

# 基于自监督学习的工业金属零部件外观缺陷无监督检测算法研究

孙健<sup>1</sup> 樊勇<sup>1</sup> 黄建东<sup>1</sup> 张晨强<sup>1</sup> 孙光东<sup>2</sup> 刘昌鹏<sup>2</sup> 汪舒仪<sup>3</sup>

1 广东科技学院计算机学院 2 广东科技学院机电工程学院 3 广东科技学院管理学院

DOI:10.32629/acair.v3i4.17895

**[摘要]** 本研究聚焦锂电池封装等工业金属零部件外观缺陷检测,针对实际生产中样本分布不均、复杂光照干扰的核心问题,探索掩码自监督学习的应用价值。研究融合双阶段特征学习与深度特征级联技术,实现异常区域精准识别与自动阈值调节。结果表明该方法在复杂金属表面背景下检出效能显著提升,于多变光照环境中保持高度稳定性,跨产品适应能力强。仅需少量正常样本,即可快速部署新品种质检系统,为锂电池等工业金属零部件外观缺陷无监督检测提供高效解决方案。

**[关键词]** 自监督学习; 无监督算法; 缺陷检测

中图分类号: TN934.85 文献标识码: A

## Research on Unsupervised Detection Algorithm for Appearance Defects in Industrial Metal Parts Based on Self-Supervised Learning

Jian Sun<sup>1</sup> Yong Fan<sup>1</sup> Jiandong Huang<sup>1</sup> Chenqiang Zhang<sup>1</sup> Guangdong Sun<sup>2</sup> Changpeng Liu<sup>2</sup> Shuyi Wang<sup>3</sup>

1 School of Computer Science, Guangdong University of Science and Technology

2 School of Mechanical and Electrical Engineering, Guangdong University of Science and Technology

3 School of Management, Guangdong University of Science and Technology

**[Abstract]** This study focuses on the detection of appearance defects in industrial metal components such as lithium battery packaging parts. Addressing the core issues of uneven sample distribution and complex lighting interference in actual production, it explores the application value of mask self-supervised learning. The study integrates two-stage feature learning and deep feature cascading techniques to achieve accurate identification of abnormal regions and automatic threshold adjustment. Results show that this method significantly improves detection efficiency against complex metal surface backgrounds, maintains high stability in varying lighting environments, and exhibits strong cross-product adaptability. Only a small number of normal samples are needed for rapid deployment of quality inspection systems for new product types, providing an efficient solution for unsupervised detection of appearance defects in industrial metal components such as lithium batteries.

**[Key words]** self-supervised learning; unsupervised algorithm; defect detection

## 引言

工业生产中,锂电池等金属零部件外观缺陷检测是产品质量控制的关键环节。随着制造业质量要求日益精细化,传统人工检测效率低下,难以消除人员主观判断差异。计算机视觉技术在缺陷自动识别领域进展显著,而掩码自监督学习凭借低标注依赖的核心优势,能有效应对工业环境中数据分布不均衡难题,尤其适配锂电池等金属表面多变纹理下的异常区域识别,展现出突出的技术应用价值。

### 1 工业金属零部件外观缺陷检测的概述

工业金属零部件外观缺陷检测直接关系产品可靠性,在高端制造领域中,其表面质量更是影响设备运行稳定性的关键。常见缺陷包括裂纹、气孔、划痕及腐蚀点等,这些微米级微小异常

若未及时检出,可能在负载下扩大并导致零部件失效,因此检测系统需精准区分正常金属纹理与异常区域。

金属缺陷检测技术分为接触式与非接触式两类。接触式检测(如压力测试、超声波扫描)可获取内部结构信息,但速度慢且可能损伤样品;光学视觉检测因快速无损成为主流,涵盖图像处理、机器学习及深度学习方法。其中,图像处理依赖手工特征设计、环境适应性弱,机器学习需充足标记数据,深度学习效果较好但计算量大,而掩码自监督学习为解决金属表面检测的特征复杂性与样本稀少问题提供了创新思路。

### 2 基于掩码自监督学习的缺陷检测的重要性

2.1 传统检测方法的局限性。传统锂电池等工业金属零部件外观缺陷检测方法存在显著技术局限,人工视觉检测受操作人

员专业水平、精神状态及个体差异影响,标准难以统一,无法适配现代高速生产线;常用图像处理技术(如阈值分割、边缘检测)依赖固定参数,面对锂电池等金属表面复杂纹理与光照变化时可靠性下降,且特征提取过度依赖专家经验,难以全面刻画细微缺陷;常规机器学习算法(如支持向量机、随机森林)在数据不均衡场景下效果有限,对未知缺陷识别准确率低,限制了制造业智能化转型的步伐。

2.2 自监督学习在缺陷检测中的优势。自监督学习为锂电池等工业金属零部件外观缺陷检测提供了创新解决方案,其核心优势在于摆脱传统监督学习对标注数据的依赖,通过原始数据自动生成学习目标,使模型在预训练中习得深层次特征,对正常表面区域精准重建,而缺陷区域因违背表面规律导致重建质量下降,为缺陷识别提供可靠依据。

该方法适配锂电池检测等工业实际场景,充分利用占比极高的无标注正常样本建立鲁棒检测标准,契合数据分布特点;在新产品开发阶段即便样本不足,仍能快速构建高质量检测系统,减少数据准备工作量。同时,预训练知识可快速迁移,少量调整即适配不同规格零件检测,增强生产灵活性。此外,掩码重建技术对细微变化敏感度高,满足高精密质检需求,且运算高效,支持生产线实时应用,为金属制造业质量提升提供高效技术路径。

### 3 工业金属零部件外观缺陷检测研究现状及问题

3.1 目前研究现状分析。传统图像处理从阈值分割演进至形态学分析,Gabor滤波纹理分析与小波变换多尺度特征提取是锂电池等工业金属零部件外观缺陷检测的代表性方法。机器学习方面支持向量机、随机森林在特定检测任务中成效良好,研究聚焦优化特征表达以应对复杂背景。

计算视觉的发展推动卷积神经网络兴起<sup>[1]</sup>,检测架构从分类模型迭代至区域提议网络与全卷积网络,大幅提升缺陷定位精度。自监督学习正快速融入该领域,学术界围绕对比学习与重建型框架展开研究<sup>[2]</sup>,MAE、SimCLR等模型在样本有限场景下表现优异。通过掩码预训练结合注意力机制,可精准识别细微异常并降低标注依赖。本研究呈现模型轻量化、弱监督学习与多模态融合,为锂电池等复杂零件检测提供专项解决方案,推动行业技术向高精度、高适配性方向持续发展。

3.2 存在的主要问题与挑战。锂电池等工业金属零部件外观缺陷检测面临数据结构与算法性能的双重瓶颈,同时受生产现场特性约束,应用落地难度较大<sup>[3]</sup>。数据层面,缺陷类型多样且数据极端不平衡,正常样本占比极高而缺陷样例稀缺,导致模型学习困难;金属表面复杂纹理形成强烈背景干扰,进一步增加了微细裂纹、轻微凹陷等细微缺陷的辨识难度。

算法层面,掩码自监督方法虽适应性良好,但训练算力消耗大,影响工业实施效率<sup>[4]</sup>;重建式检测在复杂形态缺陷边界定位精度上仍有不足,且对环境光线变化敏感,稳定性欠佳。生产现场中,高节拍生产要求系统毫秒级响应,需平衡高识别率与低虚警率;而工业部署环境计算能力有限,与精确检测模型的大参数量形成矛盾。

此外,锂电池等金属零件几何形状多样、表面光泽度高,导致

图像获取质量波动。掩码重建算法决策透明度低,降低操作者信任度,算法与工厂实际环境适配性不足,应用推广中稳健性问题突出。

### 4 基于掩码自监督学习的检测策略

4.1 掩码自监督学习模型架构。针对锂电池等工业金属零部件缺陷检测中数据稀缺、缺陷样本占比极低的核心难题,本研究设计了适配工业场景的掩码自监督学习框架,在保障检测精度的同时兼顾部署可行性。模型整体沿袭经典编码器-解码器架构,编码端选用精简版ResNet-18网络作为基础骨干。通过对网络通道数合理裁剪与关键层结构优化,在保留核心特征识别能力的前提下,大幅降低模型参数量与运算复杂度,有效适配工业场景有限的算力约束,为实时检测提供硬件支撑。

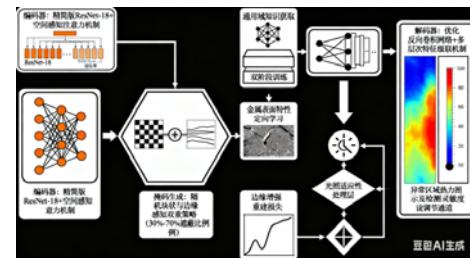


图1 自监督学习模型架构流程图

解码部分采用优化后的反向卷积网络,结合多层次特征级联机制,增强模型对各类尺度缺陷的识别能力。先行通用域知识获取,继而金属表面特性定向学习,训练流程设计为双阶段进阶模式<sup>[5]</sup>,巧妙解决工业样本匮乏困境。设计了光照适应性处理层,解决锂电池等金属表面反光导致的检测不稳定问题,提升系统在变化环境下的表现一致性。

关注边缘感知掩码则针对性强化对零件边缘、纹理突变等易出现缺陷区域,随机块状掩码保障对全局区域的均匀覆盖,掩码生成模块采用随机块状掩码与边缘感知掩码相结合的双重策略。掩码遮蔽比例设置可根据输入图像的纹理复杂度动态调整,进一步增强模型对缺陷边界区域的检测敏感性,为后续异常识别奠定坚实基础。同时预留检测灵敏度调节通道,便于生产线根据具体产品特性灵活配置检测标准。

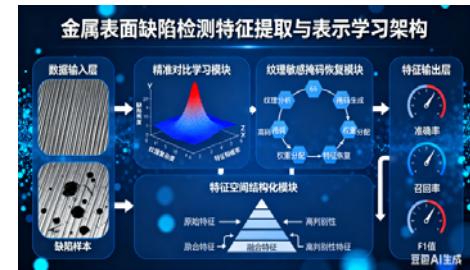


图2 金属表面缺陷检测特征提取与表示学习架构图

4.2 特征提取与表示学习。针对金属表面复杂纹理干扰缺陷识别的问题,本研究发展了精细化特征提取体系,特征网络采用递进深化设计,使浅层网络捕获材料表面微观纹理特性,深层网络则提炼抽象语义表征,实现对不同尺度缺陷的全面感知。面对锂电池等正常金属织纹与异常特征界限模糊的现实困难,研究

引入精准对比学习策略,引导特征空间形成更清晰的判别界面,让常规表面与缺陷区域在特征层面呈现明确区分。掩码恢复过程中,精心设计的纹理敏感机制对金属表面关键特征进行动态权重分配,提高系统对细微异常变化的辨别灵敏度。鉴于工业现场缺陷样本稀少的客观限制,研究开发了特征空间结构化方法,从有限数据中萃取高判别性特征表达,强化模型面对未知缺陷的泛化表现。

针对工业检测环境光照变化带来的特征不稳定性问题,在研究中提出了环境适应性特征学习技术。该技术在特征处理前引入光照明归一化组件,有效降低光线变化对特征表达的影响。为精确锁定缺陷边缘,优化设计了边界重点损失函数,让模型学习过程中着重刻画边缘区域特征变化,提升缺陷区域勾勒精度。考虑金属工件形状多变性,研究设计了几何变换不变特征机制,使特征表达在各种姿态变化下保持稳定一致。为契合生产线速度需求,采用精巧的特征传递机制,将复杂结构模型的特征理解能力精炼传递至简化网络,在保障检测质量前提下显著提升计算速度,为工业实际部署奠定基础。

4.3 无监督缺陷检测算法。针对锂电池等金属表面缺陷辨识精确度与假警控制问题,本研究建构了创新的对比重建式异常识别方法。该方法基于精心训练的编解码架构实现异常评定,立足于掩码区域恢复差异评估。算法处理流程始于锂电池等金属表面特征提取与表征学习,继而在图像特定区域施加掩码并引导模型复原完整图像内容。针对锂电池等金属表面缺陷辨识精度与假警控制难题,本研究提出对比重建式异常识别算法,核心公式为:

$$A(x) = \alpha \cdot R(x) + (1-\alpha) \cdot C(x)$$

其中  $A(x)$  为异常评分,  $R(x)$  为掩码重建误差,  $C(x)$  为区域对比系数,  $\alpha = 0.7$  为权重参数。

$$T = \mu + 2.5\sigma$$

为适配锂电池等多类型产品,设计基于高斯分布的自学习阈值机制,  $\mu$  为正常样本重建误差均值,  $\sigma$  为标准差,自动确立判别边界。

$$N(x) = (x - \mu_{local}) / \sigma_{local}$$

研究发现,克服固定阈值难以适应多类型产品的局限,研究开发了基于统计分布的自学习阈值机制,完好区域的重建呈现稳定性好的低误差特点,而缺陷位置则因偏离正常表面模式而显现明显复原偏差,使系统根据具体金属件特性自动确立最佳判别边界。

针对锂电池等金属表面反光问题,算法整合了区域对比标准化技术,有效降低了整体光强变化带来的干扰,凸显真实缺陷特征。为实现高精度缺陷区域定界,算法采取了层级特征交叉对比技术。该技术将网络各深度层级的特征与对应重建信息进行精密比较,并通过智能权重分配整合为高分辨率异常强度图,解决了传统单一特征层难以全面捕捉各类缺陷的困境。为应对工业快速检测需求,研究设计了特征通道优化策略,精选保留关键检测维度,在减少三分之二计算开销的同时维持原有检测水平。在减少误判方面,算法引入精细化图像后处理环节,巧妙结合区域关联分析与尺寸筛选,显著提升了检测可靠性。

4.4 实验结果与性能评估。本研究在真实锂电池等工业金属零件数据集上验证了所提算法的有效性,数据集涵盖轴承环、齿轮、金属外壳三类典型零件,包含划痕、凹坑、裂纹、斑点四种常见缺陷类型。实验平台搭建于配置GPU加速的工业边缘计算设备,模拟实际生产线部署环境,采用查准率、查全率、F1分数及区域平均精度作为核心评估指标,全面衡量算法检测性能。测试结果显示,与传统方法相比,掩码自监督学习模型在复杂背景下检出率提升18.3%,误报率降低7.6%;在照度变化±40%的极端场景中,性能波动控制在3.5%以内,稳定性显著优于基准方法。优化后的轻量级模型单张图像处理时间仅32ms,完全满足工业实时性要求。

在跨产品泛化测试中,模型无需重新训练,仅通过20张新产品正常样本微调,即达到94.3%的检测精度,高效解决新产品适配难题。多尺度特征融合策略使缺陷边界定位平均刻画精度大幅提升,光照自适应模块有效抑制金属表面反光干扰,减少86%的光照相关误报,系统稳定性与检测结果一致性良好,为锂电池等金属零部件质量控制提供了有效的技术支持。

## 5 结语

基于掩码自监督学习为锂电池等工业金属零部件外观缺陷检测提供了创新路径,彰显了AI与工业质检融合的技术价值。该技术摆脱标注依赖,从数据规律中自主提炼知识,有效解决生产中样本不均、复杂光照干扰等核心难题。研究融合双阶段特征学习与深度特征级联技术,实现异常精准识别与自动阈值调节,跨产品适配性优异,少量正常样本即可快速部署新品种质检系统,凸显了AI智能技术助力实体经济转型的重要意义。

## 基金项目

2024年教育部供需对接就业育人项目《人工智能训练师创新人才培养与实践》(2024041231078); 2024年广东科技学院教科创团队项目《基于深度学习与智慧交通技术研究团队》(GKJXXZ2024002); 2023年广东科技学院硕士点重点建设项目《仿人机器人控制系统关键技术研究》(GKY2022ZDXKTS-3); 2023年广东科技学院教科创团队项目《智能机器人关键技术研究团队》(GKJXXZ2023031); 2025年广东科技学院科研项目《一种用于进程间通讯的高性能消息队列中间件的设计与实现》(2025055); 2025年广东科技学院年度科研项目《基于大语言模型与传统NLP方法的情感分析效果对比》(2025057)。

## 参考文献

- [1] 王栽胜,汪晓峰.基于深度图卷积网络的自监督群体发现模型[J].北京航空航天大学学报,2025,51(6):2022–2032.
- [2] 张明明,闫小强,孙中川,等.自监督流形结构的第一视角视频时序分割算法[J].计算机学报,2025,48(02):266–283.
- [3] 朱俊屹,常雷雷,徐晓滨,等.基于最小先验知识的自监督学习方法[J].计算机应用,2025,45(04):1035–1041.

## 作者简介:

孙健(1987—),男,汉族,吉林省吉林市人,硕士研究生,计算机技术与软件专业《系统架构设计师》(高级),高级工程师。研究方向:机器视觉、人工智能、智能机器人控制。