

# 深度学习图像分割算法在产品缺陷中的应用

刘昌进

安徽中科光电色选机械有限公司 安徽合肥 230000

**摘要:** 本论文研究了深度学习图像分割算法在产品缺陷检测中的应用, 首先, 通过对传统方法在产品缺陷检测中存在的问题进行分析, 指出了传统方法面临的挑战。然后, 重点探讨了其及产品缺陷检测中的优势和应用, 为相关人员提供参考。

**关键词:** 深度学习; 图像分割算法; 产品缺陷; 应用

产品缺陷检测是生产过程中的重要环节, 对于保证产品的质量和安全至关重要。传统的产品缺陷检测方法往往依赖于人工判断和复杂的算法计算, 存在主观性、效率低下和处理速度慢等问题。为了克服这些问题, 深度学习图像分割算法逐渐引起了广泛关注和应用。深度学习图像分割算法通过利用深度神经网络对产品图像进行特征提取和模式识别, 实现对产品缺陷的自动化分类和分割。本文将研究深度学习图像分割算法在产品缺陷检测中的应用, 并探讨其在提高检测准确度和效率方面的优势。

## 1. 传统方法在产品缺陷检测中应用存在的问题

### 1.1 依赖人工判断

①主观性和主观误差: 传统方法依赖人工的主观判断, 结果往往受到个体经验和主观偏好的影响, 导致结果的不一致性和不准确性。不同的判定人员可能会对同一产品有不同的判断结果, 这种主观性使得判定结果缺乏客观性和可复制性。

②人为疲劳和视觉疲劳: 长时间进行目测或手动检测会使人员容易出现疲劳和视觉疲劳, 从而影响判定的准确性和可靠性。当人工操作者在大量产品中检测缺陷时, 难免会因为疲劳而出现漏检或误判的情况, 从而影响产品的质量控制。

③难以应对复杂缺陷: 在一些复杂的产品缺陷检测中, 人工判断方法往往难以满足需求。复杂的缺陷形态、纹理差异以及细微的缺陷变化等问题, 都会使得传统方法无法准确地判断缺陷的存在和程度<sup>[1]</sup>。

### 1.2 误报率高

误报率是指在检测任务中, 检测系统错误地将真实无缺陷的样本误判为有缺陷样本的比例。传统方法普遍存在着对缺陷和噪声的严重误判问题, 即将一些非缺陷的信息也识别成了缺陷, 导致误报率高。例如, 在图像中, 一些歧义性

区域、梯度变化明显的区域等都可能被传统方法误报为缺陷区域。造成误报率高的主要原因在于传统方法使用的特征提取方法和分类算法相对简单、局限性强。传统方法通常是先利用一些手工设计的特征寻找缺陷区域, 然后再使用相关分类算法对缺陷进行分类。但是, 这些手工特征提取方法通常不够准确和有效, 难以从复杂的图像中提取出具有代表性和区分度的特征信息。而且, 分类器的决策边界通常比较粗糙, 结果容易受到所选特征的局限性而出现误判。

### 1.3 处理速度慢

由于传统方法需要进行手工设计的特征提取和分类器构建等操作, 往往需要大量的计算资源和时间, 导致处理速度较慢。首先, 传统方法的特征提取通常是基于手工设计的算法来完成的。由于手工提取的特征通常是相对简单的低级特征, 因此往往很难获得有效的高级特征, 难以准确地表达物体的结构和形态等信息。这种限制在处理大规模数据集时尤为显著, 需要大量高效的计算资源来进行处理。其次, 传统方法的分类器多为一些较为简单的分类器, 如支持向量机(SVM)和随机森林(RF)等。这些分类器在进行分类的时候, 需要考虑整个特征空间, 计算量较大。同时分类器的决策边界比较粗糙, 检测出的缺陷信息不够精确。而且, 分类器通常只对单个缺陷类型进行检测, 无法同时检测多个缺陷类型, 难以满足实际应用需求。此外, 传统方法通常只能对单张图像进行处理, 难以实现并行处理。在实际应用中, 需要同时处理大量的图像序列, 这就需要传统方法进行大量的交互运算, 导致处理速度进一步降低<sup>[2]</sup>。

## 2. 深度学习图像分割算法在产品缺陷检测中的优势

### 2.1 更高的准确率

深度学习图像分割算法具有更高的准确率, 可以有效

地自动定位和分割缺陷区域。相比之下,传统方法需要采用手工设计的特征来进行缺陷区域的提取,并且容易因为局限性等问题而造成识别误差,而深度学习图像分割算法可以自适应地进行特征的学习和提取,减少了误差的发生。

## 2.2 更好的可拓展性

深度学习图像分割算法基于深度学习的框架,具有较高的可拓展性,可以方便地扩展到新的产品类型和数据集上。相比之下,传统方法需要重新设计特征和分类器等部分,无法快速地适应新的数据集和任务。

## 2.3 更快的计算速度

深度学习图像分割算法可以高效地利用计算机的 GPU 进行并行计算,提高了处理速度和效率。相比之下,传统方法通常需要大量的图像处理 and 运算,计算速度较慢。

# 3. 深度学习图像分割算法在产品缺陷中的应用

## 3.1 表面缺陷检测

产品表面缺陷是影响产品质量和外观的一种常见问题,传统的表面缺陷检测方法往往需要依赖于人工目测,存在主观性强、效率低下和容易出现漏检和误检等问题。而深度学习图像分割算法通过深度神经网络的训练和优化,能够实现高精度和自动化的表面缺陷检测。首先,深度学习图像分割算法能够对产品图像进行像素级别的分割,从而实现对表面缺陷的准确检测和定位。通过深度神经网络的训练,图像分割算法能够学习到表面缺陷的特征和纹理信息,在图像中将缺陷区域与正常区域进行区分。例如,在包装盒表面缺陷检测中,深度学习图像分割算法可以将图像中的划痕、变色等缺陷进行精确分割,实现对缺陷的精准检测和定位。其次,深度学习图像分割算法能够自动学习和适应不同产品的表面缺陷特征,具备较强的泛化能力。通过大规模数据集的训练和反复优化,深度学习模型可以识别和提取表面缺陷的特征模式,从而能够应对不同形状、大小和类型的缺陷。这种自适应性能够大幅减少传统方法中需要手动调整的参数和规则,提高了检测的准确性和稳定性。例如,在电子产品表面缺陷检测中,深度学习图像分割算法可以针对不同种类和规格的电子产品,自动识别并分割出缺陷区域,提高了缺陷检测的效率和精确性<sup>[3]</sup>。

## 3.2 包装缺陷检测

包装缺陷检测是产品质量控制的重要环节之一,而深度学习图像分割算法凭借其强大的学习能力和精确的分割

结果,在包装缺陷检测领域得到了广泛的应用。首先,深度学习算法能够对图像进行高层次的语义理解,能够准确地分割出包装缺陷区域,提高了检测的准确性和鲁棒性。其次,深度学习图像分割算法可以自动进行特征学习,不需要人为设计特征,大大减少了人工干预的需求。同时,深度学习图像分割算法还具有较好的通用性和泛化能力,能够适应不同类型、不同尺寸的包装缺陷检测任务。然而,深度学习图像分割算法在包装缺陷检测中也面临着一些挑战。首先,需要大量的标注数据来训练深度学习模型,而包装缺陷数据集的获取和标注成本较高。其次,对于一些复杂的包装缺陷,目前的深度学习图像分割算法还存在一定的局限性,需要进一步改进算法以提高检测的准确性。此外,深度学习图像分割算法在计算资源和时间消耗方面也面临一定的压力,需要更高性能的硬件设备和优化算法来满足实时检测的需求。为了解决上述挑战,未来的研究可以从以下几个方面展开。首先,进一步改进深度学习图像分割算法,提高对复杂包装缺陷的检测准确性和鲁棒性。其次,探索少样本学习和迁移学习等技术,减少对大量标注数据的依赖。另外,加强对深度学习模型的解释性和可解释性研究,提高其可信度和可靠性。还可以结合人工智能辅助缺陷检测系统,利用人机协同的方式提高检测效率和准确性。最后,加强对深度学习图像分割算法的硬件优化和算法加速,以实现实时在线检测。

## 3.3 成形缺陷检测

成形缺陷是制造中最常见的缺陷之一,通常是由于生产过程中的材料和工艺问题而出现的。传统的检测方法往往需要依赖于工人的经验和目视检测,存在一定的人为判断偏差和误检率。而深度学习图像分割算法可以有效地解决这些问题,实现对产品成形缺陷的自动化检测。首先,深度学习图像分割算法能够识别和分离出不同材料区域,从而消除材料差异的影响,实现对成形缺陷的准确检测。深度学习模型通过大量的样本数据的学习,能够自动感知产品的局部特征,并提取最突出的表征。如将深度学习图像分割算法应用于钣金件成形缺陷检测中,可以将钣金件画面分割成正常区域和转角处的转变区域,实现对重要缺陷的识别和判定。其次,深度学习图像分割算法可以快速检测和确定成形缺陷的准确位置和面积,减少检测过程的人工干预。相比传统的缺陷检测方法,深度学习图像分割方法极大地降低了缺陷检测的成本。例如,在汽车车身成形缺陷检测中,深度学习算

法可以有效地快速地检测出缺陷,同时确保成果的准确性和稳定性。第三,深度学习图像分割算法可以用于对缺陷进行分类和排序。通过对样本库的学习,深度学习模型可以准确地识别和分类各种缺陷,进一步提高缺陷定位的精确性和可行性。例如,将深度学习应用于金属成形中进行样条器缺陷分析,可以更精确地对图片进行分类,自动化检测和规范缺陷<sup>[4]</sup>。

### 3.4 品质分类和分级

深度学习图像分割算法在品质分类和分级方面的应用,可以通过对产品图像进行特征提取和模式识别,实现对不同品质的自动化分类和分级。首先,深度学习图像分割算法可以提取出产品图像中的关键特征,例如颜色、纹理、形状等,从而实现对品质的分类。通过大量样本的训练,深度学习模型可以学习到不同品质的特征模式,并将产品图像中的关键特征与对应的品质进行分割。例如,在纺织品制造中,深度学习图像分割算法可以将图像中的纺织质地、纺织密度等进行分割,实现对不同品质的区分和分类。其次,深度学习图像分割算法可以将产品图像中的缺陷与正常区域进行分割,实现对不同品质的分级。通过训练模型,深度学习模型可以学习到不同缺陷类型的特征,并将产品图像中的缺陷区域与正常区域进行分割。例如,在电子产品制造中,深度学习图像分割算法可以将图像中的显示屏坏点、色差等进行分割,实现对产品品质的不同分级。

### 3.5 混料检测

混料是生产过程中常见的缺陷问题之一,指的是在产品制造中不同成分或不同批次的原料混合在一起,导致产品质量下降或不稳定。深度学习图像分割算法在混料检测方面的应用,可以有效地识别和分离混合原料,从而实现对混料缺陷的自动化检测。首先,深度学习图像分割算法能够区分不同成分或批次的原料,实现对混合原料的区域分割。通过大量样本的训练,深度学习模型可以学习到不同原料的形态、颜色和纹理等特征。例如,在食品制造中,深度学习图像分割算法可以将图像中的不同颜色块进行分割,从而实现对混合原料的定位和辨别。其次,深度学习图像分割算法可以通过特征提取和模式识别,实现对混合原料的缺陷检测。深度学习模型可以学习到不同原料的特征模式,并将混合原料中的缺陷与正常区域进行分割。例如,在塑料制品生产中,深度学习图像分割算法可以将图像中的色差、杂质等进行分

割,从而实现对混料缺陷的检测<sup>[5]</sup>。

## 4. 深度学习图像分割算法在产品缺陷检测中未来发展趋势

### 4.1 多模态融合

未来的深度学习图像分割算法可能会更加注重多种模态信息的融合。除了 RGB 图像以外,其他传感器数据(如红外、雷达等)和文本信息(如产品说明书)都可以作为辅助信息来提高缺陷检测的准确性和鲁棒性。相关研究可能会探索如何将多种模态信息有效地融合到深度学习模型中,提高缺陷检测的性能。

### 4.2 弱监督学习

当前的深度学习图像分割算法通常需要大量的精确标注数据进行训练。然而,标注数据的获取成本高昂且耗时。未来的研究可能会关注弱监督学习方法,通过利用弱标签、不完整标签或无监督/半监督学习等技术,降低对标注数据的依赖,提高算法的实用性。

### 4.3 实时性和高效性

对于产品缺陷检测而言,实时性和高效性是具有重要意义的。未来的研究可能会关注如何提高深度学习图像分割算法在计算资源和时间消耗方面的效率,以满足实时检测的需求。针对目前存在的训练和推理时间较长的问题,可能会提出更加高效的算法和加速方法。

## 5. 结语

深度学习图像分割算法可以提升产品缺陷检测中的有效性和准确性,本文研究了深度学习图像分割算法在产品缺陷检测中的应用,同时,本文还分析了深度学习图像分割算法在产品缺陷检测中存在的问题和挑战,综合来看,深度学习图像分割算法在产品缺陷检测中具有广泛的应用前景和发展潜力,未来可以进一步加强研究。

## 参考文献

- [1] 鄢宁. 基于深度学习的工业产品缺陷检测算法的研究[D]. 江南大学, 2023.
- [2] 谢翔. 基于深度学习的工业产品表面缺陷检测方法研究[D]. 广州大学, 2023.
- [3] 崔国龙. 基于深度学习的工业产品表面缺陷检测研究[D]. 南昌大学, 2023.
- [4] 赵晨阳. 基于深度学习的工业产品表面缺陷检测方法研究[D]. 长沙理工大学, 2022.