

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2413335

锂离子电池极片表面缺陷检测方法研究进展*

李博文¹, 杨续来^{1,2}, 葛肖尽¹, 周帆¹, 李渡阳¹

(1. 合肥大学安徽省锂离子动力与储能电池产业共性技术研究中心 合肥 230601;

2. 国科能源技术创新中心 合肥 230031)

摘要:极片作为锂离子电池的重要组件,在涂覆、辊压等环节中,表面容易产生划痕、露箔等缺陷,这些缺陷会严重影响电池的质量和使用寿命,从而使得电池极片表面缺陷检测和管控工序是锂离子电池生产过程中不可缺少的工艺环节。首先对锂离子电池极片的生产工艺进行介绍,并对生产过程中可能产生极片表面缺陷的原因和缺陷种类进行分析;然后阐述了用机器视觉代替人工对极片进行自动化检测的极片表面缺陷识别方法,主要介绍了传统机器视觉缺陷检测方法的原理以及优缺点,并深入分析了深度学习在极片表面缺陷检测领域中应用的原理和流程,同时对目标检测算法中的单、双阶段算法在锂离子电池极片表面缺陷检测中的应用进行重点分析与比较;最后对基于深度学习的机器视觉检测方法在锂离子电池极片表面缺陷检测中的未来发展方向进行展望,为该领域的研究人员提供更多参考。总的来说,极片表面缺陷检测技术的发展不仅依赖于工业相机等硬件设备的技术突破,更需要软件算法的不断优化和创新,软件和硬件的协同工作才能保证检测精度的同时,提高检测效率和降低检测成本,进一步推动锂离子电池产业的高质量发展。

关键词:锂离子电池;极片表面缺陷;机器视觉;图像处理;深度学习

中图分类号: TP391 TH89 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.4

Research progress on defect detection methods for electrode surface of lithium-ion battery

Li Bowen¹, Yang Xulai^{1,2}, Ge Xiaojin¹, Zhou Fan¹, Li Duyang¹

(1. LIB Technology Center of Anhui Province, Hefei University, Hefei 230601, China;

2. NETC Innovation Center, Hefei 230031, China)

Abstract: Electrodes are critical components of lithium-ion batteries, and during manufacturing processes like coating and rolling, their surfaces are susceptible to defects such as scratches and foil exposure. These defects can significantly impact the quality and service life of the batteries. Consequently, defect detection and control procedures for battery electrodes are essential steps in lithium-ion battery production. This article begins by outlining the production process of lithium-ion battery electrodes and analyzing the potential causes and types of surface defects that can occur during manufacturing. Next, it discusses the use of machine vision for surface defect identification, replacing manual labor with automated detection. The article reviews the principles, advantages, and limitations of traditional machine vision defect detection methods. It then delves into the application of deep learning for electrode surface defect detection, focusing on the principles and procedures involved. Particular attention is given to comparing one-stage and two-stage algorithms in target detection for lithium-ion battery electrode defect detection. Finally, the article predicts future developments in machine vision detection methods based on deep learning for surface defect detection of lithium-ion battery electrodes, offering valuable insights for researchers in this field. The advancement of electrode surface defect detection technology depends not only on hardware innovations, such as industrial cameras, but also on continuous optimization and innovation of software algorithms. The synergy between software and hardware can enhance detection accuracy, improve efficiency, reduce costs, and drive the lithium-ion battery production industry toward high-quality development.

Keywords: lithium-ion batteries; electrode surface defect detection; machine vision; image processing; deep learning

收稿日期: 2024-10-03 Received Date: 2024-10-03

* 基金项目: 合肥市自然科学基金项目(2023042)、安徽省重点研发计划项目(2023z04020004)资助

0 引言

锂离子电池凭借能量密度高、污染小、循环使用寿命长等优点被广泛应用于新能源汽车和电子产品等领域^[1-4]。电极极片是构成锂离子电池的重要组成部分,极片质量会直接影响锂离子电池的安全性能、化学性能、循环寿命等^[5-6]。然而,在极片制造过程时,由于受到生产技术和生产条件的限制,以及环境条件和人为干预等各种因素的影响,锂离子电池极片表面往往会产生划痕、暗斑、漏箔等缺陷,进而影响锂离子电池产品品质^[7-11]。因此,需要对电池极片的制造过程进行相对严格的管控,一方面要从装备和工艺等角度入手,从源头上降低缺陷出现的概率;另一方面则要有针对性的对极片表面缺陷进行检测并处理,提前排除不良品,提升产品一致性与可靠性,减少因极片表面缺陷引发的安全隐患与性能衰减问题。这使得对锂离子电池极片表面缺陷检测技术进行研究具有重要的理论意义和应用价值。

锂离子电池极片表面的缺陷检测方法主要分为基于传统机器视觉和基于深度学习的缺陷检测方法,传统机器视觉通过人工设计图像特征实现目标物体的识别与检测,相对于最开始的人工检测法具有较高的检测精度和检测速度。但人工设计图像特征的过程较为繁琐,对人工技术的要求较高,且泛化性和鲁棒性较低,在处理复杂或小而密集的缺陷时检测性能较低^[12-16]。深度学习不再需要人工设计特征提取部分,而是基于输入的大量数据对搭建的神经网络进行训练,对数据的特征自动进行学习和识别,并使最终训练得到的网络模型可以自动对非训练数据自动进行识别和分类,解决了基于图像处理技术中人工特征设计的局限性,在处理复杂的大规模数据时可以兼顾检测速度与检测精度,目前已经成为表面缺陷检测技术的热点^[17-23]。基于深度学习的锂离子电池极片检测方法通常可分为单阶段检测算法与双阶段检测算法,双阶段检测算法包含生成候选区域和对候选区域进行分类和回归两个阶段,代表性算法为快速区域卷积神经网络(faster region convolutional neural networks, Faster R-CNN),其检测精度较高但是检测速度较慢,难以满足实时检测的需求。单阶段检测算法不需要对候选区域进行生成,而是直接对图像的位置坐标值与类别概率进行回归。相比较于双阶段检测算法虽然检测精度有所降低,但成功实现了端到端的检测,且检测速度大幅度提高,代表性算法为YOLO(you only look once)系列^[24-27]。

首先介绍锂离子电池极片表面缺陷产生的原因,对基于传统机器视觉的锂离子电池极片表面缺陷检测中涉及算法的原理和优缺点进行介绍,并指出存在的问题,然后

对深度学习中的目标检测网络的网络结构以及在锂离子电池极片表面缺陷检测中的应用做重点阐述,最后对锂离子电池极片表面缺陷的检测技术做出展望。

1 锂离子电池极片表面缺陷产生的原因

锂离子电池主要由正极极片、负极极片、隔膜、电解液等部分组成,其中正极极片与负极极片统称为极片,是锂离子电池中重要的结构组成部分。极片的制造设备如图1所示,主要是利用搅拌机、涂布机和辊压机分别进行合浆、涂布和辊压操作对极片进行制造,但是极片制造过程中可能会因为各种原因在其表面产生缺陷,从而降低极片品质^[28-29]。下面分别对上述工艺过程中可能产生缺陷的原因进行介绍。

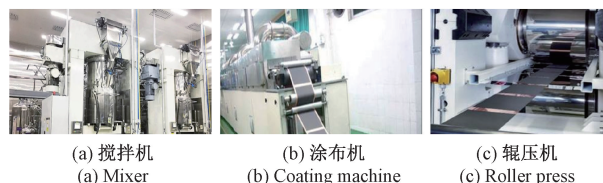


图1 锂离子电池极片制造装备

Fig. 1 Manufacturing equipment for lithium-ion battery electrodes

1.1 合浆

合浆是极片制备的第1步,是指将电极活性材料、导电剂、粘结剂等材料通过相应的工艺制备成浆料的过程。经研究发现,合浆工艺在整个生产工艺中对极片质量的影响程度高于30%,且会对后续的涂布、辊压工艺造成影响,故高质量的浆料是提升极片性能不可缺少的部分^[30-31]。细度与粘度是衡量锂离子电池浆料质量的重要指标,分别反映了浆料的均匀性与浆料的稳定性。对浆料的细度进行测量可以直观反映出浆料中颗粒有无被分散,是否处于团聚状态。若颗粒处于团聚状态则会使涂布中的涂料操作无法均匀、稳定的进行,进而影响极片的微观结构和材料的分布特性^[32-33]。理论上来说,浆料细度越小代表浆料的分散性越好,浆料内部越不容易出现沉降、结块的情况,浆料质量越高^[34]。浆料细度过大会导致浆料中的物料分散不均匀,颗粒处于团聚状态。此时浆料的内部容易沉降并形成大颗粒,这些大颗粒在辊压时受力划伤极片而造成裂纹等缺陷^[35]。粘度反映的是浆料内部阻碍其流动的程度,是衡量浆料性能的另一重要指标。与细度不同的是,粘度不易过低或过高。粘度过低不仅会造成颗粒团聚和涂层龟裂等问题,还会降低涂布的效率。粘度过高不仅会降低浆料的流动性和涂布面密度的一致性,还会使涂布过程的连续稳定性变差,降低涂布效果^[36-38]。

1.2 涂布

极片涂布工艺是指通过涂布机将浆料均匀地涂覆在集流体(铝箔或铜箔)上并制成极片的过程,当前主流的卷对卷流程如图 2 所示。极片基材首先放置于放卷装置上,并由拉片装置送入张力控制和纠偏控制系统,使极片基材始终保持处于中心位置,防止跑偏。在涂布辊正转时加入制备好的浆料,经过涂辊与背辊的转动将浆料涂布至极片基材上,制成极片。涂布结束后,极片进入烘箱进行干燥。再经过张力控制与纠偏控制系统,最后收卷,完成极片的涂布工艺。

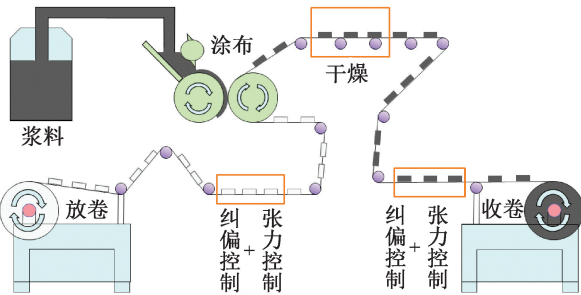


图 2 锂离子电池极片涂布工艺

Fig. 2 Coating process of lithium-ion battery electrodes

而在极片的干燥过程中,干燥温度过低不仅会使极片干燥不彻底,还可能导致极片湿膜中存在气泡,从而在

表面形成气泡状的暗斑缺陷;干燥温度过高又会使极片表面龟裂,产生裂纹、漏箔等缺陷^[39-40]。

1.3 辊压

辊压是通过辊压机将涂布后的极片进行压薄,达到提高极片的体积能量密度、增强集流体与涂层结合性等目的^[41]。辊压作为极片制备的最后一道重要工艺,结束后极片表面可能存在的缺陷会随之暴露,借此可判断合浆、涂布、辊压环节是否出现问题。

锂离子电池极片表面的常见缺陷及其形成的原因如表 1 所示。如合浆时浆料搅拌不均导致大颗粒残留,进而在辊压时受到压力划破极片,在极片表面造成划痕、裂纹、孔洞等缺陷。涂布时若涂料不均,辊压机仅与有浆料覆盖区域接触,无浆料覆盖区域则与之无接触,致使极片延展不一致,从而在表面产生褶皱。这些褶皱轻则使极片表面出现裂纹等缺陷,情况严重时还会导致极片的断裂。辊压时若极片的横向压实密度不一致,会出现极片翘曲的情况。极片翘曲同样会导致裂纹和断裂等情况的发生^[42-43]。极片表面缺陷不仅种类繁多,特点也不尽相同,都会造成极片质量的降低,进一步影响锂离子电池的性能。因此,为了尽可能的提高锂离子电池的电化学性能、安全性能、生产效率并降低生产损失,开展对锂离子电池极片的表面缺陷检测技术的研究是至关重要的^[44-46]。

表 1 极片表面缺陷产生原因及其特点

Table 1 Causes and characteristics of electrode surface defects

种类	示意图	可能的形成原因	种类	示意图	可能的形成原因
划痕		浆料中有大颗粒,极片或辊具表面有杂质都可能使极片在涂布和辊压时形成划痕。	孔洞		浆料内部大颗粒或辊具表面存在的异物在涂布或辊压时将极片刺穿。
裂纹		涂布时干燥温度过高使极片开裂;辊压时极片边缘的涂覆面密度高于中间区域,导致边缘上的大颗粒所受压力过大而损伤极片。	破损		与裂纹缺陷形成原因相同,是更严重的裂纹缺陷。
漏箔		涂布时浆料涂覆不均、压力过大;干燥时温度过高或辊压时压力过大都可能使金属箔材漏于表面。	掉粉		粘结剂分布不均,活性物质与集流体或活性物质与活性物质之间粘附力不同,活性物质局部脱落。
气泡		生产环境的粉尘控制不足,合浆或者涂布过程中混入气体或者杂质,使浆料没有完整的涂敷在集流体表面而形成气泡。	暗斑		涂覆的湿膜中若存在气泡、浆料颗粒较大、混入颗粒杂质都可能使膜表面破裂形成暗斑缺陷。

2 锂离子电池极片表面缺陷检测方法

早期工业生产中对产品表面缺陷的检测一般都是采用人工目视的方法检测缺陷,即在灯光照明的条件下人们通过肉眼对待检测产品的表面进行观察来判断产品表面有无缺陷^[47]。但研究表明,人为的检测方法在很大程度上降低了检测的准确性,其误检率通常在 20%~30%^[48]。锂离子电池极片表面的缺陷存在形状大小不一和种类不同的问题,若使用人工目视的方法不仅耗时长、成本高,还会因为长时间工作产生疲劳,导致漏检和误检的概率增高。因此,人工目视的缺陷检测方法已经无法满足大规模锂离子电池极片表面缺陷检测的需求^[49-50]。相比于人工目视,基于机器视觉的缺陷检测方法因其人工成本更低、检测速度更快、检测精度更高等优点在大规模工业缺陷检测中取得了较好的成绩。目前基于机器视觉的缺陷检测方法根据所利用技术的不同分为两类,基于传统机器视觉和基于深度学习的缺陷检测方法。二者的相同点是都需要配置光源、相机等硬件系统对缺陷图像进行采集,不同点在于传统机器视觉是利用边缘检测、形态学分割、连通域标记等图像处理技术,而深度学习则是利用人工智能技术中的神经网络对缺陷自动进行检测。

后文将根据以上缺陷检测方法在图像采集的硬件上的相同点和在使用软件进行缺陷检测上的不同点对基于机器视觉的锂离子电池极片表面缺陷检测方法进行介绍。

2.1 图像采集

图像采集是缺陷检测的前提,即对光源、相机等硬件进行合理的选择和组合,并对缺陷图像进行采集的过程。采集图像质量的高低会直接影响后续图像处理的效果,因此需要对图像采集系统进行合理的设计。

1) 光源

光源是图像采集的重要组成部分,其主要作用是为用户提供充足的照明,以及降低自然光对采集图像的质量的影响,适当的光源照明能提高目标区域与背景区域的分离程度,不适当的光源照明则会使采集到的图像质量降低,影响到后续检测的效果^[51]。卤素灯、荧光灯、氙灯以及发光二极管(light-emitting diode, LED)是工业生产中 4 种最常用的光源,其特性如表 2 所示。相比于其他 3 种光源,LED 的散热虽然相对较差,但其产热较少,而且 LED 在发光效率、使用寿命、发光稳定性、外形灵活性等方面都远超其他光源。目前,LED 已经在各种领域的缺陷检测中得到广泛应用,并且可以定制出多种阵列配置,以满足对不同光照强度的需求^[52-54]。因此,LED 更适合于锂离子电池极片的缺陷检测中。

表 2 极片表面缺陷检测过程中常用光源及其特性
Table 2 Common light source and its characteristics in the process of electrode surface defect detection

类型	光效/ ($\text{Lm}\cdot\text{W}^{-1}$)	平均寿命/ h	色温/ k	优点	缺点
LED	110~250	10 000	全系列	寿命长;节能环保;发光稳定; 外形尺寸灵活;产热较少	散热相对较差
荧光灯	50~120	1 500~3 000	3 000~6 000	发光效果稳定;适用于大面积照射	响应速度慢;发光效果差;功耗大
卤素灯	12~24	1 000	2 800~3 000	价格低;亮度高	响应速度慢;无光亮变化;无色温变化;寿命短
氙灯	24~60	1 000	4 000~6 000	亮度高;色温与日光接近;光照范围大	响应速度慢;发热量大;寿命短;易碎

2) 照明方式

合适的照明方式可以起到提高图像对比度、亮度和捕捉图像特征效果的作用。同轴光照明、背光照明、直接照明是图像采集中常用的 3 种照明方式,其适用场合和特点如表 3 所示。相比于背光照明与同轴光照明,直接照明不仅可以通过提供充足光照提高图像的亮度与对比度,使低对比度的缺陷更易被检测,而且安装更为简单,对光源的适用性更强,更适合锂离子电池极片的缺陷检测^[55]。除此之外,由于极片表面具有一定的反光性,通常还会采用降低打光角度或在光源与相机镜头前加入偏振镜的方法,减少极片表面反光对采集图像的影响。

3) 相机

工业相机按照传感器结构的不同可分为面阵相机和线阵相机,其成像示意与原理如图 3 所示。面阵相机通过使用面状的感光元件对图像的二维信息直接进行获取,其扫描频率较低,一般在 100 以内(即每秒扫描次数不会超过 100 次),多用于静态或低速运动物体面积、尺寸、形状的测量。线阵相机也称线扫相机,其通过线状感光元件对图像中的某行进行单次成像,并将多次单次成像的结果进行拼接获取完整图像。虽然成像过程较为复杂,但其扫描频率高达数万赫兹(Hz),且价格更便宜,更适用于连续拍摄匀速运动的带状材料,如金属卷带、纸袋、锂离子电池极片等。

表 3 极片表面缺陷检测过程照明方式及其特点

Table 3 Lighting mode and characteristics of electrode surface detection process

照明方式	示意图	适用场所	特点
直接照明		表面缺陷检测	提高图像的亮度与对比度,对光源的适用性强,安装简单。
背光照明		尺寸大小及 形状的测量	适合轻薄、透光性好的物体,但光照时物体表面的特征常存在丢失情况,只适合凸显其轮廓。
同轴光照明		尺寸大小测量; 光滑表面划痕 或异物检测	多用于半导体或金属物体的拍摄,可减轻物体表面反光和存在阴影的问题。

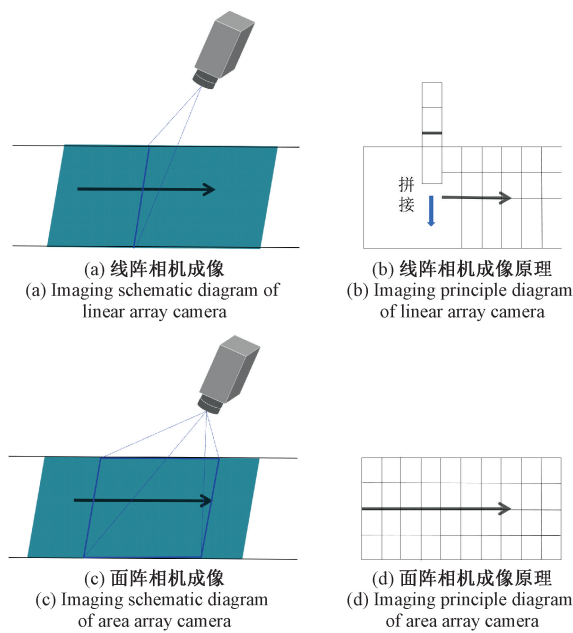


图 3 线阵相机与面阵相机成像原理

Fig. 3 Schematic diagram of imaging principles of linear array camera and area array camera

工业相机按照传感器芯片工艺的不同又可分为互补金属氧化物半导体相机 (complementary metal oxide semiconductor, CMOS) 与电荷耦合器件相机 (charge coupled device, CCD), CCD 相机虽然灵敏度与成像质量较高,但价格、功耗、响应速度均逊色于 CMOS 相机。除此以外,CMOS 相机的重量更轻,体积更小,在充足光照条件下的成像质量不差,且不会由于机器长时间工作的弱振动导致位置的偏移^[56]。综合以上优缺点,线阵 CMOS 相机更适用于大规模锂离子电池极片的图像采集,常用于极片表面缺陷检测的 CMOS 相机型号有 LA-CM-04K08A、MV-CL042-91GM 等。

在对相机的类别进行确定后,还需根据相机的核心参数:最大行频、分辨率、曝光频率对相机型号进行确定。最大行频即线阵相机的最大采集速度,分辨率指的是图像中信息的储存量,曝光频率则是为了使图像像素单元的横纵尺寸比等于 1,确保拍摄到的图像不被拉伸或压缩。假设极片的要求检测精度为 A_e ,极片移动速度为 V_i ,极片宽度为 W_o ,则相机的最大行频 H_c 与分辨率 R_d 需要满足式(1)~(3)。

$$Hc > \frac{Vi}{Ae}$$

(1)

$$Re > \frac{Wo}{Ae}$$

(2)

$$\frac{Vi}{Hc} = \frac{Wo}{Re}$$

(3)

2.2 缺陷检测

1) 基于传统机器视觉的锂离子电池极片表面缺陷检测方法

传统机器视觉主要是利用图像处理技术对数字图像中的信息进行分析和处理,通过人为地设定参数实现对图像质量的提升与图像信息的提取^[57-58]。图像处理技术相比人工目视的检测方法不仅不受外界、主观因素的干扰,还提高了检测的精度与速度。基于传统机器视觉的锂离子电池极片表面缺陷检测基本流程如图 4 所示,主要包括图像预处理、轮廓边缘检测、缺陷提取与标记 3 个步骤。

(1) 图像预处理

图像预处理主要是通过图像滤波、图像增强、阈值分

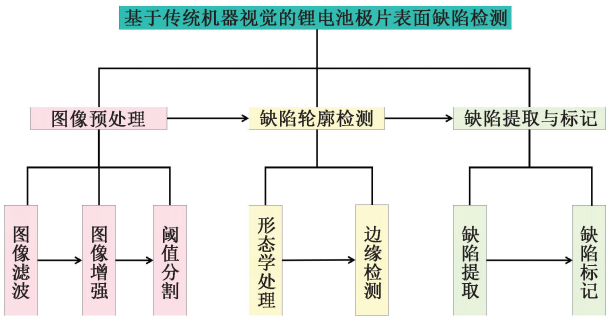


图 4 基于传统机器视觉的锂离子电池极片表面缺陷检测流程

Fig. 4 Surface defect detection process of lithium-ion battery electrode based on traditional machine vision

割等方法消除图像中的无关信息并增强关键信息的可检测性,解决工业相机所采集图像存在的噪声干扰、受光不均匀、缺陷目标与背景对比度较低等问题^[59]。图像预处理时可能用到的各种算法的优缺点如表 4 所示。

表 4 常用图像预处理算法优缺点

Table 4 Advantages and disadvantages of common image preprocessing algorithms

方法	相关算法	优点	缺点
图像降噪	中值滤波	计算速度快,有效抑制椒盐噪声,适用于对图像的轻微平滑处理	不能处理高斯噪声,且处理后图像的细节信息容易丢失
	均值滤波	运算简单且速度快,可以有效去除噪声	对于较为密集的噪声处理效果不好,会对图像细节造成一定破坏
	双边滤波	适用于任意光照效果下的图像,降噪效果和对高频细节的保护效果较好	运行速度较慢
图像增强	直方图均衡化算法	原理简单,实时性好	增强后图像亮度不均,不能有效突出目标特征
	灰度变换算法	降低图像维度,改善图像质量,抑制噪声	处理大量数据时计算量和处理时间可能会增加
图像分割	固定阈值法	计算简单,分割速度快	通用性较差,容易误分割,不适用于分割目标的灰度值存在明显差异的情况
	直方图双峰法	对缺陷与背景对比度较高图像的分割效果好,适用于小规模数据集或对效率要求较高的情况	难以分割缺陷与背景的对比较低图像
	大津法	适用于分割目标在整幅图像中面积占比较大的情况,具有较好的边缘识别能力	运行时间长,易受背景噪声干扰,容易将受到光线影响的背景区域误分割为目标
	自适应阈值法	分割精度高、速度快,不易受光照影响	分割后的图像中会产生一定的白噪点

对图像进行预处理时,首先要通过图像滤波操作对图像中的噪声进行消除,提高图像质量,避免待测目标特征被覆盖。常用的图像滤波方法有 3 种,即中值滤波 (median filter, MF)、均值滤波 (mean filter, MF) 和双边滤波 (bilateral filter, BF)^[60-63]。为了选择更适合锂离子电池极片表面缺陷图像的滤波方法,王露^[64]分别使用上述 3 种滤波方法对极片表面缺陷图像进行滤波,发现 3 种

滤波算法都有一定的去噪效果,但中值滤波和双边滤波后图像边缘较清晰,而均值滤波破坏了细节信息,使边缘变得模糊。

接着通过均方误差 (mean squared error, MSE) 和峰值信噪比 (peak signal-to-noise ratio, PSNR) 两种评价指标对中值、双边滤波算法的效果进行评价,发现双边滤波的峰值信噪比值最大,对应的均方误差值最小,即说明双边滤

波后图像的质量最好,与原图的差别最小,更适合锂离子电池极片的缺陷检测。

图像增强可以提高采集图像的对比度,常用的图像增强技术有灰度变换算法(gray-level transformation algorithm, GLTA)和直方图均衡化算法(histogram equalization algorithm, HEA),直方图均衡化算法主要是对图像中的密集区域进行均匀地放大,但不能突出目标特征。灰度变换法不仅可使图像的维度降低,还可以使图像的目标特征变得更明显,使极片图像中的暗斑、裂纹等低对比度的缺陷更易被检测^[65]。因此,常选用灰度变换算法作为锂离子电池极片的图像增强技术。

阈值分割是图像预处理中的重要组成部分,通过设置一个合适的分割阈值 T ,使待检测目标和背景达到分离的效果^[66]。常用的阈值分割方法有4种,固定阈值法(fixed-threshold method, FTM)、直方图双峰法(histogram bimodal method, HBM)、大津法(otsu's method, OM)和自适应阈值法(adaptive-threshold method, ATM)。固定阈值法需要手动设置一个合适的阈值区间,落在区间外的像素点属于背景,反之则为待分割目标。然而由于极片表面缺陷种类繁多,且灰度值各不相同,如漏箔缺陷的灰度值远高于背景区域,暗斑缺陷的灰度值低于背景区域,因此使用固定阈值法进行分割时其阈值区间跨度较大,导致分割精度较低。直方图双峰法对于待检测目标与背景区域对比度较低图像的分割效果较差,同样不适用于极片表面缺陷图像。大津法虽具有较好的边缘识别能力,但运行时间较长,且当分割目标在图像中面积较小时,其分割效果不理想。自适应阈值法不仅通用性较强,且分割速度快、精度高。尽管在图像中会产生一定的白噪声,但可通过后续的形态学运算消除。因此,自适应阈值法更适合极片表面缺陷图像的分割^[67-68]。

(2) 轮廓边缘检测

图像预处理后的图像中可能包含一些与缺陷区域无关的杂点,并且缺陷区域也可能存在一些未连接的内部空洞区域,使缺陷轮廓不明显,影响后续对缺陷轮廓的检测与提取。因此首先要使用形态学方法中的腐蚀、膨胀等操作使图像中物体变小或变大,从而实现噪声的消除和空洞的填充,使缺陷区域变得更为完整,形状特征更为明显^[69-70]。

在缺陷填充完毕后,需要通过边缘检测的方法对缺陷边缘上的像素点进行提取。常见的边缘检测算法有Roberts算子、Sobel算子等一阶微分算子和Canny算子、Laplacian算子、LOG算子等二阶微分算子^[71]。一阶微分算子通过计算图像梯度的一阶导数来进行边缘检测,具有速度快、计算简便的优点,但对边缘定位的准确度不高。二阶微分算子通过计算梯度的二阶导数过零点来进行边缘检测,对边缘定位更为准确,但容易受到噪声的影

响^[72]。Canny算子是目前最常用也是效果最好的边缘检测算法之一,在锂离子电池极片表面缺陷检测领域中的应用较为广泛。黄梦涛等^[73]通过引入多尺度细节算法(multi-scale detail algorithm, MSDA)对Canny算子进行改进,实现对锂离子电池极片的缺陷检测。此方法在减少了背景噪声的同时提高了对低对比度暗斑缺陷的检测精度,使所有缺陷的平均检测精度均值(mean average precision, mAP)达到98%,但降低了对划痕缺陷的检测精度。周新颖等^[74]提出了一种基于小波增强与Canny算子融合的锂离子电池极片表面缺陷检测方法,该方法提高了对亮度不均且与背景区域对比度较低的微小缺陷的检测精度,其mAP值达到98.8%,但牺牲了对孔洞等对比度明显缺陷的检测精度。Wang等^[75]通过对Canny算子添加45°和135°方向的Sobel渐变模板等方法,实现了对锂离子电池极片表面划痕、漏箔等缺陷较高精度的检测,但对暗斑等亮度较暗缺陷的检测效果较差。

除了以上的传统边缘检测算法,也有许多新的算法在缺陷检测中得到了应用,如神经网络(neural network, NN)、分水岭算法(watershed algorithm, WA)等。夏嘉伟等^[76]提出了一种基于改进多尺度小波变换的锂离子电池极片表面缺陷检测的方法,并与基于原始Canny算子的检测方法进行对比。实验结果表明,Canny算子的检测精度为77.8%,而改进小波变换方法的mAP值达到了98.2%,但缺点是对划痕类缺陷的检测效果较差。周文一等^[77]将自适应Gabor滤波器与分水岭算法融合,分别进行噪声的滤波与缺陷的边缘提取,提高了对背景杂波的抗干扰程度,实现了对锂离子电池极片掉粉、亮条、漏箔等缺陷的有效检测。钟健平等^[78]引入反向传播神经网络(back-propagation neural network, BP-NN),将经过阈值分割、多线程机制等方法提取后的锂离子电池极片表面缺陷特征作为输入,并使用鲸鱼优化算法(whale optimization algorithm, WOA)确定神经网络的初始权重等。实验结果表明,该算法的mAP值达到了97.1%,每秒帧数(frame per second, FPS)达到4.3,刚好能够满足以60 m/min运行的宽200 mm极片的检测,但此方法对于掉粉等小目标缺陷的误检率较高。此外,实际工业生产中极片运动速度达到80~120 m/min时,对应缺陷检测速度至少需满足5.73~8.6 fps;考虑到检测环境等各种因素的影响,软件的检测速度需达到更高水平才能契合实际需求。综上,传统机器视觉在锂离子电池极片表面缺陷检测中的应用如表5所示。

(3) 缺陷提取与标记

在经历以上步骤后,缺陷边缘轮廓上孤立存在的像素点被检测出,随后需将这些孤立存在的像素点形成连通区域并将缺陷轮廓完全提取出来。常用的连通区域标记法有种子填充法(seed-filling method, SFM)和二次扫

表 5 传统机器视觉在锂离子电池极片表面缺陷检测中的应用

Table 5 Application of traditional machine vision in the surface defect detection of lithium-ion battery electrode

文献	改进方法	改进效果	局限性
[73]	基于多尺度细节算法与 Canny 算子融合	减少了背景噪声,增强了对低对比度暗斑缺陷的检测精度,mAP 值达到 98%	降低了对划痕缺陷的检测精度
[74]	小波增强与 Canny 算子融合	提高了对亮度不均且与背景区域对比度较低的微小缺陷的检测精度,其 mAP 值达到 98.8%	牺牲了对孔洞等对比度明显缺陷的检测精度
[75]	对 Canny 算子添加 45° 和 135° 方向的 Sobel 渐变模板	实现了对锂离子电池极片表面破损、漏箔等较亮缺陷较好的检测效果	对暗斑等亮度较暗缺陷的检测效果较差
[76]	改进多尺度小波变换法	提高了对微小缺陷的检测精度,mAP 值达到了 98.2%	对于划痕类缺陷的检测效果较差
[77]	自适应 Gabor 滤波器与分水岭算法融合	对掉粉、亮条、漏箔等缺陷的检测效果较好	速度较慢
[78]	引入 BP 神经网络	mAP 值达到了 97.1%,平均检测速度为 4.3 fps	对掉粉等小目标缺陷的误检率较高,检测速度达不到工业最低标准

描法(second-scan method,SSM),二次扫描法需要通过 2 次扫描来完成对连通区域的确定,存在耗时较长的问题。种子填充法首先寻找一个非边缘位置的待测目标的像素点 P 作为种子,并将其标记。非边缘位置 P 的周围存在 8 个像素,但并非每一个像素都与 P 属于同一邻域。 P 的常见邻域有四邻域和八邻域两种,即 4 个像素与 P 属于同一邻域或者 8 个像素与 P 属于同一邻域,如图 5 所示。可通式(4)~(5)对两个不同种子 $P1(x_1,y_1)$ 和 $P2(x_2,y_2)$ 的邻域关系进行判断。

$$(x_1-x_2)^2+(y_1-y_2)^2=1$$

(4)

$$1\leqslant(x_1-x_2)^2+(y_1-y_2)^2\leqslant 2$$

(5)

若 $P1$ 和 $P2$ 满足式(4),则 $P1$ 和 $P2$ 属于四邻域关系,如图 5(a)所示。若 $P1$ 和 $P2$ 满足式(5),则 $P1$ 和 $P2$ 属于八邻域关系,如图 5(b)所示。

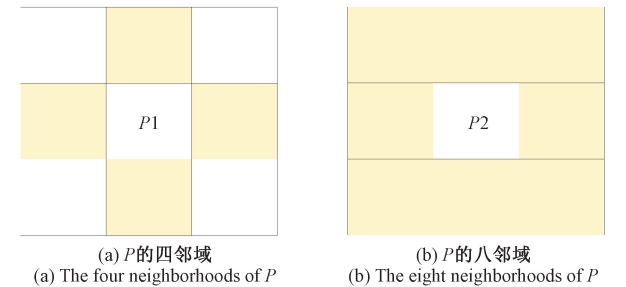


图 5 种子填充法中种子 P 的两种邻域方式

Fig. 5 Two neighborhood modes of seed P in the seed-filling method

为了更快速地检测图像中的缺陷区域,通常会选择八邻域的连通区域标记法对缺陷进行标记。在确定

了种子的邻域后,将与种子 P 同属于一个邻域的像素放入一个集合中,让每一个新加入集合的像素点都作为一个种子并标记,进行再一次的区域填充,以此反复操作,直至所有相连通像素点都位于同一集合内,这个由所有被标记的种子组成的集合就是一个待测目标的连通区域^[79-80]。

缺陷轮廓的标记结果如图 6 所示,即使用最小外接矩形法对轮廓的最小外接矩形的中心坐标、矩形宽高、旋转角度进行计算,随后在此基础上计算出最小外接矩形的左上坐标 $P_left(x,y)$ 和右下角坐标 $P_right(x,y)$,最后对最小外接矩形进行绘制并标注^[81]。

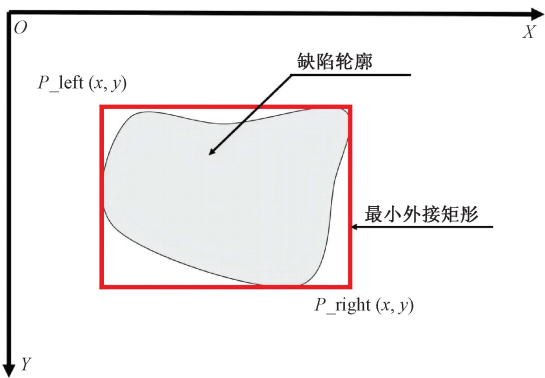


图 6 缺陷轮廓标记结果

Fig. 6 Results of defect profile annotation

基于传统机器视觉的缺陷检测方法在一定程度上实现了缺陷检测的自动化和智能化,相比于人工检测方法提高了检测的效率和准确度,且算法逻辑较为清晰,易于理解和调试,对计算资源的需求较小。但对于大规模锂

离子电池极片的缺陷检测存在许多不足。第 1, 锂离子电池极片表面缺陷种类繁多, 且特点各不相同, 使用此方法对极片进行缺陷检测时需要每一种缺陷的形态、灰度等特征参数进行计算, 对人工技术要求较高。第 2, 通用性较差, 例如可能会以牺牲对小目标缺陷的检测精准来提高对大目标或与背景对比度明显缺陷的检测效果。第 3, 检测速度较慢, 无法满足实际工业高检测速度的要求。

2) 基于深度学习的锂离子电池极片表面缺陷检测方法

随着计算机算力和深度学习技术的不断发展, 基于深度学习的缺陷检测方法因其拥有的强大特征学习和提取能力, 以及在处理缺陷种类繁多和尺寸多样化等问题时较好的检测性能成为目前缺陷检测领域的研究热点^[82-83]。基于深度学习的锂离子电池极片表面缺陷检测

流程如图 7 所示, 与传统机器视觉相同的是, 使用深度学习进行缺陷检测时, 同样需要对所采集的图像进行预处理操作来提高图像的质量。不同点在于深度学习不再人工设置各种算法的参数, 而是模拟人脑对视觉系统捕获目标的感知与学习过程。首先搭建神经网络对模型进行构建, 然后将图像预处理后质量更高的缺陷样本图输入至网络中展开训练。最终得到的模型能够对未曾参与训练的缺陷图像自动开展特征学习与精准识别, 一旦识别到缺陷, 便会在对应位置生成目标框, 并同步给出缺陷名称以及判定为该缺陷的概率^[84-85]。相比于基于传统机器视觉的缺陷检测方法, 深度学习无论是在检测速度还是检测精度方面都有着较大的提升, 减少了对人工的依赖, 降低了设计成本, 并且可以同时实现对多种不同类别缺陷的识别, 更能满足工业生产的需求。

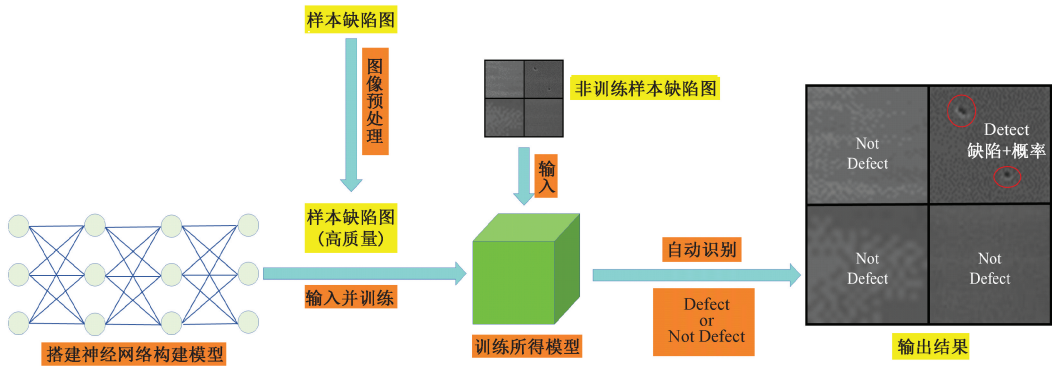


图 7 基于深度学习的锂离子电池极片表面缺陷检测流程

Fig. 7 Surface defect detection process of lithium-ion battery electrode based on deep learning

卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)是深度学习中最常用的一种神经网络, 它利用局部连接、权值共享等操作减少了网络参数, 提高了鲁棒性和泛化能力, 使网络可以高效的处理大规模图像数据^[86], 如 YOLO、Faster R-CNN 等算法都引入了卷积神经网络的思想。CNN 由输入层、卷积层、池化层、全连接层和输出层组成, 其网络结构如图 8 所示。

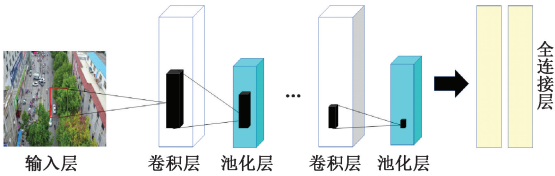


图 8 CNN 网络结构

Fig. 8 Network structure of CNN

图 8 中, CNN 中的卷积层与池化层共同组成了特征提取部分, 卷积层通过卷积核与输入数据间的点乘运算对图像的特征进行提取。池化层则通过对图形相关位置取最大值或平均值等操作减少每层网络的数据, 提高网

络的运算速度。全连接层负责对所提取图像的特征进行收集与整合, 最后实现识别与分类^[87-89]。

基于深度学习的缺陷检测网络可根据网络结构的不同, 分为图像分类网络、目标检测网络和图像分割网络^[90]。图像分类网络只能进行目标的类别识别, 图像分割网络虽然可通过创建一个像素级别的区域来更直观表示缺陷的形状, 但标注成本过高。目标检测网络不仅可以对目标进行识别与定位, 且标注成本适中综合比较下更能满足工业生产的需求^[91-92]。

目标检测网络则分为以 Faster R-CNN 为代表的双阶段检测算法和以 YOLO 为代表的单阶段检测算法。双阶段检测算法的训练过程分为两个阶段, 第 1 阶段完成对候选区域的生成, 第 2 阶段则对候选区域进行准确的分类和位置的回归。这类算法的检测精确度高, 但检测速度较慢。单阶段检测算法只有一个阶段, 即直接对图像进行分类和回归, 不需要生成候选区域。单阶段检测算法的检测精度较低, 但检测速度远远高于双阶段算法, 且可以通过注意力机制的引进、损失函数的优化等方法来对单阶段检测算法进行优化, 从而

达到较高的检测精度^[93]。

(1) 双阶段检测算法

为了解决双阶段检测算法中区域卷积神经网络 (region convolutional neural networks, R-CNN) 与快速区域卷积神经网络 (fast region convolutional neural networks, Fast R-CNN) 都存在的生成候选区域耗时长的问題^[94-95], 2016 年 REN 等^[96]提出了 Faster R-CNN 算法, 该算法最大的创新点在于使用区域推荐网络 (region proposal network, RPN) 直接生成候选框, 并引入了锚框提高检测

效率。它的网络结构如图 9 所示, 首先通过卷积神经网络对输入图像的特征图进行提取, 提取后的特征图一方面作为 RPN 的输入来生成候选框, 一方面进入到特殊的卷积层中, 实现维度的提升。接着将候选框和高维度特征图共同输入到感兴趣区域池化 (region of interest, ROI) 层中, 最终由全连接层完成目标的分类和回归。Faster R-CNN 在拥有高精度的同时, 检测速度相比于 R-CNN 与 Fast R-CNN 也得到了可观的提升, 因此开始被用于电池领域的缺陷检测中。

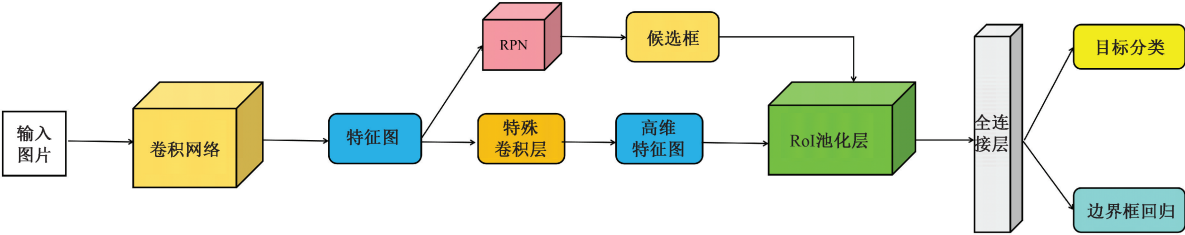


图 9 Faster R-CNN 网络结构
Fig. 9 Network structure of Faster R-CNN

李瑞坤^[97]通过使用自适应特征池化法 (adaptive feature pooling method, AFPM) 对 Faster R-CNN 网络的特征池化模块进行重构, 增强了对多尺度特征的提取能力, 解决了因锂离子电池表面缺陷尺度跨度过大及微小缺陷带来的检测困难。此方法的 mAP 值达到了 80.58%, 但检测速度仅有 1.37 fps, 有待进一步提升。伊欣同等^[98]提出了一种改进 Faster R-CNN 的网络模型, 通过在 Faster R-CNN 中加入残差通道注意力 (residual channel attention, RCA) 机制, 实现了对光伏电池中裂纹、断栅、黑心缺陷较高精度的检测, 其 mAP 值达 83.29%。鲁东林等^[99]将基于特征金字塔的多尺度检测网络 (feature pyramid networks, FPN) 加入 Faster R-CNN 中对其进行改进, 并使用包含太阳能电池划痕、断栅等缺陷的数据集进行实验。结果表明, 其 mAP 值达到 92.5%, 检测速度则从 4.31 fps 提升至 5.12 fps。郝雅雯^[100]以 Faster R-CNN 为框架, 通过引入跨层连接结构 (cross-layer connection structure, CLCS) 与多尺度特征抽取机制 (multi-scale feature extraction mechanism, MSFEM) 等方法对其优化, 提高了网络的特征提取能力, 实现了对太阳能电池裂纹、裂片等缺陷的检测。

以上改进方法均在一定程度上提升了 Faster R-CNN 的检测精度, 但目前 Faster R-CNN 主要用于太阳能电池或光伏电池的缺陷检测中, 在锂离子电池中应用较少。以太阳能电池为例, 太阳能电池中的常见缺陷如图 10 所示。

其中的裂纹、断栅缺陷与锂离子电池极片中的裂纹缺陷均呈线条状, 但它们与背景图像的对比度不相同。黑芯缺陷虽与锂离子电池极片中的孔洞缺陷在形状上相

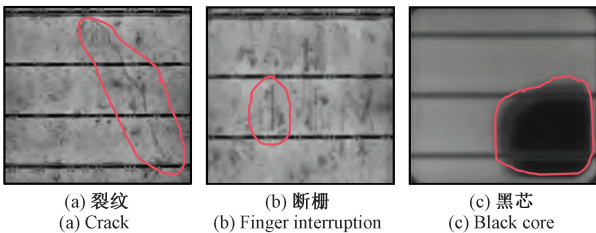


图 10 太阳能电池常见缺陷
Fig. 10 Common defects in solar cells

似, 但黑芯缺陷的面积更大, 与背景图像的对比度更高; 且孔洞缺陷的轮廓边缘可能还会存在划痕。以上情况造成了太阳能电池缺陷数据集与锂离子电池极片表面缺陷数据集存在缺陷类型上的差异, 因此上述改进方法可以借鉴于锂离子电池极片的缺陷检测中, 但具体的优化效果有待进一步验证。

随着深度学习的不断发展, 基于区域的全卷积网络 (region-based fully convolutional networks, R-FCN)、掩膜基于区域的卷积神经网络 (mask region-based convolutional neural network, Mask R-CNN)、平衡基于区域的卷积神经网络 (libra region-based convolutional neural network, Libra R-CNN) 等双阶段检测算法相继被提出, 这些算法使模型的特征提取能力增强, 检测精度得到进一步的提高^[101-103]。但模型也变得更加复杂, 其调整难度更高, 对其进行检测速度的提升更为困难。因此综合以上情况来看, 双阶段检测算法目前并不适合用于大规模的锂离子电池极片表面缺陷检测。

(2) 单阶段检测算法

单阶段检测算法中的 YOLO 以其远超双阶段检测算法的检测速度和较好的检测精度在许多不同领域中得到了广泛的应用,如在农业中用于作物的检测与分类、在医学中用于癌症检测、在交通中用于车牌检测等^[104-107]。

YOLO 算法已经从 YOLOv1 更新至 YOLOv11,其时间发展线如图 11 所示。后文将根据 YOLO 系列算法在锂离子电池极片表面缺陷检测中的应用对其进行介绍,由于 YOLOv9、YOLOv10、YOLOv11 是 2024 年新提出的版本,其检测性能有待多次实验进行验证,且目前并没有在电池的缺陷检测领域中得到应用,因此不对这 3 种算法进行介绍。

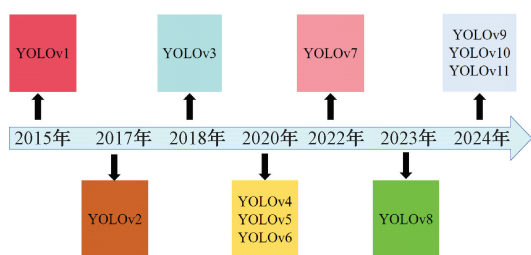


图 11 YOLO 算法时间发展线

Fig. 11 Timeline of YOLO algorithms

YOLOv1^[108] 是 YOLO 系列的首发版本,通过将目标检测任务视为一个简单的回归问题,成功实现了端到端的目标检测,其检测速度相比于双阶段检测网络有了明显提升,其网络结构如图 12 所示。

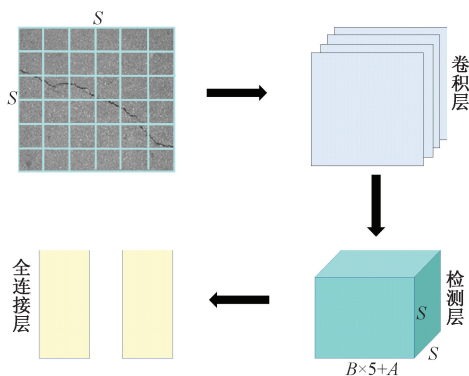


图 12 YOLOv1 网络结构

Fig. 12 Network structure of YOLOv1

YOLOv1 将图像划分为 $S \times S$ 个网格并送入卷积神经网络进行特征提取,随后送入全连接层。在全连接层中,每个网格负责对处在该网格中目标的 B 个边界框进行预测。边界框的预测包含 x, y, w, h, c 5 个信息,其中 x 与 y 坐标是边界框相对于网格中心的偏移量, w 与 h 是边界框相对于整个图像的宽度和高度, c 表示边界框置信度。

除此以外,每个网格还会预测 A 个目标类别,最后由检测层输出一个 $S \times S \times (B \times 5 + A)$ 大小的矩阵^[109-110]。但是由于网格数量和网络结构的限制,YOLOv1 存在定位误差高和检测精度低的问题。

YOLOv2^[111] 引入 DarkNet-19 作为骨干网络,放弃了全连接层并引入完全卷积结构和锚框机制,同时使用 BN 层加速收敛防止过拟合。相较于 YOLOv1,它具有更好的检测速度与检测精度,且可以进行多尺度训练。但对小目标的检测效果不理想,仍无法用于工业中微小缺陷的检测。

YOLOv3^[112] 是 YOLO 算法在锂离子电池极片表面缺陷检测中应用的开始,它首次将颈部网络加入骨干网络与头部网络之间,并通过替换骨干网络以及在颈部网络中引入 FPN 进行多尺度预测等方法提高了对小目标的检测效果。刘国栋^[113] 将权重迁移和优化损失函数的方法相结合对 YOLOv3 进行改进,并对锂离子电池极片表面缺陷进行检测。实验结果表明,改进后网络的 mAP 值达到 98.65%,检测速度达到了 32 fps。

YOLOv4^[114] 使用 CSPDarknet53 作为骨干网络,并引入空间金字塔池化 (spatial pyramid pooling, SPP) 和路径聚合网络 (path aggregation network, PAN) 等结构增强特征表示和跨尺度信息融合能力。

李雅雯等^[115] 通过加入通道注意力 (squeeze excitation, SE) 机制和融合空洞卷积的池化金字塔 (atrous spatial pyramid pooling, ASPP) 的方法对 YOLOv4 进行改进,桂久琪等^[116] 基于 YOLOv4 在主干网络加入空洞卷积 (dilated convolution, DC) 与高效通道注意力 (efficient channel attention, ECA) 机制进行改进。经对锂离子电池极片表面缺陷进行检测,前者改进后算法的 mAP 值达到 95.12%,检测速度达到 24.91 fps;后者改进后算法的 mAP 值达到 93.46%,检测速度达到 29 fps。以上方法均取得了较好的检测结果,但 YOLOv3 的模型计算量达到了 119.83 GB, YOLOv4 更是高达 193.89 GB,如此庞大的计算量使得二者在运行期间对计算资源的占用极为显著。与此同时, YOLOv3 与 YOLOv4 的模型体积均超过 200 M,这一较大的体量在模型部署与存储方面带来了诸多不便与挑战。

为了解决上述问题,更轻量级的 YOLOv5 模型相继提出,并被分为网络结构相同,但模型大小、深度、检测精度依次提高,检测速度依次降低的 4 个版本 s, m, l, x 。YOLOv5s 模型计算量为 16.5 GB,模型大小为 27 M,远远小于以往的 YOLO 算法,因此在实时缺陷检测中应用最为广泛。YOLOv5 的网络结构如图 13 所示。

YOLOv5 提出了一种新的 CSPDarkNet53 网络,这种新的骨干网络由聚焦 (Focus) 模块、跨阶段局部网络 (cross stage partial network, CSP) 模块、标准卷积 (conv bn

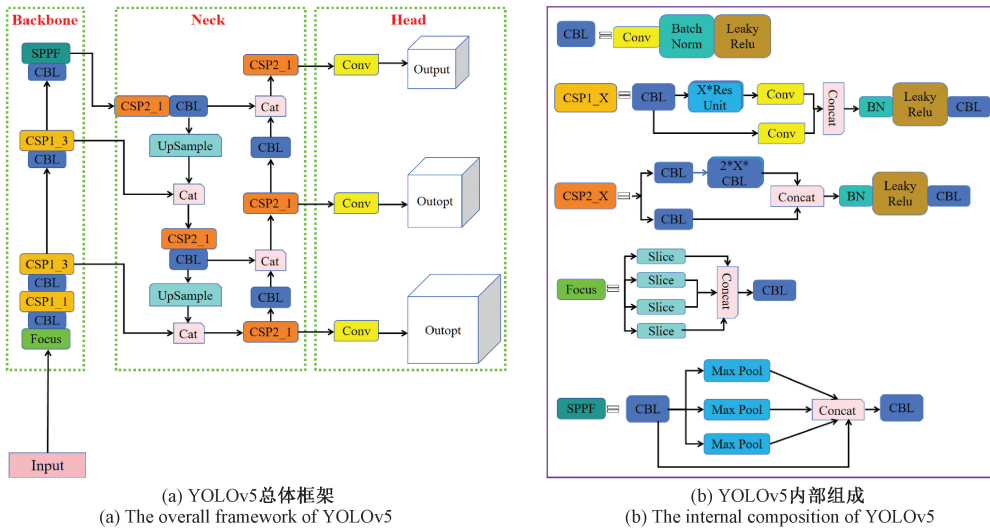


图 13 YOLOv5 网络结构
Fig. 13 Network structure of YOLOv5

leaky_relu, CBL) 模块和改进的空间金字塔池化 (spatial pyramid pooling-fast, SPPF) 模块共同组成。CBL 由卷积层 (convolutional layer)、批归一化 (batch normalization, BN) 和 Leaky Relu 激活函数共同作用。卷积层进行图像特征的提取, BN 起到加速训练过程和提高模型泛化能力的作用, Leaky Relu 则通过增加模型的非线性能力来提高模型的表达能力。Focus 模块与 CSP 模块分别起到降低模型信息损失和降低模型参数量、尺寸的作用。其中 CSP 分为 CSP_1 与 CSP_2 两种结构设计, CSP_1 应用于骨干网络, CSP_2 则应用于颈部网络中。SPPF 则是对 YOLOv4 中 SPP 模块的优化, 起到加快了模型推理速度减少计算量的作用。此外, YOLOv5 还提出了一种自适应的锚框机制, 使模型可以更好的适用于不同尺寸和形状目标的检测, 提高了泛化能力和目标检测的准确率。YOLOv5 不仅具有优异的检测速度与检测精度, 其模型体积也更小, 更易于训练与部署, 目前已成为工业领域中应用最为广泛的先进算法^[117]。

YOLO 系列算法在锂离子电池极片表面缺陷检测中的应用如表 6 所示, 其中文献[118-121]主要通过引入注意力机制和采用新卷积等方式对 YOLOv5s 进行改进, 用于锂离子电池极片的缺陷检测中并取得了较好的检测效果。但以上方法大都基于提升锂离子电池极片中小目标的检测精度进行设计, 对有着大长宽比特点的如划痕、裂纹等大目标缺陷的针对性设计较少。对此, 冉庆东等^[122]通过加入可变形下采样卷积主干网络 (deformable down sampling convolution network, DDCNet) 提高对大长宽目标的检测效果, 在特征融合部分融入上下文增强模块 (context augmentation module, CAM) 提高对暗斑等小目标缺陷的关注程度等方法对 YOLOv5 进行改

进, 提出了基于 YOLOv5s 的 DDCNet-YOLOs 模型与基于 YOLOv5m 的 DDCNet-YOLO 模型, 并与文献[113, 118]中的方法进行对比实验。实验结果表明, 轻量化 DDCNet-YOLOs 模型在参数量低于 YOLOv5s 的情况下, 检测速度达到 37 fps, 检测精度相较于文献[113, 118]中的方法, 以及原 YOLOv5s 网络均有所提升。并且文献[122]首次在锂离子电池极片表面缺陷检测领域中引入梯度加权类激活映射方法 (gradient-weighted class activation mapping, Grad-CAM) 对 YOLOv5m、DDCNet-YOLO 两种模型进行热力图可视化分析对比, 验证了 DDCNet-YOLO 模型对极片表面缺陷的预测结果与实际缺陷区域重合度更高, 凸显了改进方法的可行性, 增强了对神经网络决策的可解释性。

随着 YOLO 算法不断更新, 有着更高检测性能的 YOLOv6、YOLOv7、YOLOv8 相继被提出。但目前尚未有将 YOLOv6 和 YOLOv7 应用于锂离子电池极片表面缺陷检测中的文献。YOLOv8 在锂离子电池极片表面缺陷检测中展现了较高的检测性能, 文献[123]使用改进的 YOLOv8 对锂离子电池极片进行缺陷检测, 其 mAP 值达到 97.2%, FPS 达到 43。但实际工业生产中极片的最高运动速度为 120 m/min 左右, 所对应的实际检测速度理论上为 8.6 fps。即使考虑到环境等因素会使算法的实际检测性能有所降低, 但改进后的 YOLOv5 的检测速度均在 20 fps 以上, 仍远超实际所需检测速度, 可以满足目前锂离子电池极片表面缺陷检测速度的需求。此外, YOLOv8 通常需要一块具备计算统一设备架构 (compute unified device architecture, CUDA) 计算能力的高性能图形处理器 (graphics processing unit, GPU), 如 NVIDIA RTX 3090、A100 等型号的高端显卡进行模型训练和推理,

表 6 YOLO 算法在锂离子电池极片表面缺陷检测中的应用

Table 6 Application of YOLO algorithm in the surface defect detection of lithium-ion battery electrode

模型	文献	改进	改进效果	不足
YOLOv3	[113]	权重迁移训练网络,CIoU 损失函数替换原目标位置信息损失函数	mAP 值达到 98.65%,检测速度达到 32 fps	
YOLOv4	[115]	使用 K-means++算法获取锚框、引入 SE 注意力机制和融合空洞卷积的池化金字塔结构;	mAP 值达到 95.12%,检测速度达到 24.91 fps	模型体积与计算量较大,大规模部署较为困难
YOLOv4	[116]	主干网络加入空洞卷积、并加入 ECA 注意力机制、使用条件卷积代替传统卷积	mAP 值达到 93.46%,检测速度达到 29 fps	
YOLOv5	[118]	添加卷积注意力模块、使用 EIoU 代替原 GIoU 损失函数	mAP 值达到 91.2%,检测速度达到 27 fps	
YOLOv5	[119]	将高分辨率图片剪小作为输入、引入层级化分类的方式对缺陷进行分类、加入通道维度注意力机制	mAP 值达到 97.32%,模型训练时间由 5 天缩短至 1 天,检测速度提升了 13.2 倍	检测效果较好,但缺少对大长宽比缺陷检测性能的针对性设计;
YOLOv5	[120]	加入空间深度层和无步长卷积层、引入通道维度注意力机制	mAP 达到 96.8%	缺少对神经网络决策的可解释性
YOLOv5	[121]	深度可分离卷积替换标准卷积、添加卷积注意力模块和多尺度检测结构	mAP 值达到 93.1%,网络参数量减小了 28.4%	
YOLOv5	[122]	搭建可变形下采样卷积主干网络、融入上下文增强模块、加入融合注意力机制的解耦头	检测速度达到 37 fps,对大、小目标的检测精度均优于文献[113,118]和原始 YOLOv5s	—
YOLOv8	[123]	加入坐标注意力模块、采用轻量级的 GhostConv 代替标准卷积、将损失函数替换为 EIoU 损失函数	mAP 值达到了 97.2%,检测速度达到了 43 fps	超出所需检测速度较多,性能浪费;可参考文献较少;部署起来较为困难

而 YOLOv5 在 GPU 性能较低甚至仅包含中央处理器 (central processing unit,CPU) 的电脑中也可以较好的运行,更易实现在资源受限设备中的部署。

3 展 望

随着锂离子电池在众多领域的广泛应用,其生产过程中的质量控制至关重要,而极片作为锂离子电池的关键组件,对其缺陷的精准检测乃是保障锂离子电池性能与安全性的核心环节。深度学习虽然是目前锂离子电池极片表面缺陷检测领域中研究的热点,但仍面临着如数据集规模小、无法实时更新模型、图像采集速度慢且质量不高、检测性能达不到预期效果等挑战,下面将从 4 个方面针对上述问题提出展望。

1) 构建大规模数据集

目前主要通过 Mosaic 数据增强、生成对抗网络及迁移学习等方法扩充原始数据量,但耗时较长。并且由于受到商业阻力的影响,目前开放的锂离子电池极片表面缺陷数据集仍较少,数据集中多出现缺陷种类不够充足

和一张图片中仅包含一类缺陷的情况。因此研究一个大规模的锂离子电池极片表面缺陷数据集不仅可以节省扩充数据集的时间,提高深度学习模型的检测性能,还可以充当衡量深度学习各种算法检测性能的指标。

2) 在线学习与联邦学习

目前大部分模型均采用离线学习的方法对已知缺陷进行学习,离线学习方法适用于数据不变且一次性处理的场景。但实际工业生产中常会面临许多新型未知缺陷,从而出现漏检、误检等问题。而动态在线学习使模型在接收每个数据时,都会进行预测并自动对当前模型实现快速、实时更新。除此以外,如锂离子电池极片中的划痕缺陷往往也存在于太阳能电池板、金属、光学零件等材料的表面。此类缺陷在不同检测领域中的特点基本相同,但由于涉及到商业隐私,将不同领域中的缺陷数据进行充分利用仍是一个难以解决的问题。异域数据联邦学习的提出使不同领域中数据的结合成为可能,同时保证了各参与方的隐私。因此将深度学习方法与在线学习、联邦学习方法相结合是未来锂离子电池极片表面缺陷检测的发展趋势。

3) 硬件升级

硬件升级可分为工业相机与计算资源两方面。

二维相机是目前工业图像采集中的应用最为广泛的相机,但二维相机对于缺陷表面存在纹理或凹凸情况的采集效果较差,无法突出缺陷特征。三维相机的采集精度虽然更高,但目前无法普及到一些如二维线阵相机对高速连续运动的带状产品检测场景中的应用。因此,对三维相机进行研究,实现对缺陷全方位视野信息的提取,是未来提升检测精度的重要方向。对于计算资源,可加入对 Xilinx 公司开发的型号为 ZYNQ 的全可编程片上系统等硬件平台的应用,ZYNQ 型号的全可编程片上系统不仅拥有高级精简指令集计算机(advanced risc machines,ARM)处理数据的速度,还拥有现场可编程门阵列(field-programmable gate array,FPGA)的多种高速接口和丰富的硬件资源,可以实现对神经网络的加速以及对图像的高速采集与传输。因此,如何在未来进一步优化 ARM 内核架构和 FPGA 的高速接口类型,实现硬件平台的全方位性能提升也是硬件升级的一大挑战。

4) 软件优化

软件技术的优化可以从以下 3 个方面考虑:检测算法的优化、标记数据技术的优化以及适应环境能力的优化。

检测算法优化:目前,随着技术的持续迭代更新,YOLO 系列的前沿算法如 YOLOv11 等已崭露头角。这些新算法蕴含着巨大潜力,后续需要科研团队对其展开更深层次的研究,深度剖析算法内部机制,精准挖掘每一处优势特性。并结合引入注意力机制、轻量化网络架构等方法对其进行进一步优化,力求在算法架构、模型训练、模型部署等多层面实现重大突破,全方位提升检测性能。

标记技术优化:对深度学习的模型训练前需要人工自行对大量数据集进行标注,对人力、时间成本的需求较高。因此,如何研究一种半自动或自动标记技术是未来一项十分重要的任务。

多模态结合:目前对锂离子电池极片表面缺陷检测方法的研究都是基于简单场景进行的,虽然在测试集已经逐渐实现了超过 90% 的准确率,但由于工业生产中的场景比较复杂,使得检测的准确率往往达不到预期效果。因此,如何将语言、声音、温度等不同模态加入 YOLO 算法中,从而提高对不同环境的应用能力,值得人们进一步的探索。

4 结 论

目前,锂离子电池极片的表面缺陷检测根据所基于技术的不同分为传统机器视觉法和深度学习法。首先对传统机器视觉方法中涉及到的如噪声消除、边缘检测、缺

陷提取等算法的原理和优缺点,以及在极片表面缺陷检测中的应用进行介绍与分析。传统机器视觉方法易于理解与调试,对计算资源的需求较小,但处理过程较为繁琐,需要对不同类别缺陷设计相应特征,存在对人工技术的要求较高、缺乏通用性、易受噪声影响等缺点,难以满足工业实时性的要求。深度学习技术在近年来迅速发展,深度学习模型通过对大量数据的特征进行学习,自动完成端到端的高速缺陷检测。然而并非每一种深度学习算法都适合工业中锂离子电池极片的缺陷检测,双阶段算法的检测精度较高,但检测速度慢,可借鉴的文献较少。单阶段算法中的 YOLO 算法的检测速度较快,但其版本众多,如 YOLOv1 与 YOLOv2 的网络框架不够完善,检测性能低。YOLOv3 和 YOLOv4 虽然取得了较不错的检测效果,但对计算资源的需求较高,它们在训练和推理阶段往往需要配备性能强劲的图形处理器以及较大的显存来支撑复杂模型结构下的参数学习过程,这使得在一些计算资源有限的实际工业场景中,其部署和应用面临着一定的限制,可能无法满足大规模、实时性检测的需求,增加了应用成本与实施难度。相对而言,YOLOv5 在锂离子电池极片表面缺陷检测任务中突显出了独特的优势。它巧妙地平衡了检测精度与资源消耗,不仅能维持较为出色的检测效果,而且对计算资源和显存等资源的需求适中。使 YOLOv5 无论是部署在本地服务器还是一些具备一定计算能力的嵌入式设备上均可精准且高效地检测锂离子电池极片表面可能存在的缺陷,切实做到了检测精度与资源利用效率的完美兼顾。YOLOv8 作为较新的版本,在检测性能上展现出了诸多优势,它可以更精准地识别锂离子电池极片上的各类缺陷,对复杂缺陷特征的提取和分类能力均有所提升。然而,当聚焦于实际工业应用时,YOLOv8 也暴露出了一些亟待解决的问题。一方面,其模型结构趋于复杂,参数量较为庞大,这直接导致在大规模部署时较为困难,对计算资源和内存有着较高的要求;另一方面,在锂离子电池极片表面缺陷检测的日常工况下,往往并不需要过高的检测性能,否则会在一定程度上造成资源浪费,同时也可能增加不必要的运算时间和能耗,不符合工业生产追求高效与经济性的原则。综合考量以上因素,工厂在选择深度学习算法时需紧密结合自身实际情况。若工厂处于生产节奏较快、对检测速度有着急切需求,同时又面临设备资源相对有限的难题,那么应选择速度更快、模型轻量化程度更高的 YOLOv5,它能够确保在有限资源下快速、稳定地完成检测任务。反之,若工厂对检测精度要求极高,并且配备有充足的、强劲的计算资源,此时 YOLOv8 便可发挥其卓越的检测精度,助力工厂严把质量关。

然而,在当前锂离子电池生产行业的大背景下,极片表面缺陷检测面临着诸多挑战,既要确保软件的高检测

性能,又要兼顾工业现场计算资源受限等实际状况。仅侧重于软件算法的单方面优化,却忽视工厂现场实际的硬件承载能力,即便所研发的算法在理论性能层面展现出卓越之处,也无法真正运用到实际生产当中,无法切实发挥其作用。反之,仅依赖相机等硬件设施的更新换代,虽能在一定程度上提升原始图像采集质量,但若无与之适配的高性能软件算法,也会陷入高投入低回报的困境。只有将硬件升级与软件算法优化紧密结合起来,让两者协同发挥作用,才能在提升检测性能的同时降低检测成本,助力锂离子电池生产过程中的质量管控环节,推动锂离子电池产品整体质量与安全性迈向新的台阶。

参考文献

- [1] LIU ZH Y, LIU X, MENG H, et al. Numerical analysis of the thermal performance of a liquid cooling battery module based on the gradient ratio flow velocity and gradient increment tube diameter [J]. *International Journal of Heat and Mass Transfer*, 2021, 175: 121338.
- [2] LI J W, LI L SH, XU CH L. Research on defect recognition of lithium battery pole piece based on deep learning[J]. *E3S Web of Conferences*, 2021, 261(22): 01021.
- [3] HUANG M T, WANG L. Feature fusion and classification of lithium battery pole piece defects [J]. *Manufacturing Automation*, 2021, 43(10): 61-63.
- [4] 秦亚莉, 杨续来. 锂离子电池膨胀特性检测方法研究进展[J]. *仪器仪表学报*, 2023, 44(12): 22-33.
- QIN Y L, YANG X L. Research progress on measuring methods for expansion of lithium-ion batteries [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2023, 44(12): 22-33.
- [5] XU Y X, NIU L CH, YANG H, et al. Optimization of lithium battery pole piece thickness control system based on GA-BP neural network[J]. *Journal of Nanoelectronics and Optoelectronics*, 2019, 14(7): 978-986.
- [6] 李森, 周凤颖, 崔惠珊, 等. 基于声纹与 AI 分析技术的化学电池极片表面缺陷识别[J]. *储能科学与技术*, 2024, 13(10): 3669-3671.
- LI M, ZHOU F Y, CUI H SH, et al. Research on defect identification of chemical battery electrode based on voiceprint and AI analysis technology[J]. *Energy Storage Science and Technology*, 2024, 13(10): 3669-3671.
- [7] MAO W SH, LI L SH, TAO Y F, et al. Surface defect image classification of lithium battery pole piece based on deep learning[J]. *IEICE Transactions on Information and Systems*, 2023, 106(9): 1546-1555.
- [8] YI M CH, JIANG F CH, LU L G, et al. Ultrasonic tomography study of metal defect detection in lithium-ion battery [J]. *Frontiers in Energy Research*, 2021, 9: 9-20.
- [9] HUANG L L, LIU L SH, LU L G, et al. A review of the internal short circuit mechanism in lithium-ion batteries: Inducement, detection and prevention [J]. *International Journal of Energy Research*, 2021, 45(11): 15797-15831.
- [10] 李莉杰, 高方, 李元涛, 等. 储能设备电池极片表面缺陷检测网络研究[J]. *电力大数据*, 2024, 27(6): 22-31.
- LI L J, GAO F, LI Y T, et al. Research on defect detection network for battery electrodes of energy storage equipment [J]. *Power Systems and Big Data*, 2024, 27(6): 22-31.
- [11] GONÇALVES R, LANCEROS-MÉNDEZ S, COSTA C M, et al. Electrode fabrication process and its influence in lithium-ion battery performance: State of the art and future trends [J]. *Electrochemistry Communications*, 2022, 135: 107210.
- [12] 陈辉东, 丁小燕, 刘艳霞. 基于深度学习的目标检测算法综述[J]. *北京联合大学学报*, 2021, 35(3): 39-46.
- CHEN H D, DING X Y, LIU Y X. A review of object detection algorithms based on deep learning[J]. *Journal of Beijing Union University*, 2021, 35(3): 39-46.
- [13] ZHOU X, LIN G J. Review of target detection algorithms[J]. *Frontiers in Computing and Intelligent Systems*, 2023, 4(3): 17-19.
- [14] 张焯, 李博涛, 尚景浩, 等. 基于多尺度卷积注意力机制的输电线路防振锤缺陷检测[J]. *电工技术学报*, 2024, 39(11): 3522-3537.
- ZHANG Y, LI B T, SHANG J H, et al. Defect detection of transmission line damper based on multi-scale convolutional attention mechanism [J]. *Transactions of China Electrotechnical Society*, 2024, 39(11): 3522-3537.
- [15] 谭沁源, 唐勇, 金岩, 等. 基于改进 YOLOv5 的镍板表面缺陷检测方法[J]. *矿冶工程*, 2024, 44(2): 160-166.
- TAN Q Y, TANG Y, JIN Y, et al. Nickel plate surface defect detection based on improved YOLOv5 [J]. *Mining*

- and Metallurgy Engineering, 2024, 44(2): 160-166.
- [16] 田伟倩, 朱华兵, 张淋, 等. 基于卷积神经网络的工业缺陷检测研究进展[J]. 中国特种设备安全, 2023, 39(12): 1-7.
- TIAN W Q, ZHU H B, ZHANG L, et al. Research progress of weld defect detection based on convolutional neural network [J]. China Special Equipment Safety, 2023, 39(12): 1-7.
- [17] LI Y J, FENG Q CH, LI T, et al. Advance of target visual information acquisition technology for fresh fruit robotic harvesting: A review [J]. Agronomy, 2022, 12(6): 1336.
- [18] 雷云鹏, 韩东, 涂鹏飞, 等. 基于深度学习的道岔转辙机故障诊断技术研究综述[J]. 城市轨道交通研究, 2024, 27(12): 345-350.
- LEI Y P, HAN D, TU P F, et al. A review of fault diagnosis technology for turnout switch machines based on deep learning[J]. Urban Mass Transit, 2024, 27(12): 345-350.
- [19] SOFFER S, BEN-COHEN A, SHIMON O, et al. Convolutional neural networks for radiologic images: A radiologist's guide[J]. Radiology, 2019, 290(3): 590-606.
- [20] 刘悦, 黄新波, 刘天娇. 基于深度学习的架空输电线路绝缘子缺陷检测方法研究综述[J]. 电力电容器与无功补偿, 2024, 45(3): 167-177.
- LIU Y, HUANG X B, LIU T J. Overview on defect detection methods of insulator for overhead transmission lines based on deep learning [J]. Power Capacitor & Reactive Power, 2024, 45(3): 167-177.
- [21] LECUN Y, BENGIO Y, HINTON G. Deep learning[J]. Nature, 2015, 521(7553): 436-444.
- [22] 张荣, 李伟平, 莫同. 深度学习研究综述[J]. 信息与控制, 2018, 47(4): 385-397, 410.
- ZHANG R, LI W P, MO T. Review of deep learning[J]. Information and Control, 2018, 47(4): 385-397, 410.
- [23] 杨桢, 刘易宸, 李鑫, 等. 基于深度学习的输电线路绝缘子故障检测方法[J]. 电气工程学报, 2024, 19(2): 325-334.
- YANG ZH, LIU Y CH, LI X, et al. Insulator fault detection method for transmission line based on deep learning[J]. Journal of Electrical Engineering, 2024, 19(2): 325-334.
- [24] WU X W, SAHOO D, HOI S C H. Recent advances in deep learning for object detection[J]. Neurocomputing, 2020, 396(5): 39-64.
- [25] REN SH 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 & Machine Intelligence, 2017, 39(6): 1137-1149.
- [26] REDMON J, DIVVALA S, GIRSHICK R, et al. You only look once: Unified, real-time object detection[C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2016: 779-788.
- [27] 费佳杰, 李宏胜, 任飞, 等. 基于深度学习的钢表面缺陷检测方法综述[J]. 现代信息科技, 2023, 7(19): 107-112.
- FEI J J, LI H SH, REN F, et al. Overview of steel surface defect detection methods based on deep learning[J]. Modern Information Technology, 2023, 7(19): 107-112.
- [28] 王路宽, 王存国, 叶付臣. 锂离子电池及其电解液发展状况及市场预测[J]. 化工科技, 32(5): 79-82.
- WANG L K, WANG C G, YE F CH. Development status and market prediction of lithium-ion batteries and their electrolytes[J]. Science & Technology in Chemical Industry, 32(5): 79-82.
- [29] HAN L, LU W ZH, LIU Y M, et al. A study and discussion on defects classification of electrode coating of Li-ion power battery [J]. Applied Mechanics and Materials, 2013, 380-384: 4364-4367.
- [30] 杨时峰, 薛孟尧, 曹新龙, 等. 锂离子电池浆料合浆工艺研究综述[J]. 电源技术, 2020, 44(2): 291-294.
- YANG SH F, XUE M Y, CAO X L, et al. Research review on slurry mixing technologies for lithium-ion batteries[J]. Chinese Journal of Power Sources, 2020, 44(2): 291-294.
- [31] HAARMANN M, HASELRIEDER W, KWADE A. Extrusion-based processing of cathodes: Influence of solid content on suspension and electrode properties [J]. Energy Technology, 2020, 8(2): 1801169.
- [32] 吴宝程, 徐莹, 马超, 等. 锂电池制造工艺控制技术分析[J]. 化工设计通讯, 2023, 49(8): 140-142.
- WU B CH, XU Y, MA CH, et al. Analysis of lithium battery manufacturing process control technology [J].

- Chemical Engineering Design Communications, 2023, 49(8): 140-142.
- [33] WU X K, ZHAN Q SH, ZHANG L, et al. Advances in microstructure optimization and controllable preparation techniques of lithium battery electrodes [J]. Applied Chemistry, 2018, 35(9): 1076-1092.
- [34] KRAYTSBERG A, EIN-ELI Y. Conveying advanced Li-ion battery materials into practice the impact of electrode slurry preparation skills[J]. Advanced Energy Materials, 2016, 6(21): 1600655.
- [35] 郭勃, 杨雪莹, 郑海山, 等. 锂电池电极浆料评价方法[J]. 电源技术, 2020, 44(10): 1544-1548.
- GUO Q, YANG X Y, ZHENG H SH, et al. Evaluation methods for lithium battery electrode slurry[J]. Chinese Journal of Power Sources, 2020, 44(10): 1544-1548.
- [36] 钟怀玉, 程波明, 罗江斌, 等. 正极浆料黏度对汽车动力电池的影响[J]. 有色金属科学与工程, 2018, 9(2): 56-61.
- ZHONG H Y, CHENG B M, LUO J B, et al. Effect of viscosity of cathode slurry on automotive power battery[J]. Nonferrous Metals Science and Engineering, 2018, 9(2): 56-61.
- [37] 郭宇蓉. 锂电池浆料搅拌与涂布工艺的仿真及实验研究[D]. 太原: 太原科技大学, 2019.
- GUO Y R. Simulation and experimental study on stirring and coating process of lithium battery slurry [D]. Taiyuan: Taiyuan University of Science and Technology, 2019.
- [38] QIAN L, ZHU D, RAO K M, et al. The study of Li-ion battery cathode dispersion technology [J]. Battery Bimonthly, 2016, 46(2): 95-97.
- [39] 罗雨, 王耀玲, 李丽华, 等. 锂电池制片工艺对电池一致性的影响[J]. 电源技术, 2013, 37(10): 1757-1759.
- LUO Y, WANG Y L, LI L H, et al. Influence of preparation techniques upon uniformity of lithium-ion batteries[J]. Chinese Journal of Power Sources, 2013, 37(10): 1757-1759.
- [40] 陈育新, 杨家沐, 练成, 等. 基于相场模型的锂电池电极浆料稳定涂布窗口分析[J]. 储能科学与技术, 2023, 12(7): 2185-2193.
- CHEN Y X, YANG J M, LIAN CH, et al. Analysis of stable coating window of lithium battery electrode paste based on phase field models[J]. Energy Storage Science and Technology, 2023, 12(7): 2185-2193.
- [41] 杨凯悦, 谢欣兵, 杜晓钟. 基于离散元法的锂电池极片辊压过程探究[J]. 储能科学与技术, 2024, 13(8): 2570-2579.
- YANG K Y, XIE X B, DU X ZH. Exploration of lithium battery electrode calendaring process based on discrete element method[J]. Energy Storage Science and Technology, 2024, 13(8): 2570-2579.
- [42] 许希军, 于李涛, 张立国, 等. 铁基电极材料在锂/钠离子电池中的应用研究进展[J]. 中国材料进展, 2019, 38(11): 1041-1052.
- XU X J, YU L T, ZHANG L G, et al. Progress of iron-based electrode materials for Li-/Na-ion batteries [J]. Materials China, 2019, 38(11): 1041-1052.
- [43] 郝鹏. 锂离子电池制片中辊压工序的问题与对策探讨[J]. 时代汽车, 2019(11): 89-90.
- HAO P. Discussion on problems and countermeasures of rolling process in lithium-ion battery electrode preparation[J]. Auto Time, 2019(11): 89-90.
- [44] SUN Y K, YUAN Y B, LU L G, et al. A comprehensive research on internal short circuits caused by copper particle contaminants on cathode in lithium-ion batteries[J]. Transportation, 2022, 13: 100183.
- [45] SONG Y ZH, WANG X Q, CUI H, et al. Probing the particle size dependence of nonhomogeneous degradation in nickel-rich cathodes for high energy lithium-ion batteries[J]. eTransportation, 2023, 16: 100223.
- [46] LIU Y, ZHANG CH SH, DONG X J. A survey of real-time surface defect inspection methods based on deep learning [J]. Artificial Intelligence Review, 2023, 56(10): 12131-12170.
- [47] SEE J E, DRURY C G, SPEED A, et al. The role of visual inspection in the 21st century[J]. Proceedings of the Human Factors and Ergonomics Society Annual Meeting, 2017, 61(1): 262-266.
- [48] 邵瑞. 基于深度学习的工业产品缺陷检测研究与应用[D]. 济南: 齐鲁工业大学, 2024.
- SHAO R. Research and application of industrial product defect detection based on deep learning[D]. Jinan: Qilu University of Technology, 2024.
- [49] WU K, TAN J. Triplet siamese network model for lithium-ion battery defects classification using few-shot learning approach [J]. Journal of Physics: Conference Series, 2021, 2078(1): 012037.

- [50] 黎涛, 代显智, 李焕焕, 等. 基于机器视觉的透明光学镜片缺陷检测技术研究进展[J]. 山东工业技术, 2023(5): 40-46.
- LI T, DAI X ZH, LI H H, et al. Research progress on defect detection technology for transparent optical lenses based on machine vision[J]. Journal of Shandong Industrial Technology, 2023(5): 40-46.
- [51] YAN X J, YANG X D, XU CH Q, et al. Design of a brightness wireless control system for machine vision LED light sources[C]. 2016 2nd International Conference on Energy Equipment Science and Engineering, 2016: 327-331.
- [52] LI Y L, WANG SH J, TIAN Q, et al. A survey of recent advances in visual feature detection[J]. Neurocomputing, 2015, 149: 736-751.
- [53] IVAN M. Image-like illumination with LED arrays: Design[J]. Optics Letters, 2012, 37(5): 839-841.
- [54] 卢荣胜, 吴昂, 张腾达, 等. 自动光学(视觉)检测技术及其在缺陷检测中的应用综述[J]. 光学学报, 2018, 38(8): 23-58.
- LU R SH, WU ANG, ZHANG T D, et al. Review on automated optical (visual) inspection and its applications in defect detection[J]. Acta Optica Sinica, 2018, 38(8): 23-58.
- [55] MAHMOUD M M A S. Economic applications for led lights in industrial sectors[J]. IntechOpen, 2021, 21: 2-15.
- [56] 钟健平. 基于机器视觉的锂电池极片表面缺陷检测系统设计[D]. 广州: 华南理工大学, 2022.
- ZHONG J P. Design of lithium battery electrode defect detection system based on machine vision[D]. Guangzhou: South China University of Technology, 2022.
- [57] 陆丛林. 数字图像处理技术现状以及发展趋势[J]. 中小学电教, 2015(6): 11.
- LU C L. Current situation and development trend of digital image processing technology[J]. Primary and Middle School Educational Technology, 2015(6): 11.
- [58] 刘晓琳, 孙晓璐, 吴佳敏. 基于图像处理技术的机场跑道胶痕检测系统[J]. 计算机仿真, 2024, 41(6): 39-45, 382.
- LIU X L, SUN X L, WU J M. Airport runway glue mark detection system based on image processing technology[J]. Computer Simulation, 2024, 41(6): 39-45, 382.
- [59] 陈卫东, 刘超, 王莹, 等. 基于机器视觉的食品瓶罐包装缺陷检测研究进展[J]. 粮油食品科技, 2024, 32(4): 185-191.
- CHEN W D, LIU CH, WANG Y, et al. Research progress on inspecting food bottle and can packaging shortcomings based on machine vision[J]. Science and Technology of Cereals, Oils and Foods, 2024, 32(4): 185-191.
- [60] GOYAL S, JAIN N. A Review on image denoising using bilateral filtering[J]. International Journal for Research in Applied Science and Engineering Technology, 2018, 6(3): 1749-1800.
- [61] JAISWAL A, UPADHYAY J, SOMKUWAR A. Image denoising and quality measurements by using filtering and wavelet based techniques[J]. International Journal of Electronics and Communications, 2014, 68(8): 699-705.
- [62] 夏希林. 图像滤波去噪及边缘检测技术研究 with 实验分析[D]. 长春: 吉林大学, 2021.
- XIA X L. Research and experimental analysis of image filtering denoising and edge detection technology[D]. Changchun: Jilin University, 2021.
- [63] GHOSH S, NAIR P, CHAUDHURY K N. Optimized fourier bilateral filtering[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2018, 25(10): 1555-1559.
- [64] 王露. 基于机器视觉的锂电池极片表面缺陷检测与分类系统[D]. 西安: 西安科技大学, 2020.
- WANG L. Defect detecting and classification system of the lithium battery pole piece based on machine vision[D]. Xi'an: Xi'an University of Science and Technology, 2020.
- [65] CHEN W, ZOU B, LI Y SH, et al. A study of a rapid method for detecting the machined surface roughness[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2021, 117(9/10): 3115-3127.
- [66] 张海峰, 芦新春, 李升, 等. 基于机器视觉的金属外观缺陷检测研究综述[J]. 今日制造与升级, 2024(7): 29-33.
- ZHANG H F, LU X CH, LI SH, et al. A review of research on metal appearance defect detection based on machine vision[J]. Manufacture & Upgrading Today, 2024(7): 29-33.
- [67] KIEFER R, ABID M, ARDALI M R, et al. Automated fundus image standardization using a dynamic global

- foreground threshold algorithm [C]. IEEE International Conference on Image, Vision and Computing, 2023, 63: 460-465.
- [68] 张红河. 红外图像边缘检测中自适应阈值法应用研究[J]. 中国新技术新产品, 2024(15): 9-11.
- ZHANG H H. Research on the application of adaptive threshold method in infrared image edge detection [J]. New Technology & New Products of China, 2024(15): 9-11.
- [69] DHANYA P M, SREEKUMAR A, JATHAVEDAN M, et al. On constructing morphological erosion of intuitionistic fuzzy hypergraphs[J]. The Journal of Analysis, 2019, 27(2): 583-603.
- [70] SAGAR B S D, RAJESH N, VARDHAN S A, et al. Metric based on morphological dilation for the detection of spatially significant zones [J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2013, 10(3): 500-504.
- [71] HU X, DU ZH, WANG F W. Research on detection method of photovoltaic cell surface dirt based on image processing technology [J]. Scientific Reports, 2024, 14(1): 16842.
- [72] LEE CH Y, KIM N H. A study on edge detection using pixel brightness transfer function in low light level environments[J]. The Journal of the Korean Institute of Information and Communication Engineering, 2015, 19(7): 1680-1686.
- [73] 黄梦涛, 连一鑫. 基于改进 Canny 算子的锂电池极片表面缺陷检测[J]. 仪器仪表学报, 2021, 42(10): 199-209.
- HUANG M T, LIAN Y X. Lithium battery electrode plate surface defect detection based on improved Canny operator[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2021, 42(10): 199-209.
- [74] 周新颖, 胡跃明. 基于小波增强与 Canny 算法融合的锂电池极片表面缺陷检测方法[J]. 电子测量技术, 2023, 46(4): 149-154.
- ZHOU X Y, HU Y M. Lithium battery electrode defect detection method based on fusion of wavelet enhancement and Canny algorithm[J]. Electric Measurement Technology, 2023, 46(4): 149-154.
- [75] WANG X J, LIU SH H, ZHANG H, et al. Defects detection of lithium-ion battery electrode coatings based on background reconstruction and improved canny algorithm[J]. Coatings, 2024, 14(4): 392.
- [76] 夏嘉伟, 胡跃明. 基于改进多尺度小波变换的锂电池极片表面缺陷检测[J]. 激光杂志, 2023, 44(6): 67-71.
- XIA J W, HU Y M. Lithium electrode defect detection based on improved multi-scale wavelet transform [J]. Laser Journal, 2023, 44(6): 67-71.
- [77] 周文一, 李林升, 陶怡帆, 等. 基于 Gabor 滤波与分水岭算法的锂电池极片表面缺陷检测方法[J]. 机械设计与研究, 2023, 39(5): 147-151, 157.
- ZHOU W Y, LI L SH, TAO Y F, et al. Lithium battery electrode defect detection method based on Gabor filtering and watershed algorithm [J]. Machine Design and Research, 2023, 39(5): 147-151, 157.
- [78] 钟健平, 费韬. 基于 WOA-BPNN 的锂电池极片涂布缺陷检测识别[J]. 储能科学与技术, 2022, 11(8): 2537-2545.
- ZHONG J P, FEI T. Defects detection and recognition of lithium battery electrode plate coating based on WOA-BPNN [J]. Energy Storage Science and Technology, 2022, 11(8): 2537-2545.
- [79] 陈柏生. 一种二值图像连通区域标记的新方法[J]. 计算机工程与应用, 2006, 42(25): 46-47.
- CHEN B SH. A new algorithm for binary connected components labeling [J]. Computer Engineering and Applications, 2006, 42(25): 46-47.
- [80] 潘选任, 王冬姣, 叶家玮. 面向无人艇雷达图像的连通区域标记改进算法[J]. 水下无人系统学报, 2022, 30(1): 78-84.
- PAN X R, WANG D J, YE J W. Improved algorithm of connected component labeling for unmanned surface vehicle radar images[J]. Journal of Unmanned Undersea Systems, 2022, 30(1): 78-84.
- [81] 苗龙元, 于正林, 王震. 基于连通区域标记的区域填充算法[J]. 长春理工大学学报(自然科学版), 2018, 41(4): 114-117.
- MIAO L Y, YU ZH L, WANG ZH. Regional filling algorithm based on connected region labeling[J]. Journal of Changchun University of Science and Technology, 2018, 41(4): 114-117.
- [82] ZHU X F, LIU J Y, ZHOU X Y, et al. Detection of irregular small defects on metal base surface of infrared laser diode based on deep learning[J]. Multimedia Tools and Applications, 2024, 83(7): 19181-19197.
- [83] 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(1): 87-94.
- LIU H G, DING W CH, HUANG Q W. Defects detection method of photovoltaic cells based on lightweight convolutional neural network[J]. Journal of Applied Optics, 2022, 43(1): 87-94.
- [84] 李少波, 杨静, 王铮, 等. 缺陷检测技术的发展与应用研究综述[J]. 自动化学报, 2020, 46(11): 2319-2336.
- LI SH B, YANG J, WANG ZH, et al. A review of the development and application of defect detection technology[J]. Acta Automatica Sinica, 2020, 46(11): 2319-2336.
- [85] 吴世席, 夏选莉, 李根健, 等. 深度学习在输配电线路缺陷检测中的研究现状与发展展望[J]. 云南电力技术, 2022, 50(6): 9-13, 22.
- WU SH X, XIA X L, LI G J, et al. Research status and development prospect of deep learning in transmission and distribution line defect detection[J]. Yunnan Electric Power, 2022, 50(6): 9-13, 22.
- [86] DHILLON A, VERMA G K. Convolutional neural network: A review of models, methodologies and applications to object detection[J]. Progress in Artificial Intelligence, 2020, 9(2): 85-112.
- [87] LI Z W, LIU F, YANG W J, et al. A survey of convolutional neural networks: Analysis, applications, and prospects[J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2021, 33(12): 6999-7019.
- [88] ZHAO SH, ZHANG T Y, HU M, et al. AP-BERT: Enhanced pre-trained model through average pooling[J]. Applied Intelligence, 2022, 52(14): 15929-15937.
- [89] BASHA S H S, DUBEY S R, PULABAIGARI V, et al. Impact of fully connected layers on performance of convolutional neural networks for image classification[J]. Neurocomputing, 2020, 378(22): 112-119.
- [90] 魏利胜, 李明. 基于深度学习的工业产品表面缺陷检测综述[J]. 绥化学院学报, 2024, 44(6): 151-156.
- WEI L SH, LI M. A review of surface defect detection of industrial products based on deep learning[J]. Journal of Suihua University, 2024, 44(6): 151-156.
- [91] GANGA B, LATA B T, VENUGOPAL K R. Object detection and crowd analysis using deep learning techniques: Comprehensive review and future directions[J]. Neurocomputing, 2024, 597(7): 127932.
- [92] 李键, 李华, 胡翔坤, 等. 基于深度学习的表面缺陷检测技术研究进展[J]. 计算机集成制造系统, 2024, 30(3): 774-790.
- LI J, LI H, HU X K, et al. Research progress of surface defect detection technology based on deep learning[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2024, 30(3): 774-790.
- [93] 邹军, 张世义, 李军. 基于深度学习的目标检测算法综述[J]. 传感器世界, 2023, 29(8): 9-15.
- ZOU J, ZHANG SH Y, LI J. A review of object detection algorithms based on deep learning[J]. Sensor World, 2023, 29(8): 9-15.
- [94] GIRSHICK R, DONAHUE J, DARRELL T, et al. Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation[C]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2014: 580-587.
- [95] GIRSHICK R. Fast R-CNN[C]. IEEE International Conference on Computer Vision, 2015: 1440-1448.
- [96] REN SH K, 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.
- [97] 李瑞坤. 基于多尺度特征的锂电池表面缺陷检测方法研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2019.
- LI R K. Surface defect detection for lithium battery based on multi-scale features[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2019.
- [98] 伊欣同, 单亚峰. 基于改进 Faster R-CNN 的光伏电池内部缺陷检测[J]. 电子测量与仪器学报, 2021, 35(1): 40-47.
- YI X T, SHAN Y F. Photovoltaic cell internal defect detection based on improved Faster R-CNN[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2021, 35(1): 40-47.
- [99] 鲁东林, 王淑青, 鲁濠, 等. 一种改进 Faster R-CNN 的太阳能电池片缺陷检测方法[J]. 激光杂志, 2022, 43(3): 50-55.
- LU D L, WANG SH Q, LU H, et al. A defect detection method for solar cells based on improved Faster R-CNN[J]. Laser Journal, 2022, 43(3): 50-55.
- [100] 郝雅雯. 基于深度学习的太阳能电池表面缺陷检测[D]. 太原: 太原科技大学, 2020.

- HAO Y W. Detection of surface defects on solar cells based on deep learning[D]. Taiyuan: Taiyuan University of Science and Technology, 2020.
- [101] DAI J F, LI Y, HE K M, et al. R-FCN: Object detection via region-based fully convolutional networks[J]. ArXiv preprint arXiv:1605. 06409, 2016.
- [102] HE K M, GKIOXARI G, DOLLÁR P, et al. Mask R-CNN[C]. IEEE International Conference on Computer Vision, 2017: 2980-2988.
- [103] PANG J M, CHEN K, SHI J P, et al. Libra R-CNN: Towards Balanced learning for object detection [C]. IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2019: 821-830.
- [104] TERVEN J, CÓRDOVA-ESPARZA D M, ROMERO-GONZÁLEZ J A. A comprehensive review of yolo architectures in computer vision: From YOLOv1 to YOLOv8 and YOLO-NAS [J]. Machine Learning and Knowledge Extraction, 2023, 5(4): 1680-1716.
- [105] TIAN Y N, YANG G D, WANG ZH, et al. Apple detection during different growth stages in orchards using the improved YOLO-V3 model [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2019, 157: 417-426.
- [106] AL-MASNI M A, AL-ANTARI M A, PARK J M, et al. Simultaneous detection and classification of breast masses in digital mammograms via a deep learning YOLO-based CAD system [J]. Computer Methods and Programs in Biomedicine, 2018, 157: 85-94.
- [107] HENDRY, CHEN R CH. Automatic license plate recognition via sliding-window darknet-yolo deep learning[J]. Computer Weekly News, 2019, 87: 47-56.
- [108] REDMON J, DIVVALA S, GIRSHICK R, et al. You only look once: Unified, real-time object detection[C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2016: 779-788.
- [109] 刘悦,黄新波,刘天娇. 基于深度学习的架空输电线路绝缘子缺陷检测方法研究综述[J]. 电力电容器与无功补偿, 2024, 45(3): 167-177.
- LIU Y, HUANG X B, LIU T J. Overview on defect detection methods of insulator for overhead transmission lines based on deep learning[J]. Power Capacitor & Reactive Power Compensation, 2024, 45(3): 167-177.
- [110] 柯澳,王宇聪. 基于深度学习的目标检测算法在电力巡检上的应用综述[J]. 广西电力, 2022, 45(6): 47-56,73.
- KE AO, WANG Y C. A review of the application of deep learning based object detection algorithms in power inspection[J]. Guangxi Electric Power, 2022, 45(6): 47-56,73.
- [111] REDMON J, FARHADI A. YOLO9000: Better, faster, stronger[C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2017: 6517-6525.
- [112] REDMON J, FARHADI A. YOLOv3: An incremental improvement[C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2018: 7263-7271.
- [113] 刘国栋. 基于深度学习的锂电池极片表面缺陷检测方法研究[D]. 广州:广东工业大学, 2022.
- LIU G D. Research on surface defect detection method of lithium battery electrodes based on deep learning[D]. Guangzhou: Guangdong University of Technology, 2022.
- [114] BOCHKOVSKIY A, WANG C Y, LIAO H Y M. YOLOv4: Optimal speed and accuracy of object detection[J]. ArXiv preprint arXiv: 2004.10934, 2020.
- [115] 李雅雯,孙浩然,胡跃明,等. 基于注意力机制与多尺度特征融合的电极缺陷 YOLO 检测算法[J]. 控制与决策, 2023, 38(9): 2578-2586.
- LI Y W, SUN H R, HU Y M, et al. Electrode defect YOLO detection algorithm based on attention mechanism and multi-scale feature fusion[J]. Control and Decision, 2023, 38(9): 2578-2586.
- [116] 桂久琪,李林升,毛晓,等. 基于改进 YOLOv4 的锂电池缺陷检测方法[J]. 电子测量技术, 2022, 45(15): 144-150.
- GUI J Q, LI L SH, MAO X, et al. Defect detection method of lithium battery electrode based on improved YOLOv4 [J]. Electronic Measurement Technology, 2022, 45(15): 144-150.
- [117] 李婷,孙渊. 基于改进轻量型 YOLOv5 的太阳能电池板缺陷检测[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2023(11): 95-99,106.
- LI T, SUN Y. Defect detection of solar panels based on improved lightweight YOLOv5 [J]. Modular Machine Tool & Automatic Manufacturing Technique, 2023(11): 95-99,106.
- [118] 葛钊明,胡跃明. 基于改进 YOLOv5 的锂电池极片表面缺陷检测[J]. 激光杂志, 2023, 44(2): 25-29.
- GE ZH M, HU Y M. Defect detection of lithium battery pole piece based on improved YOLOv5 algorithm[J].

Laser Journal, 2023, 44(2): 25-29.

- [119] 倪君仪. 基于机器视觉的锂电池电极片表面缺陷检测算法研究[D]. 广州:华南理工大学, 2022.

NI J Y. Research on defect detection algorithm of lithium battery electrode based on machine vision [D]. Guangzhou: South China University of Technology, 2022.

- [120] 陶怡帆, 李林升, 毛伟生, 等. 基于改进 YOLOv5s 网络的锂电池极片表面缺陷检测[J]. 上海电机学院学报, 2023, 26(5): 299-304,310.

TAO Y F, LI L SH, MAO W SH, et al. Lithium battery pole piece defect detection method based on improved YOLOv5s [J]. Journal of Shanghai Dianji University, 2023, 26(5): 299-304,310.

- [121] 毛晓, 李林升, 桂久琪, 等. 基于改进 YOLOv5 的锂电池极片表面缺陷检测[J]. 上海电机学院学报, 2022, 25(6): 359-365,372.

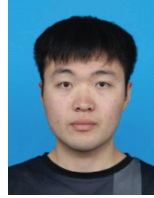
MAO X, LI L SH, GUI J Q, et al. Defect detection of lithium battery pole piece based on improved YOLOv5 algorithm [J]. Journal of Shanghai Dianji University, 2022, 25(6): 359-365,372.

- [122] 冉庆东, 郑力新. 基于改进 YOLOv5 的锂电池极片表面缺陷检测方法[J]. 浙江大学学报, 2024, 58(9): 1811-1821.

RAN Q D, ZHENG L X. Defect detection method of lithium battery electrode based on improved YOLOv5[J]. Journal of Zhejiang University, 2024, 58(9): 1811-1821.

- [123] ZHOU H CH, YU Y X, WANG K X, et al. A YOLOv8-based approach for real-time lithium-ion battery electrode defect detection with high accuracy [J]. Electronics, 2023, 13(1): 173.

作者简介



李博文, 2023 年于滁州学院获得学士学位, 现为合肥大学先进制造工程学院硕士研究生, 主要研究方向为锂离子动力与储能电池。

E-mail: 2366046935@ qq. com

Li Bowen received his B. Sc. degree from University of Chuzhou in 2023. He is currently a master student in the School of Advanced Manufacturing Engineering at Hefei University. His main research interests include lithium-ion power and energy storage batteries.



杨续来 (通信作者), 2010 年于中国科学技术大学获得博士学位, 现为合肥大学先进制造工程学院教授、正高级工程师, 安徽省锂离子动力与储能电池产业共性技术研究中心主任, 主要研究方向为锂离子动力与储能电池。

E-mail: yangxl@ hfuu. edu. cn

Yang Xulai (Corresponding author) received his Ph. D. degree from University of Science and Technology of China in 2010. He is currently a professor and a senior engineer in the School of Advanced Manufacturing Engineering at Hefei University. He is the director of LIB Technology Center of Anhui Province. His main research interests include lithium-ion power and energy storage batteries.