

机器视觉在机电一体化生产线工件检测中的应用

孙鹏波 610322198910274516

摘要：机电一体化生产线是现代制造业的核心载体，工件尺寸、外观缺陷的检测精度直接决定产品成品率与生产效率，传统人工检测模式存在效率低、误差率高、标准不统一等问题，难以适配规模化连续生产需求。机器视觉技术依托光学成像与图像处理算法，可实现非接触、高速、高精度的工件自动检测，为机电一体化生产线的质量管控提供了智能化解决方案。本文围绕机器视觉在机电一体化生产线工件检测中的应用展开分析，梳理机器视觉检测系统的核心架构，探讨典型应用场景与技术优势，分析当前应用存在的技术局限与优化方向，为制造业生产线的智能化升级提供参考。

关键词：机器视觉；机电一体化；生产线；工件检测

一、机器视觉检测系统的核心架构

机电一体化生产线的机器视觉工件检测系统，核心由硬件层与算法层两部分构成，二者协同实现工件信息的采集、处理与结果输出。硬件层主要包括工业相机、光源、图像采集卡、处理终端与执行机构，其中工业相机负责采集工件的光学图像，根据生产线的检测精度要求，可选择面阵相机或线阵相机，针对高精度尺寸检测场景通常选用分辨率高于 500 万像素的面阵相机，针对高速运动的卷材类工件则选用线阵相机实现连续扫描。光源是影响图像采集质量的核心因素，常用光源包括 LED 环形光源、同轴光源、背光源等，针对工件表面缺陷检测多采用环形光源突出缺陷轮廓，针对尺寸测量多采用背光源获得清晰的工件边缘轮廓。图像采集负责将工业相机的模拟信号转换为数字信号传输至处理终端，处理终端搭载机器视觉算法完成图像分析，最终将检测结果传输给生产线的执行机构，对不合格工件进行分拣剔除。

算法层是机器视觉实现精准检测的核心，主要包括图像预处理、特征提取与缺陷识别三个环节。图像预处理环节主要通过灰度化、滤波去噪、阈值分割、边缘增强等操作，消除生产线环境中光照不均、电磁干扰带来的图像噪声，突出工件的轮廓与缺陷特征；特征提取环节则根据检测需求提取工件的尺寸参数、纹理特征、形状特征等信息，通过与标准工件的特征模板进行匹配，完成特征对比；缺陷识别环节当前多采用传统机器学习算法与深度学习算法结合的方案，针对规则形状、缺陷特征明显的工件，采用模板匹配、霍夫变换等传统算法即可实现快

速识别，针对复杂异形工件、微小缺陷则采用卷积神经网络等深度学习算法完成自动特征学习，提升缺陷识别的准确率。

二、机器视觉在工件检测中的典型应用场景

1. 工件尺寸精度检测

机电一体化生产线加工的工件对尺寸公差有着严格要求，传统检测多采用卡尺、千分尺等人工测量方式，单工件检测时间长达数十秒，且测量结果受人为因素影响误差较大，无法实现 100%全检。机器视觉检测可实现非接触式在线测量，检测速度可达到每秒数个至数十个工件，完全适配生产线的连续生产节奏，测量精度可达到微米级，能够满足绝大多数机械加工工件的公差要求。例如在汽车零部件生产线中，针对发动机活塞的直径、销孔位置尺寸检测，机器视觉系统可在活塞高速运动过程中完成全尺寸检测，检测精度可达 $2\mu\text{m}$ ，远高于人工检测的精度水平，同时可实现 100%全检，避免不合格工件流入下一生产环节。

2. 工件表面缺陷检测

工件表面的划痕、气孔、裂纹、污渍等缺陷是影响产品质量的重要因素，传统人工检测依赖检测人员的肉眼识别，不仅效率低下，还容易因视觉疲劳出现漏检误检。机器视觉通过高分辨率工业相机采集工件表面图像，结合缺陷识别算法可快速定位各类表面缺陷，同时可对缺陷的大小、严重程度进行分级，满足不同等级产品的质量划分要求。例如在 3C 电子零部件生产线中，针对手机玻璃盖板的表面划痕检测，机器视觉系统可识别出宽度小于 0.01mm 的细微划痕，识别准确率可达 99.5%以上，检测速度达到每分钟 120 片，远远超过人工检测的效率。在五金铸件生产线中，机器视觉可准确识别铸件表面的气孔、砂眼缺陷，解决了人工检测对微小缺陷识别率低的问题，大幅提升了铸件产品的出厂合格率。

3. 工件装配正确性检测

在机电一体化装配生产线中，工件装配过程中容易出现漏装零件、错装零件、装配位置偏差等问题，机器视觉可通过采集装配完成后的工件图像，与标准装配模板进行对比，快速判断装配是否正确。例如在电机装配生产线中，机器视觉可检测电机端盖的螺丝是否漏装、装配方向是否正确，检测每个螺丝的拧紧位置是否符合标准，避免不合格装配的电机流入市场。在食品药品包装生产线中，机器视觉可检测包装是否缺件、标签印刷是否正确、封口是否合格，实现包装环节的全流程质量管控。

三、机器视觉检测技术的应用优势与局限

相较于传统人工检测与接触式检测，机器视觉技术在机电一体化生产线工件检测中具备显著的应用优势：一是检测效率高，可适配生产线高速连续生产的需求，实现全流程在线检测与 100%全检，避免抽样检测带来的质量风险；二是检测精度高，非接触式检测避免了接触检测对工件表面造成的损伤，同时微米级的检测精度可满足绝大多数高端制造领域的检测要求；三是稳定性强，机器视觉系统可 24 小时连续运行，不存在人工检测的视觉疲劳、标准不统一等问题，检测结果的一致性远高于人工检测；四是可存储检测数据，机器视觉系统可记录每个工件的检测结果与图像数据，方便后续进行质量追溯与工艺优化，为生产过程的大数据分析提供数据支撑。

当前机器视觉技术在实际应用中仍存在一定局限：一是对复杂工况的适配性不足，生产线环境中的振动、光照变化、油污遮挡等因素都会影响图像采集质量，降低检测准确率，针对高反光、透明材质的工件，图像采集难度较大，容易出现边缘识别误差；二是针对微小缺陷与复杂缺陷的识别准确率仍有待提升，传统算法对复杂异形工件的缺陷识别能力不足，深度学习算法需要大量标注样本进行训练，针对多品种小批量生产场景，样本标注成本较高；三是系统部署与维护成本较高，高精度机器视觉检测系统的硬件成本与调试成本远高于传统人工检测模式，对中小企业来说存在一定的准入门槛。

四、优化方向与应用前景

针对当前应用存在的局限，未来机器视觉工件检测技术的优化方向主要集中在三个方面：一是算法优化，开发小样本学习的缺陷识别算法，降低多品种小批量生产场景下的样本标注成本，同时结合注意力机制等深度学习技术，提升微小缺陷与复杂缺陷的识别准确率；二是硬件适配优化，开发适应复杂工况的光源与图像采集方案，结合防抖技术、偏振成像技术，降低振动、反光对图像采集质量的影响；三是降低部署成本，开发标准化的机器视觉检测模块，缩短系统调试周期，降低中小企业的应用门槛。

随着制造业智能化升级的不断推进，机器视觉技术在机电一体化生产线工件检测中的应用场景将不断拓展，其非接触、高效率、高精度的检测优势，将逐步替代传统人工检测成为生产线质量管控的主流方案，推动制造业生产效率与产品质量的双重提升。

参考文献

- [1] 张广军. 机器视觉[M]. 北京: 科学出版社, 2005.
- [2] 王田苗, 胡建军. 工业机器人与机器视觉技术的融合应用[J]. 机械工程学报, 2019, 55(11): 1-10.
- [3] 刘曙光, 刘明远. 机器视觉在工业检测中的应用现状与发展趋势[J]. 纺织高校基础科学学报, 2018, 31(02): 127-135.