中图法分类号:TP391.41　　**文献标识码**:A　　**文章编号**:1006-8961(XXXX)XX-0001-29

论文引用格式:Liu Weiyu, Wu Yiquan. Non-destructive imaging defect detection in lithium-ion batteries: a survey[J/OL]. Journal of Image and Graphics, XXXX:1-29. DOI: 10.11834/jig.260377.(刘伟俣, 吴一全. 锂离子电池无损成像缺陷检测方法综述[J/OL]. 中国图象图形学报, XXXX:1-29. DOI: 10.11834/jig.260377.)[DOI:10.11834/jig.260377]

锂离子电池无损成像缺陷检测方法综述

刘伟俣,吴一全

南京航空航天大学电子信息工程学院,南京　211106

摘　要:锂离子电池在各类消费电子、电动汽车、储能行业中有广泛的应用。因其具有爆燃的风险,缺陷的存在,有可能造成严重的安全事故。锂离子电池无损成像缺陷检测具有非侵入性和高精度的优点,在锂离子电池的生产和质检环节普遍采用。本文全面综述了可见光/非可见光与三维成像方式的锂离子电池缺陷检测方法。首先,将基于可见光图像的锂离子电池缺陷检测方法,按照传统机器学习以及深度学习方法进行阐述,并在深度学习类方法中强化了小样本数据扩充和Transformer模型。然后综述了基于非可见光成像的锂离子电池缺陷检测方法,这些非可见光成像方式包括激光、红外、超声、CT、X射线和电磁成像等,分析了不同成像方式适用的检测场景与性能指标。随后专门对基于三维成像的锂离子电池缺陷检测方法按照图像处理方法和深度学习方法进行了讨论。总结了上述每种处理方法的实现方式和性能指标,分析了相关方法的优缺点及适用范围。最后指出了基于可见光/非可见光与三维成像的锂离子电池缺陷检测方法存在的问题,展望了未来可能的研究方向。

关键词:锂离子电池;缺陷检测;可见光成像;非可见光成像;三维成像;图像处理;深度学习;性能评价指标

Non-destructive imaging defect detection in lithium-ion batteries: a survey

Liu Weiyu, Wu Yiquan

School of Electronic and Information Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 211106, China

Abstract: Lithium-ion batteries have become the core energy storage devices in consumer electronics, electric vehicles, and energy storage systems due to their outstanding advantages, such as high energy density, long cycle life, and high charge-discharge efficiency. However, owing to the complex internal structure of batteries, various defects, including electrode and separator defects, are prone to occur during manufacturing. The presence of such defects may induce short circuits, thermal runaway, and other hazardous reactions, which can lead to battery leakage, fire, or even explosion. Non-destructive imaging defect detection approaches have been extensively employed in full-process quality inspection of lithium-ion battery manufacturing owing to their non-destructive nature, high precision, and high efficiency. This paper presents a comprehensive survey of defect detection methods based on both visible-light and non-visible-light imaging for lithium-ion batteries. This review systematically summarizes the working principles, performance characteristics, and applicable scenarios of various detection techniques, and analyzes the existing technical limitations. Visible-light imaging-based defect detection methods for lithium-ion batteries generally adopt artificial light sources coupled with industrial cameras to capture surface images of batteries, and then employ image processing algorithms to identify various surface defects. This represents the most widely used scheme for the inspection of surface defects on lithium-ion batteries. This paper elaborates on three major categories: image processing-based methods, traditional machine learning-based methods,

收稿日期:2026-06-27;**修回日期**:2026-08-27

基金项目:国家自然科学基金项目(61573183)

Supported by: National Natural Science Foundation of China (61573183)

© 中国图象图形学报版权所有

and deep learning-based methods. The core idea of image processing-based methods is to enhance the contrast between defective regions and the background through image preprocessing and feature extraction, thereby realizing defect identification and segmentation. On this basis, this paper further discusses image fusion, to improve the detection capability for tiny and complex defects. Traditional machine learning-based methods incorporate machine learning algorithms on the basis of image processing and construct defect recognition models by extracting handcrafted features, such as texture, shape, and gray-level features, from images to classify and identify defect types. Deep learning-based methods significantly improve the accuracy and efficiency of defect detection, especially for tiny and complex defects. By automatically extracting deep-level defect features from large-scale image datasets without manually designed feature descriptors, these methods enable end-to-end defect identification and segmentation. This paper highlights the application of data augmentation in few-shot scenarios and the deployment of Transformer-based models. Non-visible-light imaging-based defect detection methods for lithium-ion batteries address the limitations of visible-light imaging by employing technologies such as laser imaging, infrared imaging, ultrasonic imaging, computed tomography (CT), X-ray imaging, and electromagnetic imaging. These modalities enable accurate detection from the external surface to the internal structure of batteries. These imaging modalities provide multi-dimensional information ranging from microstructures to overall morphologies. They compensate for the deficiencies of visible-light imaging and form a complementary relationship with visible-light imaging methods, thereby establishing a comprehensive defect detection system. Laser imaging enables accurate detection of tiny bulges, scratches, and thickness variations on battery surfaces. With high detection precision and strong anti-interference capability, it is suitable for precision defect inspection of battery electrodes, casings, and other components. Nevertheless, it suffers from relatively high equipment costs and low detection speed. Infrared imaging utilizes the fact that internal defects cause local temperature anomalies. By capturing temperature distribution images via infrared thermal imagers, these devices identify internal defects based on temperature differences. When defects such as internal short circuits or separator damage occur, defective regions exhibit abnormal temperatures due to local heat generation, allowing rapid defect localization. Ultrasonic imaging can accurately detect internal defects, including electrode delamination, separator damage, internal voids, and impurities. It exhibits high sensitivity in detecting defects such as internal gassing and lithium plating. However, its penetration ability for high-density materials is limited, and it is susceptible to the complexity of battery internal structures. CT imaging employs multi-angle X-ray scanning combined with computer reconstruction algorithms. This enables clear visualization of subtle internal defects such as electrode misalignment, separator damage, lithium dendrite growth, and internal impurities. It provides extremely high detection precision and supports multi-scale morphological imaging from microscopic features to full-size batteries. X-ray imaging identifies internal battery defects based on X-ray transmission images. It features fast detection speed and online inspection capability, making it suitable for rapid screening of internal defects in large-scale production. Electromagnetic imaging is based on the principle of electromagnetic induction. It identifies conductive and insulation defects inside batteries, such as internal short circuits and current collector fractures, by detecting variations in electromagnetic signals. It offers the advantages of non-contact operation, radiation-free detection, and high detection speed. With the continuously increasing requirements for lithium-ion battery defect detection, 3D imaging-based methods establish three-dimensional models of batteries via 3D imaging technology. This enables the acquisition of three-dimensional features such as defect size and surface topography, thereby addressing the limitations of two-dimensional images in defect characterization. Although visible-light and non-visible-light imaging-based defect detection methods for lithium-ion batteries have achieved remarkable progress and have been widely applied in industrial production, several urgent challenges remain. First, small-sample defect detection capability is insufficient, which limits the generalization ability of deep learning models and makes it difficult to adapt to diverse and complex defect scenarios. Second, multimodal image fusion technology is still immature, hindering the full utilization of the advantages of various imaging modalities. Third, real-time detection performance needs to be improved, as some high-precision detection methods (such as CT and deep learning algorithms) suffer from low computational efficiency. Fourth, the cost of detection equipment is relatively high, especially for non-visible-light imaging and 3D imaging devices. Fifth, unified standards for defect detection and evaluation are still lacking. Finally, based on the above issues, this paper discusses future research directions and puts forward several feasible suggestions.

© 中国图象图形学报版权所有

Key words: lithium-ion battery; defect detection; visible light imaging; non-visible light imaging; three-dimensional imaging; image processing methods; deep learning; performance evaluation index

论文引用格式:DOI:10. 11834/jig. 260377

0 引 言

随着碳中和概念的兴起和新能源技术的发展，锂离子电池广泛应用于各类消费电子、电动汽车和储能行业。目前中国已经成为全球最大的锂离子电池生产制造、应用和出口国家。锂元素性质活泼，锂离子电池产品组件如果存在缺陷将会给消费者造成难以估量的人身伤害和财产损失。锂离子电池在生产制造的各个环节中均可能存在电极材料、电池结构和电化学性能等缺陷形式。为了保证锂离子电池产品组件的质量和安全性，在其生产制造过程中应尽可能地减少缺陷组件的数量，对有缺陷的产品组件进行剔除，同时也要降低检测过程中的误检率来提升工厂利润。在传统的锂离子电池外观缺陷检测中，主要以人工目检为主，但是人工检测会随着检测人员的心情、疲劳状态、培训水准等因素出现较大的不确定性，并且一些现场环境可能存在有毒有害物质，温度和环境也容易对检测人员造成伤害。因此基于可见光/非可见光图像的检测相比于人工检测，具有精度高、检测结果可追溯、安全可靠、效率高、便于数字化管理等优势。近年来基于可见光/非可见光图像的锂离子电池缺陷检测有了广泛的应用，在很多应用场景下替代了传统的人工检测。

针对目前主流的几种锂离子电池封装形式：方形、软包、柱形以及异形，由于其工艺、外观和组件的不同，研究人员提出了不同形式的成像方法和图像处理方法来实现缺陷检测。可见光成像检测主要利用波长约400-700nm的可见光波段，通过颜色、纹理和形状等特征来识别缺陷。设备成本低、结构简单，在表面缺陷检测方面出色，但是容易受光照环境变化影响且无法呈现内部缺陷。非可见光成像检测则利用激光、红外、超声、CT、X射线和电磁成像等非可见光方式，可以呈现电池内部结构缺陷，并对可见光图像无法显现的缺陷类型也有较好的成像效果，但设备一般较为昂贵，且数据分析复杂。

近年来锂离子电池缺陷检测的相关研究主要是由企业的需求推动，现阶段针对不同的检测需求，有众多的研究文章，但是目前国际上关于锂离子电池缺陷检测方法的综述类文章仍然较少，且研究内容有一定的局限性。现有的综述类文章中，叶标华等人(2025)综述了基于视觉的方法在表面缺陷检测中的应用。于瀚文等人(2024a)总结了2010年~2024年来锂离子电池的机器视觉类缺陷检测方法，介绍了相关方法的发展历程。李博文等人(2025)概述了近年来锂离子电池极片缺陷检测的相关研究成果，重点探究了图像处理方式和深度学习中的检测网络在锂离子电池极片缺陷检测中的应用。墙明星等人(2025)阐述了基于二维图像的动力电池部件缺陷检测技术，着重探讨了机器学习类方法。孔祥博等人(2026)归纳了非侵入式锂离子电池故障检测方法，主要研究了非可见光形式的成像技术在锂离子电池状态检测中的应用。上述文章中较为系统地总结了锂离子电池缺陷检测中的相关研究成果，但是对一些研究方法如：图像融合类方法、小样本数据扩充与生成类方法以及Transformer类方法提及较少，并且均没有涉及基于非可见光成像的锂离子电池缺陷检测方法。

本文对相关研究文献进行了分析归纳，总结了国内外锂离子电池缺陷检测方法。基于无损成像的锂离子电池缺陷检测思维导图如图1所示，快速为读者呈现文章框架。

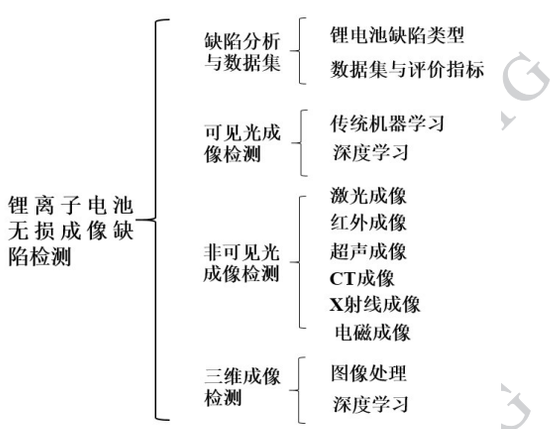


图1 锂离子电池无损成像缺陷检测思维导图

Fig. 1 Mind map of non-destructive imaging-based defect detection for lithium-ion batteries

© 中国图象图形学报版权所有

1 锂离子电池缺陷分析与数据集

1.1 锂离子电池缺陷类型

锂离子电池生产过程中会产生的缺陷，根据类型可分为表面缺陷、电极缺陷以及内部组件缺陷。表1展示了几种典型的电池缺陷形式，包括外观破损、变形、异物以及内部组件的缺陷。

1.2 锂离子电池缺陷数据集与评价指标

受锂离子电池生产工艺复杂、图像采集成本高及工业保密要求等因素的限制，公开数据集较为有限，研究人员通常基于自建数据集进行标注和模型训练。

表2列出了10个锂离子电池数据集合以供参考，这些数据集涵盖了锂离子电池常见的缺陷类型，包括表面缺陷以及内部缺陷。成像方式分为：可见光图像、X射线图像和CT图像。本文主要从精度（accuracy，Acc）、召回率（recall），平均检测精度（mean average precision，mAP）、平均像素精度（mean pixel accuracy，mPA）、交并比（intersection over union，IoU）、平均精度（average precision，AP）、精确率（precision）、F1、平均绝对误差（mean absolute error，MAE）、均方根误差（root mean squared error、RMSE）等方面进行性能指标评价。

2 基于可见光成像的锂离子电池缺陷检测

基于机器学习的锂离子电池缺陷检测算法经历了如下发展阶段：（1）传统机器学习阶段：一般采用支持向量机（support vector machine，SVM）、随机森林（random forest）等机器学习方法来实现一些复杂特征的判别。（2）深度学习阶段：以目标检测、分类、分割、小样本生成和Transformer类方法进行缺陷检测。在实际应用过程中，两个阶段的方法通常相互协作与融合，以满足高精度的检测需求。

2.1 基于传统机器学习锂离子电池缺陷方法

相比于图像处理类方法，SVM（Guo等，2023）、Bagging算法和Boosting等机器学习方法，通过学习人工设计的判别性特征，提升了复杂场景下的锂离子电池缺陷检测精度，对复杂纹理和噪声干扰表现出更高的鲁棒性。

Xu等人（2021）将粒子群优化应用于支持向量机（particle swarm optimization-based support vector machine，PSO-SVM），提升了检测精度。Foumani等人（2025）采用多层感知器（Multilayer Perceptron，MLP）和SVM堆叠方法来增强锂离子电池缺陷特征检测能力，并通过混合堆叠贝叶斯（hybrid stacked bayesian，HSB）超参数调整进行模型优化。

SVM存在核函数选择复杂、处理大规模数据效率较低等局限性，而随机森林无需核函数设计，在中大规模数据处理和抗过拟合能力方面通常表现更优。基于随机森林的优化方法中Ni等人（2021）将Gabor滤波器与随机森林结合，Zhou等人（2022）提出一种粒子群优化随机森林的方法。Pan等人（2023）则通过随机森林构建多个决策树并将它们的预测结果进行集成，具有较高的检测速度。SVM和随机森林在中小规模数据集上表现较好，而Boosting方法在处理大规模数据和复杂分类任务时通常具有更优的分类性能。Boosting类方法中，基于XGBoost（Yin等，2024）的锂离子电池缺陷检测具有较高的精度。表3总结了相关传统机器学习算法在锂离子电池缺陷检测中的优点和不足之处。相比于图像处理类方法，传统机器学习方法对复杂图像具有更优的检测性能。

2.2 基于深度学习的锂离子电池缺陷检测方法

传统机器学习方法依赖于人工设计特征，在复杂场景下难以提取具有判别性的特征，检测性能通常受到限制。深度学习方法由于其良好的检测精度和工程应用效果，目标检测算法、图像分割算法、图像分类算法、小样本生成类算法、基于Transformer架构的算法广泛应用于锂离子电池缺陷检测中。深度学习算法简化了特征提取工作，避免了复杂的手工特征设计。

2.2.1 目标检测网络

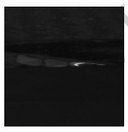
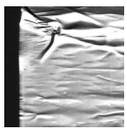
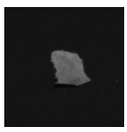
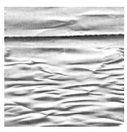
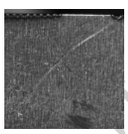
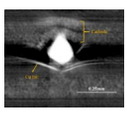
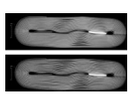
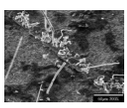
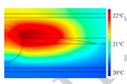
目标检测是锂离子电池缺陷检测中使用最广泛的方法，能够在图像中准确地定位缺陷位置和确定缺陷类型。根据目标检测的架构可以分类两阶段算法和单阶段算法。两阶段检测由生成候选区域以及对这些候选区域进行分类和边界框回归两个阶段组成。两阶段方法应用中，Ye等人（2025）提出一种结合了Faster RCNN和RetinaNet的方法。

单阶段目标检测相较于两阶段检测方法，其速度更快。李雅雯等人（2023）通过增加注意力机制的

© 中国图象图形学报版权所有

表1　常见锂离子电池缺陷

Table 1　Common defects of lithium-ion batteries

缺陷种类	图示	说明
极片脏污		表面出现颜色和灰度上的差异
箔破损		极片辊压过程中箔材料不完整，产生缺失
电芯异物		电芯表面附着其他物体
极片褶皱		辊压或生产过程中应力不均匀导致
外观脏污		被其他物体刮蹭、表面涂层缺失
表面划伤		尖锐物体造成表面划伤
表面破损		尖锐物体造成表面损伤
蓝膜破损		尖锐物体划伤，或蓝膜不均匀覆盖产生
金属颗粒污染物		有刺穿隔膜，造成电池内短路的隐患
电芯-枕突		电芯极片之间发生膨胀和鼓包
析锂		锂离子在负极（表面异常沉积，形成金属锂枝晶
短路热成像		局部短路，温度升高

© 中国图象图形学报版权所有

表2　锂离子电池缺陷数据集

Table 2　Lithium-ion battery defect dataset

来源	缺陷类别与描述	数据来源
（李亚栋，2023）	极片压痕、褶皱、凹坑与颗粒四类缺陷；179个压痕缺陷与154个褶皱缺陷作为语义分割数据集；1186个凹坑缺陷与1750个颗粒缺陷作为目标检测数据集	https://newetds.lib.tsinghua.edu.cn/qh/ paper/summary?dbCode=ETDQH&sysId =284388#1
（Zhou 等，2024）	细微划痕、粉尘、污渍等各类缺陷；包含5500张电池图像，其中标注异常样本500张	DOI:10.1007/978-981-97-8795-1_15
（Tan 等，2024）	划痕、凹陷两类缺陷；囊括光照、温度等多变工况，样本存在摆放形态杂乱、光照不均等差异化特征；数据集共收3546张高清电池图像	DOI:10.1109/ICSIDP62679. 2024.10868059
（Condon 等，2024）	成品电池的CT扫描数据集，同时囊括圆柱、软包、方形三种封装形态；7种不同类型电池，1000张以上CT扫描图像	DOI: 10.1016/j.dib.2024.110614
(Zhao 等，2024b)	目标检测/分割，X射线图像中正负极板端点标注；5家制造商，数千块电池，1500张（CVPR 2024版本）；5000张（扩展版，arXiv 2025）	DOI: 10.1109/CVPR52733.2024.02079
（Xie 等，2025）	电池表面缺陷，像素级标注，旨在解决缺陷尺度变化大、小目标难捕捉的问题；	DOI:10.1038/s41598-025-18315-0
（Kang 等，2025）	缺陷分类/检测，包含合格、漏液、针孔、鼓包、划痕5类；5,312张高分辨率图像，涵盖5类表面状态	DOI:10.33961/jecst.2025.00717
（Zhu 等，2025c）	用于缺陷分割，包含：粉尘、污渍、损伤；2491张图像（256×256分辨率），6639个样本	DOI:10.1109/TIM.2025.3572164
（Sampath 等，2026）	缺陷分割、检测、分类，关注电极涂层制造过程，包含表面裂纹、分层裂纹、针孔等缺陷；2200张以上图像样本，多种工艺条件下采集	DOI:10.1038/s41597-025-06419-1
（章方树等，2026）	极片对齐度检测/隐性缺陷，包含CT检测数据、安全预警数据等；国家基础学科公共科学数据中心，11GB(242个数据文件)	https://cstr.cn/16666.11.nbsdc.xhDqfKhe

表3　传统机器学习方法对比

Table 3　Comparison of traditional machine learning methods

具体方法	优势	不足之处	准确率
PSO-SVM（Xu等，2021）	易于训练，检测精度高	计算效率不高，微小缺陷精度不高	98.30%
Gabor滤波器+随机森林（Ni等，2021）	精度高	对噪声和亮暗变换等敏感	99.03%
粒子群优化随机森林（Zhou等，2022）	拟合精度高	训练过程容易出现不收敛	98.90%
支持向量机(SVM)（Guo等，2023）	较低的检测误差率	对复杂图像的分类效果一般	99.10%
随机森林法和袋外误差（Pan等，2023）	超参数调整少，速度快	复杂数据处理一般	99.70%
XGBoost（Yin等，2024）	防止过拟合，速度快	训练不稳定	94.40%
MLP+SVM（Foumani等，2025）	检测特征丰富，精度高	操作复杂，训练、调参难度高	93.90%

操作来提升模型的检测精度。上述方法通过优化模型结构提升了检测精度，但在多尺度目标的特征表征与检测方面仍存在一定局限性。Hu等人（2023）采用快速空间池金字塔结构（simplified spatial pyramid pooling - fast，SimSPPF），使模型具有更大的感受野。陈彦蓉等人（2023）提出一种基于多尺度可变形卷积的YOLOv5方法（YOLOv5s -4Scale-DCN），提高对不同尺度缺陷目标的检测率。Yu等人（2025）

© 中国图象图形学报版权所有

提出一种改进YOLOv9的算法，通过SaE注意力机制，并改进颈部融合框架成为混合辅助，提升了网络多尺度处理的能力。Wei等人(2026)通过引入多尺度特征提取和自适应特征建模机制，增强网络对不同尺度及复杂形态表面缺陷的特征表达能力。在小目标缺陷检测中，刘旭等人(2026)提出YOLO-WF，通过融合小波卷积与频域注意力，提升了微小缺陷检测能力。

为了充分提取图像中的关键特征信息，研究人员改进了检测网络的特征提取能力，提升模型检测性能。Yang等人(2023b)引入了一种高效的通道注意力机制C3SE模块，以提高模型提取重要特征的能力。Riaz等人(2025)基于YOLOv8，改进PANet和增强多头注意力提升了微小目标的检测能力。Chen等人(2025a)使用上下文融合方法，在卷积层注意力机制以及损失函数上做出了改进。Zha等人(2026)提出LSMI-YOLO，引入归一化注意力模块、双流分离融合模块和XSmall检测头，以改善缺陷与背景分离并提升微小缺陷检测能力。

为实现模型轻量化，袁磊等人(2023)提出一种轻量化的缺陷检测模型SGCNet。Ni等人(2025)提出一种DFCL-YOLO11算法，在减少计算量的情况下实现更高的检测精度。表4对这些算法的改进点、性能指标、每秒处理帧率(frames per second，FPS)等方面进行了分析。

2.2.2　分割网络

基于目标检测的方法难以实现缺陷的像素级精度分割，而深度学习分割网络，常用于从图像中以像素级的精度将缺陷区域与背景区域进行区分，得到缺陷的区域和轮廓等信息。高常鑫等人(2024)综述了基于深度学习的实时语义分割方法，介绍了主流分割算法在工业实时检测中的相关应用。

Qiao等人(2024)将自适应小波恢复模块(wavelet adaptive restoration module，WARM)与Unet结合，用于锂离子电池表面异常检测。于强等人(2024)将U2-Net语义分割模型引入焊接质量检测任务，利用数据增强技术扩充数据集，融合U2-Net语义分割模型和轮廓提取算法实现焊缝尺寸测量以及虚焊等缺陷的检测。

为提高模型对缺陷区域关键特征的提取能力，何涛等人(2024)提出一种改进DeepLabV3方法用于检测软包装锂离子电池表面凹坑，使用ResNet101作为特征提取网络，同时引入位置注意力模块。Xie等人(2025)提出一种双注意力金字塔分割网络，通过选择性核模块来优化骨干网络，实现自适应提取多尺度特征，并将特征融合模块用于多尺度特征融合，从空间和通道维度实现更精细的区域分割。表5对上述方法进行了对比分析。

2.2.3　分类网络

针对目标检测网络和分割网络在区域目标类别判别精度方面的不足，分类网络常作为补充模块对候选区域进行精细化分类，以提高缺陷类型的识别精度。在锂离子电池缺陷检测中，通常采用有监督学习训练分类网络，实现缺陷类型的准确判别。

Yang等人(2020)提出基于预训练SqueezeNet模型的检测方案，在电池极片分类任务中有高精度表现。鲁永帅等人(2022)提出一种卷积神经网络(convolutional neural network，CNN)用于极片缺陷检测。为了优化分类网络的训练过程中的参数调整策略，钟健平等人(2022)提出一种鲸鱼优化算法用于分类网络调参。

为适应不同检测任务，多种骨干网络被应用于缺陷分类，并不断优化训练和推理策略，以提高模型性能。Schoo等人(2023)采用未预训练的ResNet18作为骨干网络来进行电极缺陷和极片毛刺的检测。Din等人(2023b)以EfficientNetB6作为骨干网络，对激光焊接图像进行分类训练，并采用了集成交叉熵和补充目标训练的损失函数。为提升推理速度，Mao等人(2023a)对经典VGG网络结构进行改进，构建出性能更优的VGG-InceptionV2融合网络，使得模型具有较小的参数量，提升了锂离子电池极片表面缺陷检测速度。针对电池缺陷尺寸差异大和特征不明显的问题，苏育挺等人(2025)采用Darknet-53作为骨干网络对光度立体图像进行缺陷检测。表6对上述方法的改进方式和性能进行了分析。

2.2.4　小样本检测

深度学习算法通常依赖大规模数据集进行训练。针对锂离子电池缺陷检测中的小样本和样本不均衡问题，在目前的研究中主要采用图像扩充，跨域迁移学习以及数据生成等方式缓解样本不足，以增强模型泛化能力。

针对柱形电池表面数据集较小的问题，Dandage等人(2021)提出一种多尺度图像增强方法，Xu等人(2023)提出一种基于上下文的复制粘贴增强方法。

© 中国图象图形学报版权所有

表4　目标检测网络方法对比

Table 4　Comparison of object detection network methods

网络架构	改进方法	贡献	mAP	FPS
改进YOLOv4(李雅雯等,2023)	基于注意力机制与多尺度特征融合	强化目标关键特征,增大感受野并保留多尺度特征信息	95.12%	39.5
Sim-YOLOv5s(Hu 等,2023)	快速空间池金字塔结构SimSPPF	感受野更大,浅层特征与深层特征融合	88.30%	—
YOLOv5s-4Scale-DCN(陈彦蓉等,2023)	采用多尺度可变形卷积	提高对不同尺度缺陷目标的检测率,扩大特征图的感受野,使提取的特征辨析力更强	91.00%	113.6
SGCNet(袁磊等,2023)	采用ShuffleNet V2作为骨干网络,分组卷积和通道重排技术	减少模型计算量	90.60%	125.5
改进YOLOv7(Yang等,2023b)	引入了一种通道注意力机制C3SE模块,用BiFPN结构取代了PANet	提高了模型提取重要特征的能力、特征利用效率和表达多尺度目标的能力	96.40%	—
改进Faster RCNN(Ye等,2025)	Faster RCNN结合RetinaNet	解决样本数据不平衡的问题,自适应学习率	95.00%	4.17
改进YOLOv8(Riaz等,2025)	针对跨尺度特征聚合的PANet和增强多头注意力	提升了对微小目标的检测能力以及增加了多尺度检测能力	78.40%	57.5
LACF YOLO(Chen等,2025a)	上下文融合方法取代了传统级联操作,利用可变形卷积来准确提取复杂的缺陷特征	减轻了特征融合过程中局部和全局特征的退化和丢失,模型计算量小	87.60%	—
改进YOLOv9(Yu等,2025)	通过(SaE)注意力机制,再将平均池化与最大池化策略合并,最后改进颈部融合框架,成为混合辅助FPN	提升了网络多尺度处理的能力	90.60%	115
DFCL-YOLO11(Ni等,2025)	设计了一种新的下采样模块,结合FasterBlock和卷积门控线性单元	减少计算量的情况下实现更高的检测精度	95.50%	117
MSA-YOLO(Wei等,2026)	引入Rep-DSK模块增强弱特征提取,AMFF模块改进多尺度缺陷表征	提升多种尺度下的缺陷检测精度	96.70%	27.93
LSMI-YOLO(Zha等,2026)	归一化注意力模块结合双流分离融合	解决圆柱锂电池小尺寸表面缺陷检测精度低的问题	—	—

© 中国图象图形学报版权所有

表5　分割网络方法对比

Table 5　Comparison of segmentation network methods

网络架构	改进方法	贡献	性能指标
WARM+Unet（Qiao等，2024）	小波恢复模块（WARM）与Unet结合	在极片异常检测任务中表现优异	AP：78.30%
U2-Net（于强等，2024）	融合应用U2-Net语义分割模型和轮廓提取算法	数据增强技术扩充焊接缺陷数据集，解决小样本和小目标问题	缺陷检出率：99.98% 误检率：0.06%
改进DeepLabV3（何涛等，2024）	使用ResNet101作为特征提取网络，同时引入位置注意力模块	增强了缺陷特征提取的能力	mIoU：85.98%
DAPSeg（Xie等，2025）	双注意力金字塔	自适应多尺度特征提取	mIoU：79.57%

这些方法在通过简单的数据扩充，无需复杂操作，提升了模型的检测精度。

数据增强和数据扩充类方法依赖已有训练样本，在训练样本稀缺时效果有限，因此研究人员提出跨域迁移学习方法。Chen等人（2024）提出一种跨域泛化（cross-domain generalization，CDG）策略来扩充数据集，通过钢材表面缺陷数据集弥补了锂离子电池表面缺陷数据不足。Chen等人（2025b）提出一种基于迁移学习的锂离子电池缺陷检测方法，使用其他领域的表面缺陷图像构建基类数据集，并使用软包装锂离子电池的少量缺陷样本构建新的数据集。Chen等人（2025c）提出一种跨对象迁移学习的方法（cross-object transfer learning，COTL），通过其他物体的大量缺陷样本，来丰富缺陷特征。

相比于数据增强和跨域迁移学习方法，数据生成的方法能够直接生成新的训练样本，有效扩充数据规模。Yin等人（2024）提出一种半合成数据生成方法，将缺陷区域图像叠加在无缺陷背景上合成缺陷图像。Xie等人（2024）提出一种基于ACGAN模型的数据生成方法。Ku等人（2024）提出缺陷-背景分离式生成对抗网络，通过该网络进行数据集扩充后，新生成的合成缺陷图像质量得到显著提升。Zhao等人（2025）提出一种用于检测微缺陷的图像融合方法SG-GAN，基于生成对抗网络（generative adversarial network，GAN）构建了一个无监督的端到端网络。

表6　分类网络方法对比

Table 6　Comparison of classification network methods

骨干网络	改进方法	检测精度
SqueezeNet（Yang等，2020）	基于预训练SqueezeNet模型分别构建了二分类与七分类模型	98.75%
自定义CNN（鲁永帅等，2022）	在网络中加入跳跃连接结构，将空洞卷积提取到的多尺度特征与高层特征进行融合以获取更多缺陷特征	99.34%
WOA+BPNN（钟健平等，2022）	使用鲸鱼优化算法优化BPNN	97.08%
非预训练的ResNet-18（Schoo等，2023）	非预训练模型进行训练	96.30%
EfficientNetB6（Din等，2023b）	采用了集成交叉熵和补充目标训练的损失函数	94.26%
VGG-InceptionV2（Mao等，2023a）	对VGG网络结构进行改进，嵌入InceptionV2模块	98.75%
Darknet-53（苏育挺等，2025）	采用通道协同注意力机制，利用特征金字塔和空间金字塔池化实现多尺度预测	89.60%

针对训练过程中的样本不平衡问题，Din等人（2023a）引入合成少数类过采样技术对数据集进行过采样处理，Kim等人（2024）提出多种基于数据增强技术组合的精度优化方案。

© 中国图象图形学报版权所有

除了上述有监督学习方式之外，刘兵等人(2025)提出融合知识蒸馏与记忆机制的无监督工业缺陷检测方法，通过学习大量正常样本根据偏离程度来检测缺陷样本。上述数据扩充和生成类方法有效地解决了训练中数据不足的问题，表7对上述方法进行了对比分析。

2.2.5 基于Transformer的检测

卷积神经网络受限于卷积核的局部感受野，远距离依赖需深层网络实现，因此在复杂场景下的全局特征建模能力存在一定局限性。Transformer采用自注意力机制，能够全局建模图像中所有像素点之间的关系，在捕捉图像全局上下文和长距离依赖(如物体间关系)方面表现更优，尤其适合检测大面积、形态不规则的缺陷。

Yang等人(2023a)提出AIA DETR模型，使模型更加注重缺陷信息的正确性，而不是图像上的噪声信息。Mao等人(2023b)提出扩散模型(diffusion model，DiT)，采用Transformer代替了常用的U-Net骨干网络，用于提升缺陷数据生成的真实性。

针对锂离子电池缺陷检测任务的复杂场景，研究人员对Transformer架构进行了优化和改进，以提升模型的检测性能。Din等人(2024)采用VGG-16和MobileNet进行特征提取，然后使用SE模块聚合特征并输入到视觉变换器(vision transformer，ViT)模型中进行分类检测。Sun等人(2024b)提出一种基于MSOFormer的分割方法，通过引入混合贝叶斯似然(mixed bayesian likelihood，MBL)模块和DSQ模块，设计了相对较低计算复杂度的全卷积FPN架构，从而提高了缺陷分割的质量。Zhang等人(2024)提出一种在Transformer编码器前端嵌入轻量级DWT模块，对输入的深度序列进行多尺度分解的电池顶盖与壳体的焊接缺陷检测方法。Mattern等人(2025)验证了Transformer模型优于CNN模型，但检测速度较差。为充分结合CNN与Transformer各自的优势，研究人员提出CNN-Transformer混合架构。Rao等人(2025)提出一种基于双流特征融合机制的深度学习检测方法，使用CNN和Transformer并行结构，实现了局部特征以全局特征的同步提取。

针对锂离子电池外壳端面缺陷尺度和形状差异大而导致小目标缺陷识别困难的问题，Jansche等人(2023)将ConvNeXt设计理念应用于锂离子电池显微图像缺陷检测，提升了微小缺陷检测能力。邢远秀等人(2025)提出基于BDD-DETR的锂离子电池表面缺陷检测算法，在锂离子电池的小目标缺陷检测性能上优于其他目标检测方法。

近年来，大模型开始应用于锂离子电池缺陷检测领域。Cheng等人(2024)提出一种多模态大模型BatteryGPT，该模型对齐视觉特征与文本语义，开创了锂离子电池的缺陷检测大模型先例。总体而言，基于Transformer的方法较卷积神经网络上有了一定的提升，但是也需要更庞大的训练数据，表8分析了相关的改进点、贡献和性能指标。

3 基于非可见光成像的锂离子电池缺陷检测

可见光图像难以检测锂离子电池的温度异常、隔膜破损、内部结构异常等内部缺陷。因此，研究人员提出其他形式的成像检测方式，如：激光、红外、超声、CT、X射线和电磁成像等。这些成像方式弥补了可见光成像对于一些缺陷不敏感、成像效果差以及无法在锂离子电池封装后检测其内部缺陷的不足。

3.1 基于激光成像的锂离子电池缺陷检测方法

激光成像检测技术是以激光为媒介实现非接触式测量的技术，在锂离子电池缺陷检测中，通常采用非可见光波段的激光作为光源，激光相机通过高精度的激光束扫描和图像捕捉，能够实现对锂离子电池外观微小缺陷、表面形貌、几何尺寸等高分辨率检测。对一般可见光成像无法呈现或者呈现效果较差的表面及亚表面缺陷类型有更好的成像效果。

为了解决高反光表面光晕和投影问题，杨莓等人(2020)采用线聚焦激光漫反射图像分析方法。通过颜色空间转换、高斯差分和增强图像对比度，然后进行阈值分割，来识别凹坑、划痕和表面粗糙度缺陷。夏庆国等人(2020)基于超精密激光扫描电池表面图像，并将边缘轮廓特征与纹理分布特征进行融合，实现了较高的精度和鲁棒性。

为提升复杂场景下激光图像的检测性能，深度学习方法被引入激光图像处理任务。Kriegler等人(2023)采用共聚焦激光扫描显微镜采集图像，通过Mask R-CNN卷积神经网络架构对图像进行检测，仅需246幅及以下原始图像就可以实现对缺陷的像素级分割和分类。Klarák等人(2025)针对电极涂层检测中未知缺陷难以识别的痛点，基于激光散斑光度

© 中国图象图形学报版权所有

表7　小样本方法对比

Table 7　Comparison of few-shot methods

方法	适用条件及优势	潜在风险	性能指标
多尺度图像增强方法(Dandage等,2021)	缺陷样本有一定的数量,但是不具备尺度多样性,能够增加模型的多尺度能力	可能对部分缺陷检测能力不足,以及造成模型检测精度波动	precision:90.78%
基于上下文的复制粘贴增强方法(Xu等,2023)	具有一定的缺陷样本且缺陷复杂度不高,提升缺陷在不同背景下的检测能力	模型可能存在泛化能力不足以及过拟合的可能	mPA:63.60%
合成少数类过采样技术(Din等,2023a)	缺陷样本中类别数量不平衡,提升样本不平衡情况下的模型检测精度	可能造成模型过拟合和检测偏差	precision:84.00%
基于ACGAN模型进行数据生成方法(Xie等,2024)	具有一定基础样本条件下的数据生成,能够提升模型的泛化能力	对基础的生成训练数据的数量和种类有一定要求,训练复杂、生成图像可能真实性较差	mAP:98.10%
缺陷-背景分离式生成对抗网络(Ku等,2024)	有限缺陷样本下的图像生成,适用于背景数量有限但是缺陷样本有一定数量的情形	由于缺陷和背景分类,可能造成生成样本和背景的图像突兀,真实性不足	precision:96.10%
跨域泛化(CDG)策略来扩充数据集,通过利用钢材表面缺陷数据集来弥补锂离子电池缺陷数据的不足(Chen等,2024)	适用于当前检测任务样本数量较少,且和其他领域的图像具有较高的相似性	跨域样本和检测场景之间的差异可能导致精度不足	precision:91.25%
半合成数据生成,无缺陷图像用作图像的背景,并将缺陷叠加在背景上的合成缺陷图像(Yin等,2024)	在缺陷数量和背景图像都相对较少的情况下,通过缺陷和背景之间的多种组合方式,增加了模型的训练效果	可能存在模型泛化能力不足和检测偏向性	precision:94.40%
多种数据增强技术组合(Kim等, 2024)	在样本量不多的情况下,通过非深度学习方法来进行数据增加。实现方式简单且具有一定的效果	数据扩充能力可能较深度学习扩充类方法较差,对模型泛化能力提升有限	mAP50:97.70%
跨对象迁移学习的方法(COTL),通过借助其他物体的大量缺陷样本,来丰富缺陷特征(Chen等,2025c)	基于其他物体的特征,从特征的层面上对来丰富训练数据,适用于迁移学习和检测对象具有一定相似度的场景	可能由于数据集和特征提取方式上的差异导致模型在部分缺陷检测中效果较差	precision:90.00%
迁移学习,使用其他领域的表面缺陷图像构建基类数据集(Chen等,2025b)	基于相似的其他领域图像数据集预训练模型,然后基于实际缺陷样本微调模型,能够减少模型训练步骤,提升精度	有欠拟合和过拟合以及模型检测偏差的风险	precision:98.00%
检测微缺陷的图像融合方法(SG-GAN),该方法将可见光视觉系统与紫外视觉系统相结合,并基于生成对抗网络(GAN)构建了一个无监督的端到端网络(Zhao等,2025)	基于可见光和紫外光两种图像形式的融合与图像生成,通过无监督检测方法实现缺陷检测,具有较高的精度	方法操作复杂,生成类方法无监督和检测方法过程不可控,容易造成模型精度变化较大	precision:89.75%

法获取图像,并提出一种结合监督与无监督学习的混合模型。通过YOLOv4识别已知和常见缺陷,U2S-CNNv2检测未知和新型缺陷,为锂离子电池涂层检测提供了新的参考方向。

激光多模态成像具有信息互补、检测精度高和抗干扰能力强等优势。朱鑫浩等人(2020)使用双线阵激光错位排布采集圆柱电池表面图像,结合多梯度图像融合方法实现了一次一维扫描即可完成全方向裂纹检测。Zangerle等人(2025)则提出一种光学图像检测结合激光图像检测的方方法,实验表明:光

© 中国图象图形学报版权所有

表8　Transformer方法对比

Table 8　Comparison of transformer methods

方法	改进形式	贡献	性能指标
AIA DETR(Yang等,2023a)	在Transformer部分添加AIA模块	使模型更加注重缺陷信息的正确性,而不是图像上的噪声信息,从而提高电池表面缺陷的检测能力	AP:81.90%
DiT(Mao等,2023b)	Transformer代替了常用的U-Net骨干网络	与DDPM和DDPM+ILVR相比,DiT生成的增强数据集与分类网络一起使用时,分类精度分别提高了9%和0.94%。	precision:99.67%
ConvNeXt(Jansche等,2023)	优化模型训练策略,完善模型结构设计	将ConvNeXt应用于锂离子电池显微图像缺陷检测,证明其在锂离子电池显微检测方面的应用前景	Acc:99.87%
HViT(Din等,2024)	VGG-16和MobileNet特征提取,使用SE模块聚合特征后进行ViT中分类	多模型特征聚合能够提取激光焊接图像的丰富特征	Acc:97.00%
MSOFormer(Sun等,2024b)	引入MBL和DSQ模块并采用全卷积FPN架构	动态空间查询增强了模型对各种场景中小前景目标位置的敏感性,高效像素解码器确保了不规则形状前景的可变形特征提取	mIoU:84.18%
RT-DWTR(Zhang等,2024)	在Transformer编码器前端嵌入轻量级DWT模块	随机切片增强法可显著提升检测网络的性能;与基准网络相比,实时离散小波变换检测变换器在模型参数量基本相当的前提下,将mAP50提升0.6%、mAP50:90提升3.4%、mAPs提升6.1%,同时将F1分数提升1.6%	mAP50:92.70%
BatteryGPT(Cheng等,2024)	多模态大型语言模型	该模型整合了视觉和语言形式的信息,定位和描述异常,支持多轮对话交互	AUC:96.49%
基于CNN改进的Transformer(Mattern等,2025)	将Transformer架构的目标检测模型应用于锂离子电池表面缺陷检测	验证了在锂离子电池表面缺陷检测中transformer精度优于CNN模型,但检测速度较差	AP:91.50%
双流特征融合(Rao等,2025)	卷积神经网络(CNN)与视觉变换器(ViT)并行组成的双分支网络架构	相较于传统YOLOv5s模型,推理速度提升19%,漏检率降低0.35个百分点	mAP50:92.10%
BDD-DETR(邢远秀等,2025)	特征提取和检测头模块融入感知与融合网络	在构建的电池端面缺陷数据集上,与Co-DETR比较,BDD-DETR平均精度提升了3.7%,小尺度目标检测精度提升了8.9%,平均召回率提升了1.1%	mAP50:77.80%

学相机系统在检测颗粒污染和点缺陷方面具有优势,而激光成像技术能更有效地识别线路缺陷。表9对上述方法进行了对比分析。

3.2　基于红外热成像的锂离子电池缺陷检测方法

红外热成像(infrared thermography, IRT)技术通过获取锂离子电池表面的热辐射信息,并将其转换为热图像,实现电池温度场的可视化。锂离子电池充放电过程中,其缺陷区域如内部短路、接触不良、破损以及微短路等会产生局部温度异常,而红外热成像能高效地呈现这些异常图像。Zhao等人(2023)验证了时间对比度法、峰值相位法、主成分热成像、时间序列重建等数据处理方法在锂离子电池内部结构精细成像中的应用策略。

红外图像中,缺陷区域与正常区域存在显著的温度差异,可基于灰度分析或图像处理方法实现缺陷检测。洪颖等人(2023)提出一种基于脉冲红外热成像的方法,在不同的焊接率对应的图像中,焊接区域以及焊接率越大,一阶导数图像亮斑区域越大。

© 中国图象图形学报版权所有

表9　激光图像检测方法对比

Table 9　Comparison of laser image inspection methods

方法	适用场景	贡献/性能指标
采用线聚焦激光漫反射成像+阈值分割+轮廓形态分析(杨莓等,2020)	高反光的圆柱形电池表面缺陷检测	解决了高反光曲面电池表面光晕和投影对检测的干扰
双线阵激光+多梯度图像融合(朱鑫浩等,2020)	圆柱电池表面裂纹检测	解决了激光热成像检测任意方向裂纹的难题
激光扫描+边缘轮廓与纹理分布特征分析(夏庆国等,2020)	电池表面缺陷	具有较强的抗噪性,检测精度达99.90%
对共聚焦激光扫描显微镜采集的图像采用Mask R-CNN网络进行检测(Kriegler等,2023)	极片切口边缘缺陷和影响质量的熔融凸起区域缺陷	仅需246张训练图像即可达(分类精度超过95%、分割精度88%)
光学图像检测结合激光图像的多模态检测(Zangerle等,2025)	光学检测适用于颗粒污染和点缺陷,激光检测适用于线路缺陷	双模态互补检测,提升和缺陷检测的适用范围
激光散斑光度法+混合模型检测(Klarák等,2025)	电极涂层已知与未知缺陷检测	未知缺陷的检测效果提升

常规图像处理方法在圆柱电池和极片微缺陷的检测中难以满足高精度检测的需求,因此Park(2024)提出一种基于主动红外热成像的检测方法,用于识别圆柱电池顶盖焊接区域的焊接缺陷,并基于VGGNet16模型进行检测,实现了较高的检测精度。Bai等人(2025)研究了多模态红外热成像在锂离子电池极片表面缺陷的识别中的应用,通过均匀热激励与图像增强技术,实现了极片划痕和针孔缺陷的高精度无损检测。Amin等人(2025)提出一种基于热成像和随机森林的锂离子电池涂层缺陷检测方法,表面热成像通过不同的热特征可以识别条纹、针孔和颤振痕迹等关键缺陷。Tian等人(2026)采用Detection Transformer对多视角红外图像中的异常电芯进行检测,以解决电芯相互遮挡的问题。

在基于激光热成像的多模态检测研究中,许可等人(2024)提出红外-可见光双模态目标检测网络,通过在骨干网络中引入动态融合模块(Dynamic Fusion, DyFu)以及在特征融合阶段引入动态选择模块(Dynamic Selection, DySe),实现了不同模态信息的自适应融合,提高了复杂环境下目标检测性能。Shin等人(2025)使用热力图对比度增强结合多模态CNN方法,实现了电池盖表面缺陷99%的分类检测精度。Bu等人(2026)通过对热序列图像分析,根据序列图像中颗粒堆积区域的温度所对应的图像灰度变化曲线慢于正常区域这一性质,检测出极片表面亚毫米的级的缺陷。表10对上述的红外热成像方式进行了对比分析。

3.3　基于超声成像的锂离子电池缺陷检测方法

超声成像是一种基于超声波传播特性的无损检测技术,通过分析超声波在锂离子电池内部的反射、透射、散射信号,将这些电池内部结构声学特性的信息重构变成人眼可见的图像。从而实现锂离子电池内部缺陷定位、尺寸测量与性能评估,是锂离子电池电极及电芯缺陷检测的重要技术手段。

在超声成像检测的相关综述类研究中(Wang等,2024;李浩等,2024;Sun等人2024a)阐述了超声技术的基本原理和检测方法,以及在锂离子电池检测中的现状、主要技术应用、应用场景和适用范围。综述了软包单体电池超声检测技术的研究进展,并讨论了超声技术在电池缺陷和故障诊断中的方法和挑战。

Tang等人(2025)提出一种非接触式激光超声检测技术,该系统使用脉冲激光产生超声波,全光学探头接收信号,通过时域分析结合频域分析实现电池内部气体缺陷和结构缺陷识别。

由于超声图像纹理复杂且噪声干扰明显,图像处理方法的检测性能受到一定限制。Zhang等人(2025)提出超声成像后通过随机森林进行缺陷分类的方法。Zhou等人(2023)提出基于超声导波的检测方法,借鉴Unet网络结构,融合时空信息进行电池缺陷检测,实现电池内部缺陷的分割与识别。Zhou等人(2025)提出一种基于超声导波和卷积长

© 中国图象图形学报版权所有

短期记忆(convolutional long short-term memory, ConvLSTM)神经网络模型的电池缺陷检测方法,根据超声导波的传播特性分割和识别电池内部缺陷。

表10 红外图像检测方法对比

Table 10 Comparison of infrared thermal image inspection methods

方法	适用场景	贡献/性能指标
分析一阶导数图像中的焊接区域亮斑大小(洪颖等,2023)	电池端盖焊接质量	验证了激光焊接率和一阶导数亮斑面积成正相关线性关系
热成像+VGGNet16(Park,2024)	圆柱电池顶盖焊接区域的焊接缺陷	完好样本的分类准确率达到95%,对缺陷样本的识别率更是高达99%
通过线性频率调制方法与图像增强方法进行多模态激励红外热成像检测(Bai等,2025)	极片表面缺陷,划痕,针孔,涂层缺失等	Acc>90%,能够高精度检测极片表面缺陷,具有实用价值
采用随机森林模型处理主动红外热成像采集的涂层图像(Amin等,2025)	极片涂层的条纹、针孔和颤振痕迹等关键缺陷	利用表面温度数据,随机森林模型实现了(±0.3mg/cm^{-2})的高精度检测
热力图对比度增强+多模态CNN(Shin等,2025)	虚焊,未焊透,气孔,裂纹	分类精度>99%
多视角旋转成像+Transformer(Tian等,2025)	互相遮挡的电芯检测	电芯故障区域精细分割,mAP:78.00%
熵权融合+缺陷增强(Bu等,2026)	微裂纹,针孔,涂层缺陷	在线快速检测

Zhang等人(2025)提出了一种多模态成像检测平台,在超声成像的基础上融合红外热成像、X射线成像无损检测技术,实现了电池运行过程中温度分布、内部结构演化和机械状态变化的同步监测。针对声能、飞行时间、最大振幅和波形系数等主流波形特征不足以准确分类电池电极上的缺陷,Zhao等人(2026)采用特征评估算法从超声图像中提取关键特征,并结合机器学习技术对电池内部缺陷进行分类。以上基于超声的锂离子电池缺陷检测,能够高效率、无损检测出电池内部缺陷。表11对相关方法进行了对比分析。

表11 超声图像检测方法对比

Table 11 Comparison of ultrasonic image inspection methods

方法	适用场景	贡献/性能指标
超声图像+深度学习分割算法(Zhou等,2023)	电池内部缺陷	IoU:50.90% 像素精度:97.84%
内部特征高分辨率成像+信号幅度衰减特性分析(Tang等,2025)	电池内部气体缺陷和结构缺陷识别	误差率<2%
多维超声+基于随机森林的模型(Zhang等,2025a)	电池外壳制备缺陷检测	准确率>97.20%
超声导波+卷积长短期记忆(ConvLSTM)神经网络(Zhou等,2025)	电池内部缺陷	IoU:80.32% 像素精度:96.47%
超声成像+多模态融合检测(Zhang等,2025b)	内部气体、电极、隔膜、电解液浸润状态	μm级检测精度、多模态检测工业应用
聚焦超声+机器学习(Zhao等,2026)	电极缺陷	准确率:99.95%

3.4 基于CT成像的锂离子电池缺陷检测方法

计算机断层扫描(computed tomography, CT)是一种基于X射线衰减特性的无损检测技术,其核心原理是通过多角度扫描锂离子电池及其组件,利用计算机重构出锂离子电池的二维断层图像与三维立体模型,实现其结构的可视化分析。可对电极、电芯、模组等全层级部件进行缺陷检测与结构表征。

Dayani等人(2023)采用X射线计算机断层扫描

© 中国图象图形学报版权所有

(XCT)对锂离子电池开展微观尺度的原位表征，阐明了如何针对从电芯级到颗粒级的不同尺度缺陷选择最适宜的图像处理方法和参数。Alfraheed(2025)综述了基于X射线CT图像分析方法在检测锂离子电池内部缺陷、损伤和退化方面的能力。

近年来学者们将深度学习方法用于CT图像检测，有效提升了缺陷检测的精度和鲁棒性。李梦磊等人(2025)提出一种基于CT扫描的锂离子电池Mylar膜破损智能检测方法，结合图像预处理与深度学习算法，实现对膜破损的高效、精准检测。Zhu等人(2025b)提出一种Gabor滤波和改进YOLOv8的CT图像检测技术，用于电极缺陷检测。在基于CT图像的小样本检测中，Zhu等人(2025a)提出一种轻量化图像生成框架HDA-SinGAN，仅需单幅图像即可生成逼真且多样化的缺陷样本。Weisss等人(2026)结合双能CT成像与CNN材料分解算法，以解决针对传统CT材料区分困难、伪影影响及高速检测质量不足的问题。Jones等人(2026)引入Mini-U-Net用于圆柱电池的电池壳体和绕卷结构检测。

普通CT和检测方法微小缺陷的检测能力仍有待提升。Blažek等人(2024)提出全尺度图像方法，基于亚微米CT对18650圆柱电芯无损成像，实现了圆柱电池内部亚微米级别的缺陷检测和定位。An等人(2026)将μCT图像采用相邻3层切片堆叠后，再经过InceptionResNet-V2检测，使二维CNN能够利用一定的三维空间信息，并提升其微缺陷检测能力。表12对上述方法进行了对比。

表12　CT图像检测方法对比

Table 12　Comparison of CT image inspection methods

方法	适用场景	贡献/性能指标
基于亚微米CT和多尺度图像分析的18650圆柱电芯全尺度无损检测(Blažek等,2024)	电池内部缺陷	亚微米级别的缺陷检测和定位
CT扫描+MSR增强+ResNet34的Mylar膜破损智能检测方法(李梦磊等,2025)	Mylar膜破损	Acc:99.50%
Gabor滤波+改进YOLOv8的CT图像检测技术(Zhu等,2025b)	电极开裂，电极变形、异物夹杂以及毛刺缺陷	Acc:99.20%
HDA-SinGAN(Zhu等,2025a)	电池内部开裂类缺陷和颗粒类缺陷	mAP50:83.00%
双能CT+Encoder-Decoder网络结构(Weiss等,2026)	电池内部多个区域	电池内部颗粒、孔隙μm级检测
Mini-U-Net用于电极结构分析(Jones等,2026)	极片、极耳与内部绕卷状态	内部质量指标自动提取
X-ray Micro-CT+ InceptionResNet-V2(An等,2026)	电极和卷绕结构	分类准确率:96.62%

3.5　基于X射线成像的锂离子电池缺陷检测方法

X射线是一种波长极短、能量很大的电磁波，能够穿透可见光无法穿透的物体，在锂离子电池缺陷检测中，常用来检测内部缺陷。适用于电池内部的结构错位、异物、组件距离异常等缺陷的检测。

由于锂离子电池内部褶皱具有形态复杂和不规则等特点，深度学习方法能够更有效地实现褶皱缺陷检测。Peng等人(2021)使用DenseNet201作为骨干网络，并通过添加惩罚系数来修改二元损失，实现了较高的检测速度。米勇等人(2022)提出一种锂电池正负极距离检测方法，精确获取电池正负极距离。

X射线散射和焦点尺寸过大会造成图像清晰度不足，因此钱玉洋等人(2022)提出一种基于改进MSR的锂离子电池X射线图像增强算法，显著增强了缺陷对比度。Kim等人(2025)则提出了一种基于模糊逻辑的智能滤波方法，在不牺牲检测速度的前提下大幅提升了缺陷识别的准确率。针对X射线图像中的背景灰度相似和缺陷尺寸较小问题，Xu等人(2026)引入GDM-YOLO，通过分组卷积结合多尺度卷积核，并改进多尺度特征金字塔融合方式来实现微小缺陷的检测。

由于X射线的二维成像对一些微观立体结构以

© 中国图象图形学报版权所有

及表面缺陷的检测存在固有不足，因此在X射线成像的基础上结合多模态成像检测，能显著提升其缺陷检测的综合性能。Jiang等人（2026）基于二维X射线与CT协同多模态成像，利用二维X射线快速定位缺陷，并结合CT精细化检测缺陷类别，突破了单一X射线成像缺乏空间信息的不足，同时检测速度较CT检测更快。Du等人（2026）则将可见光成像与X射线成像结合，在YOLOv8中改进通道注意力模块和多尺度融合模块，能够实现全生命周期的多种锂电池缺陷检测。表13对这些方法进行了对比分析。

3.6 基于电磁成像的锂离子电池缺陷检测方法

电磁成像技术能有效识别锂离子电池内部的电极变形、隔膜破损、析锂、内部短路等缺陷，是锂离子电池研发、生产质控和服役状态监测的关键技术之一。其核心原理是利用电池内部不同组分（正极、负极、电解液、隔膜、金属锂等）的电导率、介电常数差异，通过电磁场与电池内部介质的相互作用，反演电池内部结构与缺陷的分布。

Lee等人（2023）将磁场成像置于多尺度图像处理框架下，阐述了如何从颗粒层级到电池系统层级全面缺陷检测。Zhao等人（2024a）综述了基于磁场的无损检测，包括：核磁共振成像和磁场成像，并讨论了这些成像方式和对应的图像处理方法在电池内部缺陷检测中的应用价值。

Ilott等人（2018）提出由内向外的磁共振成像检测方法，可无损、原位地检测锂离子电池制造或使用过程中的缺陷，开创了电池MRI从“内部信号采集”到“外部磁场反演”的新范式。Romanenko等人（2022）采用单层模型和Jelly-roll模型，分析表面扫描磁共振成像（surface-scan MRI）图像，搭建了MRI数字孪生模型，实现了亚毫米级缺陷的检测分辨率，检测速度小于4秒。Brauchle等人（2023）提出一种改进的磁场成像（magnetic field imaging，MFI）检测方法，用于检测电极材料、集电器的缺失、焊缝、切口和裂纹、以及电池层之间的堵塞元件。

表13 X射线图像检测方法对比

Table 13 Comparison of X-ray image inspection methods

方法	实现形式	适用场景	贡献/性能指标
DenseNet201进行内部褶皱检测（Peng等，2021）	使用DenseNet201作为骨干网络，添加惩罚系数来修改二元损失函数的方法	电池内部电芯等褶皱检测	检测速度快，达到97.94%的检测精度。
基于X射线的正负极距离检测（米勇等，2022）	分水岭算法截取感兴趣区域，利用多尺度视网膜增强算法和扩大差分模板提取负极直线计算正负极端点坐标	极片正负极距离检测	方法的漏检率低，运行稳定，满足工业要求
改进MSR的方法（钱玉洋等，2022）	改进MSR算法提取反射分量，再采用sobel算子获取反射分量的纵向梯度，然后对融合图像使用CLAHE算法进行对比度增强，最后使用双边滤波去除噪声	X射线图像中灰度接近的锂离子电池内部缺陷	显著提高锂电池X射线图像的清晰度和对比度，图像阴极线边缘轮廓有明显增强
图像增强+候选区域模糊推理与筛选（Kim等，2025）	通过对X射线图像中的候选缺陷区域进行模糊推理和筛选，有效降低误检率	异物缺陷，裂纹缺陷，针孔缺陷	误检显著下降，Dice=0.98，IoU=0.94
GDM-YOLO（Xu等，2026）	多尺度特征融合+小目标增强	极片错位、异物、裂纹	mAP50：93.30%
2D/3D协同检测（Jiang等，2026）	二维X射线与高分辨率CT协同	负极冗余不足	μm级结构解析与缺陷定位
LSMI-YOLO（Du等，2026）	多模态融合+SE注意力+MFM多尺度融合	多种尺度的电池外观和内在缺陷	mAP50：87.5%；总体工业识别准确率：97.49%

受电池内部电势场和离子压差等因素的影响，电磁成像过程中可能产生伪影。张晓丹等人（2024）设计一种带有层析成像功能的多通道多频涡流检测系统，该系统采用5通道防干扰差分结构对电池极

© 中国图象图形学报版权所有

耳进行缺陷检测。Wei等人(2025)提出一种基于运动感应涡流信号特征的铜箔微缺陷尺寸检测方法，通过结合小波软阈值去噪与形态学滤波，并构建常春藤算法-卷积神经网络-双向长短期记忆网络-注意力机制模型进行检测。表14对上述基于电磁成像的锂离子电池缺陷检测方法进行了对比分析。

表14　电磁图像检测方法对比

Table 14　Comparison of electromagnetic image inspection methods

方法	适用场景	贡献/性能指标
原位由内向外磁共振成像检测技术(Ilott等,2018)	极耳焊接缺陷,内部金属杂质、封装气泡等	开创了电池MRI从“内部信号采集”到“外部磁场反演”的新范式,为原位无损诊断提供新路径
表面扫描磁共振成像+数字孪生模型(Romanenko等,2022)	电池结构(扁平卷芯、方形电芯)中电化学与机械缺陷(如电极退化、锂枝晶、短路等)的检测	亚毫米级缺陷的检测分辨率极限、高通量筛查能力
一种改进的磁场成像在锂离子电池检测中的应用(Brauchle等,2023)	活性材料、集电器中的元件缺失,焊缝、切口和裂纹,以及电池层之间的堵塞	检测锂离子电池内部多种类型的缺陷
层析成像技术对极耳、极板进行缺陷进行检测(张晓丹等,2024)	极耳、极板焊缝中的局部断焊,整体漏焊,焊缝变形内凹,微小缺陷等典型缺陷	有效检测出锂离子电池极耳、极板焊缝中的多种典型缺陷,最小可检测ϕ1mm的缺陷
小波软阈值+形态滤波+多特征提取+深度学习定量模型(Wei等,2025)	铜箔微缺陷	铜箔微缺陷较高的检测精度,MAE:19.32;RMSE:22.41;R2:0.992

在锂离子电池缺陷检测中，激光、红外热成像、超声、CT、X射线和电磁成像等非可见光成像方式由于其物理原理与成像局限性，导致了它们从表面形貌、热特性、内部结构、材料成分、电学性能等不同维度来检测电池的缺陷，不同的成像方式也对应了不同的优缺点。表15对用于锂离子电池缺陷检测的这6类非可见光成像方法进行了系统性对比与分析。

表15　非可见光成像方法对比

Table 15　Comparison of non-visible light imaging methods

成像方式	检测维度	适用缺陷类型	优势	不足
激光成像	表面与亚表面	鼓包、凹陷、翘曲、厚度不均	高精度表面/亚表面成像	穿透力不足,对反光材质效果不佳
红外热成像	表面温度场	焊接不良、内阻不均、微短路、热失控前兆	实时监控电池在充放电过程中的功能性缺陷,对早期热失控有较强的预警能力	无法检测电池内部结构,只能检测与稳定相关的缺陷
超声成像	内部结构与分层	极片-隔膜贴合不良、注液空洞、铝塑膜脱层、	对多层粘接界面敏感,可检测内部气泡或干区	金属集流体限制穿透深度,成像速度慢
CT成像	内部结构切片/三维	极片折叠、错位、断裂、隔膜破损	定量分析孔隙率、极片间距、缺陷体积	设备昂贵且检测速度较慢
X射线成像	内部二维结构	卷绕缺陷、结构异常	可清晰显示内部结构,对结构异常和异物检测率高	二维投影重叠对检测有影响,对低密度组件缺陷检测不敏感
电磁成像	电学性能分布	极片涂层脱落、集流体腐蚀、微短路与内阻不均、电解液干涸	对电学性能异常敏感	空间分辨率较低,信号易受环境电磁干扰

© 中国图象图形学报版权所有

4 基于三维成像的锂离子电池缺陷检测

由于二维图像缺乏深度信息，仅能表征缺陷的面积、形状、灰度和纹理等二维特征，因此难以对凹坑、划痕和电芯突起等具有三维形貌特征的缺陷进行精确量化。基于三维成像的锂离子电池缺陷检测通过获取电池表面的三维数据，重建三维几何模型，能够表征缺陷的深度、高度差和体积等几何特征，实现对凸起、凹陷及厚度偏差等缺陷的定量分析，弥补二维图像缺乏深度信息的不足。

4.1 基于三维成像与图像处理的锂离子电池缺陷检测方法

传统三维图像处理方法具有参数设置简单、易于部署和维护等优势。Liu等人(2023)中提出了一种基于改进的K近邻(k-nearest neighbors，KNN)和欧几里德聚类分割的缺陷检测方法。为了增强图像特征的表征能力，张紫建等人(2023)提出一种基于线结构光的软包电池表面检测方法，通过三维重建还原电池表面的形貌特征，结合表面条纹特性曲线，判断缺陷类型。由于三维点云数据量大，其处理过程通常需要较高的计算资源。Rehman等人(2023)提出基于三维点云的锂离子电池外观缺陷识别方法，通过特征化手段优化点云数据，减轻了计算负担，同时提取点云的法向量并计算法向量差异，在此基础上实现电池缺陷检测。Ma等人(2025b)提出一种点云下采样方法，在锂离子电池缺陷检测中引入三维点云均匀下采样方法，与其他下采样方法相比，均匀下采样能更好地保留点云的核心几何特征，同时剔除冗余数据。

法向量计算与下采样策略能够提高检测效率，但下采样会降低点云分辨率。针对动力电池盖板表面的微小焊坑、焊瘤等缺陷问题，Ma等人(2025a)提出一种基于三维点云的优化区域生长算法，通过一种用于关键点检测的缺陷聚焦Harris3D方法和一种边界微调算法(Boundary Fine-tuning，BFT)，实现了极片三维点云的缺陷检测。Lyu等人(2025)提出一种基于点云几何特征的分割算法。首先，对点云数据进行滤波降噪，其次，利用焊缝粗分割模型剔除大量非焊缝区域，并利用曲率阈值自适应算法与基于欧氏距离特征数据的区域生长算法实现焊缝的精确分割。表16对上述方法进行了对比分析。

4.2 基于三维成像与深度学习的锂离子电池缺陷检测方法

在基于三维成像的锂离子电池缺陷检测中，图像处理方法能够利用三维空间信息进行缺陷识别，但在复杂空间结构下难以保证检测精度。相比于图像处理方法，深度学习方法对复杂数据有较强的智能化特征挖掘能力，并且在多尺度和高干扰的情况下有更高的鲁棒性，同时对多种缺陷类型也有更好的识别能力。

Jian等人(2024)提出基于PointNet++改进的BDRBNet模型，不仅具备特征提取功能，还具备学习边界信息和密度信息的能力。在金属等等高反射率表面的检测中，Liang等人(2025)针对铝壳锂电池表面细微的缺陷、低对比度和金属反射，将线激光扫描三维数据经过灰度转换及泊松图像融合后，用基于YOLOv11m架构的离散小波注意力网络(discrete wavelet attention network，DWANet)实现检测。Pan等人(2025)提出一种端到端的三维点云分割模型，该模型直接处理来自结构光系统的原始点云数据，可在单一阶段同步完成缺陷定位与几何参数量化，适用于金属表面的检测场景。

针对不锈钢外壳电池表面高度反光、缺乏三维信息，且带标记的缺陷数据集稀缺的问题，Wu等人(2021a)提出三元组孪生网络模型，首先将点云的三维信息转换为灰度信息，采用MiniImageNet数据集对孪生网络模型进行训练，实现了较小样本下的高精度检测。Wu等人(2022)则使用改进BSR-SNet进行锂离子电池缺陷分类的跨域小样本学习，首先将三维点云的高度转换为灰度信息，然后使用DAGM2007预训练的BSR-SNet检测。

上述方法通过将三维数据投影为二维图像进行检测，虽然利用迁移学习缓解了小样本问题，但不可避免地损失了部分三维几何信息。Catti等人(2025)提出一种混合检测流程，采用生成式人工智能(GenAI)方法生成合成缺陷变体以扩充数据集，在模型训练过程中融入基于物理感知的合成缺陷样本，从而缓解稀有缺陷样本稀缺的问题，并将单目视觉图像与双目视觉图像进行混合CNN检测，实现电动汽车电池模组的毫米级三维缺陷检测精度。针对极片分切过程中产生的微小毛刺，Sun等人(2026)提出增强型PointNet++，通过多尺度特征增强结合

© 中国图象图形学报版权所有

表16　基于三维成像和图像处理的方法对比

Table 16　Comparison of methods based on 3D imaging and image processing

方法	实现形式	贡献/性能指标
基于改进的KNN的点云缺陷检测方法(Liu等,2023)	使用改进的KNN密度策略和聚类分割策略来区分具有缺陷特征的点云,最后基于最小二乘法的轮廓拟合来确定每个表面缺陷的几何特征	Acc:99.20%,可有效检测划痕、凹坑等多种缺陷
基于线结构光的检测方法(张紫建等,2023)	运用Steger方法提取条纹中心线,再三维重建,最后结合表面条纹特性曲线,判断缺陷类型	能够检测软包电池表面缺陷类型及受损程度
特征化手段优化点云数据(Rehman等,2023)	采用基于特征的方法对点云进行降采样,以此降低计算成本,同时提取点云的法向量并计算法向量差异,进而实现电池缺陷检测	减轻了计算负担,并精准识别电池表面缺陷
点云下采样(Ma等,2025b)	将三维点云均匀下采样方法引入电极缺陷快速检测场景	大幅节省计算耗时
DFHarris3D(Ma等,2025a)	关键点检测的缺陷聚焦Harris3D方法和边界微调算法(BFT)	提高模型分割精度
点云几何特征分割(Lyu等,2025)	对点云滤波降噪、采样粗分割后,再利用曲率阈值自适应算法实现焊缝的精确分割	缺陷区域尺寸的平均测量误差为0.041mm

注意力机制与特征融合优化,直接处理无规则点云数据,实现了微小毛刺的精确检测。表17对基于三维成像和深度学习的锂离子电池缺陷检测的相关方法进行了对比分析。

表17　基于三维成像和深度学习的方法对比

Table 17　Comparison of methods based on 3D imaging and deep learning

方法名称	实现形式	贡献/性能指标
Triplet Siamese Network(Wu等,2021a)	点云的转换为灰度信息,并以灰度图像作为目标域数据,以公开数据集MiniImageNet作为该孪生网络模型的训练数据	10个样本的小样本学习场景下Acc:80%
Cross-Domain Few-Shot Learning(Wu等,2022)	解决了小样本问题,三维点云的深度信息转换为灰度信息,然后使用DAGM 2007数据集来预训练BSR-SNet	mAP:93.30%
BDRBNet(Jian等,2024)	设计了下采样特征提取模块BDRB边界密度残差块,用于特征提取和学习边界信息、密度信息	Acc:93.8% mIoU:66.8%
DWANet(Liang等,2025)	经过灰度转换和泊松融合后,用YOLOv11m架构的离散小波注意力网络来检测	mAP50:98.60%
LGASS(Pan等,2025)	在编码器-解码器架构中融入图注意力机制,能够捕捉局部几何特征与长距离依赖关系	mAcc:92.37% mIoU:79.23%
基于混合CNN的三维缺陷定位(Catti等,2025)	将双目视觉图像与单目图像结合并采用混合CNN进行缺陷定位	实现毫米级定位精度,分割连续性较高
Enhanced PointNet++用于极片检测(Sun等,2026)	点云预处理后使用Enhanced PointNet++进行毛刺分割/检测	Recall:96.08% 误检率:6.54%

© 中国图象图形学报版权所有

5 不同成像方式及检测方法对比分析

上述章节系统总结了不同成像模式下锂离子电池缺陷检测的图像处理方法，涵盖可见光成像、非可见光成像以及三维成像等技术路线。结合锂离子电池缺陷检测技术的发展历程与应用需求，从技术适用性、检测精度和在线检测能力等方面对各类方法进行了综合比较与分析，总结了不同检测方法的优势与局限性。表19总结了本文涉及的多种成像方式及其对应的图像处理方法，并从平均检测时间、典型精度范围、浮点运算次数（floating-point operations，FLOPs）、优势与不足等方面进行了综合分析与评价。

表18 不同成像方式及检测方法对比分析

Table 18 Comparison and analysis of different imaging modalities and detection methods

方法	平均检测时间	典型精度范围	FLOPs(G)	优势	不足	硬件与部署成本
图像处理方法(可见光)	1~20ms	亚像素精度，Acc：90~99%	-	速度快、成本低、可解释性强	对复杂纹理、光照变化等适应性差	低
传统机器学习(可见光)	5~50ms	Acc：90~98%，F1：90~98%	-	较传统算法鲁棒性高，较深度学习数据要求量低	依赖人工设计特征	中低
深度学习-目标检测(可见光)	10~80ms	mAP：90~99%，Precision：90~99%	5~300	适用点状、局部缺陷、异物、破损检测，同时定位和分类	小目标、密集缺陷检测困难	高
深度学习-分割(可见光)	30~200ms	IoU：85~98%，Dice：90~99%	20~500	适用缺陷面积测量、形态检测等，像素级分割	计算量大，需要精细标注	高
深度学习-分类(可见光)	5~30ms	Acc：95~99%，F1:>95%	0.3~30	对缺陷类别判断精高，特征自动学习	无法定位缺陷位置，依赖大量标注	高
深度学习-小样本检测(可见光)	15~100ms	Precision提升5~20%，F1提升10~25%	10~350	缓解缺陷数据不足及样本不平衡，提高泛化能力	生成质量波动，可能产生伪缺陷	高
深度学习-Transformer(可见光)	25~200ms	mAP/F1较CNN通常提升1~5%	20~800	全局建模能力强，对复杂场景的检测能力较强	参数量大，训练成本高，实时性低	高
激光成像(非可见光)	300~800ms	μm级高度误差，Acc:>95%	5~300	高精度三维及表面信息，抗环境光线干扰能力强	窄深式微结构和高反光表面效果差	高
红外成像(非可见光)	100~1000ms	温度分辨率mK级，Acc：90~99%	5~300	检测电池内部和表面温度异常、热失控前兆	空间分辨率低	高
超声成像(非可见光)	3~60s	缺陷定位mm级，Acc:>97%	10~350	检测电池内部深层缺陷	检测速度较慢，难以在线检测	较高
CT成像(非可见光)	10~100min	μm~几十μm分辨率，Acc:>99%	100~2000	多角度，多层次检测电池内部缺陷	成本高昂、速度较慢	较高
X射线成像(非可见光)	100~3000ms	μm级分辨率，Acc:>97%	5~500	穿透力强、可检测电池内部结构缺陷，速度快于超声和CT	射线辐射、成本高	较高
电磁成像(非可见光)	4~500s	缺陷定位mm级，Acc:85~97%	5~300	对电流、磁场等内部“隐性”缺陷敏感	检测材料受限	较高
图像处理(三维成像)	0.1~10s	点云误差μm~mm，Acc:92~99%	-	直接获得几何尺寸和形貌	半透明材料特征不明显	高
深度学习(三维成像)	0.05~2s	mAP/F1:>90%，Acc:92~98%	50~3000	能理解复杂空间结构	计算量较大、标注困难	高

© 中国图象图形学报版权所有

可见光成像因具有设备成本低、分辨率高、便于人工观察与标注等优势，在锂离子电池缺陷检测中应用最为广泛。适用于软包电池、圆柱电池和方形电池的表面缺陷检测，包括划伤、破损、异物等缺陷；同时适用于电芯（极片）表面的针孔、箔材破损、褶皱等缺陷检测。根据检测任务复杂程度、背景干扰及光照条件的不同，可见光检测方法主要包括图像处理、传统机器学习和深度学习三类。图像处理方法基于灰度、边缘、纹理等人工设计特征实现缺陷检测，具有实时性高、实现简单等优点，但对复杂背景、光照变化及多样化缺陷的适应能力有限。传统机器学习方法通过人工提取特征并结合分类器进行识别，相较于图像处理方法提高了复杂缺陷的表征能力，但仍受限于人工特征设计，泛化能力不足。深度学习方法能够自动学习多层次特征，在复杂背景、弱特征及多类别缺陷检测中具有显著优势，但通常依赖大量标注数据且计算资源需求较高。针对缺陷样本稀缺问题，小样本学习通过数据增强、迁移学习、跨域学习及样本生成等策略提升模型在有限样本条件下的泛化能力。近年来，Transformer方法凭借全局特征建模和长距离依赖建模能力，进一步提升了复杂场景和多尺度缺陷检测性能，但仍存在模型规模大、数据需求高及实时部署能力不足等问题。

尽管可见光成像在锂离子电池表面缺陷检测中具有成本低、效率高和信息直观等优势，但其对于亚表面缺陷、内部结构异常、温度分布异常以及电化学性能变化等问题的检测能力有限。因此，研究者提出了多种基于非可见光成像检测方法。其中，基于激光的检测方法能够利用高精度表面形貌信息，实现对针孔、鼓包、翘曲等表面及亚表面缺陷的有效检测。基于红外热成像的方法通过分析电池表面温度场分布，可用于检测热异常、局部发热以及材料分布不均等缺陷。超声、X射线及CT成像技术具有较强的穿透能力，能够获取电池内部结构信息，在内部裂纹、分层、异物以及结构缺陷检测方面具有明显优势。电磁成像方法基于材料电磁特性变化实现缺陷表征，在微短路、电流异常以及电学性能异常检测等方面具有较好的应用潜力。

基于三维成像的锂离子电池缺陷检测方法通过引入空间结构、深度、高度及体积等三维信息，增强了缺陷检测的空间感知能力，有效弥补了二维成像方法在缺陷空间尺度表征方面的不足。对于表面凹陷、凸起、划痕以及形貌异常等缺陷，三维成像方法能够提供更准确的几何信息，实现高精度检测与定量分析。基于三维图像处理的方法主要利用点云、深度图或三维重建数据，通过几何分析、曲面拟合及特征提取等实现缺陷检测，具有较好的可解释性和测量精度，但对数据质量和成像条件较为敏感。随着深度学习的发展，基于三维数据的深度学习方法能够自动学习空间特征，有效提升复杂缺陷的识别能力和检测精度。然而，该类方法计算复杂度较高，对数据规模和硬件资源要求较高，在实时检测和工程应用中仍面临一定挑战。

6 存在的问题及展望

6.1 存在的问题

在众多学者、科研人员和一线工程师的共同努力之下，锂离子电池缺陷检测技术已经取得了显著性进展。在很多的应用场景中，基于可见光/非可见光图像的锂离子电池缺陷检测项目已经在自动化生产线投产。但是，目前锂离子电池缺陷检测中仍然存在很多的不足和问题，其中以下问题尤为突出：

1）缺陷样本不平衡

锂离子电池组件生产制造过程中，由于工艺或制程的原因，导致部分组件的缺陷样本类别不平衡，即便通过人工制造缺陷，其成本也过高，模型难以达到理想的检测效果。

2）非标准化的检测系统开发与维护成本较高

在锂离子电池缺陷检测过程中由于电池种类和组件繁多，且检测要求不一致，标准化大批量生产和复制较为困难，导致成本较高。

3）不同尺度的缺陷检测难以兼容

在极片、整体外观等组件检测中，因为组件尺寸较大，同时要保证对小尺度的缺陷检测能力，因此需要较高的检测精度，导致图像尺寸较大。兼容不同尺度缺陷的检测能力，同时保证较高的检测速度，目前仍是行业痛点。

4）多模态融合缺陷检测难以实现

由于成本、调试周期和系统耦合等问题，目前融合多种成像方式的多模态检测相关应用还较少，对锂离子电池的检测还是以单一图像类型为主。适用于较少的缺陷类型检测，难以一次性检测全部缺陷类型，缺陷检测的精度和综合检测能力还有较大的

© 中国图象图形学报版权所有

提升空间。

5)产品多样化带来的泛化问题

不同型号的锂离子电池,其形态、材质、表面反射特性和纹理等都存在一定差异,一套检测方法难以在多个检测需求中复用,对传统图像处理算法和深度学习类算法的适用性提出了较高的要求。

6)检测规范不明确

目前业内缺乏统一的缺陷判定标准,不同企业对“轻微划痕”和“可接受缺陷”的定义存在差异,导致检测结果的一致性差以及检测标准的分级出现偏差。

7)非可见光成像检测设备后期维护困难

对如三角激光、CT、电磁成像等设备,一旦检测的电池组件发生更换,其重新调试和维护升级的难度较大。

6.2 展望

虽然目前基于可见光/非可见光的锂离子电池缺陷检测在学术界和工业应用中取得了一系列的进展,但是现阶段技术中还是存在很多不足,针对现有的技术难题,关于未来有如下展望和期待:

1)跨域缺陷生成类方法

将非锂离子电池行业图像的缺陷区域,如铝材表面、蓝膜、铝塑膜等,对其缺陷区域进行风格转换,使其图像风格和锂离子电池组件图像风格一致。并将图像风格转换后的缺陷区域图像和无缺陷的锂离子电池组件背景区域进行融合,生成较为逼真的缺陷样本。

2)视觉高清化升级

通过微距相机、高分辨率线扫相机、偏振成像结合特定光场照明等方式,提升图像分辨率。针对极片掉料、划痕、露铜、气泡、封边褶皱等细微表面缺陷,成像分辨率向亚微米级别提升。

3)行业标准数据集与大模型

构建行业标准数据集,如极片工序:涂布缺陷、颗粒杂质、毛刺检测,以可见光、激光、和红外图像为主。极片卷叠工序:极耳折弯、极片错位、隔膜破损、电芯不对齐等,以X射线、CT、超声图像为主。封装检测:外壳破损、鼓边、异物、封装缺陷、脏污检测等,主要以可见光和三维成像为主。减少后续图像采集和模型预训练等工作。针对极片、电芯、模组等构建统一的缺陷分类标准与数据集。

4)多模态融合检测

融合可见光+紫外光+红外光组合成像,利用不同波长的成像特性和优势对如:极片氧化、极片表面涂层不均匀,蓝膜褶皱、浅划痕、电解液渗漏等场景进行检测。通过可见光+红外+X射线成像,一次性检测锂离子电池的外观,内部短路、接触不良,内部异物、电芯变形、极耳焊接不良等缺陷。在多个图像中综合分析缺陷,提升缺陷判定的准确率。

5)检测流程闭环

实时统计与分析锂离子电池检测环节的数据,如:极片涂布环节中根据缺陷类型实时调整喷涂工序和优化喷涂参数;极片卷叠工序实时检测电芯是否变形和膨胀等,统计相关缺陷类型和缺陷产生概率优化对应的环节。

6)检测模型的轻量化与精细化

针对具体检测场景,如:极片、电芯、封装模组等,对其检测模型进行优化和剪枝。使得检测模型更加适配锂离子电池的检测需求和成像方式,减少冗余结构,提升模型检测速度与减少硬件依赖。

7 结 论

基于图像的锂离子电池缺陷检测方式,是目前该领域的重要研究方向。本文按照可见光成像、非可见光成像和三维成像检测形式对锂离子电池缺陷检测进行了全面综述。分析了不同成像方式的适用场景和实现形式,归纳了这些方法的优势与不足。基于可见光成像的检测方法,在锂离子电池组件表面缺陷检测中表现出色。其中图像处理方法适用于背景和特征简单的检测场景,机器学习类方法针对复杂图像,而小样本生成和Transformer方法较常规深度学习方法有一定精度提升。基于非可见光成像的锂离子电池缺陷检测方法,能够探测锂离子电池的内部结构缺陷以及检测可见光图像无法呈现的缺陷类型。基于三维成像方式的锂离子电池缺陷检测,则加强了缺陷检测的空间感知能力。上述这些成像方式从微观结构到整体形态提供了多维的信息,提升了基于图像的锂离子电池缺陷检测能力。最后,对现有的锂离子电池缺陷检测中的问题进行了探讨和总结,并展望了未来的研究方向。

© 中国图象图形学报版权所有

参考文献(References)

Alfraheed M I. 2025. A review of measurement methods for lithium-based battery defect and degradation analysis. International Journal of Modelling and Simulation, 40(3): 1-19. [DOI: 10.1080/02286203.2025.2479667]

An J, Awenlimobor A E, Xu J and Ma M M. 2026. Deep learning-based image classification of 18650 lithium-ion battery structural health using x-ray micro-computed tomography. Batteries, 12(7): #238. [DOI:10.3390/batteries12070238]

Amin A, Geiping P V, Odungat A S, Özcan F and Segets D. 2025. Thermal imaging for quality control in thin silicon-based coatings for lithium-ion batteries: defect detection, drying dynamics, and machine learning-based mass loading estimation. Small Methods, 9(7): #2402079 [DOI:10.1002/smtd.202402079]

Bai W, Bu C, Chen P, Huang X, Liu G and Li R, et al. 2025. Study on multimodal excitation infrared thermography for surface damage detection of lithium battery pole piece. Nondestructive Testing and Evaluation, 1-17 [DOI:10.1080/10589759.2025.2508427]

Blažek P, Guricova P, Klvac O, Brinek A, Kazda T and Zelenka F, et al. 2024. Multiscale 3D analysis of defects and temporal development of electrode morphology in lithium-ion batteries by X-ray computed tomography. Journal of Power Sources, 105(1): 69-76 [DOI:10.1149/ 10501.0069ecst]

Brauchle F, Grimsmann F, Von Kessel O and Birke KP. 2023. Defect detection in lithium ion cells by magnetic field imaging and current reconstruction. Journal of Power Sources, 558: #232587 [DOI:10.1016/j.jpowsour.2022. 232587]

Bu C, Huang X, Bai W, Chen P, Feng J and Zhou R, et al. 2025. Infrared defect detection for battery pole piece using continuous laser-line scanning and entropy-based fusion. Quantitative InfraRed Thermography Journal, 1-15. [DOI: 10.1080/17686733.2025.2608390]

Catti P, Fabbro L and Nikolakis N. 2025. On a hybrid cnn-driven pipeline for 3d defect localisation in the inspection of ev battery modules. Sensors, 25(24): #7613 [DOI:10.3390/ s25247613]

Chen J Z and Wu Y M. 2021. Machine vision-based defect detection for cathode and anode redundancy of lithium batteries. Modular Machine Tool & Automatic Manufacturing Technique, (12): 75-78 (陈家智, 吴永明. 2021. 基于机器视觉的锂电池正负极冗余度缺陷检测. 组合机床与自动化加工技术,(12):75-78) [DOI: 10.13462/j. cnki.mmtamt.2021.12.018]

Chen X, Liu M, Niu Y, Wang X and Wu Yc. 2024. Deep-learning-based lithium battery defect detection via cross-domain generalization. IEEE Access, 12: 78505- 78514 [DOI: 10.1109/ACCESS.2024.3408718]

Chen Y R, Gao R, Wu W H, Tang H and Yuan L. 2023. Defect detection method for current collector disc of new energy battery based on improved YOLOv5. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 37(5): 58-67 (陈彦蓉, 高刃, 吴文欢, 唐海, 袁磊. 2023. 改进YOLOv5的新能源电池集流盘缺陷检测方法. 电子测量与仪器学报, 37(5): 58-67) [DOI: 10.13382/j.jemi.B2205968]

Chen Y, Pan T and Tian J. 2025a. A lightweight adaptive network with context fusion for battery defect detection. Measurement Science and Technology, 36(10): #105401 [DOI: 10.1088/1361-6501/ae09c6]

Chen Z S, Zuo W and Hu B. 2025b. Few-shot surface defect detection of lithium batteries based on deep transfer learning// Equipment Intelligent Operation and Maintenance. Hefei, China: CRC Press: 352-357 [DOI:10.1201/9781003470083-33]

Chen Z, Hu B and Zuo W. 2025c. Cross-object transfer learning-based few-shot surface defect detection of lithium batteries. International Journal of Intelligent Systems, 1): #4904188 [DOI: 10.1155/int/4904188]

Cheng D, Wang S, Li C, Xie h, Sha W and Cao YC. 2024. BatteryGPT: Battery anomaly detection based on multimodal large language model// 2024 5th International Conference on Power Engineering. Shanghai, China: IEEE: 516-521 [DOI: 10.1109/ICPE64565.2024.10929157]

Condon A, Buscarino B, Moch E, Sehnert W, Miles o and Herring P, et al. 2024. A dataset of over one thousand computed tomography scans of battery cells. Data in Brief, 55: #110614 [DOI: 10.1016/j.dib.2024.110614]

Dandage H K, Lin K M, Lin H H, Chen Y J and Tseng K S. 2021. Surface defect detection of cylindrical lithium-ion battery by multiscale image augmentation and classification. International Journal of Modern Physics B, 35 (14): #2140011 [DOI: 10.1142/S0217979221400117]

Dayani S, Markötter H, Schmidt A, Widjaja MP and Bruno G. 2023. Multi-level X-ray computed tomography (XCT) investigations of commercial lithium-ion batteries from cell to particle level. Journal of Energy Storage, 66: #107453 [DOI: 10.1016/j. est. 2023. 107453]

Din N U, Zhang L and Yang Y. 2023. Automated battery making fault classification using over-sampled image data CNN features. Sensors, 23(4): 19-27 [DOI:10.3390/s23041927]

Din N U, Zhang L, Nawaz M S and Yang Y. 2024. Multi-model feature aggregation for classification of laser welding images with vision transformer. Journal of King Saud University-Computer and Information Sciences, 36(5): #102049 [DOI: 10.1016/j.jksuci.2024.102049]

Din N U, Zhang L, Zhou Y, Chen Z, Yao Y and Yang Z, et al. 2023. Laser welding defects detection in lithium-ion battery poles. Engineering Science and Technology, an International Journal, 46: #101495 [DOI:10.1016/j.jestch. 2023.101495]

© 中国图象图形学报版权所有

Du Z, Ma Z, Yang Y, Zhang D Y, Song H D and Zhang X Q, et al. 2026. Research on a unified multi-type defect detection method for lithium batteries throughout their entire lifecycle based on multimodal fusion and attention-enhanced YOLOv8. Sensors, 26(2): #635 [DOI:10.3390/s26020635]

Foumani M, Azarakhsh S and Dahesh A. 2025. A hybrid stacking-bayesian model for defect detection in the lithium-ion battery industry. IFAC-PapersOnLine, 59(10): 88-93 [DOI: 10.1016/j.ifacol.2025.09.017]

Gao C X, Xu Z Z, Wu D Y, Yu C Q and Sang N. 2024. A review of real-time semantic segmentation based on deep learning. Journal of Image and Graphics, 29(5):1119-1145 (高常鑫, 徐正泽, 吴东岳, 余昌黔, 桑农. 2024. 深度学习实时语义分割综述. 中国图象图形学报, 29(5):1119-1145)[DOI: 10.11834/jig.230659]

Guo S and Xing Z. 2023. Automatic visual pit detection system for bottom surface of cylindrical lithium battery. IEEE Access, 11: 56538-56549 [DOI:10.1109/ACCESS.2023. 3283576]

He T, Zhang C J, Lei Z and Wang Z J. 2024. Detection method for surface pit defects of pouch lithium-ion batteries. Battery Bimonthly, 54(3): 358-363 (何涛, 张成娟, 雷卓, 王正家. 2024. 软包装锂离子电池表面凹坑缺陷检测方法. 电池, 54(3): 358-363) [DOI:10.19535/j.1001-1579.2024.03. 014]

Hong Y, An W, Jiang H J and Chen F. 2023. Welding quality inspection of lithium battery end covers based on pulsed infrared thermography. Infrared Technology, 45(10): 1052-1058 (洪颖, 安伟, 江海军, 陈飞. 2023. 基于脉冲红外热成像技术的锂电池端盖焊接质量检测. 红外技术, 45(10): 1052-1058) [DOI: 10.11895/j.issn.1001-8891.2023. 10.008]

Ilott A J, Mohammadi M, Schauerman C M, Ganter M and Jerschow A. 2018. Rechargeable lithium-ion cell state of charge and defect detection by in-situ inside-out magnetic resonance imaging. Nature Communications, 9 (1): #1776 [DOI: 10.1038/s41467-018-04192-x]

Jansche A, Kopp A, Bernthaler T, and Schneider G. 2023. ConvNeXt adaptions in convolutional neural networks for defect detection in Li-ion batteries. [EB/OL]. https://www.researchgate.net/publication/375792560

Jian Z B, Gao H C, Guo Z H, and Chang C T. 2024. BDRBNet: an efficient network for semantic segmentation of industrial point clouds// Fifth International Conference on Control, Robotics, and Intelligent System. Macau, China: SPIE: 13404: 244-254 [DOI: 10.1117/12.3050196]

Jiang Y, Luo Z, Li R, Zhu G and Chen C C. 2026. Anode redundancy failure diagnosis of commercial lithium - ion batteries based on synergistic 2D/3D X-ray and high-resolution computed tomography. ACS Sustainable Chemistry & Engineering, 14(7): 3711-3721. [DOI: 10.1021/acssuschemeng.5c13285]

Jones M P, Reid H T, Young R S, Kok M, Iacoviello F and Shearing P R, et al. 2026. Battery_XCT_Workflows: extracting quality metrics from X-ray computed tomography of Li-ion cells. MethodsX, 16: #103856. [DOI: 10.1016/j.mex.2026.103856]

Kang D J , Son S Y, Choi D H. 2025. Battery pouch cell defect detection system using YOLOv11 lightweight model. Journal of Electrochemical Science and Technology. 17(2):142 - 7.[DOI:10.33961/jecst.2025.00717]

Kim S. 2024. Defect detection in laser-welded battery tabs using deep learning with imbalanced class datasets. Ulsan: National Institute of Science and Technology

Kim W, Lee J, Shim J, Cho S and Chol H. 2025. Fuzzy logic-based filtering for defect detection in automated X-ray inspection during the production of lithium-ion battery pouch cells. Nuclear Engineering and Technology, 57 (10): #103739 [DOI: 10.1016/j. net. 2025. 103739]

Klarák J, Chen L, Cikalova U, Malík P, Andok R and Bendjus B. 2025. Defect detection in battery electrode production using supervised and unsupervised learning with laser speckle photometry data. Advances in Science and Technology Research Journal, 19 (4): 258-269 [DOI:10.12913/ 22998624/200823]

Kong X B, Peng L S, Jiang C F, Li S S and Huang S L. 2026. Research progress and comparative analysis of non-destructive testing technologies for lithium batteries. Transactions of China Electrotechnical Society, 1-27 (孔祥博, 彭丽莎, 蒋超凡, 李世松, 黄松岭. 2026. 锂电池无损检测技术研究进展与比较分析. 电工技术学报, 1-27) [DOI:10.19595/j.cnki.1000-6753.tces.250943]

Kriegler J, Liu T, Hartl R, Lucas H and Michael F, 2023. Automated quality evaluation for laser cutting in lithium metal battery production using an instance segmentation convolutional neural network. Journal of Laser Applications, 35(4). 042072 [DOI: 10.2351/7.0001213]

Ku D and Pahk H J. 2024. Enhancing battery exterior defect inspection accuracy through defect-background separated GAN development. IEEE Access, 12: 44286-44305 [DOI: 10.1109/ACCESS. 2024. 3380618]

Lee M, Lee J, Shin Y and Lee H. 2023. Multiscale imaging techniques for real-time, noninvasive diagnosis of li-ion battery failures. Small Science, 3(11):# 2300063. [DOI:10.1002/smsc.202300063]

Li B W, Yang X L, Ge X J, Zhou F and Li D Y. 2025. Research progress of surface defect detection methods for lithium-ion battery electrode sheets. Chinese Journal of Scientific Instrument, 46(1): 125-146 (李博文, 杨续来, 葛肖尽, 周帆, 李渡阳. 2025. 锂离子电池极片表面缺陷检测方法研究进展. 仪器仪表学报, 46(1): 125-146) [DOI:10.19650/ j.cnki.cjsi.J2413335]

Li H, Xia G, Jiang W, Lu R Q and Liu C. 2024. Application progress of ultrasonic testing for lithium battery defects. Journal of Instrumental Analysis, 43(12): 2043-2052 (李浩, 夏广, 姜伟, 陆瑞强, 刘超. 2024. 超声检测锂电池缺陷的应用进展. 分析测试学报, 43 (12): 2043-2052) [DOI:10. 12452/j.fxcsxb.24031902]

Li M L, Xia D M, Lin G Y and Zhao S S. 2025. Intelligent detection

© 中国图象图形学报版权所有

method for Mylar film damage of lithium batteries based on CT scanning. CT Theory and Applications, 34(4): 551-559 (李梦磊, 夏迪梦, 林国杨, 赵树森. 2025. 基于CT扫描的锂电池Mylar膜破损智能检测方法. CT理论与应用研究, 34(4): 551-559) [DOI:10.15953/j.ctta.2025.061]

Li Y D. 2023. Research on Classification Detection Technology for Lithium Battery Electrode Defects. Beijing: Tsinghua University. (李亚栋. 2023. 锂电池极片缺陷分级检测技术研究. 北京:清华大学)

Li Y W, Sun H R, Hu Y M and Han Y J. 2023. Electrode defect detection algorithm based on YOLO with attention mechanism and multi-scale feature fusion. Control and Decision, 38(9), 2578 - 2586 (李雅雯, 孙浩然, 胡跃明, 韩有军. 2023. 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. 控制与决策, 38(9): 2578-2586) [DOI:10.13195/j.kzyjc.2022.0772]

Liang H, Lu Z, Yan Y, Wang S and Ou H. 2025. Discrete wavelet-attention network for battery surface defect detection. Measurement, 258: #119519 [DOI:10.1016/ j.measurement.2025.119519]

Liu B, Shi W F, Liu M M, Zhou Y and Liu P. 2025. Unsupervised industrial defect detection integrating knowledge distillation and memory mechanism. Journal of Image and Graphics, 30(3): 660-671 (刘兵, 史伟峰, 刘明明, 周勇, 刘鹏. 2025. 融合知识蒸馏与记忆机制的无监督工业缺陷检测. 中国图象图形学报, 30(3):660-671) [DOI: 10.11834/jig.240202]

Liu X, Wu L, Guo X, Andriukaitis D, Królczyk G and Li Z. 2023. A novel approach for surface defect detection of lithium battery based on improved K-nearest neighbor and Euclidean clustering segmentation. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 127(1): 971-985 [DOI:10.1007/s00170-023-11507-w]

Liu X, Song P B, Bao F X and Du H W. 2026. Small object detection integrating wavelet convolution and frequency-domain attention. Journal of Image and Graphics, 31(4): 1125-1141 (刘旭, 宋佩博, 包芳勋, 杜宏伟. 2026. 融合小波卷积与频域注意力的小目标检测. 中国图象图形学报, 31(4): 1125-1141) [DOI: 10.11834/jig.250293]

Lu Y S, Tang Y J, Ma X R and Liu S. 2022. Classification of coating defects on lithium battery electrode sheets using convolutional neural network. Packaging Engineering, 43(9): 231-238 (鲁永帅, 唐英杰, 马鑫然, 刘爽. 2022. 应用卷积神经网络的锂电池极片涂布缺陷分类. 包装工程, 43(9): 231-238) [DOI:10.19554/j.cnki.1001-3563.2022.09.031]

Lyu Q H, Zhao Y, He W G, Ou Y and Wang Z R. 2025. Research on laser welding defect detection method of power battery based on 3D vision. Laser & Optoelectronics Progress, 62(4): 155-165 (吕庆海, 赵阳, 何卫国, 欧阳辉, 王中任. 2025. 基于三维视觉动力电池激光焊接缺陷检测方法研究. 激光与光电子学进展, 62(4): 155-165) [DOI:10. 3788/LOP241442]

Ma R, Li C, Xing Y, Ma R and Feng F, et al. 2025a. Defect focused Harris3D & boundary fine-tuning optimized region growing: Lithium battery pole piece defect segmentation. Measurement, 242: #116147 [DOI: 10.1016/j.measurement. 2025.116147]

Ma R and Li X. 2025b. 3D point cloud uniform downsampling method for fast electrode defect detection// Second International Conference on Power Electronics and Artificial Intelligence. Guangzhou, China: SPIE: 13657: 951-956 [DOI:10.1117/12.3066776]

Mao W, Li L, Tao Y and Zhou W. 2023a. Surface defect image classification of lithium battery pole piece based on deep learning. IEICE Transactions on Information and Systems, 106(9): 1546-1555 [DOI:10.1587/transinf.2023EDP7058]

Mao Z, Zhou J and Zhou N. 2023b. Generation of defective lithium battery electrode samples based on diffusion models//2023 4th International Conference on Information Science, Parallel and Distributed Systems. Guangzhou, China: IEEE: 291-294 [DOI: 10.1109/ISPDS58840.2023. 10235577]

Mattern A, Gerdes H, Grunert D and Schmitt RH. 2025. A comparison of transformer and CNN-based object detection models for surface defects on li-ion battery electrodes. Journal of Energy Storage, 105: #114378 [DOI:10.1016/ j.est.2024.114378]

Mi Y and Zeng X J. 2022. Detection of the distance between cathode and anode of lithium batteries based on X-ray images. Laser & Optoelectronics Progress, 59(10): 72-80 (米勇, 曾祥进. 2022. 基于X光图像的锂电池正负极距离检测. 激光与光电子学进展, 59(10): 72-80) [DOI:10. 3788/LOP202259.1010001]

Ni J, Pan X, Shi P, Gu Y and Cao W. 2025. A lithium batteries bottom surface defect detection model based on dual-path downsampling. Measurement Science and Technology, 36(9): #095901 [DOI:10.1088/1361-6501/adf875]

Ni J, Wu Y, Xu J and Liu Y. 2021. Rd-grf for automatic classification of surface defects of lithium-ion battery electrodes//2021 40th Chinese Control Conference. Shanghai. China: IEEE: 7395-7399 [DOI:10.23919/ CCC52363.2021.9549306]

Pan W, Wu Y, Tang W, Lu Q and Zhang Y. 2025. An improved graph attention network for semantic segmentation of industrial point clouds in automotive battery sealing nail defect detection. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 123: #112793 [DOI:10.1016/j.engappai.2025. 112793]

Pan Y, Kong X, Yuan Y, Sun Y, Han X and Yang H, et al. 2023. Detecting the foreign matter defect in lithium-ion batteries based on battery pilot manufacturing line data analyses. Energy, 262: #125502 [DOI:10.1016/j.energy.2022.125502]

Park J, Shin S and Sohn H. 2024. Weld defect inspection of cylindrical secondary batteries based on active thermographic measurement with thermal magnification// 11th European Workshop on Structural Health Monitoring, Potsdam, Germany: NDT.net [DOI:10.58286/29738]

Peng J, Xue M and Lou Y. 2021. Automatic internal wrinkles detection of lithium-ion batteries using convolutional neural network//2021 IEEE 17th International Conference on Automation Science and

© 中国图象图形学报版权所有

Engineering. Lyon, France: IEEE: 1422-1427 [DOI: 10.1109/CASE49439.2021.9551649]

Qian Y Y, Wei W and Chen D. 2022. Lithium battery X-ray image enhancement algorithm based on improved MSR. Electronic Measurement Technology, 45(9): 113-120 (钱玉洋, 魏巍, 陈灯. 2022. 基于改进MSR的锂电池X射线图像增强算法. 电子测量技术, 45(9): 113-120) [DOI:10.19651/j.cnki.emt.2208823]

Qiang M X and Wang Q. 2025. Research progress of defect detection for power battery components based on two-dimensional image processing and machine learning. Instrument Technique and Sensor, 49(8): 1245-1254 (墙明星, 王权. 2025. 基于二维图像处理与机器学习的动力电池部件缺陷检测研究进展. 仪表技术与传感器, 49(8): 1245-1254) [DOI: 10.3969/j. issn. 1002-1841.2025.08.014]

Qiao Z, Lin M and Lin J. 2024. WARM: A wavelet adaptive restoration module for surface anomaly detection. Measurement, 232: #114689 [DOI:10.1016/j.measurement. 2024.114689]

Rao C and Lan Y. 2025. Dual-stream feature fusion network for electrode sheet defect detection in lithium-ion batteries//2025 10th International Symposium on Advances in Electrical, Electronics and Computer Engineering. Xi'an, China: IEEE: 561-565 [DOI: 10.1109/ISAEECE66033.2025. 11160053]

Rehman Z U, Wang X, Alsumeri A A A, Khan MAA and Ma H. 2023. 3D point cloud-based lithium battery surface defects detection using region growing proposal approach// International Workshop on Advanced Computational Intelligence and Intelligent Informatics. Beijing, China: Springer: 3-14 [DOI: 10.1007/978-981-99-7590- 7_1]

Riaz W, Qi X, Ji J and Ullah A. 2025. Multi-Scale feature convolutional modeling for industrial weld defects detection in battery manufacturing. Fractal and Fractional, 9(9): 611 [DOI: 10.3390/fractalfract9090611]

Romanenko K and Jerschow A. 2022. Numerical modeling of Surface-Scan MRI experiments for improved diagnostics of commercial battery cells. Journal of Magnetic Resonance Open, 10: #100061 [DOI: 10.1016/j.jmro.2022.100061]

Schoo A, Moschner R, Hülsmann J and Kwade A. 2023. Coating defects of lithium-ion battery electrodes and their inline detection and tracking. Batteries, 9(2): #111 [DOI:10.3390/ batteries9020111]

Sampath V, Lee A S, Miller S D, Paulson N, Zhang Y and Ward L, et al. 2026. A Defect Dataset for Electrode Coating Manufacturing[J]. Scientific Data. [DOI:10.1038/s41597 -025-06419-1]

Shin S, Park J, Yi K, Iv C F and Sohn H. 2025. Laser thermography inspection of weld defect in lithium-ion battery cap. Journal of Energy Storage, 109: #115106. [DOI:10.1016/j.est.2024.115106]

Su Y T, Jing M Y, Jing P G and LIU X Y. 2025. Battery defect detection method based on photometric stereo and deep learning. Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition), 54(12): 3653-3659 (苏育挺, 景梦瑶, 井佩光, 刘先燚. 2025. 基于光度立体和深度学习的电池缺陷检测方法. 吉林大学学报(工学版), 54(12): 3653-3659) [DOI:10.13229/j.cnki.jdxbgxb.20230130]

Sun B, Zhang C, Liu S, Xu Z and Li L. 2024a. Ultrasonic inspection of pouch-type lithium-ion batteries: a review. Nondestructive Testing and Evaluation, 39(6): 1345-1378 [DOI: 10.1080/10589759.2024.2317866]

Sun D, Chen J, Wu P, Pan Y, Zhong H and Deng Z, et al. 2024b. Mask-Space Optimized Transformer for Semantic Segmentation of Lithium Battery Surface Defect Images. Mathematics, 12(22): 3627 [DOI: 10.3390/math12223627]

Sun Y, Niu Y, Chen T, Chen J J, Hu C W, Chen F and Zhou Z H, et al. 2026. Toward clean production of power batteries: An electrode burr detection method fusing line laser scanning and enhanced PointNet++. Journal of Cleaner Production, 542: #147604. [DOI: 10.1016/j.jclepro.2026.147604]

Tan K, Lv H, Li B, Zhou Y, You J and Li X, et al. 2024. Performance evaluation of surface defect segmentation with a new battery surface gray dataset//2024 IEEE International Conference on Signal, Information and Data Processing, Zhuhai. China: IEEE: 1-6, [DOI:10.1109/ICSIDP62679. 2024.10868059]

Tang D, Xu C, Xu G, Cui S and Zhang S. 2025. Non-contact laser ultrasound detection of internal gas defects in lithium-ion batteries. Sensors, 25(7): 20-33 [DOI:10.3390/ s25072033]

Tian L, Dong C, Qi H, Fu G and Jia H J. 2025. Live-stream infrared perception for lithium-ion battery thermal diagnosis. iScience, 28(12): #113774. [DOI:10.1016/j.isci.2025. 113774]

Wang Y, Lai X, Chen Q, Han X, Lu L and Ouyang M, et al. 2024. Progress and challenges in ultrasonic technology for state estimation and defect detection of lithium-ion batteries. Energy Storage Materials, 69: #103430 [DOI:10.1016/ j.ensm.2024.103430]

Wei B, Wen S, Peng L, Zhang J, Z Han Z and Huang S. 2025. A quantification method for micro-defect size in copper foil based on motion-induced eddy current signal characteristics. Measurement Science and Technology, 36(2): #026113 [DOI: 10.1088/1361-6501/ad9bd7]

Wei L, Lu J and Li J. 2026. MSA-YOLO: multi-scale adaptive network for surface defect detection of cylindrical lithium battery. Nondestructive Testing and Evaluation, [DOI: 10.1080/10589759.2026.2671365]

Weiss M, MRZLJAK K, VON SCHMID M, Erbachl G F, Brierley N and Meisen T. 2026. Material-resolving computed tomography of lithium-ion batteries using deep learning. NDT & E International, 158: #103565. [DOI: 10.1016/j.ndteint.2025.103565]

Westhoff D, Finegan D P, Shearing P R and Schmidt V. 2018. Algorithmic structural segmentation of defective particle systems: a lithium-ion battery study. Journal of microscopy, 270(1): 71-82 [DOI:10.1111/jmi.12653]

Wu K and Tan J. 2021. TRIPLET siamese network model for lithium-ion

© 中国图象图形学报版权所有

battery defects classification using few-shot learning approach// Journal of Physics: Conference Series. Wuxi. China: ICAITA: 2078(1): #012037 [DOI:10.1088/1742-6596/2078/1/012037]

Wu K, Tan J and Liu C. 2022. Cross-domain few-shot learning approach for lithium-ion battery surface defects classification using an improved Siamese network. IEEE Sensors Journal, 22(12): 11847-11856 [DOI:10.1109/JSEN. 2022.3161331]

Xia Q G and Liu C C. 2020. Surface defect inspection of new energy vehicle battery based on optical ultra-precision detection. Laser Journal,41(11): 188-192 (夏庆国, 刘呈呈. 2020. 基于光学超精密检测的新能源汽车电池表面缺陷检验.激光杂志,41(11): 188-192) [DOI:10.14016/j.cnki.jgzz.2020.11.188]

Xie J X, Wu P, Chen J, Pan Y C, Zhong H S and Deng Z H, et al. 2025. A real time segmentation network for lithium battery surface defect detection. Scientific Reports, 15(1): #40674 [DOI: 10.1038/s41598-025-18315-0]

Xie Y, Xu X and Liu S Y. 2024. Machine vision-based detection of surface defects in cylindrical battery cases. Journal of Energy Storage, 101(11): 39-49 [DOI:10.1016/j.est.2024. 113949]

Xing Y X, Liu Z W, Xing Y F and Wang W B. 2025. BDD-DETR: High-efficiency small target perception for lithium battery surface defect detection. Energy Storage Science and Technology, 14(1): 370-379 (邢远秀, 刘颛玮, 邢玉峰, 王文波. 2025. BDD-DETR: 高效感知小目标的锂电池表面缺陷检测.储能科学与技术, 14(1): 370-379) [DOI:10.19799/j.cnki.2095-4239.2024.0591]

Xu C L, Li L, Li J and Wen C. 2021. Surface defects detection and identification of lithium battery pole piece based on multi-feature fusion and PSO-SVM. IEEE Access, 9: 85232-85239 [DOI: 10.1109/ACCESS.2021.3067641]

Xu C, Ye Y, Zhang J, Song Z, J Zhao J and Gu F. 2023. A few-shot learning method for the defect inspection of lithium battery sealing nails//Proceedings of the 2023 4th International Conference on Computing, Networks and Internet of Things. Xiamen. China: ACM: 983-989 [DOI:10.1145/3603781.3604228]

Xu J, Chen W C, Jiang M and Wei R. 2026. Lithium-ion battery X-ray defect detection based on YOLOv8s. Laser & Optoelectronics Progress, 63(2): 0234001 (许舰, 陈伟超, 江敏, 魏然. 2026 基于YOLOv8s的锂电池X射线缺陷检测. 激光与光电子学进展, 2026, 63(2): 0234001 [DOI:10.3788/LOP251018]

Xu K, Liu X P, Wang H Y, Wan J W and Guo Y L. 2024. Infrared-visible image object detection algorithm using feature dynamic selection. Journal of Image and Graphics, 29(8): 2350-2363 (许可, 刘心溥, 汪汉云, 万建伟, 郭裕兰. 2024. 红外与可见光图像特征动态选择的目标检测网络. 中国图象图形学报, 29(8): 2350-2363) [DOI:10.11834/jig.230495]

Yang K and Zheng L. 2023a. An end-to-end lithium battery defect detection method based on detection transformer//2023 5th International Conference on Intelligent Control, Measurement and Signal Processing. Chengdu. China: IEEE: 207-211 [DOI: 10.1109/ICMSP58539.2023.10170926]

Yang M, Kong L H, Lian G F, Huang X and Liu Z Y. 2020. The application of laser in the detection of surface defects of high back axle parts. Laser & Infrared, 50(7): 808-814 (杨莓, 孔令华, 练国富, 黄旭, 刘正义. 2020. 激光在高反面轴类零件表面瑕疵检测的应用. 激光与红外, 50(7): 808-814) [DOI:10.3969/j.issn.1001-5078.2020.07.006]

Yang Y, Li J, Zhou Y and Zhang L. 2023b. An improved YOLOv7 algorithm for solder defect detection of lithium battery// 2023 4th International Seminar on Artificial Intelligence, Networking and Information Technology. Nanjing. China: IEEE: 588-592 [DOI: 10.1109/AINIT.2023. 10212659]

Yang Y, Yang R, Pan L, Zhu Y and Diao T. 2020. A lightweight deep learning algorithm for inspection of laser welding defects on safety vent of power battery. Computers in Industry, 123: #103306 [DOI: 10.1016/j.compind.2020. 103306]

Ye B, Kang D, Xie X and Lai J. 2025. Review of vision-based surface defect inspection methods with incomplete annotations. Journal of Image and Graphics, 30(6): 1661-1689 (叶标华, 康丹青, 谢晓华, 赖剑煌. 2025. 基于视觉的非完全标注表面缺陷检测综述. 中国图象图形学报, 30(6): 1661-1689) [DOI: 10.11834/jig.240434]

Ye L, Zhao X, He Z, Zhang Z X, Zhao Q L, and Shi A P. 2025. Research on lithium-ion battery diaphragm defect detection based on transfer learning-integrated modeling. Electronics, 14(9): #1699 [DOI:10.3390/electronics14091699]

Yin J, Lu Q, Lu N, Chen G, Huang Z and Jia X. 2024. Semi-synthetic data set based lithium-ion battery pole piece defect inspection// 2024 5th International Conference on Computer Vision, Image and Deep Learning, Zhuhai. China: IEEE: 1268-1275 [DOI:10.1109/CVIDL62147.2024. 10603800]

Yu H W and Wu Y Q. 2025. SDHNet: a hybrid auxiliary fusion network for lithium battery surface defect detection. Measurement, 256: #118324 [DOI:10.1016/j.measurement. 2025.118324]

Yu H W and Wu Y Q. 2024.Research progress of lithium battery defect detection based on machine vision. Chinese Journal of Scientific Instrument, 45(9): 1-23 (于瀚文, 吴一全. 2024. 基于机器视觉的锂电池缺陷检测研究进展. 仪器仪表学报, 45(9): 1-23) [DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2412901]

Yu Q, Xiao L, Zheng D W and Song K H. 2024. Computer vision-based welding inspection system for lithium battery connecting tabs. Transactions of the China Welding Institution, 45(10): 38-49 (于强, 肖澜, 郑大伟, 宋凯宏. 2024. 基于计算机视觉的锂电池连接片焊接检测系统.焊接学报,45(10): 38-49) [DOI:10.12073/j.hjxb.20230621001]

Yuan L, Tang H, Chen Y R, Gao R and Wu W H. 2023. SGCNet: A lightweight defect detection model for current collectors of new energy vehicle batteries. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 37(10): 172-182 (袁磊, 唐海, 陈彦蓉, 高刃,

© 中国图象图形学报版权所有

吴文欢. 2023. SGCNet:一种轻量化的新能源汽车电池集流盘缺陷检测模型.电子测量与仪器学报, 37(10): 172-182[DOI: 10.13382/j.jemi.B2306603]

Zangerle S W, Schmitz Q, Schmid S, Summer A, Jahnke P and Grosse CU. 2026. Detection of cathode agglomerates in batteries applying laser infrared thermography. NDT & E International, 163: #103789[DOI:10.1016/j.ndteint.2026. 103789]

Zangerle S W, Weinzierl L, Summer A, Schmid S, Jahnke P and Grosse CU. 2025. Detection of anode coating defects in batteries electrode production and their effect on cell performance. Journal of Nondestructive Evaluation, 44(3): #66[DOI: 10.1007/s10921-025-01208-7]

Zha Y, Pan T, Tian J, Chen JQ and Chi Y. 2026. LSMI-YOLO: detection of surface defects in cylindrical lithium-ion batteries. Measurement Science and Technology, 37(4): #045410.[DOI: 10.1088/1361-6501/ae3a01]

Zhang F S, Huang Y F, Liu Q D and Feng X N. 2026. Active Safety Research Data for Power Batteries (V1). National Basic Subject Public Science Data Center.[DB/OL].[2026-03-31](章方树;黄云峰;刘庆迪;冯旭宁.2026.动力电池主动安全研究数据(V1).国家基础学科公共科学数据中心.[DB/OL].[2026-03-31]. https://cstr.cn/16666.11.nbsdc.xhDqfKhe

Zhang H, Tu W, Wu X, Xue J, Tian Y and Chen J, et al. 2025a. Multimodal operando characterization platform for monitoring lithium-ion battery pouch-cell. The Journal of Physical Chemistry Letters, 16(46): 12050-12060.[DOI:10.1021/acs.jpclett.5c03305]

Zhang K, Liao L and Wang Y. 2024. Discrete wavelet transform based detection transformer for battery weld defect detection. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 74: 1-11[DOI: 10.1109/TIM.2024.3502839]

Zhang X D, Bai S, Liu Z Y, Lin Y X and Huang P. 2024. Multi-channel and multi-frequency eddy current testing for weld seams of aerospace lithium batteries. Transactions of the China Welding Institution, 45(8): 85-94(张晓丹, 白石, 刘志尧, 林禹熙, 黄平. 2024. 航空锂电池焊缝的多通道多频涡流检测.焊接学报, 45(8): 85-94)[DOI:10.12073/ j.hjxb.20230809002]

Zhang X, Wang Y, Lai X, Han X, Chen T and Lu L, et al. 2025b. Ultrasound-based intelligent identification method for regions and defects of lithium-ion batteries using a random forest model. Journal of Energy Storage, 132: #117746[DOI: 10.1016/j. est. 2025. 117746]

Zhang Y, Shu S, Lang X, Liang h, Yu Z and Yang Z. 2023. A real-time method for detecting bottom defects of lithium batteries based on an improved YOLOv5 model. Measurement Science and Technology, 34(12): 125-149[DOI:10.1088/1361-6501/acf9bf]

Zhang Z J, Pang M, Teng C C, Han X L and Zhou Z. 2023. Research on surface inspection system of pouch battery based on line structured light. Applied Laser, 43(5): 88-93(张紫建, 庞茂, 滕传超, 韩晓乐, 周展. 2023. 基于线结构光的软包电池表面检测系统研究.应用激光, 43(5): 88-93)[DOI: 10.14128/j.cnki.al.20234305.088]

Zhao F, Han X, Lu L, Li X, Guo P and Liu L, et al. 2026. A novel approach for high-accuracy defects identification in lithium-ion battery using ultrasonic technology and machine learning. Journal of Energy Storage, 141: #119418[DOI: 10.1016/j.est.2025.118575]

Zhao K, Wan X, Lin Y, Wu H, Tan X and Zou S, et al. 2024a. Magnetic field-based non-destructive testing techniques for battery diagnostics. Advanced Energy Materials, 15(10): #2404295[DOI:10.1002/aenm.202404295]

Zhao S, Liu X, Di H, Liu X and Shen C. 2025. A fusion method of ultraviolet and visible light for detecting micro defects. IEEE Sensors Journal, 25(7): 11185-11196[DOI: 10.1109/JSEN. 2025.3538656]

Zhao X, Pang Y, Chen Z, Yu Q, Zhang L H and Liu H Q, et al. 2024b. Towards automatic power battery detection: New challenge benchmark dataset and baseline//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Seattle, USA: IEEE: 22020-22029.[DOI: 10.1109/CVPR52733.2024.02079]

Zhao X, Zhao Y, Hu S, Wang H, Y Zhang Y and Ming W. 2023. Progress in active infrared imaging for defect detection in the renewable and electronic industries. Sensors, 23(21): #8780[DOI: 10.3390/s23218780]

Zhong J P, Fei T. 2022. Detection and recognition of coating defects on lithium battery electrode sheets based on WOA-BPNN. Energy Storage Science and Technology, 11(8): 25-37(钟健平, 费韬. 2022. 基于WOA-BPNN的锂电池极片涂布缺陷检测识别.储能科学与技术, 11(8): 25-37)[DOI:10.19799/j.cnki.2095-4239.2022.0226]

Zhou D, Chen F, Liang J, Zhang Y, W Zheng W and Li X. 2023. A non-destructive testing system for battery defects based on ultrasonic guided wave imaging. Available at SSRN 4925362[EB/OL].[2024-08-14]. https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=4925362

Zhou D, Chen F, Liang J, Zhang Y, W Zheng W and Li X. 2025. Battery defect detection using ultrasonic guided waves and a convolutional neural network model. Journal of Energy Storage, 119: #116352[DOI: 10.1016/j.est.2025.116352]

Zhou W, Su W, Li X, Meng Z and Li S. 2022. Research on feature extraction and classification methods to improve the recognition rate of monomers assembly defects in thermal battery. IEEE Access, 10: 124637-124648[DOI: 10.1109/ACCESS. 2022.3224602]

Zhou Y, Ying Z, Lyu H, Li X, You J and Chen Y, et al. 2024. Performance Evaluation of Anomaly Detection with a New Battery Surface Anomaly Dataset//Chinese Conference on Pattern Recognition and Computer Vision. Urumqi, China: Springer: 15041: 219-231[DOI:10.1007/978-981-97-8795 -1_15]

Zhu B, Cao Y, Hou D and Huang P. 2025a. Data augmentation using

© 中国图象图形学报版权所有

HDA-SinGAN under limited CT scan samples for internal battery defect detection. IEEE Access, 13: 191875-191883 [DOI: 10.1109/ACCESS.2025.3628305]

Zhu B, Zheng Y, Jin M, Zhou P, Xu J and Huang P. 2025b. Defect Detection Method for Battery CT Image Based on Deep Learning// 2025 44th Chinese Control Conference. Chongqing. China. IEEE: 6963-6968 [DOI: 10.23919/CCC64809.2025.11178402]

Zhu H, You J, Zhai Y, Xu Y, Wang T and Chen Y, et al. 2025c. DS2A-Former: battery surface defect segmentation via dual stream spatial attention transformer network. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 74: 1 - 17 [DOI:10.1109/TIM.2025.3572164]

Zhu X H, Hou D X and Ye S L. 2020. Dual linear array laser thermography detection of arbitrary direction cracks on cylindrical surface. Infrared and Laser Engineering, 49(9): 20200097. (朱鑫浩, 侯德鑫, 叶树亮. 2020. 圆柱面任意方向裂纹的双线阵激光热像检测. 红外与激光工程, 49(9): #20200097) [DOI: 10.3788/IRLA20200097]

作者简介

刘伟俣，南京航空航天大学硕士研究生，主要研究方向为图像处理与机器视觉。 E-mail: liuweiyu_001@163.com

吴一全(通讯作者)，1998年于南京航空航天大学获得博士学位，现为南京航空航天大学教授、博士生导师，主要研究方向为视觉检测与图像测量、遥感图像处理与理解、红外目标检测与识别、视频处理与智能分析等。 E-mail: nuaaimage@163.com

© 中国图象图形学报版权所有