

计算机视觉在智能制造中的应用与优化

闫嘉锐

天津市西青区工业发展促进中心 天津 300380

摘要：计算机视觉作为人工智能关键技术，通过模拟人类视觉感知，在智能制造领域发挥重要作用。其凭借高精度、高效率的特性，实现产品缺陷检测、目标定位装配、生产过程监控及质量追溯等功能。为进一步提升应用效能，需从技术融合创新、硬件设备升级、数据管理优化及人才团队建设等多维度开展优化。这些应用与优化策略不仅助力智能制造实现自动化、智能化转型，更为制造业高质量发展提供技术支撑与新动能。

关键词：计算机视觉；智能制造；应用；优化

引言

在智能制造快速发展的时代背景下，计算机视觉凭借强大的图像识别与分析能力，成为推动制造业智能化升级的核心技术之一。它能够快速处理海量生产数据，精准捕捉生产环节中的细节信息。本文围绕计算机视觉在智能制造中的应用展开深入探讨，分析其在产品检测、生产监控等场景的具体实践，并针对现存问题提出优化策略，旨在为计算机视觉技术在智能制造领域的深化应用与创新发展提供理论参考与实践思路。

1 计算机视觉概述

计算机视觉作为人工智能领域的重要分支，旨在赋予机器感知和理解视觉世界的能力，通过对数字图像或视频数据的处理与分析，模拟人类视觉系统实现目标检测、图像分类、语义分割等复杂任务。该技术融合了数学、统计学、计算机科学等多学科知识，利用算法从图像中提取特征信息，并构建模型以解析场景中的物体属性、空间关系及动态变化。在技术实现层面，计算机视觉依赖于底层的图像处理算法，如滤波、边缘检测、图像增强等操作，用于改善原始图像质量并突出关键信息。随着深度学习的兴起，卷积神经网络（CNN）的应用极大推动了计算机视觉的发展。CNN通过多层卷积、池化与全连接层结构，能够自动学习图像的层次化特征表示，从低级的边缘、纹理到高级的语义概念，在图像识别任务中展现出卓越性能。例如，在目标检测领域，YOLO、FasterR-CNN等算法可快速准确地定位并识别图像中的多个物体；在图像分割方面，U-Net等网络结构能够实现像素级的精细语义标注。计算机视觉技术的应用场景广泛且不断拓展。在工业制造领域，它可用于产品缺陷检测，通过对比标准图像识别生产线上的瑕疵品，保障产品质量；在自动驾驶领域，视觉系统承担着识别道路标志、检测行人车辆、感知周围环境等关键任务，

为车辆的安全行驶提供决策依据；在医疗领域，借助计算机视觉技术，医生能够对X光、CT等医学影像进行分析，辅助疾病诊断与病情监测。这些应用充分展现了计算机视觉在提升效率、增强安全性和推动科学研究方面的巨大潜力，随着技术的持续创新，其在更多领域的应用价值将不断被挖掘。

2 计算机视觉在智能制造中的具体应用

2.1 产品缺陷检测

在智能制造中，产品缺陷检测至关重要，计算机视觉技术的引入带来了变革性影响。传统人工检测易受主观因素干扰，且效率低下，难以满足大规模、高精度生产需求。计算机视觉系统凭借工业相机等设备快速采集产品图像，运用先进算法对图像进行深入分析，能精准识别产品表面各类缺陷。在电子元件生产中，微小的划痕、裂纹或焊点缺陷都可能影响产品性能。基于深度学习的卷积神经网络（CNN）可通过大量样本训练，学习正常与缺陷产品图像特征。训练完成的模型在实时检测中，能迅速对比当前产品图像与已学习特征，准确判断是否存在缺陷及缺陷类型。例如，在手机主板生产线上，该技术可检测出焊点虚焊、短路等问题，检测准确率高达99%以上，大大降低了次品率，提升了产品质量。在汽车零部件制造领域，对于大型金属部件，计算机视觉系统可利用3D成像技术，不仅检测表面缺陷，还能对部件内部结构进行分析。通过激光扫描获取部件3D模型，与标准模型对比，可发现内部气孔、砂眼等缺陷，确保汽车零部件安全可靠，保障整车性能与行驶安全^[1]。

2.2 目标定位与装配

智能制造中，精准的目标定位与高效装配是保障生产效率与产品质量的关键。计算机视觉技术赋予机器对目标物体的精准定位能力，助力自动化装配设备准确抓取与安装零部件。在3C产品制造中，零部件尺寸微小且

装配精度要求极高。基于视觉的定位系统利用相机捕捉零部件图像,运用边缘检测、特征匹配等算法,快速确定零部件位置与姿态。如手机摄像头模组装配,视觉系统可在毫秒级时间内定位摄像头位置,引导机械臂准确抓取并安装,装配精度可达亚毫米级,极大提高了装配效率与准确性,减少了人工装配可能出现的偏差。在大型设备制造领域,如航空发动机装配,面对复杂结构与众多零部件,计算机视觉技术同样发挥重要作用。通过多相机协同工作,构建三维视觉模型,实时跟踪零部件位置。利用点云数据处理技术,对发动机叶片等零部件进行精确定位,确保叶片安装角度与位置精准无误,保障发动机性能与安全性,同时提高装配效率,缩短生产周期。

2.3 生产过程监控

生产过程监控是智能制造实现高效、稳定生产的基础,计算机视觉技术为其提供了全面、实时的监控手段。在生产线上布置多个工业相机,可全方位采集生产过程图像与视频数据,经计算机视觉算法分析,实现对设备运行状态、生产流程以及人员操作的实时监测。对于设备运行状态监测,计算机视觉系统可通过识别设备关键部件运动轨迹、振动情况以及温度变化等特征,判断设备是否正常运行。如在电机生产线上,监测电机转子旋转是否平稳,若发现异常振动或转速波动,系统立即发出警报,提醒维护人员及时检修,避免设备故障导致生产中断,保障生产线连续运行。在生产流程监测方面,可利用计算机视觉技术跟踪产品在生产线上的位置与状态,确保生产流程顺畅。例如,在食品包装生产线,监测食品包装是否按顺序完成填充、封口等工序,及时发现包装缺失或封口不严等问题,保证产品质量与生产效率。计算机视觉还可对人员操作进行监测,规范人员行为,提高生产安全性。在危险作业区域,通过识别人员是否佩戴安全装备、是否违规进入等行为,及时发出预警,减少安全事故发生^[2]。

2.4 质量控制与追溯

质量控制与追溯是智能制造中保障产品质量、提升企业竞争力的重要环节,计算机视觉技术在此过程中发挥着关键作用。在产品生产各环节,计算机视觉系统持续采集产品图像数据,记录产品质量信息。通过对图像分析,实时判断产品是否符合质量标准,一旦发现质量问题,立即进行干预与调整。在半导体芯片制造中,每一道工序对芯片质量影响重大。计算机视觉系统在光刻、蚀刻等工序后,对芯片进行高精度检测,记录芯片表面图案完整性、线条宽度等信息。若发现质量缺陷,

系统可迅速追溯至相关生产工序与设备参数,帮助工程师分析原因并改进工艺,确保芯片质量稳定。在产品追溯方面,计算机视觉技术结合二维码、条形码等标识,为每个产品赋予唯一身份标识。在生产过程中,通过扫描标识与采集产品图像,关联产品生产信息,包括原材料批次、生产时间、生产设备以及操作人员等。当产品出现质量问题时,可快速追溯其生产全过程信息,准确定位问题根源,采取召回、改进等措施,提升企业质量管控能力与客户满意度。

3 计算机视觉在智能制造中的优化策略

3.1 技术创新与融合

(1) 深度神经网络架构的持续革新是推动计算机视觉技术突破的核心动力。针对智能制造场景中复杂的工业检测、装配引导等任务,研发轻量化、高精度的网络模型成为关键。例如,通过改进卷积神经网络结构,引入注意力机制与多尺度特征融合策略,可有效提升模型对微小缺陷、复杂纹理的识别能力,在金属表面裂纹检测等场景中,识别准确率较传统模型提升20%以上。

(2) 跨模态技术融合为计算机视觉注入新活力,将视觉信息与激光雷达、红外热成像等多源数据结合,可构建更全面的工业场景感知体系。在汽车零部件焊接质量检测中,视觉与热成像数据的融合分析,能同步获取焊缝表面形态与内部温度分布,实现焊接缺陷的多维度精准诊断。(3) 强化学习与计算机视觉的协同应用,赋予系统自主优化决策能力。通过构建仿真环境模拟生产过程,智能体基于视觉反馈不断调整检测阈值、机器人操作路径等参数,在动态变化的生产环境中实现自适应优化,显著提升生产效率与质量稳定性。

3.2 硬件设备升级

(1) 高性能图像采集设备的迭代升级是夯实计算机视觉应用基础的关键环节。工业相机向高分辨率、高帧率方向发展,例如线阵相机在电子电路检测中,通过提升像素密度与扫描速度,可实现电路板上微米级元件的快速、精准成像;新型图像传感器的研发降低了噪声干扰,在低光照环境下仍能保证清晰的图像质量,为夜间生产检测提供可靠支持。(2) 边缘计算设备的部署极大改善了数据处理效率。将计算资源下沉至生产现场,在智能摄像头中集成边缘计算模块,使图像数据在本地即可完成预处理与初步分析,减少了数据传输延迟,满足实时性要求极高的工业控制场景,如高速流水线上的产品分拣,响应时间缩短至毫秒级。(3) 异构计算平台的构建为复杂视觉算法运行提供强大算力保障。采用CPU+GPU+FPGA的混合架构,根据算法特点分配计算任

务,如将数据预处理交由FPGA实现并行加速,深度学习推理任务由GPU高效处理,相比单一计算设备,整体处理性能提升3-5倍,有效支撑大规模工业视觉系统的稳定运行^[3]。

3.3 数据管理与优化

(1)数据质量的提升是保障计算机视觉模型性能的基石。在数据采集阶段,通过多视角、多工况采集工业图像,覆盖生产过程中的各类异常情况与正常状态,丰富数据集多样性;利用图像增强技术,如几何变换、噪声添加等,扩充数据样本数量,降低模型过拟合风险。在半导体晶圆检测中,经过数据增强处理后,模型泛化能力显著提高,未知缺陷的识别率提升15%。(2)高效的数据标注方法是突破数据处理瓶颈的重要手段。采用主动学习策略,优先标注模型难以判断的样本,减少人工标注工作量;引入半监督学习算法,利用少量标注数据与大量未标注数据共同训练模型,在工业质检场景中,标注效率提升40%以上,同时保证模型训练效果。

(3)数据全生命周期管理体系的建立确保数据价值最大化。构建标准化的数据存储与检索系统,实现图像数据与生产参数的关联存储,便于后续追溯与分析;定期对数据进行清洗、更新,淘汰冗余与失效数据,保持数据集的时效性与准确性,为计算机视觉模型的持续优化提供可靠数据支撑。

3.4 人才培养与团队建设

(1)专业人才能力的培养聚焦于技术与实践的深度融合。针对计算机视觉在智能制造中的应用需求,开展定制化培训课程,内容涵盖深度学习算法原理、工业场景建模、视觉系统部署等核心知识模块,并结合实际生产案例进行项目化教学,使技术人员快速掌握从算法开发到落地应用的全流程技能。在某汽车制造企业的视觉

检测项目中,经过系统培训的团队将项目开发周期缩短30%。(2)跨学科团队的组建打破专业壁垒,促进创新应用落地。整合计算机视觉算法、机械设计、自动化控制工程师等不同领域人才,形成协同团队。在智能仓储物流系统研发中,算法人员负责识别规划,机械工程师优化结构,自动化工程师集成系统,紧密配合提升性能实用性。(3)人才激励机制的完善激发团队创新活力。建立以项目成果为导向的绩效考核,对视觉技术优化、系统性能提升等方面有突出贡献者给予奖励。搭建技术交流与分享平台,鼓励成员研讨前沿技术,促进知识共享,提升团队在计算机视觉智能制造领域的竞争力^[4]。

结语

综上所述,计算机视觉在智能制造中的应用极大提升了生产效率与产品质量,推动制造业向智能化方向迈进。然而,随着制造需求的不断升级,计算机视觉技术仍需持续优化。通过技术创新融合、硬件升级、数据高效管理以及专业人才培养,能够进一步释放计算机视觉在智能制造中的潜力,助力制造业实现智能化转型,在全球竞争中抢占先机,为行业可持续发展奠定坚实基础。

参考文献

- [1]秦欲懿,张凯,梁光宏,等.计算机视觉在智能制造中的应用[J].计算机应用文摘,2024,40(17):82-84.
- [2]雷林建,孙胜利,向玉开,等.智能制造中的计算机视觉应用瓶颈问题[J].中国图象图形学报,2020,25(7):1330-1343.
- [3]王玉静,李千里.人工智能计算机视觉技术在工业制造中的应用研究[J].网络安全和信息化,2024(10):55-57.
- [4]尹虎.探析机器视觉技术在智能制造中的应用[J].数码设计,2021(13):33-36.