的电池片缺陷分析

2.1 光致发光原理分析

光致发光技术被广泛应用于新材料研发的研究中,是检验材料特性的重要方式之一。在 2007 年左右,光致发光技术首次应用在太阳能电池片领域中,由 BT Imaging 公司进行了与 EL 成像效果的初步对比研究,实验证明了 PL 在电池片检测中与 EL 的相关性以及 PL 技术在电池片缺陷检测领域的可行性^[29]。

在半导体晶体硅中,自由电子的数量与空穴的数量相当。而一旦将硼原子这类可以捕捉电子的杂质加入晶体硅中,就成为了空穴型半导体,也称为 P 型半导体。如果将磷原子这类可以释放电子的杂质加入硅中,则会形成电子型半导体,也称为 N 型半导体。将这两种类型的半导体结合在一起,在接触处就会因载流子浓度差异,导致两区域中的空穴与电子在这之间相互扩散^[30]。

光致发光原理是利用外界光源照射太阳能电池片,同时为电池片提供一定能量的光子,电池片中的电子获得能量并由低能级稳定状态激发到更高能级的激发态,该类被激发的电子处于不稳定状态,在短时间内会回落至基态,在电子向低能级跃迁的同时,能量以辐射的光子形式被释放,主要以荧光形式展现,该荧光为 1150nm 左右为波峰的近红外光。其发光强度与非平衡少数载流子的密度有关,而少子的强复合中心一般为缺陷区,因此该区域的少数载流子浓度较小从而导致只能产生较弱的荧光效应,造成缺陷区图像较暗^[31-33],因此通过明暗关系即可判断是否存在瑕疵。值得注意的是,在 PL 成像中,若该缺陷未在减反射膜内造成损伤,即该类缺陷未减少该区域的非平衡少数载流子,则 PL 无法对该缺陷进行有效成像,此时则需要配合外观检测进行辅助检测。

2.2 生产工艺分析

生产硅基太阳能电池片的工艺流程基本相似^[34],其流程如图 2.1 所示:

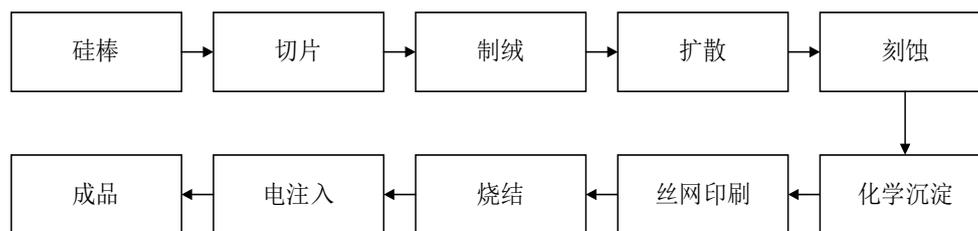


图 2.1 电池片生产工艺环节

Fig.2.1 Production process of solar cell

工业生产中，通常使用直拉工艺，在反应炉中，将半导体硅进行熔融处理，同时加入一种掺杂剂，在温度可控的情况下能够从熔融硅中直拉出圆柱形的单晶硅。通过金刚线的线锯，可将硅棒切割成约 $180\mu\text{m}$ 的方形硅片，硅锭以及硅片如图 2.2 所示：

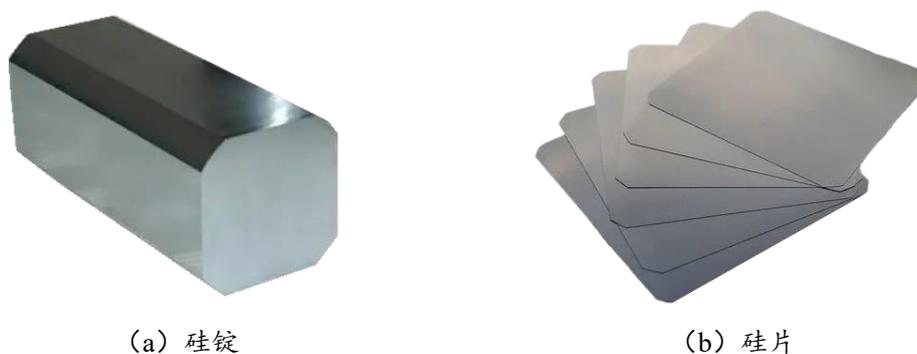


图 2.2 硅锭及切片

Fig.2.2 Silicon ingots and slices

制绒工艺中通常使用碱性试剂腐蚀硅片表面，产生金字塔结构，和碱液化学反应后，会在硅片表面形成一种有陷光作用的绒面构造^[35]，该工艺的目的为降低电池片表面的光线反射率，因为绒面凹凸的构造可以产生二次折射，使太阳能电池片得以吸收更多的阳光。绒面如图 2.3 所示：

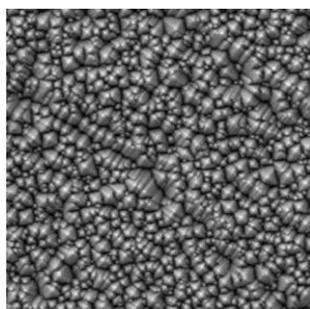


图 2.3 绒面微观结构

Fig.2.3 Microstructure of suede

P-N 结为太阳能电池片的核心结构，扩散工艺是为电池片制造 P-N 结，使电池片能够拥有粒子流动性。P-N 结示意如图 2.4 所示：

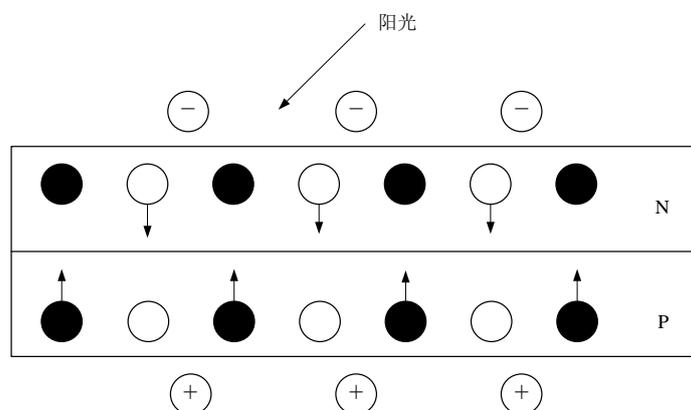


图 2.4 P-N 结示意图

Fig.2.4 Diagram of the P-N junction

在扩散工序中，会将磷原子扩散至硅片的侧边和背面边缘，在受光的情况下，P-N 结的正面所收集的电子会沿着边界流到反面，会引发短路。刻蚀工序中利用合适的等离子气体与电池片边缘的扩散层进行化学反应，快速地去掉多余的扩散层。刻蚀后的微观结构如图 2.5 所示：

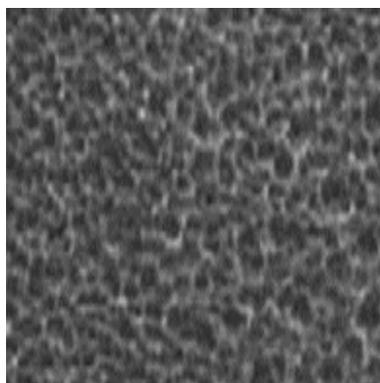


图 2.5 表面刻蚀后微观结构

Fig.2.5 Microstructure after surface etching

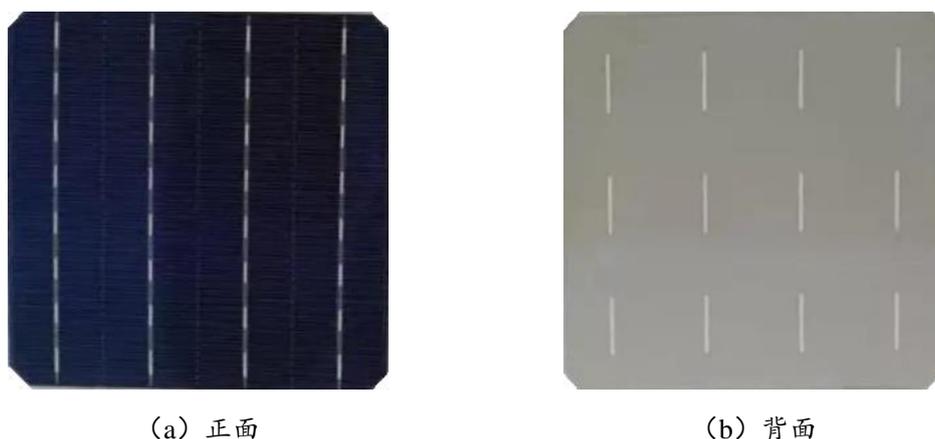
通过等离子体化学气相沉积技术 (PECVD) 在半成品电池片表面镀上一层减反射膜，既可提高电池片对太阳光的吸收度，也有助于增大光生电流，进而提高光电转化效率，同时能够起到保护电池片内部结构的作用。表面镀膜后的电池片如图 2.6 所示：



图 2.6 表面镀膜后的电池片

Fig.2.6 Solar cell after PECVD

电池片的正负电极通过正背面印刷的银电极实现，正面电极既要保证透光率，又要减小电极与半导体硅片的接触电阻。对此一般采用 4 到 5 条主栅线的设计，或采用无主栅设计。电池片印刷完成后如图 2.7 所示：



(a) 正面

(b) 背面

图 2.7 表面印刷电极后的电池片

Fig.2.7 Solar cell with electrodes printed on the surface

烧结工序是一般电池片生产的最后步骤，该工艺运用较高的温度将印刷在电池片表面的银电极进行烧结，最终使经过烧结的电极能够与硅片形成良好的接触，从而提高了开路电压与填充因子，使得电池片具有了电阻特性^[36]，实现了提高电池片转换效率的目的。

2.3 电池片光致发光（PL）图像缺陷分析

太阳能电池片的光致发光缺陷类型按缺陷产生原因的不同可分为三大类：机械缺陷、工艺缺陷、原料缺陷。机械缺陷可分为：划伤、吸盘印、皮带印、顶齿

印、摩擦划伤、舟划伤等。工艺缺陷可分为：白点、块状阴影、过刻、黑斑、隐裂、麻点、手指印、水痕、水印、药水印、脏污、舟印、彩虹片、镀膜异常等。原料缺陷可分为：黑片、同心圆。上述缺陷会导致电池片性能的下降和使用寿命的减少，以下对各类缺陷进行了详尽的描述。

2.3.1 机械类缺陷

机械类缺陷主要由流水线机械搬运电池片的过程中与电池片表面硬性接触、摩擦、机械附着的脏污污染所导致。机械类缺陷示例如图 2.8 所示。

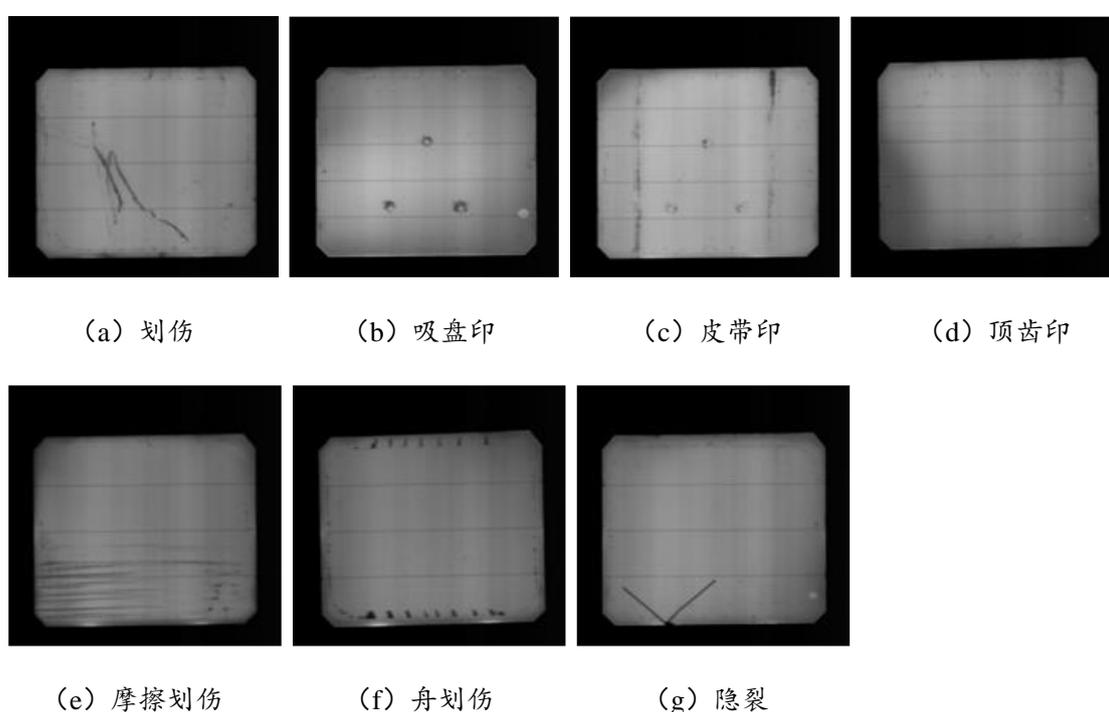


图 2.8 机械类缺陷

Fig.2.8 Mechanical defect

划伤缺陷如图 2.8 (a) 所示，在太阳能电池片生产过程中，电池片在 PECVD 设备气体沉积完成后，运动的过程中受到机械划伤，形成了外部可见的划伤。可提高电池片对太阳光的吸收的同时，也起到了保护电池片内部结构的作用。此类缺陷在 PL 的成像中存在两种情况，其一为此外部划伤深度较浅，深度未穿透减反射膜，则此时 PL 图像中则体现不出这类缺陷。其二为此外部划伤深度较深，穿透了减反射膜，则此时 PL 图像中则能够体现出该缺陷。缺陷特征为：较深的细长弧线或直线。

吸盘印如图 2.8 (b) 所示, 在太阳能电池片生产过程中, 电池片的搬动工作主要使用各类吸盘来实现, 但是在实际生产中存在气压、滑动、吸盘老化等外部因素会导致吸盘印缺陷的产生。往往能够通过吸盘的样式大致反应吸盘损坏的工序。缺陷特征为: 位置相对固定的, 具有特定形状的块状圆环。

皮带印如图 2.8 (c) 所示, 在太阳能电池片生产过程中, 电池片的搬运工作主要使用皮带传送实现, 在实际生产工程中, 存在皮带打滑划伤电池片或者皮带存在脏污污染电池片的情况, 会导致皮带印缺陷的产生。由于各工序皮带中间的间距存在差异, 往往可以通过间隔距离大致反应存在皮带问题的工序。缺陷特征为: 长条形且与边近似平行的块状暗色区域。

顶齿印如图 2.8 (d) 所示, 在太阳能电池片生产过程中, 在进入 PECVD 设备前或者存在搬运舟中的产品的工艺段, 需要进过搬运设备进入载具, 在过程中存在划伤电池片的情况, 导致顶齿印的产生。该缺陷的出现位置相对固定, 工序定位相对快速准确。缺陷特征为: 出现位置相对固定的在上端, 长度相对固定, 颜色较浅的块状区域。

摩擦划伤如图 2.8 (e) 所示, 在太阳能电池片生产过程中, 产线拥堵或者一些特殊工艺, 可能导致电池片之间产生摩擦, 导致摩擦划伤。该缺陷一般产生在镀膜工艺之前, 若为镀膜后产生则该缺陷外观可见。缺陷特征为: 片状的长条形暗线组成的区域。

舟划伤如图 2.8 (f) 所示, 在太阳能电池片生产过程中, 存在石英舟的使用中, 划伤电池片的情况, 导致产生舟划伤缺陷。该缺陷出现工序固定, 问题定位快速准确。缺陷特征为: 在产品四周靠近边缘位置, 存在的倾斜的较粗条状暗色区域, 通常多条出现。

隐裂如图 2.8 (g) 所示, 该缺陷为外观很难观察的裂纹, 会导致成品寿命降低等一系列问题。首先硅片原料中存在微小隐裂的情况, 在经过一系列搬运过程中, 导致隐裂进一步加深会导致该缺陷产生, 其次也可由机械碰撞导致该缺陷的产生。缺陷特征为: 深色细长且较直的条状区域, 轮廓较为清晰。

2.3.2 工艺类缺陷

电池片在制作过程中, 通常需要经过多道酸碱腐蚀、清洗、气体反应等工艺,

在制作过程中工艺参数的变化、反应原料的变化、仪器中的污染均会造成工艺类缺陷，工艺类缺陷示例如图 2.9 所示。

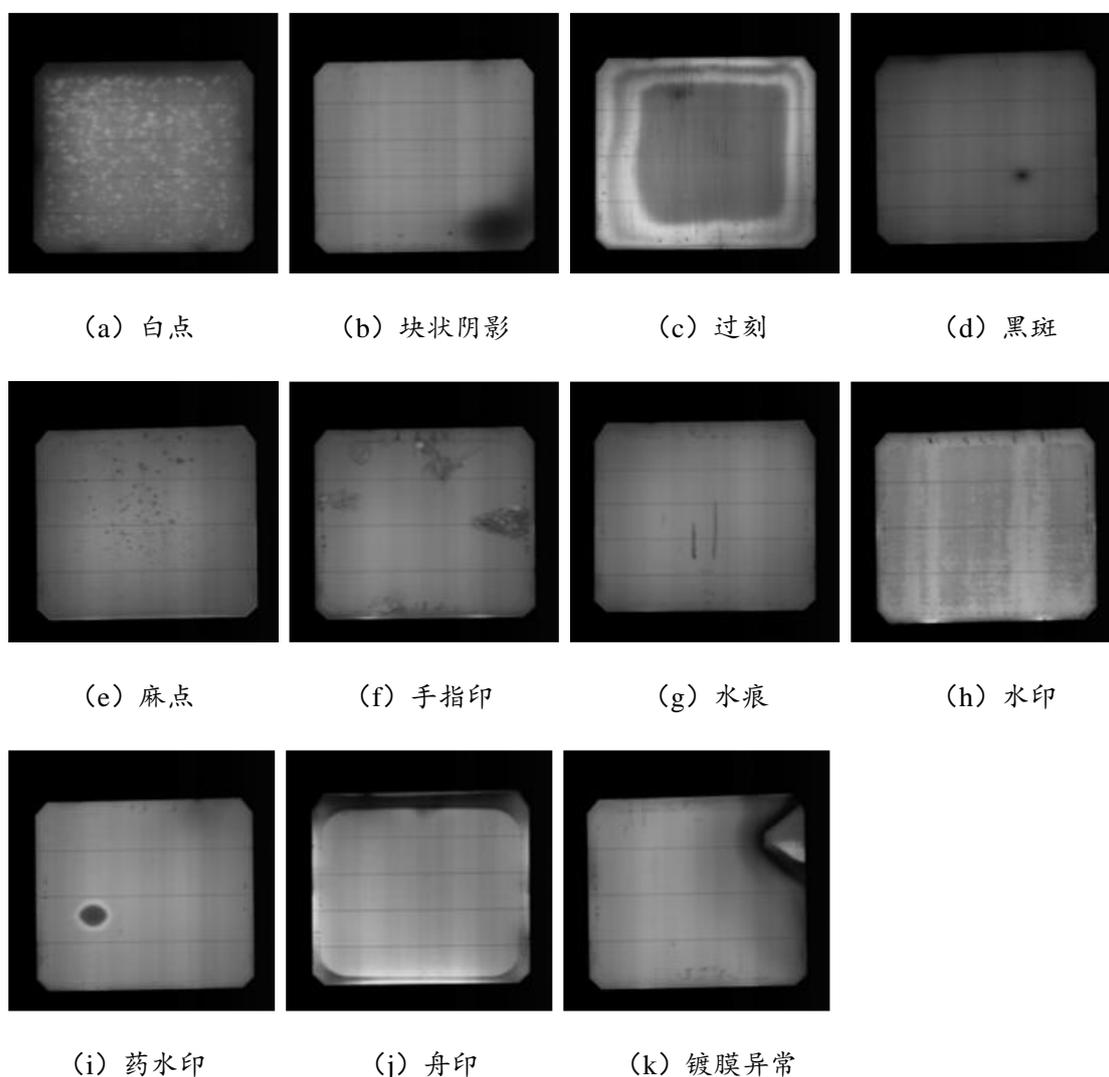


图 2.9 工艺类缺陷

Fig.2.9 Process defect

白点如图 2.9 (a) 所示，工艺问题造成的缺陷，造成该缺陷的工艺段主要为制绒工序以及扩散工序，在工艺完成后，主要呈现为白色斑点。缺陷特征为：呈现为细小的白色斑点，通常大片同时出现。

块状阴影如图 2.9 (b) 所示，在工艺的过程中，存在制程中液体不均匀或者加热不均匀等的情况下会造成该类缺陷。通常在镀膜之前的工艺步骤产生。缺陷特征为：中心较黑，向四周扩散且颜色不断变浅的大块状区域。

过刻如图 2.9 (c) 所示，由于刻蚀工序过度刻蚀导致的缺陷，导致产品刻蚀

程度差异较大导致。该缺陷出现的工序固定，问题能够快速准确的定位。缺陷特征为：边缘向内存在亮部及正常灰度相间的区域。

黑斑如图 2.9 (d) 所示，麻点如图 2.9 (e) 所示，通常在镀膜之前的工艺步骤均会产生，通常为生产设备内脏污污染电池片导致的缺陷。黑斑缺陷特征为：点状暗色区域。麻点缺陷特征为：成片出现的较小的暗色点状区域。

手指印如图 2.9 (f) 所示，在电池片生产过程中，在镀膜工艺前，存在手指或者污染的手套接触电池片的情况，人体皮肤中的弱酸性物质会腐蚀电池片，则会导致手指印缺陷。缺陷特征为：无规则的块状暗部，其中夹杂有亮色区域。

水痕如图 2.9 (g) 所示，水印如图 2.9 (h) 所示，药水印如图 2.9 (i) 所示，在电池片生产过程中，制绒工艺会经历酸碱腐蚀以及清洗的工艺过程，刻蚀工艺后同样需要经历清洗的工艺过程，在这过程中若清洗不充分或者水未甩干会导致水痕、水印、药水印缺陷。水痕缺陷特征：颜色由浅至深变化的直线型暗色区域。水印缺陷特征：絮状暗色区域，成块状分布。药水印缺陷特征：中心暗外圈亮的同心圆状。

舟印缺陷如图 2.9 (j) 所示，在电池片生产的镀膜工序中，会导致电池片在石墨舟中产生舟印缺陷，通常因为机械手放置电池片后位置未到位或者石墨舟存在损坏等导致舟印缺陷，严重的会导致质量问题。缺陷特征：电池片四周呈现圆角矩形的区域。

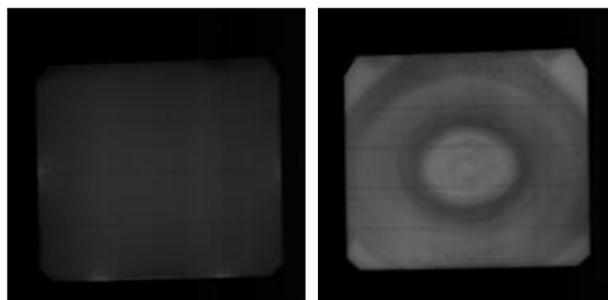
镀膜异常如图 2.9 (k) 所示，在镀膜工艺的过程中，气体沉积不均匀或者泄漏至背面，容易造成镀膜异常缺陷，可见光部分可产生彩虹片缺陷、色差。色斑等镀膜问题。缺陷特征：灰度深浅相间的大块状区域。

2.3.3 原料类缺陷

电池片生产通常是由切割好的硅片开始的，在硅片中存在的缺陷通常被归为原料缺陷，原料类缺陷示例如图 2.10 所示。

黑片如图 2.10 (a) 所示，通常在硅棒生长的初期或者后期存在的缺陷，在经过切割后混入产品，这类不合格的硅片原料会造成黑片缺陷，为硅片本身存在问题，后期工艺无法修复。该缺陷出现工序固定，为原料缺陷，该缺陷会导致成品效率较低。缺陷特征为：整片产品呈现为均匀的黑色。

同心圆如图 2.10 (b) 所示, 在硅棒的生产中, 拉棒系统中的热量传输决定着晶体缺陷的形成与生长, 通过调节晶体的温度进而控制其生长速率, 但过快的速度与过高的温度极易导致错位^[37], 会造成同心圆缺陷, 为硅片本身存在问题, 后期工艺无法修复。该缺陷出现工序固定, 为原料缺陷, 该缺陷会导致成品效率较低。缺陷特征为: 产品以中心开始, 存在明暗相间的圆形暗状区域, 形成类似同心圆的特定形状。



(a) 黑片

(b) 同心圆

图 2.10 原料类缺陷

Fig.2.10 Material defect

2.4 本章小结

本章首先描述太阳能电池片光致发光反应中的诸多概念, 并且解释电池片光致发光的发光原理。随后简要展示了传统硅基电池片制造的工艺流程, 并配有相关图片。最后解释光致发光图像中各类缺陷的定义, 并结合实例图像对其存在的缺陷进行描述。

第三章 检测系统的设计

3.1 系统设计要求

在太阳能电池片制造过程中，镀膜工序为印刷栅线前的工艺工序。对镀膜后的半成品电池片进行缺陷检测，可以使不合格的电池片能够及时返工，有效的减少印刷银浆的使用，提高成品的整体质量。本章根据电池片生产企业的实际生产需要，重点阐述了检测平台的构成、设备选型及软件设计。根据太阳能电池片生产线需求，本研究设计的缺陷检测系统需达到以下的要求：

(1) PL 检测平台采集图片，图像采集时间为 300ms 左右，运用图像识别算法，快速的对缺陷进行判别，单个产品的计算时间需要小于 400ms，单个产品计算总时间小于 800ms。

(2) 能够将产品根据缺陷类别加以分类，并对分类结果进行综合，检测系统的分类信号需将电池片放入对应的位置。

(3) 根据工位实际情况设计安装支架，为满足在现有设备中加装 PL 检测设备的需求，对相机、镜头、光源等进行合理选型。

3.2 系统运行设计

3.2.1 系统模块划分

缺陷检测系统可分为以下三种模块：图像采集模块、传感与通信模块、数据处理模块^[38]，其硬件系统架构如图 3.1 所示：

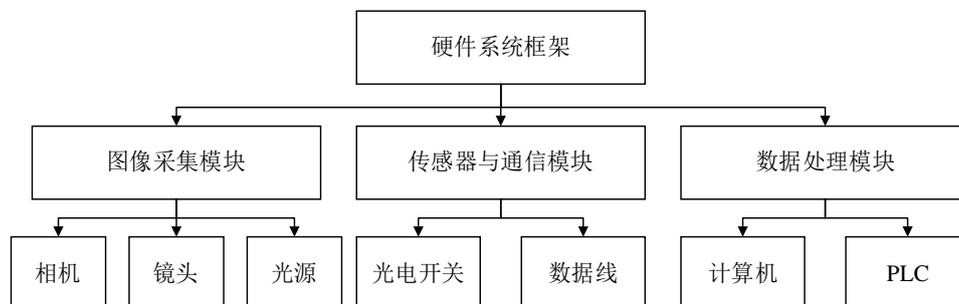


图 3.1 硬件系统架构

Fig 3.1 Hardware system architecture

3.2.2 系统动作流程设计

本系统所设计的系统运行流程如图 3.2 所示，检测过程中电池片通过输送带输送到检测工位前，当触发接近传感器时，传感器给出的反馈信号通过继电器到达相机，并触发相机进行图像采集，同时通过相机触发激光光源发光，电池片在移动的过程中采集固定尺寸的图像，将图像传输到计算机中进行计算，通过算法完成识别后并综合信息，之后将分选信号传送至 PLC。

PLC 会接收缺陷检测系统的分类信号，并控制分选机构将电池片放入相应的轨道，轨道将电池片传输至相对应的花篮中，供后续工艺使用。当存放电池片的花篮达到指定数量后，自动退回并且传送空的花篮进行电池片收集。

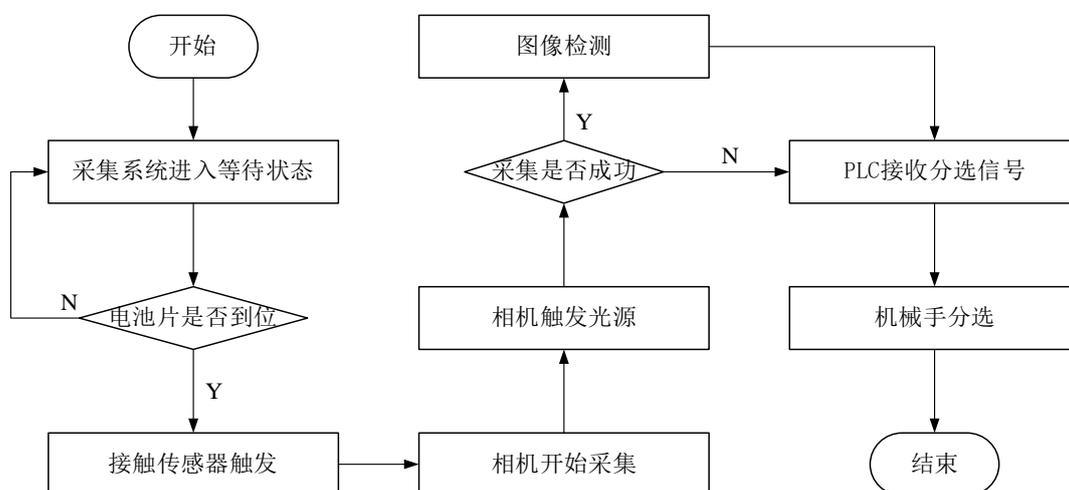


图 3.2 硬件系统工作流程

Fig 3.2 Hardware system workflow

3.3 图像采集系统设计

3.3.1 光致发光平台设计

系统采用光致发光图像采集模块作为数据采集模块，为了防止环境光线的干扰以及防止激光光源直射人眼造成伤害，相机、镜头、光源等被安装在暗箱内。暗箱安装结构如图 3.3 所示，暗箱内部结构如图 3.4 所示。

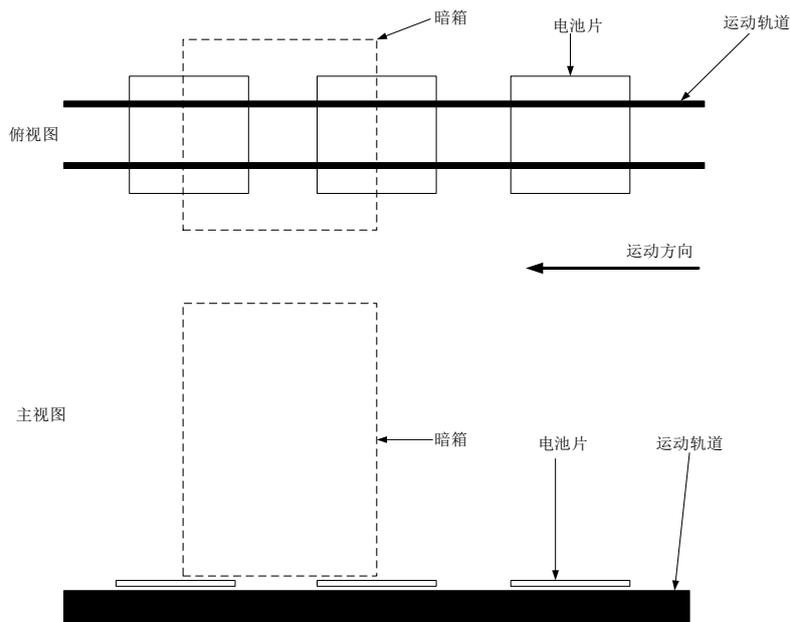


图 3.3 暗箱安装

Fig 3.3 Installation of camera obscura

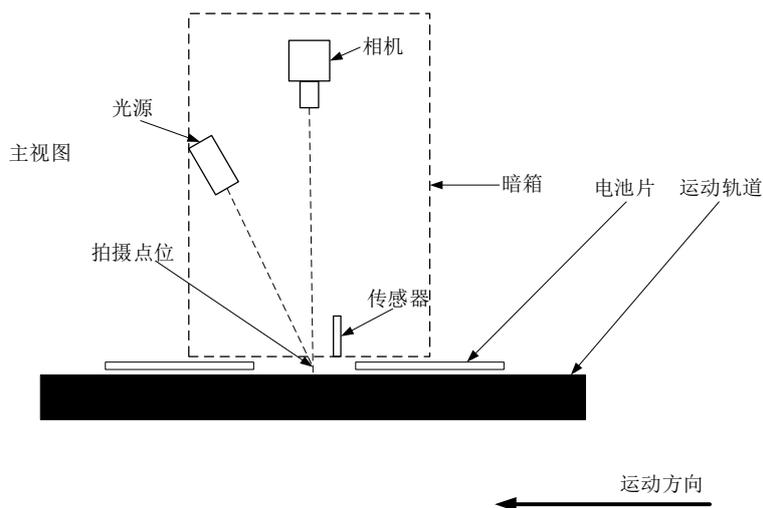


图 3.4 暗箱内部结构

Fig 3.4 Internal structure of camera obscura

3.3.2 电源控制电路设计

为了更迅速的响应传感器的拍摄信号，使用相机的硬触发模式，并通过相机触发光源使其发光。相机通过以太网网线与上位机相连，为了防止传感器在机器为开始运转的时候误触发，在未开启检测的时候，相机被设置为不拍摄状态，光源此时不会被触发开启。图像采集系统信号电路如图 3.5 所示：

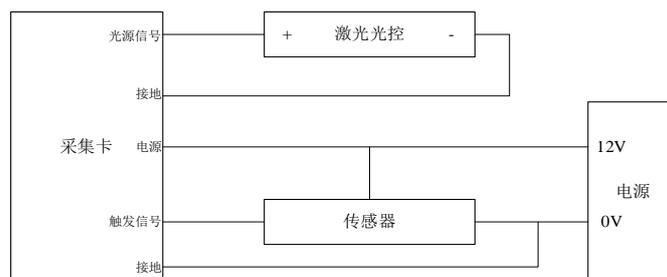


图 3.5 采集系统信号电路图

Fig 3.5 Acquisition system signal circuit

3.3.3 通信系统设计

本研究使用网线作为通讯连接硬件，设备间通过网线相连，一端接入计算机，另一端连接其他硬件设备的路由器或网络端口。通信双方通过固定的 IP 地址和端口发出固定格式的报文以交换双方的运行的状态信息，并根据设备状态执行后续的运行逻辑。如图 3.6 为典型的两个通信周期。

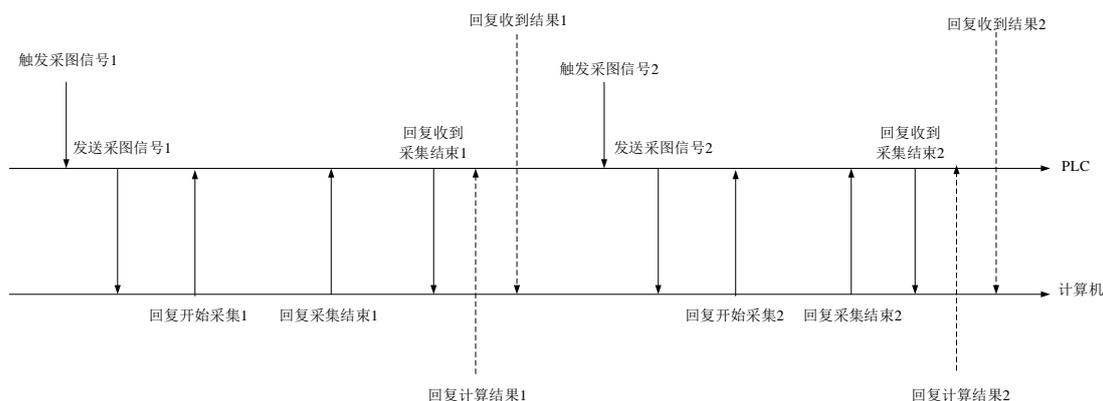


图 3.6 通信周期

Fig 3.6 Communication

3.4 图像采集系统的硬件选型

3.4.1 相机选型

相机作为基础设备，在成像系统中是不可替代的设备。用于工业生产检测的相机具有采集图像速率快、稳定性好、抗干扰能力强的优点。因电池片光致发光的荧光波长在波峰为 1150nm 左右的区域，需要选择在 1150nm 左右感光系数较高的近红外相机。由于近年来电池片效率的逐步提升，部分近红外不截止的硅

基相机也可拍摄到清晰的 PL 成像照片,但是对于呈现灰度较淡的缺陷成像效果不明显,相比于传统的铟镓砷作为感光材料的近红外相机,在成像质量上存在一定差距。因此本系统选择近红外铟镓砷相机。铟镓砷相机与硅基相机的芯片感光度对比如图 3.7 所示:

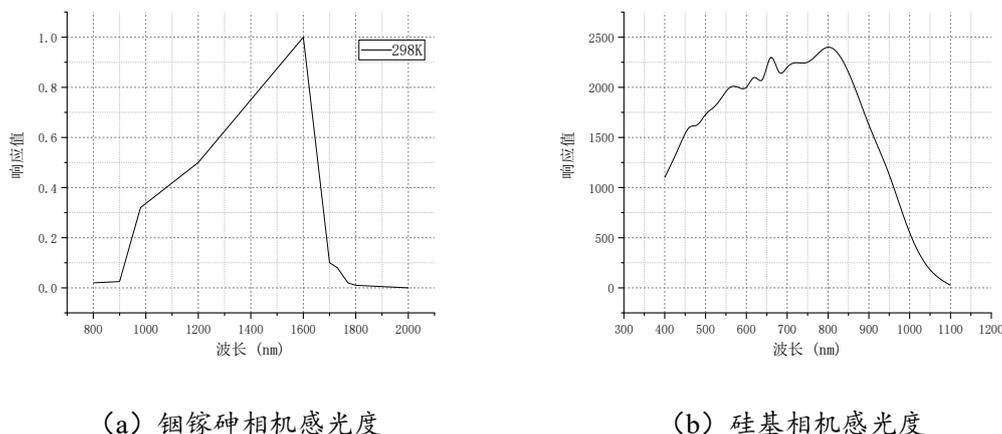


图 3.7 感光度对比

Fig 3.7 Sensitivity contrast

数据传输速率与相机的接口类型相关,目前应用较多的接口有 Camera Link、USB、GigE 等类型。GigE 接口的相机通过网线与计算机连接,传输速度较快且稳定。USB 类的接口传输速度相对较慢,但连接方式较为简单。Camera Link 类接口的传输速度为常用的接口中最快的,适用于高清高速相机,但是需要搭配图像采集卡使用。

根据以上分析选取凌云光的铟镓砷线扫相机,型号为 SH-S512。相机参数如表 3.1 所示:

表 3.1 相机参数

Table 3.1 Camera parameters

指标	指标参数
分辨率	512*1
光谱特性	0.9um-1.7um
像元尺寸	25um*25um

表 3.1 (续)

帧速	10Kfps
传感器类型	InGaAs
数字接口	Camera Link

3.4.2 镜头选型

镜头是视觉系统中搭配相机的组件。图像经过镜头在相机中的芯片上成像，因此成像质量的优劣与镜头的选用密切相关。镜头有长焦，中焦以及广角等各种焦距的类型，而按照不同的应用领域可分为微距、远心等类型。镜头的一般技术指标有：焦距、靶面尺寸、视场、物距等。如图 3.8, 3.9 所示，展示了各参数的意义，其中 f 为焦距， DIM 为靶面尺寸， FOV 为视场， V 和 H 为高度和宽度。

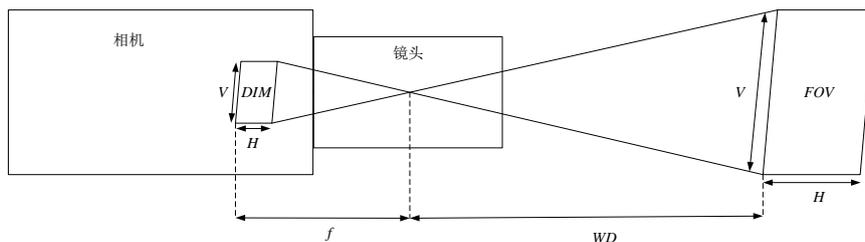


图 3.8 参数示意图

Fig 3.8 Parameters of the schematic

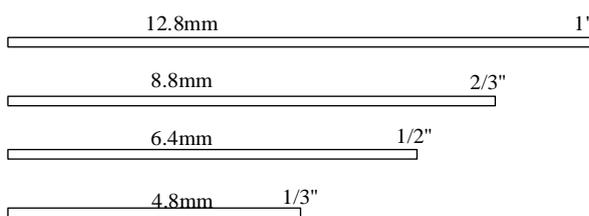


图 3.9 线扫相机尺寸说明

Fig 3.9 Size specification of line scan camera

镜头于成像模型中各参数间的关系如下：

$$\frac{f}{WD} = \frac{DIM(V, H)}{FOV(V, H)} \quad (3.1)$$

通常选择的镜头，其靶面尺寸应大于相机的靶面尺寸，若镜头的视野小于相机的视野^[39]，则会出现黑边的情况，不能充足地利用相机的有效像素。在工业检

测环境中，通常会使用亮度恒定的光源对产品进行打光，所以选择手动光圈的镜头即可，在成像系统调试中，根据产品的亮度手动调节光圈并固定。

光致发光成像平台中，相机芯片位置到太阳能电池片的距离在 450mm 到 500mm 之间，需要兼容电池片的尺寸为 156mm 至 210mm，根据公式 (3.1) 和相机靶面尺寸，需选择焦距为 25mm 且靶面尺寸为 1”的镜头。由于所拍摄的物体的光线主要在 1150nm 左右，因此选择近红外增透镜头以增加近红外部分的进光量，继而提高拍摄图像的亮度，镜头实物图和相关性能参数如图 3.10 和表 3.2 所示。

由于光源选择的为 808nm 的近红外激光，为了阻隔可见光以及光源的相关无关杂光的干扰，需要配备 920nm 的高通滤波镜片配合近红外增透镜头成像，在保证成像质量的同时有效降低干扰。根据以上分析选取浩蓝的近红外增透镜头 AZURE-NV2514SWIR。

表 3.2 镜头参数

Table 3.2 Lens parameters

指标	指标参数
分辨率	40IP/mm
靶面尺寸	1”
焦距	25mm
F 值	F1.4-F22
设计波长	900-1700nm
滤镜尺寸	M40.5*0.5



图 3.10 镜头实物图

Fig 3.10 Lens picture

3.4.3 光源选型

视觉系统中，光源对于成像的质量至关重要，为了配合不同的产品特征以及不同的相机种类，需要搭配不同种类的光源。本系统使用了线扫描相机，搭配线扫描相机的光源主要为条形线光源、条形同轴光源、线激光光源等。由于光致发光的拍摄特性，需要一种能够在单位面积内达到较高能量用来激发电池片中的电子能级跃迁的光源，因此本系统选择了线激光光源。后续为达到足够功率以保证成像质量，选择 25W 激光光源进行激发。

激光光源的波长对成像存在影响，400nm 以下紫外波段，在硅片厚度 0.1 μm 处被完全吸收。400nm 到 800nm 可见光波段，在硅片厚度 10 μm 处被完全吸收。800nm 到 1000nm 近红外波段，在硅片厚度 100 μm 处被完全吸收。1100nm 近红外处波段，能穿透硅片厚度超过 1000 μm ，如图 3.11 所示。为了拍摄电池片内部的缺陷特征，选择具有一定穿透能力的 808nm 的近红外激光。根据以上分析选取波粒光电的 WPL1-Y1008-A22-80810-25.00W。光源实物如图 3.12 所示，光源性能参数表 3.3 所示。

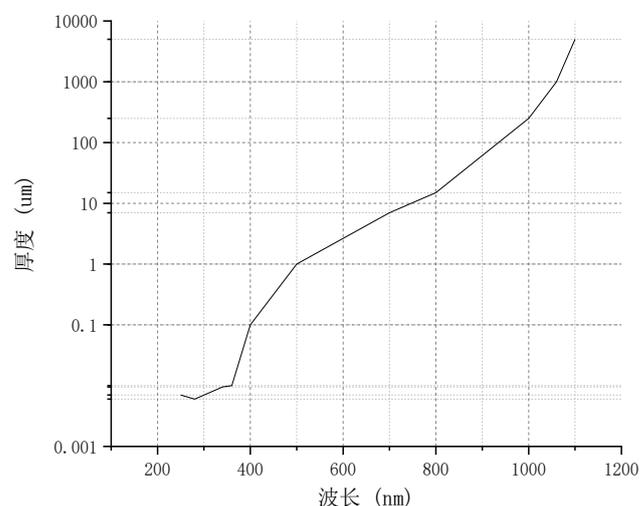


图 3.11 不同波段硅片吸收深度

Fig.3.11 Absorption depth of silicon wafer in different wavebands



图 3.12 光源实物图

Fig 3.12 Light source picture

表 3.3 光源参数

Table 3.3 Light source parameters

指标	指标参数
中心波长	808nm
中心波长偏差	$\pm 10\text{nm}$
输出功率	0-25W
光谱宽度	$\leq 3\text{nm}$
光纤长度	300cm

3.5 软件系统设计

机器视觉平台中,软件是向使用者提供交互信息的工具,同样也是各类硬件、算法、通信数据的交互中心。软件界面是软件交互性的表现形式,主要有信息显示、信息查询、参数修改、仿真显示等功能。软件同样需要集成采集模块、算法模块、通信模块、数据存储模块等功能模块,合理的调度各模块可以实现机器视觉设备的功能。

3.5.1 软件交互界面设计

软件交互界面由主显示界面和菜单子界面组成,主界面如图 3.13 所示。界面中从左至右依次为:当前完成检测的实时图像、二级菜单栏、当前图像的缺陷类别信息、各类文件路径的显示、图像存储状态的展示、开启在线运行的按钮、离线仿真功能的按钮、生产数据统计区、历史图像及信息展示区。

3.5.2 软件运行流程设计

软件在线运行中，需要管理各类模块间的数据交互并调度硬件资源。软件运行流程如图 3.15 所示，软件进入在线状态时，优先连接外部硬件设备，如果连接正常则进入等待状态同时更新软件状态信息。每张图像的计算独立运行，以唯一标识 ID 号为结果标识，最后输出结果并更新结果信息。

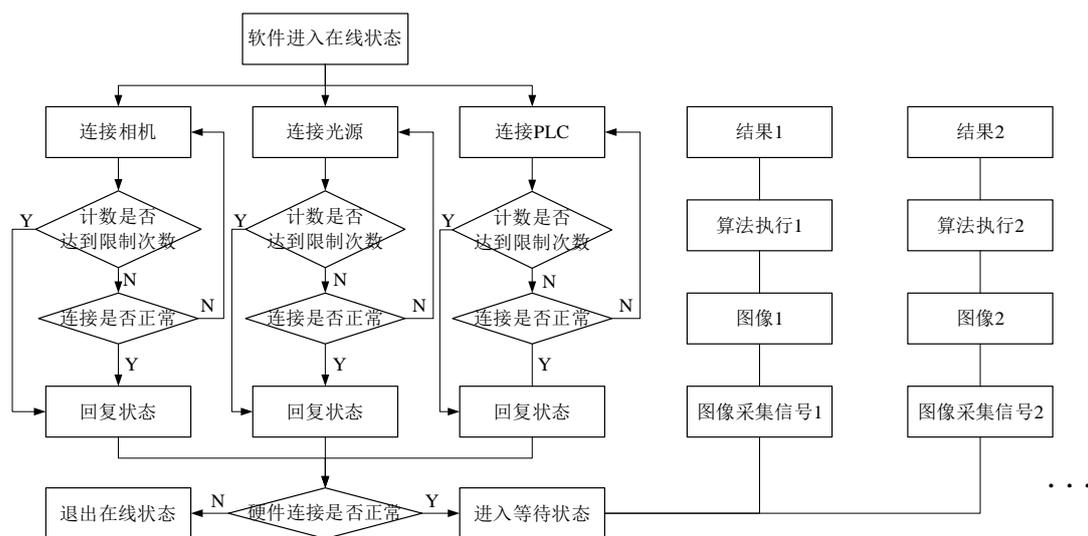


图 3.15 软件运行流程图

Fig 3.15 Software operation flow chart

3.6 实验平台

实验平台为需要将电池片置于运动轨道的简易手动装置，如图 3.16 所示。实验平台包括计算机、运动轨道及其控制模块、图像采集系统暗箱、触发系统，其中暗箱中包含固定相机以及光源的支架、配有近红外增透镜头的近红外线扫描相机、线激光发射器。该实验平台可以采集光致发光图像并验证图像质量。

实验步骤为开启光源，启动计算机，开启运动系统，最后打开检测软件，于右侧轨道放入产品，点击运动系统启动按钮，轨道运动带动电池片向左匀速运动，触发在暗箱底部的传感器后，相机开始采集，同时光源亮起，在电池片运动的过程中完成图像采集，发送图像至计算机中并关闭光源，软件进入等待采集状态。电池片继续运动至左端触发限位传感器后停止运动，最后手动拿出电池片，计算机在接受到图像后进行存储。



图 3.16 实验平台

Fig 3.16 Experimental platform

3.7 本章小结

本章通过分析系统的设计需求，设计了系统的运行方案及工作流程。接着具体阐述了光致发光图像采集系统的设计、控制电路的设计、通信系统的设计。后根据光致发光图像的成像需求、设备空间、产品规格等方面，对相机、镜头、光源进行设备选型。然后描述了软件的设计思路以及运行流程。最后阐明实验平台的设计与具体运行逻辑。

第四章 检测算法设计

4.1 Faster RCNN 网络模型分析

4.1.1 Faster RCNN 框架分析

RCNN、Fast RCNN 及 Faster RCNN 为基于候选区域的目标检测算法^[40]，该类检测算法框架是目前较完善的目标检测与识别框架^[41]，其通过缺陷区域预测，将目标检测转化为图像分类。RCNN 利用 Selective Search 将图像进行分割，并将图像归一化，之后使用卷积网络提取特征信息，最后通过 SVM 分类器对特征图分类及边框回归。其改进模型 Fast RCNN 中^[42]，可将完整的图像送入卷积网络中，不同尺寸的特征图通过 ROI Pooling 层后，能够将特征图转化为固定长度的特征向量，并通过全连接层分别输入 SoftMax 分类器和边框回归网络中以输出分类结果并修正边界框^[43]。由于 Fast RCNN 中的目标候选区域生成需要耗费较长的时间，为了降低检测网络的检测时间，在 Fast RCNN 基础上运用 RPN 网络，提出了 Faster RCNN 算法^[44]。

在本文研究的电池片光致发光图像的缺陷检测中，主要使用了 Faster RCNN 深度卷积神经网络算法框架。Faster RCNN 算法模型将生成候选框、特征提取、分类与边框回归整合进同一网络中，从而极大地提升了检测速度。Faster RCNN 算法网络主要包括四个模块^[45]：第一个模块是特征提取，主要使用卷积等操作来计算图像缺陷的特征图，同时该特征图与 RPN 网络共享。第二个模块是 RPN 网络层，它是一个全卷积神经网络（Fully Convolutional Network, FCN）^[46]，能够通过预测目标锚框与目标得分，最终得到较高精度的候选区域框。第三个模块是 ROI Pooling 层，能够将尺寸不同的特征图输入和候选区域转化为固定尺寸的特征图^[47]。第四个模块为目标分类和边框回归，对固定尺寸的特征图进行操作^[48]。经过上述四个模块的操作，可以得出检测目标的分类和位置信息。Faster RCNN 可采用四步交替训练法进行网络训练，初始阶段需要先单独训练 RPN 网络，再使用预测结果训练 Fast RCNN 网络，最终 RPN 与 Fast RCNN 将共享使用相同的卷积层。也可采用近似联合训练，无需分步单独训练网络，该方式为端到端，训练速度更快。Faster RCNN 的网络结构如图 4.1 所示。

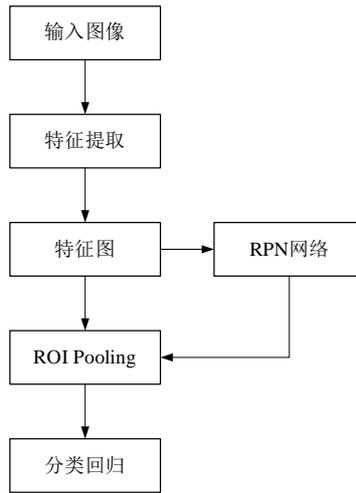


图 4.1 Faster RCNN 网络结构

Fig 4.1 Faster RCNN network structure

4.1.2 VGGNet16 特征提取网络分析

VGG 系列特征提取网络模型是在 2014 年被提出的卷积神经网络^[49]。VGG 系列卷积网络由五个卷积模块、卷积后的最大池化层、三个全连接层、SoftMax 输出层组成。相比于其他 VGG 网络模型，VGGNet16 是在目标检测中应用较多的模型，且是较为成熟的网络模型之一，原始的 Faster RCNN 网络中也使用了 VGGNet16。如图 4.2 所示为 VGGNet16 卷积网络配置流程。

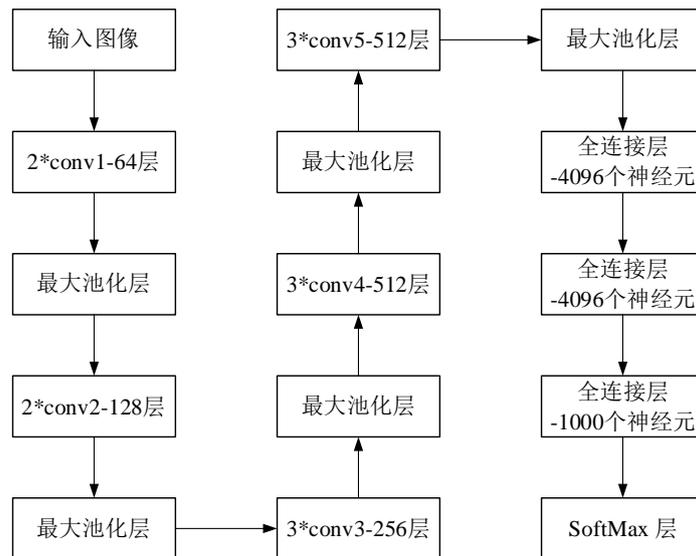


图 4.2 VGGNet16 卷积网络配置

Fig 4.2 VGGNet16 convolutional network structure

VGGNet16 网络模型的卷积层数为 16 层，网络中均为尺寸 3*3 的卷积核^[50]，

最大池化层中的卷积核尺寸为 2×2 ，避免了神经网络中因卷积核尺寸过大所导致的计算量过大的问题。

4.1.3 RPN 网络分析

运用 RPN 网络结构生成候选区域框是 Faster RCNN 算法网络的主要改进项^[51]。RPN 网络也称为区域生成网络，其以原始图像按设定尺寸与比例提取的特征图作为输入，输出目标候选框。RPN 在训练的过程中，其损失函数为分类和回归的联合损失，利用该损失函数，通过 RPN 网络能够计算出目标候选区域。整个网络由卷积层和激活函数层组成，采用全卷积网络结构的网络可以利用 GPU 进行运算。对比传统的 Selective Search 技术在生成候选区域框时只能在 CPU 上计算的情况，RPN 网络具有更高的运行速度与计算精度^[52]。

RPN 网络结构图如图 4.3 所示。使用卷积神经网络提取的共享特征图输入至 RPN 网络中，RPN 使用一个滑动窗口在特征图上进行框选，滑动的同时预测指定数量 k 个的目标候选区，若图像尺寸为 $w \times h$ ，那么在图中最终可得到 $w \times h \times k$ 个锚。接着提取边框特征，并进行边框回归和分类。最后对候选框进行处理，对候选框中的特征依据前景和背景进行打分，同时修正候选框区域位置。如下图 4.4 所示为 RPN 网络运行流程图。

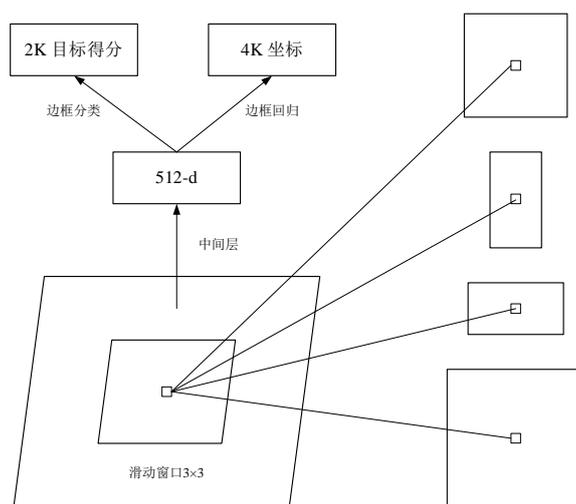


图 4.3 RPN 网络结构图

Fig 4.3 RPN network structure

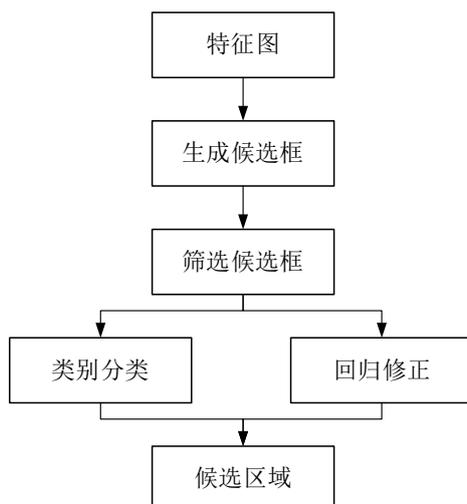


图 4.4 RPN 网络运行流程图

Fig 4.4 RPN network flow chart

Faster RCNN 网络中原始的 RPN 层候选框的面积为 128^2 、 256^2 、 512^2 三种，高宽比为 2:1、1:1、1:2，在数据集图像中生成的 9 个尺寸不同的候选框如图 4.5 所示。

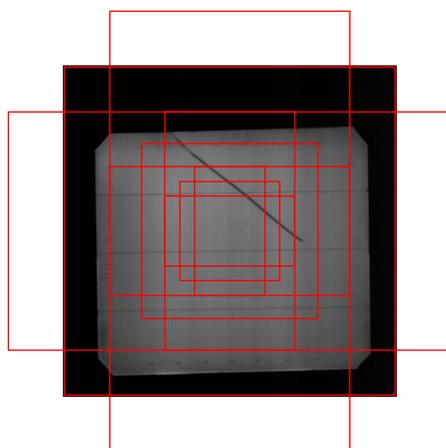


图 4.5 RPN 框尺寸图

Fig 4.5 RPN box size

RPN 网络中通过交并比 (IoU) 对候选框进行筛选^[53]，通过设置阈值的方式进行筛选，初始的阈值一般设置为 0.7 与 0.3，IoU 的计算方法如公式(4.1)所示。

$$IoU = \frac{S_{真} \cap S_{锚}}{S_{真} \cup S_{锚}} \quad (4.1)$$

当 $IoU > 0.7$ 时为前景， $IoU < 0.3$ 时为背景， $0.3 < IoU < 0.7$ 时为舍弃样本，其

中只有前景（正样本）被保留并输出至后续网络进行训练。经过 IoU 初步筛选后，再进一步使用 3*3 的卷积核来提取特征，进而再同时输入给 1*1 的卷积核后分别进行分类和边框回归。如下图 4.6 所示为 RPN 网络回归处理流程图。

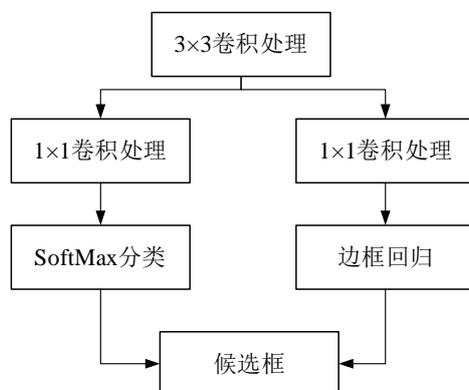


图 4.6 RPN 回归流程图

Fig 4.6 RPN regression flow chart

4.1.4 ROI Pooling 层分析

Faster RCNN 算法网络中的 ROI Pooling 层与 Fast RCNN 算法网络中的相同^[54]。ROI Pooling 层的作用就是将特征提取网络提取的特征图与 RPN 网络提取的候选区域框调整为统一尺寸^[55]，使得之后的全连接层能接受特征信息。

4.1.5 分类与回归

Faster RCNN 算法网络的损失函数为分类损失与回归损失的综合结果，包括 RPN 分类损失、RPN 边框回归损失、ROI 分类损失和 ROI 位置回归损失，网络的总损失为四类损失的和^[56]。Faster RCNN 网络的损失函数如公式(4.2)所示。

$$L(\{p_i\}, \{t_i\}) = \frac{1}{N_{cls}} \sum_i L_{cls}(p_i, p_i^*) + \lambda \frac{1}{N_{reg}} \sum_i p_i^* L_{reg}(t_i, t_i^*) \quad (4.2)$$

公式中 L 为网络的总损失， L_{cls} 为分类损失， L_{reg} 为回归损失， i 为锚框索引， p_i 为锚框中概率分布， p_i^* 有目标时为 1，没有目标时为 0， t_i 为区域框的坐标， t_i^* 为标记框的坐标， N_{cls} 为 batch 大小， N_{reg} 为锚框的数量。边框的坐标参数如公式(4.3)至(4.6)所示。

$$t_x = \frac{x - x_a}{w_a}, t_y = \frac{y - y_a}{h_a} \quad (4.3)$$

$$t_w = \log\left(\frac{w}{w_a}\right), t_h = \log\left(\frac{h}{h_a}\right) \quad (4.4)$$

$$t_x^* = \frac{x^* - x_a}{w_a}, t_y^* = \frac{y^* - y_a}{h_a} \quad (4.5)$$

$$t_w^* = \log\left(\frac{w^*}{w_a}\right), t_h^* = \log\left(\frac{h^*}{h_a}\right) \quad (4.6)$$

分类损失 L_{cls} 和边框回归损失 L_{reg} 如下公式(4.7)、(4.8)所示。

$$L_{cls}(p_i, p_i^*) = -\log[p_i p_i^* + (1 - p_i^*)(1 - p_i)] \quad (4.7)$$

$$L_{reg}(t_i, t_i^*) = R(t_i - t_i^*) \quad (4.8)$$

其中 R 为 $smoolth_{L1(x)}$ 如公式(4.9)所示。

$$smoolth_{L1(x)} = \begin{cases} 0.5x^2, & |x| < 1 \\ |x| - 0.5, & others \end{cases} \quad (4.9)$$

4.2 图像预处理

图像预处理是机器视觉成像后的重要步骤。图像平滑算法能够去除图像中的噪声与干扰项。平场矫正算法的主要作用在于消减光源光照的不均匀对于成像均匀度的影响，并可以消减相机感光芯片的瑕疵对成像均匀度的影响。

4.2.1 使用场景分析

线扫描相机在成像时将每行的图像拼接组合成完整图像，所以线扫描相机的平场矫正相比于面阵相机要更加简单，只需要矫正一行像素，其余的像素通用该矫正后的值便可完成平场矫正。可见光相机开始矫正需要使用颜色均匀且无污渍的白色标定板用于矫正，但是由于光致发光的成像特性，实际矫正的过程中，很难存在明暗完全均匀的电池片光致发光图像，所以需要更完善的图像矫正方法。本文基于现有光致发光图像，设计出基于产品图像的平场矫正算法及其操作方法。

4.2.2 基于频域处理的图像平滑算法

图像平滑的计算中，面对拥有特定形状且规则排列的干扰项，通常会考虑使用基于频域的滤波方法，用来消除这些干扰以达到图像平滑的目的且能够极大地降低对其他图像元素的影响。在频域图像中，为了便于观察，一般会将代表零频率的图像集中于中心位置。

如图 4.7 (a) 中框选处即为竖向规则的栅线干扰频域图像，干扰项往往集中

在特定的位置，只需要将这些区域置 0 处理便能去除干扰项。如图 4.7 (b) 为处理后的频域图像。图像 4.7 (c) 为原始图像，在图像中存在竖向栅线的干扰。图像 4.7 (d) 为处理过后的图像，图像中的干扰项已经被消除。

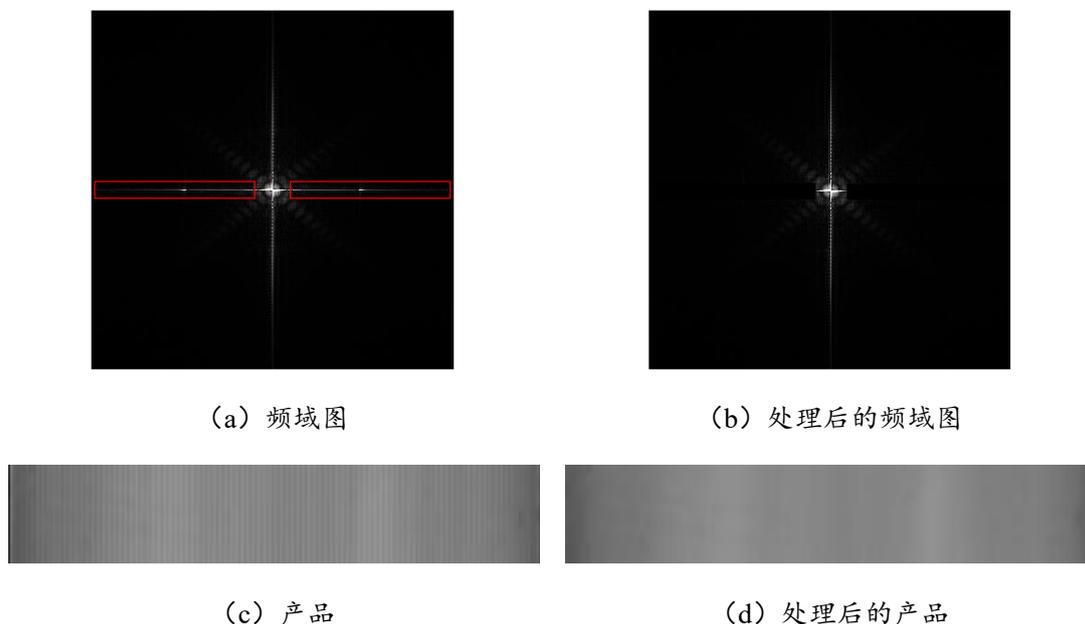


图 4.7 图像平滑

Fig 4.7 Image smoothing

4.2.3 基于产品图像的平场矫正方法

以一组图像拍摄为例，首先需要选择一片整洁的电池片，将电池片旋转 45 度放置在拍摄区域，相机拍摄产品的对角线位置，使得矫正面积达到最大。后将电池片旋转 180 度，再次拍摄一张图像。最后将镜头盖盖住镜头后拍摄图像，此暗场图像用来消除相机自身的不均匀性。由此可以得到 3 张图像，图像采集示意如图 4.8 所示。图中所示标记为示意产品旋转 180 度所设置，虚线为拍摄位置。

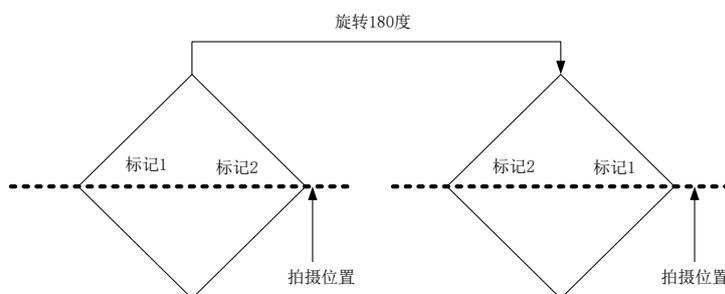


图 4.8 图像采集示意图

Fig 4.8 Image acquisition diagram

拍摄的前两张图像对齐后的灰度分布如图 4.9 所示，图中实线表示第一张图像的灰度分布，虚线表示了第二张图镜像后的灰度分布。相机暗场图像的灰度分布如图 4.10 所示。首先将前两张图像中的每个像素与第三张图像相减以去除相机的影响，接着需要对两张产品图像进行图像平滑及降噪处理，后将第二张图像中的产品部分做镜像处理，然后将两张产品图的边缘进行对齐，对两幅图像的非 0 部分求平均，最后将求得的图像与第一幅图像相减后得出平场矫正图像。该图像由 512 个像素数据组成，将该行图像扩展至 512 列可组成一幅 512*512 的图像。生成矫正图像的流程如图 4.11 所示。为了增加矫正的准确性，需要采集至少 3 组图像，并取平均值为佳。在线采集的每一幅图像均需要使用该幅矫正图像进行平场矫正。

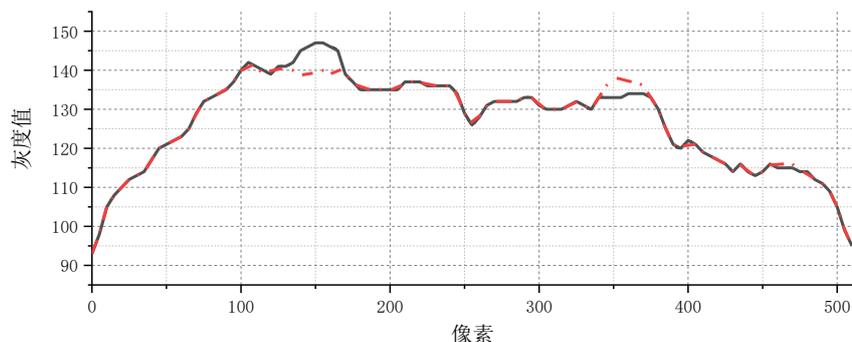


图 4.9 对齐后的图像灰度分布图

Fig 4.9 Grey distribution map of the aligned image

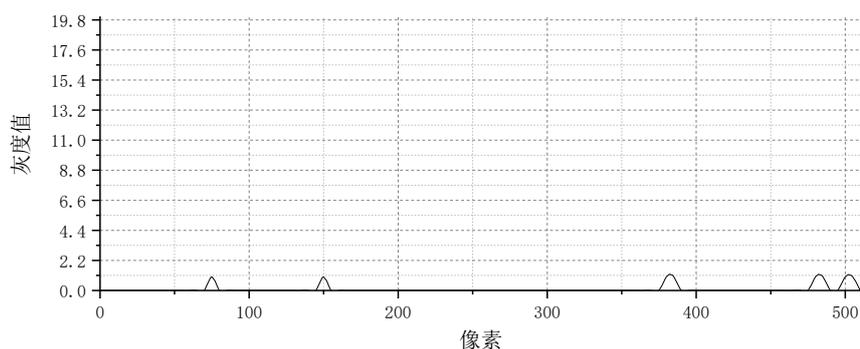


图 4.10 相机暗场图像灰度分布图

Fig 4.10 Grey distribution map of the dark frame

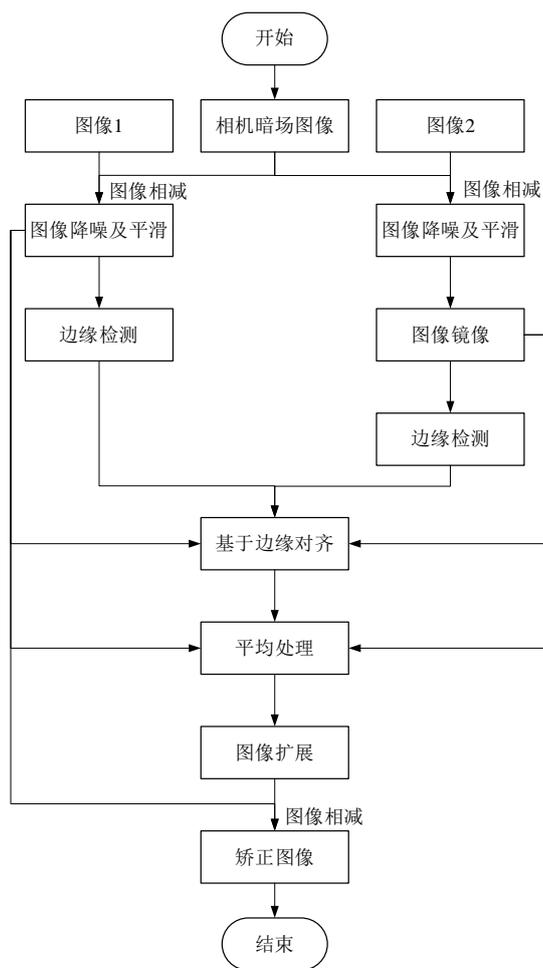
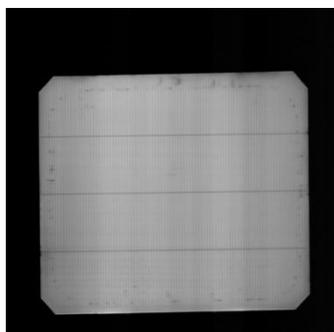


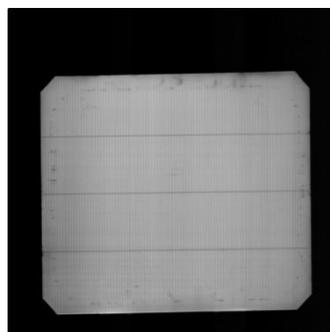
图 4.11 生成矫正图像的算法流程图

Fig 4.11 Generate algorithm flow chart of correction image

如图 4.12 (a) 所示为平场矫正前的图像，图像中存在明显的明暗交替噪声，运用本算法对图像进行平场矫正后的图像，如图 4.12 (b) 所示，极大地抑制了明暗交替的噪声，使产品成像更加均匀，有利于算法进行缺陷识别与分类。



(a) 矫正前图像



(b) 矫正后图像

图 4.12 矫正算法效果展示

Fig 4.12 Correction algorithm effect display

4.3 Faster RCNN 模型的改进

4.3.1 特征提取网络的改进

(1) 运用 ResNet101 特征提取网络改进

传统的卷积网络在网络的加深中，数据传递会存在数据丢失、损耗等问题，同时还会造成梯度爆炸或者梯度消失，导致准确率随着网络的加深而降低。

ResNet 在一定程度上解决了这个问题，与其他网络最大的区别在于网络中使用了一种 short cut 的连接方式，将输入直接跳转到后面的层，通过直接将输入特征矩阵与输出相加，保证了数据的完整性。ResNet 网络模型提出残差学习的思想，残差学习结构如图 4.13 所示，权重层为计算层，包括了卷积、全连接等计算类型。残差模块的输出如公式 (4.10) 所示。

$$H(x) = F(x) + x \tag{4.10}$$

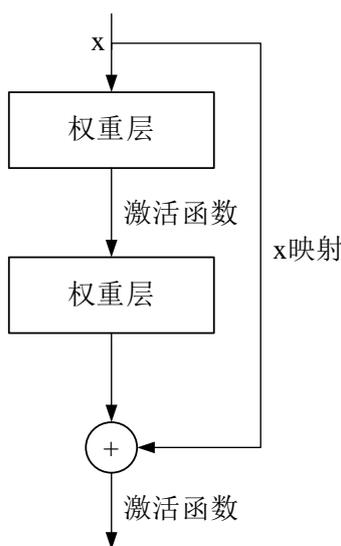


图 4.13 残差学习结构图

Fig 4.13 Structure diagram of residual learning

ResNet101 中，可分为五个模块，其卷积网络配置如表 4.1 所示。第一部分为预处理部分，后四个部分均由残差模块构成，其中第二部分包含 3 个残差模块，第三部分包含 4 个残差模块，第四部分包含 23 个残差模块，第五部分包含 3 个残差模块，其中第二部分残差模块如图 4.14 所示，其他模块结构类似。整个网络只需要学习输入、输出差别的部分，降低了参数调整的难度。

表 4.1 ResNet101 网络参数表

Table 4.1 ResNet101 network parameters

名称	卷积尺寸与特征通道数
conv1	7×7 , 64, stride=2
conv2_x	3×3 , max pool, stride=2 [1×1 , 64; 3×3 , 64; 1×1 , 256] $\times 3$
conv3_x	[1×1 , 128; 3×3 , 128; 1×1 , 512] $\times 4$
conv4_x	[1×1 , 256; 3×3 , 256; 1×1 , 1024] $\times 23$
conv5_x	[1×1 , 512; 3×3 , 512; 1×1 , 2048] $\times 3$

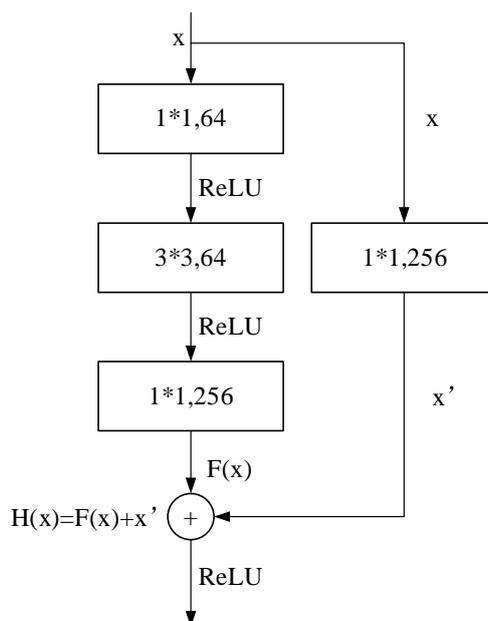


图 4.14 残差模块结构图

Fig 4.14 Structure diagram of residual block structure

初始的 Faster RCNN 使用 VGGNet16 作为其特征提取网络，ResNet101 网络更深，拥有更加优秀的提取效果，有利于缺陷分类与边框回归。对于缺陷种类较多的情况，容易造成特征交叉的情况，故特征提取的质量更为重要。利用残差网络，将浅层的纹理特征、灰度特征和轮廓特征等与深层语义特征相结合，有效地

避免因网络层数的增加而导致的过拟合现象与特征丢失现象。

(2) 运用 Mish 激活函数改进

Diganta Misra 提出一种新的用于深度学习的 Mish 激活函数，运用该激活函数的准确率比 ReLU 激活函数有了较大的提高^[57]。ReLU 激活函数的表达式如公式(4.11)所示，Mish 激活函数的表达式如公式(4.12)所示。

$$ReLU = \max(x, 0) \tag{4.11}$$

$$Mish = x * \tanh(\ln(1 + e^x)) \tag{4.12}$$

Mish 激活函数的图像如图 4.15 所示。

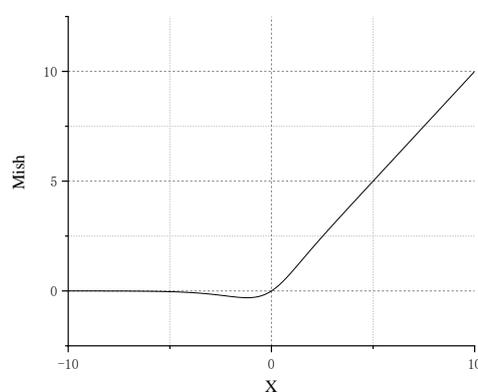


图 4.15 Mish 激活函数

Fig 4.15 Mish activation function

如图所示，相较于 ReLU 激活函数中 X 负值均为 0 的特性，Mish 激活函数允许存在一定范围的负值，且正值依然可以达到任意值^[58]。理论上，一定范围的负值能够有更好的特征表现。在神经网络的训练中，ReLU 激活函数在卷积层数增加的情况下，其精度远低于 Mish 激活函数，因为 Mish 函数能够相对稳定的传递数据信息。为提高本研究中 Faster RCNN 算法网络的稳定性及检测的准确性，故利用 Mish 激活函数的非线性特征提升来改进算法网络。因此本文将 Mish 激活函数加入特征提取网络以提升网络的特征提取能力，在卷积网络处理后使用 Mish 激活函数对数据进行处理，再输入至 RPN 网络和 ROI Pooling 层进行处理，网络改进如图 4.16 所示。

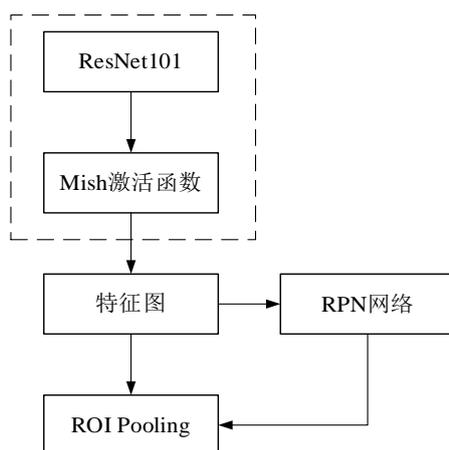


图 4.16 网络改进示意图

Fig 4.16 Network improvement diagram

4.3.2 RPN 网络参数改进

(1) 调整锚框尺寸与数量

根据电池片缺陷的尺寸特征,调整 RPN 网络生成区域候选框的尺寸和比例,增加候选框的个数与增加候选框的大小和比例,以适应对长条形、小目标等缺陷尺寸的检测。

RPN 网络原始的候选框面积大小有 128^2 、 256^2 、 512^2 三种,在每个点上会生成 9 个候选框的比例分别为 2:1、1:1、1:2。在实际使用的过程中,需要针对不同的数据集,根据检测目标不同尺寸,修改区域候选框的尺寸和数量,这样能够加快网络训练的收敛速度,提高网络的检测精确度。本文将 RPN 候选框的面积大小修改为 32^2 、 64^2 、 128^2 、 256^2 、 512^2 五种,将候选框高宽比例调整为 4:1、3:1、2:1、1:1、1:2、1:3、1:4,以适用于不同尺寸的缺陷。使用原始比例的候选框框选缺陷如图 4.17 (a) 所示,使用改进后的候选框框选缺陷如图 4.17 (b) 所示,改进后的候选框尺寸更加符合电池片缺陷的特点,能够更快速准确地定位缺陷。

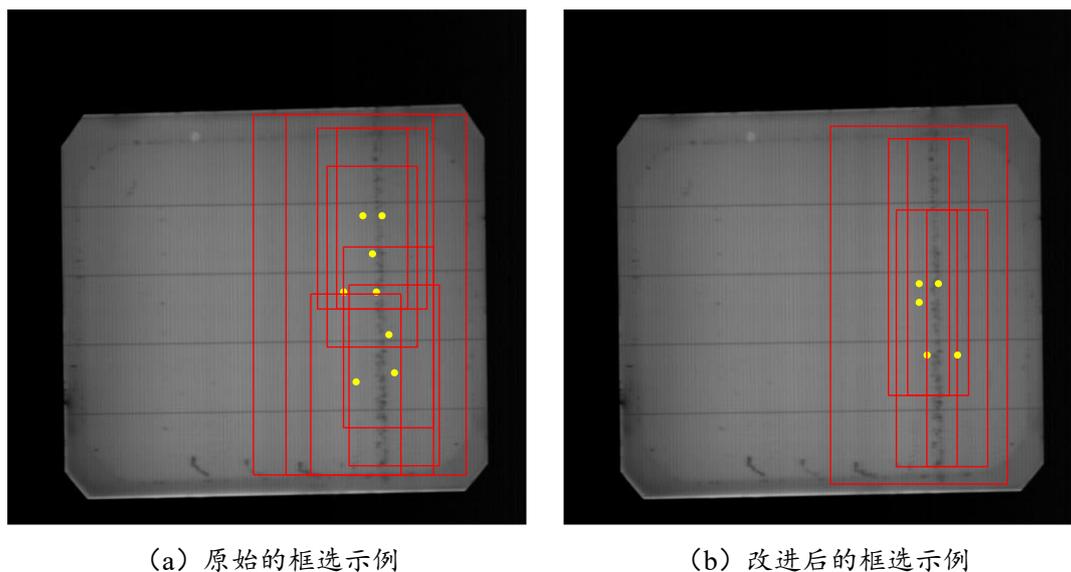


图 4.17 RPN 网络的框选示意图

Fig 4.17 Box selection diagram of RPN network

(2) 调整 IoU 值分配

原始的 RPN 网络为了应对彩色图像以及复杂的背景信息，将 IoU 值设置为 0.7 和 0.3。在工业领域的应用中，因为产品背景往往更加均匀且相对固定，缺陷的灰度一般与背景灰度相差较大，所以将网络中的 IoU 值分别调整为 0.9 和 0.1，优化该参数可有效提高检测精度。

4.3.3 ROI Pooling 插值算法的改进

ROI Pooling 通过使用最近邻插值法获取特征图在原图中的位置坐标，因此该坐标的数据类型为整数，特征提取网络进过多倍下采样的处理，使用最近邻插值算法易产生坐标位置偏移，该偏差会对分类与定位的准确度产生负面影响，导致检测目标与分类偏移的问题^[59]。输入图像映射回特征图的相应位置时，虽然得到了相同尺寸的 ROI，但是原图上的 ROI 坐标为浮点形式。当目标区域较大时，对这些误差的影响在允许的范围内，但是对于一些较小的目标区域时，这一误差现象则会导致较大的影响。针对这一问题，在 ROI 区域与原图像对应位置的映射过程中，对遍历的每个框保持坐标为浮点型，使用双线性插值算法^[60]计算原图的位置坐标。通过实验验证，该算法较大地提升了系统的准确性。

双线性插值算法减少了将坐标调整为浮点数而导致的错位现象，该算法通过在两个方向进行单线性插值的算法实现，线性插值的数学公式如(4.13)所示。

$$y = \frac{x_1 - x}{x_1 - x_0} y_0 + \frac{x - x_0}{x_1 - x_0} y_1 \quad (4.13)$$

计算中首先对四个点坐标 A 的 x 方向进行单线性插值, 如图 4.18 中 B 点为计算出的两个新点, 再对这两个新点进行 y 方向的双线性插值, 最后计算得出双线性插值后的点坐标, 如图 4.18 中的 C 点。通过该优化能够减少因取整带来的精度误差, 电池片缺陷的检测精度明显提高。

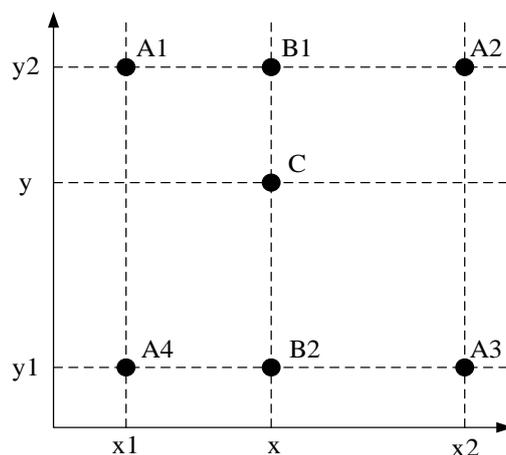


图 4.18 双线性插值原理图

Fig 4.18 Bilinear interpolation schematic diagram

4.4 缺陷筛选算法设计

4.4.1 算法应用分析

为对分类完成的缺陷小图进行 Blob 分析, 需要应用筛选算法以固定的检测标准对缺陷进行分级。在实际应用中, 卷积神经网络对于缺陷能够很好的分类, 但是并不能完全符合工业缺陷检测的要求。实际产品缺陷的判断需要对于每个种类的缺陷均有明确的灰度、对比度、面积、长度等分级的规定^[61], 这就要求检测系统需要增加参数筛选经过卷积神经网络分类并且定位完成的缺陷, 并根据设定的分级标准对缺陷进行筛选^[62]。

实际的缺陷判断中存在以下几类情况: 首先存在某类缺陷区域连续且达到一定数值被判定为缺陷, 但总面积较大且分布较零散则不被判断为缺陷的情况。其次, 卷积网络容易将一些块状或片状分布的缺陷分割为多个小区域, 小区域需要整合为一个大区域, 并且与传统 Blob 分析提取的区域进行比对, 以得到准确的

缺陷位置，增加缺陷筛选的准确性。最后存在较多面积较小的缺陷，卷积网络存在不能完全识别的情况，需要配合传统 Blob 分析进行联合判断，增加缺陷筛选的准确性。

4.4.2 算法设计

算法设计流程图如图 4.19 所示。缺陷种类可分为不可返工和可返工两类。不可返工缺陷为确定的三种：裂纹、黑片、同心圆，这些缺陷均为不可修复的缺陷类型。可返工为其余 17 种缺陷，这些缺陷均可通过返工来消除缺陷或者减轻缺陷。

一旦出现裂纹、黑片、同心圆的情况即判定为不可返工。裂纹缺陷的尺寸存在较大差异，因此不做筛选。黑片缺陷为整片缺陷，所以需要判断面积以消除分类错误的情况，同心圆缺陷为大面积缺陷，所以需要判断面积以消除分类错误的情况。大块状缺陷主要有摩擦划伤、水印、舟印、彩虹片、绕镀，由于缺陷面积较大并且存在缺陷边界模糊，需要将同类缺陷的相邻区域进行合并以提高筛选的准确性。筛选条件为总面积、数量、单个面积、骨架长度、长宽比、坐标值、角度、圆度、最小灰度值、最大灰度值、平均灰度值、对比度、能量值。

首先通过算法接口拿到当前图像中缺陷的坐标以及对应的分类，然后判断是否存在缺陷，若无缺陷则直接返回良品，若存在缺陷，则优先判断是否为三类不可返工的缺陷类型，若是则返回不可返工并且输出缺陷。然后判断缺陷类型为大块状缺陷或为小型缺陷，若为大块状缺陷则需要相邻区域合并后进行缺陷筛选，若为小型缺陷则直接进行筛选。

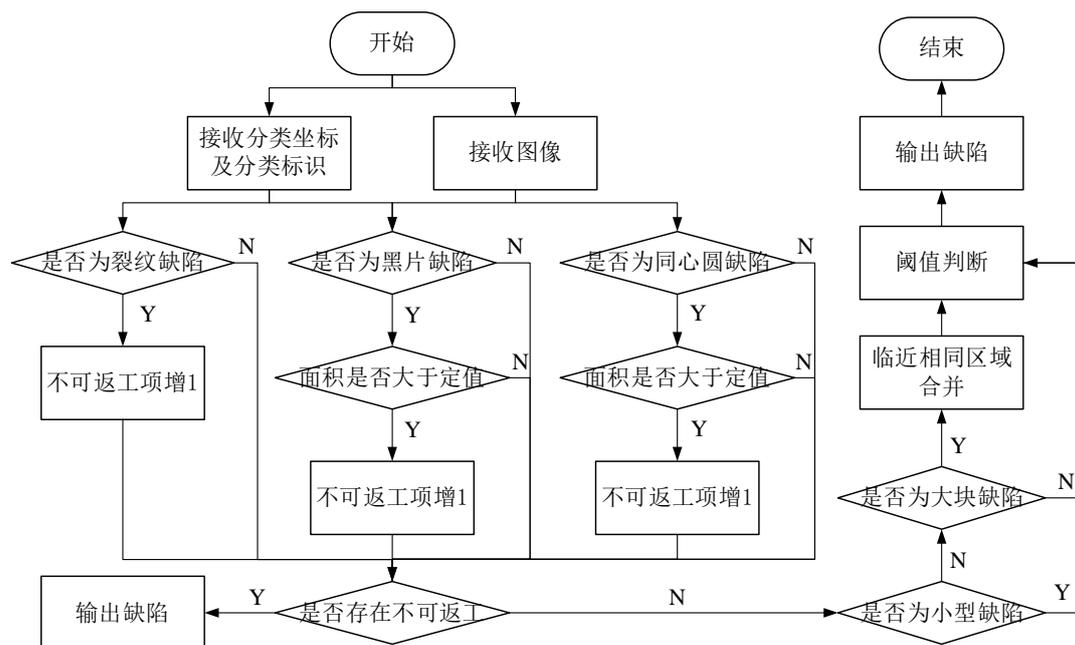


图 4.19 筛选方法流程图

Fig 4.19 Selection algorithm flow chart

4.5 本章小结

本章首先描述改进的平场矫正方法，解决了因光致发光图像亮度不均匀导致难以进行平场矫正的问题，实现了对太阳能电池片光致发光图像的平场矫正。其次分析 Faster RCNN 网络的各个关键运行步骤，并分别研究了 VGGNet16 和 ResNet101 两种特征提取卷积神经网络、RPN 网络、ROI Pooling 及损失函数。之后使用 Mish 激活函数改进特征提取网络，提升了算法网络的非线性特性。再根据缺陷类型以及形状修改了 RPN 锚框的尺寸与 IoU 设置，使用双线性插值的方法使 ROI Pooling 能够获得更精准的缺陷位置。最后介绍了筛选算法在初步检测后的应用及算法流程设计思路，整体算法改进思路如图 4.20 所示。

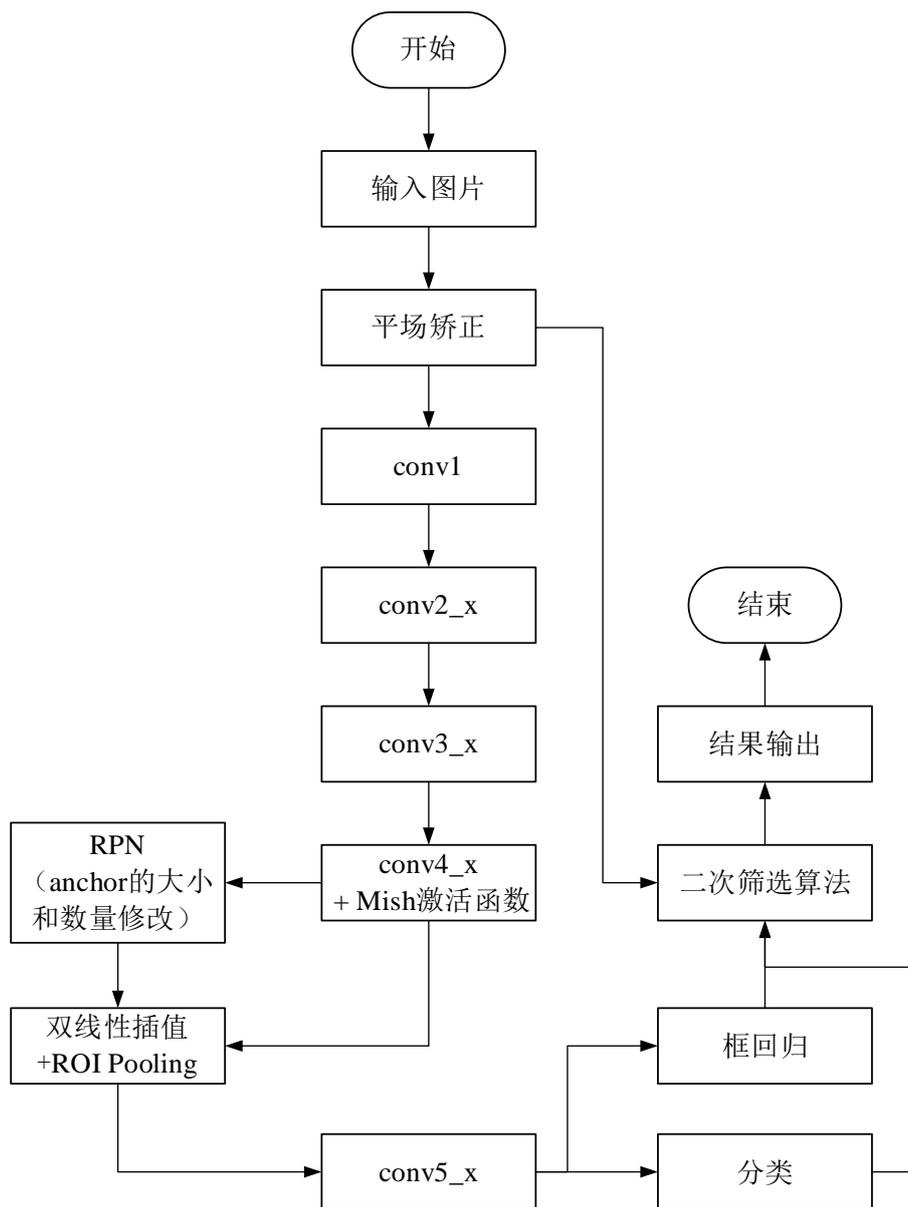


图 4.20 改进的检测方法流程图

Fig 4.20 Improved detection method flow chart

第五章 模型实验与结果分析

5.1 数据集建立

本研究的数据集通过镇江苏仪德科技有限公司的采集设备以及国内知名电池片生产厂商提供的电池片共同建立，原始数据集中共包含 28937 张图片，其中包含黑片、同心圆、白点、块状阴影、顶齿印、过刻、黑斑、划伤、裂纹、麻点、摩擦划伤、皮带印、绕镀、手指印、水痕、水印、药水印、脏污、舟划伤、舟印等 20 种缺陷，数据集中的图像尺寸为 512*512。

5.2 测试环境

模型训练采用的环境为 Ubuntu 16.04 系统、内存为 16GB、显卡型号为 NVIDIA GTX1080。

验证数据集各缺陷数量如表 5.1 所示。首先将样本集数据进行划分，80% 划分为训练集，20% 划分为测试集，进行初步训练，确定其超参数。之后通过 k-折交叉验证的方式对模型进行泛化能力评估，将样本集数据划分为 k 部分，利用其中的 k-1 份作为训练集，剩余的一份作为测试集，最后的 k 个模型在测试集的误差平均作为此超参数模型下的最终误差。

表 5.1 样本集数量分布

Table 5.1 Number distribution of data sets

缺陷类型	训练集数量	验证集数量
良品	1200	300
黑片	480	120
同心圆	480	120
吸盘印	800	200
块状阴影	480	120
顶齿印	400	100

表 5.1 (续)

过刻	400	100
黑斑	800	200
划伤	800	200
裂纹	400	100
麻点	400	100
摩擦划伤	480	120
皮带印	400	100
绕镀	400	100
手指印	400	100
水痕	480	120
水印	400	100
药水印	800	200
脏污	480	120
舟划伤	480	120
舟印	480	120

5.3 实验评价指标

在深度学习网络的训练中，网络的效果可通过损失值的大小来说明，越小的损失值，代表越好的网络性能，通过对比该值可得出网络的优劣。损失值由损失函数得出，Faster RCNN 的损失包括 RPN 分类损失、RPN 边框回归损失、ROI 分类损失、ROI 位置回归损失。

mAP 值由 P、R、AP 值计算得出，P (precision) 值指的是精确率，是指预测样本中实际正样本数除以所有正样本数的值。R (recall) 值指的是召回率，是

指预测样本中实际正样本数除以所有预测样本数的值^[63]，一般来说，精确率高召回率就低。AP (average precision) 值指的是平均精确度，AP 值是指 PR 曲线在 0 到 1 之间的积分值。mAP 指所有类别的平均精度求和除以所有类别数的值。如下公式(5.1)、(5.2)为精确率和召回率的计算方法。

$$P = \frac{TP}{TP + FP} \quad (5.1)$$

$$R = \frac{TP}{TP + FN} \quad (5.2)$$

公式中，TP 指的是将正类正确预测为正类，TN 指的是将负类正确预测为负类，FP 指的是将负类错误预测为正类，FN 指的是将正类错误预测为负类^[64]。

因此，平均精度 AP (average precision) 的计算方法如公式(5.3)所示。

$$AP = \int_0^1 P(R) dR \quad (5.3)$$

mAP 值的计算方法如公式(5.4)所示。

$$mAP = \frac{AP}{|Q_R|} \quad (5.4)$$

mAP 是目前在目标检测算法验证时常用的评估性能指标，其取值范围是 0 到 1，高的 mAP 值表示网络的检测准确率高，网络性能好。

5.4 不同特征提取网络下的检测效果

使用电池片 PL 缺陷数据集对 Faster RCNN 模型中进行训练。对 Faster RCNN 中的特征提取网络进行替换对比，分别使用 VGG16 与 ResNet101 特征提取网络进行准确性测试，其 mAP 值见表 5.2。

表 5.2 mAP 对比

Table 5.2 mAP comparative analysis

网络类型	mAP / %
VGG16	88.73%
ResNet101	91.1%

ResNet101 相比于 VGG16，其网络层数有较大的增长，有利于特征的提取。ResNet101 运用了残差网络模块，残差模块将网络的输出由 $H(x)$ 变为 $F(x)=H(x)-$

x , 减轻了因卷积层过多引起的梯度爆炸或者梯度消失现象^[65], 提高了网络的特征提取能力。使用 ResNet101 的网络在测试集中, 相较于 Faster RCNN 中原始的 VGG16 网络, mAP 值提高了 2.4%左右, 这说明 ResNet101 在电池片 PL 缺陷检测中的性能要优于 VGG16。因此在电池片 PL 缺陷检测的过程中, 选择 ResNet101 作为特征提取网络。

5.5 对特征提取网络性能的改进

本文使用的 Mish 激活函数相比于 ReLU 拥有更好的非线性特征, 实验表明针对缺陷类型较多的网络, 能够更好的对缺陷进行分类, 在表 5.3 中显示, 由于前 5 类缺陷为较为明显的缺陷, 所以准确率相对较高, 故需要从 10 种缺陷开始可以看出准确率变化的趋势。使用 Mish 激活函数的网络对于缺陷种类增加的情况下准确率下降最大值为 0.1%, 使用 ReLU 激活函数的网络对于缺陷种类增加的情况, 准确率随着缺陷种类的增加而下降, 最多下降了 0.5%。两个激活函数相对的准确率差值分别为 0.9%、1%、1.4%、1.7%, 随着缺陷种类的增加, 使用 Mish 激活函数与仅使用 ReLU 激活函数的网络准确率差值不断增大。当缺陷种类增多时, 使用 Mish 激活函数的网络相比 ReLU 激活函数更稳定, 对于在 20 类缺陷的实验中运用 Mish 激活函数的准确率比仅使用 ReLU 激活函数提高了 1.7%。

表 5.3 不同激活函数对比

Table 5.3 Different activation functions comparative analysis

缺陷种类/种	Mish 激活函数/准确率	ReLU 激活函数/准确率
5	98.2%	97.3%
10	92.1%	91.1%
15	92.4%	91%
20	92.3%	90.6%

在 20 类样品测试中, 由于缺陷中各类缺陷形态以及尺寸差异较大, 各缺陷之间的准确率存在较大差异, 下表 5.4 列举了各类缺陷的单项准确率。其中对于黑片、同心圆、黑斑、隐裂、药水印、吸盘印、水痕、顶齿印、划伤、舟划伤 12

类缺陷具有较高的准确率，块状阴影、过刻、麻点、手指印、水印、脏污、舟印、皮带印、摩擦划伤 7 类缺陷准确率不足。

表 5.4 各类缺陷的准确率

Table 5.4 Accuracy of various defects

缺陷类型	训练集数量	验证集数量	准确率
良品	1200	300	96%
黑片	480	120	100%
同心圆	480	120	100%
吸盘印	800	200	99.5%
块状阴影	480	120	90.5%
顶齿印	400	100	98%
过刻	400	100	93%
黑斑	800	200	99%
划伤	800	200	96%
裂纹	400	100	100%
麻点	400	100	87%
摩擦划伤	480	120	83.3%
皮带印	400	100	90%
手指印	400	100	80%
水痕	480	120	98.3%
水印	400	100	90%
药水印	800	200	99%

表 5.4 (续)

脏污	480	120	80%
舟划伤	480	120	100%
舟印	480	120	95%

5.6 对 RPN 网络及 ROI Pooling 性能的改进

在优化网络部分性能的前提下，选用四类缺陷进行小批量实验，分别为 400 张良品，100 张裂纹，100 张摩擦划伤，100 张水印。其中三类缺陷分别代表三种缺陷尺寸以及平均灰度，具有一定的代表性。

RPN 网络的训练过程中，候选框根据 IoU 值被分为两类，在初始模型中，当 IoU 值 > 0.7 时被分为前景，当 IoU 值 < 0.3 时被分为背景。由于 PL 图像背景简单，合理地降低背景 IoU 值并增加前景的 IoU 值可以选择留下较准确的候选框，损失值的收敛效果受 IoU 值的调整影响，实验表明当 IoU 值取 0.9 和 0.1 时效果最好。IoU 取值对 loss 曲线的影响如图 5.1 所示。

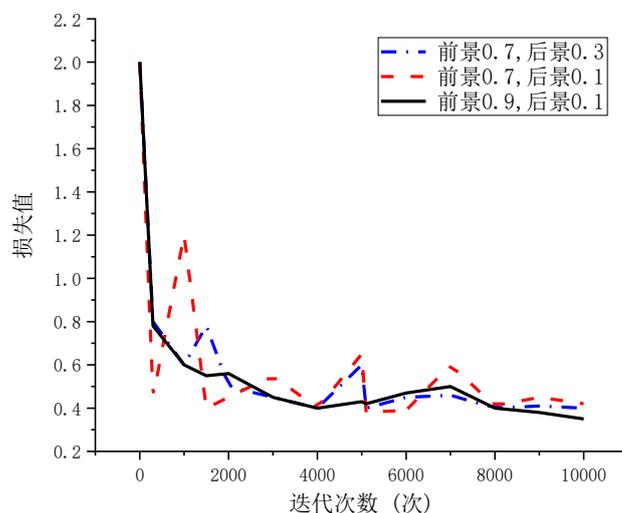


图 5.1 损失值对比

Fig 5.1 Loss comparative analysis

使用改进后的网络识别效果如图 5.2 所示，相比于改进前，框选更为精准，能够为后的筛选算法提供更精确的位置信息。

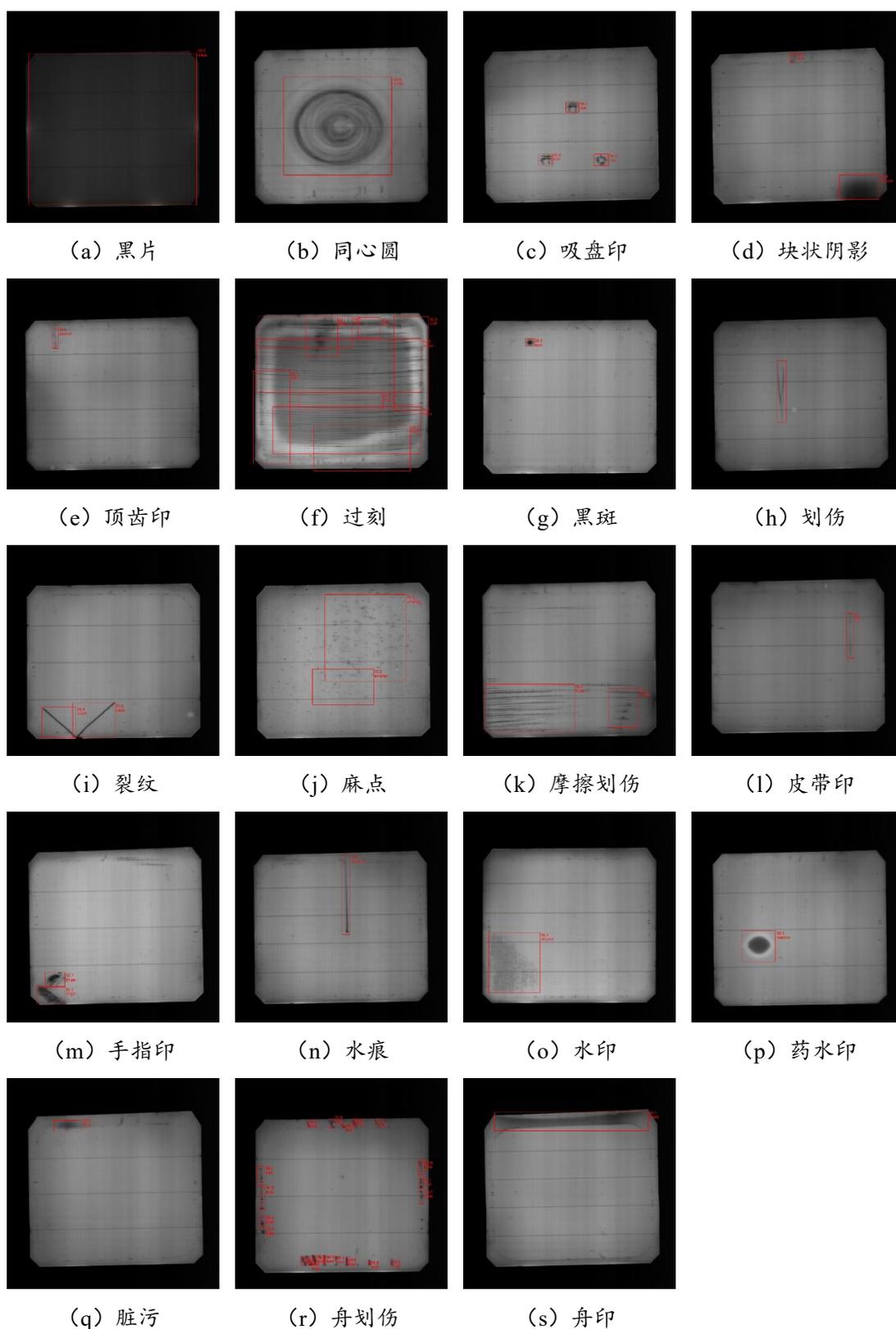


图 5.2 识别效果展示

Fig 5.2 Recognition effect

其中图 5.2 (a) 黑片、图 5.2 (b) 同心圆、图 5.2 (c) 吸盘印、图 5.2 (e)

顶齿印、图 5.2 (g) 黑斑、图 5.2 (h) 划伤、图 5.2 (i) 隐裂、图 5.2 (n) 水痕、图 5.2 (p) 药水印、图 5.2 (r) 舟划伤, 这些图片缺陷特征明显, 对于这类缺陷, 改进后的网络能够提升对小尺寸缺陷的框选准确性。

图 5.2 (d) 块状阴影、图 5.2 (m) 手指印、图 5.2 (q) 脏污, 特点为灰度深浅变化极大, 边缘一般较为模糊, 对于这类缺陷, 能够有效提升对于边缘模糊区域的框选准确性。

图 5.2 (l) 皮带印, 特点为缺陷灰度及长度变化大, 但位置相对固定, 对于这类缺陷, 能够有效提升在缺陷灰度较大时的框选有效性。

图 5.2 (f) 过刻、图 5.2 (j) 麻点、图 5.2 (k) 摩擦划伤、图 5.2 (o) 水印、图 5.2 (s) 舟印, 缺陷面积大且较为分散, 对于这类缺陷, 能够减少小而零散的区域干扰, 优化了框选准确性。

增加框选准确性能够一定程度的提升分类的准确性, 经过测试, 网络的整体准确率提高了 1.7%, 达到了 94%。

5.7 筛选算法性能

筛选算法根据缺陷类型, 对分类结果做进一步的检测, 算法效果如图 5.3 所示。

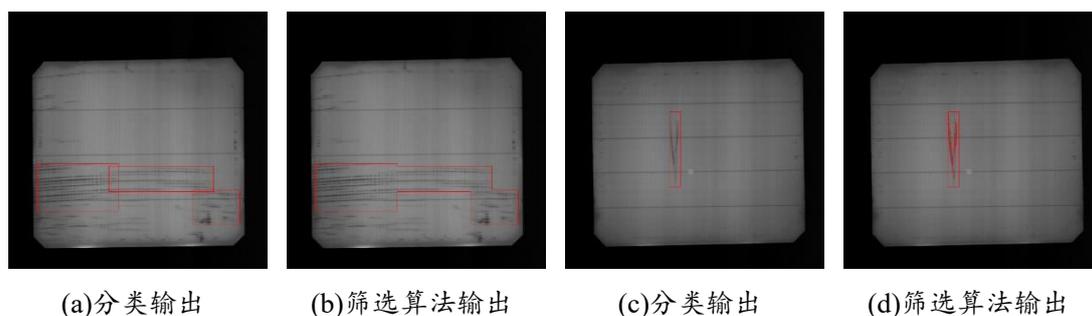


图 5.3 筛选算法区域计算效果

Fig 5.3 Filtering algorithm calculation results

图 5.3 (a)、图 5.3 (b) 为大面积缺陷, 算法将 Faster RCNN 输出框中相邻区域连为一体, 相比于无二次筛选的算法, 增加了缺陷区域以及数量的准确性, 提高了检测的准确性。

图 5.3 (c)、图 5.3 (d) 为单一且分散分布的缺陷, 算法将在 Faster RCNN

输出框中进行 Blob 分析，提取框中的实际缺陷，根据缺陷的精确区域，提供筛选所需的特征值，配合筛选算法，提高了检测的准确性。

5.8 本章小结

本章结合图例展示了算法的实际效果。首先描述了数据来源及数据集中的缺陷种类，后说明了测试环境、训练方法及各缺陷的训练集与测试集的具体数量分配，最后说明了测试数据的评价指标。

通过小批量数据的验证，调优了 RPN 网络中的 IoU 值分配，使其适配电池片较为简单的背景。对比了不同特征提取网络：VGG16 与 ResNet101 的识别准确率，实验表明 ResNet101 相比于 VGG16 具有更好的准确性，准确性约提升 2.4%。

通过不断增加缺陷类别测试两种激活函数：ReLU 与 Mish 的识别准确率。实验表明 Mish 激活函数能够在缺陷种类增多的情况下保持较好的准确率，而 ReLU 激活函数的准确率随着缺陷种类的增加存在明显的下降趋势。最终 20 类分类的准确率测试中，使用 Mish 激活函数相比于 ReLU 激活函数准确率约提升 1.7%。

通过调整 RPN 网络的框尺寸，提升了缺陷区域框选的准确性。将 ROI Pooling 中的差值算法修改为双线性差值，使得候选框能够更好的应对图像尺寸变化而导致的位置偏移问题，实验验证改进后的算法能够使网络的整体准确性提高 1.7%。

最后展示了二次筛选算法的实际提取效果，通过二次筛选，能够在客户端提供符合缺陷标准的设置参数，如：数量、面积、长度等信息，以达到准确筛选缺陷的目标。

第六章 结论

6.1 总结

本文针对光致发光在太阳能电池片内部缺陷检测领域的应用研究,首先分析电池片的光致发光原理,其次研制电池片光致发光图像采集设备并对光致发光图像的缺陷样本进行采集和归类,最后对缺陷检测算法进行了研究。

全文完成的工作分为以下几个部分:

1、深入研究太阳能电池片的生产工艺以及光致发光图像中的缺陷类型,分析电池片光致发光的实现原理,总结光致发光图像中的缺陷类型且对缺陷特征进行归类描述。根据系统的设计要求,对通信流程、图像采集信号电路、安装尺寸、系统运行流程进行设计。对于图像采集模块,选用 512*1 像素的线扫描 InGaAs 近红外相机,25mm 的近红外增透镜头,25W 的近红外线激光光源。设计软件交互界面以及软件数据交互流程,最终配合移动轨道以及传感器搭建了图像检测平台。

2、研究卷积神经网络的发展和机器视觉在工业领域的应用,结合光致发光图像缺陷尺寸变化大、灰度变化大、种类多的特点,且需要精确定位并框选的检测需求,选用 Faster RCNN 算法模型来进行太阳能电池片的缺陷检测网络框架。在实际使用过程中,结合电池片光致发光图像特征以及图像中缺陷的形态和尺寸,对原始的 Faster RCNN 进行改进,优化网络识别缺陷的准确率。

3、使用基于产品图像的矫正方法对电池片光致发光的图像进行亮度矫正,解决了因为光源不均、相机噪声、安装误差等原因造成的图像亮度不均匀问题。在缺陷检测中使用预处理后的图像能够减少因为背景明暗不均导致的检测错误,有利于缺陷的分类及判断。

4、针对原始的 Faster RCNN 网络结合电池片光致发光图像及其缺陷的特点,本文提出了 Faster RCNN 模型的改进方案。使用了 ResNet101 卷积神经网络进行特征提取,相比于原始的 VGG16,减轻了梯度消失现象,保证了信息的完整性,准确率提升了 2.4%。使用 Mish 激活函数代替原始的 ReLU 激活函数,能够拥有更好的非线性特征,在缺陷种类较多的情况下,能够提高分类的准确性,准确率

提升了 1.7%。调优了 RPN 网络中的 IoU 值分配,使其适配背景较为简单的电池片缺陷检测。调整 RPN 网络的框尺寸配置及数量,以适配电池片缺陷的尺寸分布。最后使用双线性差值算法改进 ROI Pooling 中的差值方式,使其能够更加准确地定位缺陷位置,配合缺陷筛选算法使准确率提升 1.7%。

6.2 展望

随着光伏太阳能的发展,电池片的需求量越来越大,质量要求越来越高,成本控制越来越严格,对于自动化检测以及分选的需求越来越高,增加光致发光检测工位的需求越来越大。随着机器视觉技术以及计算机视觉技术的发展,以及工业生产中缺陷种类以及检测复杂度的提升,在工业生产中使用卷积神经网络进行缺陷检测的需求越来越高。本文提出将卷积神经网络应用于太阳能电池片光致发光图像的缺陷检测上,并通过实验研究及对各算法的对比优化了检测系统。今后要想在实际的工业检测中有更高的突破及完善的检测体系,未来的研究大致可以从以下几个方面着手:

- 1、在工业缺陷检测领域,庞大且精确的数据集是网络训练的基础,尤其在实际的电池片光致发光缺陷检测中,要想达到精度要求很高的检测标准,需要专业的数据集支持。由于电池片光致发光缺陷检测是近年来快速发展的技术,目前学术界还没有公开的较大的数据集,故在数据集的获取、质量、标注和缺陷定义上存在较大的差异。因为电池片生产工艺的不断升级,未来还会出现新类型的缺陷,在这过程中需要不断增加新的缺陷类型。在实际生产中需要考虑未进入数据库的新型缺陷出现的情况,提高算法的整体鲁棒性。

- 2、现阶段大部分电池片厂商在电池片成品检测中使用的电致发光(EL)技术对成品进行内部缺陷的检测,在镀膜端(中间工序)使用光致发光(PL)技术对半成品进行内部缺陷的检测。两个工艺之间存在印刷、烧结、电注入等工艺步骤,这些中间工艺能够修复部分缺陷的同时也会增加新的缺陷,在现行的以成品检测为标准的情况下,PL 成像与 EL 成像中的各类缺陷存在差异,会对实际生产过程中的分级判断造成很大的影响。解决该问题则需要以下两个方面做出改进:首先进一步增加缺陷种类,提高分类网络的精细分类能力,总结 PL 与 EL 图像

中的缺陷差异。其次可将 PL 技术推广至成品检测领域，建立基于光致发光的图像缺陷检测标准，统一各工艺流程的检测标准。

3、实验使用的缺陷样本数量有限，缺陷种类少于实际检测情况，网络在大规模应用中的可靠性还需更长时间的验证。在后续的研究中需要不断地改进网络性能，应用深度学习的新技术完善检测效果，提升准确性。

参考文献

- [1] 凌定元. 温室效应危害及治理措施[J]. 纳税, 2018, 213(13): 252.
- [2] 袁金玲. 治理雾霾及防治大气污染解决措施[J]. 环境与发展, 2020, 32(08): 67-68.
- [3] 古雨. 中国可再生能源发展趋势预测及应用前景分析[D]. 华北电力大学(北京), 2021.
- [4] 曹畅, 杜传梅. 太阳能收集利用与节能减排[J]. 中国科技信息, 2021(Z1): 63-64.
- [5] 张希堂, 任明淑. 影响晶体硅太阳能电池片效率的因素分析及改善措施[J]. 信息记录材料, 2013, 14(04): 36-42.
- [6] 贾朋, 王昊, 王昱涵, 余加俊. 基于 EL 的太阳能电池局部缺陷与电流分析[J]. 电子设计工程, 2018, 26(07): 123-127.
- [7] 马桂艳, 张红妹, 史金超, 李翠双. 基于电致发光的太阳能电池检测方法研究[J]. 光子电子技术, 2020, 40(03): 213-216.
- [8] 贾朋, 王昊, 王昱涵, 余加俊. 基于 EL 的太阳能电池局部缺陷与电流分析[J]. 电子设计工程, 2018, 26(07): 123-127.
- [9] 太阳能电池用硅片和电池片的在线光致发光分析方法[S]. SJ/T 11629-2016
- [10] 严婷婷, 张光春, 李果华, 汪义川, 陈如龙, 李波. 光致发光技术在 Si 基太阳电池缺陷检测中的应用[J]. 半导体技术, 2010, 35(05): 454-457.
- [11] BT Imaging, Pty Ltd, T, Trupke R.A, Bardos REC, ScanWafer AS, Norway J, Nyhus, 鲁永强(译). 光致发光技术 PL(PhotoLuminescence)分析结晶硅片及电池片[J]. 中国建设动态: 阳光能源, 2010, 04(2): 62-62.
- [12] 曾光, 薛永胜, 刘小宇. 光致发光(PL)检测技术在太阳电池生产过程中的应用[J]. 上海节能, 2013(3): 25-27.
- [13] 王月飞. Al-N 共掺杂 ZnO 薄膜的制备及其光电性质的研究[D]. 哈尔滨工业大学, 2017..
- [14] 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.
- [15] 何谦, 刘伯运. 红外图像边缘检测算法综述[J]. 红外技术, 2021, 43(03): 199-207.
- [16] 唐俊, 龚羨萍, 刘荃. 基于 MATLAB 的红外图像预处理算法对比研究[J]. 单片机与嵌入式系统应用, 2021(10): 63-67.
- [17] 黄旭, 张世义, 李军. 图像分割技术研究综述[J]. 装备机械, 2021(02): 6-9.

- [18] Fu Y, Ma X, Zhou H. Automatic detection of multi-crossing crack defects in multi-crystalline solar cells based on machine vision[J]. *Machine Vision and Applications*, 2021, 32(3).
- [19] Chen H, Pang Y, Hu Q, Liu K. Solar cell surface defect inspection based on multispectral convolutional neural network[J]. *Journal of Intelligent Manufacturing*, 2020, 31(2): 453-468.
- [20] Acharya AK, Sahu PK, Jena SR. Deep neural network based approach for detection of defective solar cell[J]. *Materials Today: Proceedings*, 2020, 39(5): 2009-2014.
- [21] 周奇. 基于 HALCON 的太阳能电池片缺陷检测系统设计[D]. 江苏大学, 2017.
- [22] 唐佐星. 基于机器视觉的单晶硅单晶硅电池片表面缺陷检测系统设计[D]. 杭州电子科技大学, 2021.
- [23] 杨柳. 基于 SVD 与聚类的太阳能电池片缺陷检测方法研究[D]. 沈阳建筑大学, 2021.
- [24] 庞悦. 基于卷积神经网络的光伏电池表面缺陷分类与检测[D]. 河北工业大学, 2019.
- [25] 周志刚. 基于卷积神经网络的太阳能电池片缺陷检测[D]. 湖北工业大学, 2021.
- [26] 王宇. 基于机器视觉的太阳能电池片缺陷检测系统研究[D]. 江苏大学, 2019.
- [27] 刘怀广, 丁晚成, 黄千稳. 基于轻量化卷积神经网络的光伏电池片缺陷检测方法研究[J]. *应用光学*, 2022, 43(01): 87-94.
- [28] 王霜. 基于卷积神经网络的光伏电池复杂表面 EL 图像缺陷检测[D]. 河北工业大学, 2020.
- [29] Trupke T, Bardos RA, Abbott MD, Wurfel P, Pink E, Augarten Y, Kasemann M, Rudiger M, Kontermann S, Schubert MC. Progress with luminescence imaging for the characterisation of silicon wafers and solar cells[J]. 2007(9): 22-31.
- [30] 刘恩科, 朱秉升, 罗晋生. 半导体物理学.第 4 版[M]. 国防工业出版社, 2010.
- [31] 张磊, 梁鹏, 朱慧时, 韩培德. Detection of finger interruptions in silicon solar cells using photoluminescence imaging[J]. *Chinese Physics B*, 2018, 27(06): 556-561.
- [32] 陈全海. 氮化硅薄膜的光吸收及光致发光性质研究[D]. 西北师范大学, 2007.
- [33] Rebohle L, Borany JV, FroB H, Skorupa W. Blue photo- and electroluminescence of silicon dioxide layers ion-implanted with group IV elements[J]. *Applied Physics B Lasers and Optics*, 2000, 71(2): 131-151.
- [34] 陈璐, 吴翔, 魏凯峰. PERC 太阳能电池生产工艺研究[J]. *电子世界*, 2017(24): 195+197.

- [35] 王瑶. 单晶硅太阳能电池生产工艺的研究[D]. 湖南大学, 2010.
- [36] 李桂琴, 仝韶华, 陆利新. 太阳能电池连续式烧结炉温度场分析[J]. 计算机仿真, 2013, 30(01): 188-192+218.
- [37] 阙端麟. 硅材料科学与技术[M]. 浙江大学出版社, 2000.
- [38] 刘奇元, 于德介, 王翠亭, 李星. 基于 DSP 的磨削表面粗糙度在线检测系统开发[J]. 湖南大学学报(自然科学版), 2015, 42(08): 1-7.
- [39] 刘延杰. 接触线几何参数双目视觉测量系统理论分析与研究[D]. 青岛大学, 2018.
- [40] 赵辰. 基于深度学习的番茄种质选优[D]. 广东工业大学, 2021.
- [41] 汪志强. 基于深度学习的边海防典型目标检测方法[D]. 杭州电子科技大学, 2018.
- [42] Girshick R. Fast R-CNN[J]. Computer Science, 2015, 169(10): 1440-1448.
- [43] 蔡兆信, 李瑞新, 戴逸丹, 潘家辉. 基于 Faster RCNN 的布匹瑕疵识别系统[J]. 计算机系统应用, 2021, 30(02): 83-88.
- [44] Ren S, He K, Girshick R, Sun J. 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.
- [45] 杨天云. 基于卷积神经网络的多尺度目标检测研究[D]. 华中科技大学, 2017.
- [46] 王灿龙. 基于对象性增强模型的多波段目标检测系统[D]. 南京理工大学, 2020.
- [47] 谢奇芳, 姚国清, 张猛. 基于 Faster R-CNN 的高分辨率图像目标检测技术[J]. 国土资源遥感, 2019, 31(02): 38-43.
- [48] 王帅. 基于机器视觉的产品表面缺陷检测关键算法研究[D]. 中国科学院大学(中国科学院沈阳计算技术研究所), 2021.
- [49] Szegedy C, Ioffe S, Vanhoucke V, Alemi A. Inception-v4, Inception-ResNet and the Impact of Residual Connections on Learning[J]. 2016: 4278-4284.
- [50] 刘键. 基于卷积神经网络的行人检测方法研究[D]. 哈尔滨工业大学, 2017.
- [51] 李英杰. 基于 MSER 的自然场景下多方向文本检测算法研究[D]. 重庆邮电大学, 2020.
- [52] 常晓莹. 基于 Faster-RCNN 的焊缝缺陷检测研究与实现[D]. 上海第二工业大学, 2021.
- [53] 车翔玖, 刘华罗, 邵庆彬. 基于 Fast RCNN 改进的布匹瑕疵识别算法[J]. 吉林大学学报: 工学版, 2019, 49(6): 2038-2044.

- [54] 向宽,李松松,栾明慧,杨莹,何慧敏. 基于改进 Faster RCNN 的铝材表面缺陷检测方法[J]. 仪器仪表学报, 2021, 42(1): 191-198.
- [55] 王璐, 王雷欧, 王东辉. 基于 Faster-rcnn 的水下目标检测算法研究[J]. 网络新媒体技术, 2021, 10(05): 43-51+58.
- [56] 蒋弘瑞. 基于深度学习的水下小型生物光学图像目标检测方法研究[D]. 哈尔滨工程大学, 2020.
- [57] Misra D. Mish: A Self Regularized Non-Monotonic Neural Activation Function[J]. arXiv. 1908.08681, 2019.
- [58] 贾帅康. 基于残差注意力机制的光伏组件热斑图像检测方法研究[D]. 华北电力大学, 2021.
- [59] 代小红, 陈华江, 朱超平. 一种基于改进 Faster RCNN 的金属材料工件表面缺陷检测与实现研究[J]. 表面技术, 2020, 49(10): 362-371.
- [60] 王昊京, 王建立, 王鸣浩, 阴玉梅. 采用双线性插值收缩的图像修复方法[J]. 光学精密工程, 2010, 18(5): 1234-1241.
- [61] 范程华. 太阳能电池片表面缺陷高效检测系统研究[D]. 安徽大学, 2019.
- [62] 崔明明. 基于频域分析的太阳能电池片表面缺陷检测方法[D]. 沈阳建筑大学, 2019.
- [63] 褚易昇. 目标物品识别与空间定位方法研究[D]. 哈尔滨工业大学, 2020.
- [64] 杜诗语. 基于 Boosting 的自迭代加权集成分类方法研究与应用[D]. 北方民族大学, 2021.
- [65] 晏琳, 景军锋, 李鹏飞. Faster RCNN 模型在坯布疵点检测中的应用[J]. 棉纺织技术, 2019, 47(02): 24-27.

致 谢

时光飞逝，转眼间就到了研究生毕业的时刻。回想起几年来的点点滴滴，都是人生一笔宝贵的财富，都令我无法忘怀，万分感恩。

这里首先我要感谢我的导师孙俊教授对我的教导，从本科毕业论文到硕士毕业论文，孙老师都不厌其烦的与我交流沟通。硕士论文的撰写中，老师一遍遍仔细斟酌，给出了许多中肯的建议。老师的处事作风严谨，工作态度认真负责，努力奋斗的精神与认真负责的态度是我学习的榜样。借此机会，谨向孙老师致以最真诚的敬意，也祝孙老师家人幸福安康。

我还要衷心地感谢镇江苏仪德科技有限公司的总经理孙智权教授、技术总监孙力教授对我实验课题的支持与帮助。感谢我的同事：宋奔腾、施佳雨、王宇、王玉田、陈晓宇等，对我课题研究的帮助与指导。

感谢我的同窗印杰克、杨育等对我学习生活的帮助，能够一起共勉前行，是我的荣幸。感谢我的女朋友刘子琦在论文写作和作图中给予的指导以及生活中对我的鼓励与帮助。

最后我要感谢我的家人，感谢爸爸妈妈的付出与理解，让我可以继续求学。

感谢在生活和学术上给予我帮助的人，感谢江苏大学电气学院的老师和辅导员，感谢镇江苏仪德科技有限公司的领导与同事，愿你们一切顺利，幸福美满！

攻读硕士期间成果

专利:

- 1.《一种太阳能电池片在镀膜后的图像检测的综合方法及装置》，发明专利，专利受理号：202210282767.2

竞赛获奖:

- 1.第十四届全国大学生“恩智浦”杯智能汽车竞赛，全国总决赛室内对弈组二等奖。