

第 1 章

人工智能与机器视觉基础

1.1 人工智能技术应用与发展

1.1.1 人工智能技术应用现状

人工智能(Artificial Intelligence, AI)是计算机科学的一个分支,旨在研究和开发可以模拟、扩展或增强人类智能的系统。它涉及多种技术和方法,包括机器学习、深度学习、自然语言处理、计算机视觉、专家系统等。

1965 年,在美国的新罕布什尔州的达特茅斯学院召开的用机器模拟人类智能的夏季专题讨论会上,麦卡锡提议用 Artificial Intelligence 作为这一交叉学科的名称,标志着人工智能的诞生。半个世纪以来,人工智能发展迅速,已经应用于各个行业。

1. 行业应用场景

(1) 在制造业中,人工智能的应用包括智能装备、智能工厂和自动化生产线。

智能装备如自动识别设备、人机交互系统、工业机器人和数控机床等,人工智能赋能的智能装备可以自主学习、决策和优化,提高制造过程的智能化水平。智能工厂,如智能生产调度、数字孪生、智能仓储与物流等,整合人工智能、物联网和大数据,可以实现工厂生产的自动化、数字化和智能化。自动化生产线,如机器视觉检测、柔性制造和能耗优化等,可使生产线具备更高的自主性和适应性。在实际应用中,制造企业在研发设计、排程优化、产品检测、供应链管理等领域开展了人工智能初步探索,实现了智能设计、智能加工、智能机器人等应用,为制造业转型升级提供了新的路径选择,有效提高了制造业生产制造与管理的效率,优化了制造业产业结构。

主要发达国家根据自身特点,对人工智能与制造业深度融合的发展方向提出了一系列战略规划。美国的人工智能技术和信息处理技术发展较快,人工智能企业全球最多,其率先提出了“先进制造业国家战略计划”,同时针对发展实体经济最重要的短板——劳动力成本劣势,提出将下一代机器人作为人工智能与制造业深度融合的重要载体;德国在精密制造和机械领域拥有明显优势,提出了“工业 4.0”战略,重点是智能物流、智能工厂和智能生产,目标是驱动生产系统走向智能化;英国发挥人工智能在教育领域的优势,积极培养储备制造业复合型人才,重点支持大数据开发、能效计算、卫星及航天等前沿产业领域;日本积极发展“工业机器人”以促进新一代工业机器人的商业运用,并为工业机器人获取的数据构建工业大数据库。从发达国家大型企业制造业实际应用来看,美国通用电气公司作为巨头制造业企业,于 2012 年提出了“工业互联网”的概念,即实现人、机、物全面互联的新型网络基础设施,形成智能化发展的新业态和应用模式。德国西门子股份公司在生产制造上,实现了智能化制造订单处理系统,实现了人工智能下的高度无人化。

我国为了推进人工智能发展与制造业融合,先后出台了《国家信息化发展战略纲要》《国务院关于深化制造业与互联网融合发展的指导意见》《新一代人工智能发展规划》等一系列文件。

(2) 在金融领域,人工智能主要用于自动获客与身份识别、大数据风控、智能投顾和智能客服等。

金融机构通过大数据和机器学习,可分析客户的行为、偏好和需求,生成详细的客户画像,精准定位目标客户。金融机构通过分析交易记录、社交行为、消费习惯等海量数据,可构建更精准的信用评分模型,帮助金融机构评估客户的信用风险,实时分析交易数据,识别异常模式(如大额转账、异地登录等),及时预警和拦截欺诈行为。通过量化交易和基本面分析,人工智能可以帮助股民更好地进行投资决策。在海量消费数据累积与多元化消费场景叠加影响下,手环支付、扫码支付、NFC 近场支付等传统数字化支付手段已无法满足现实消费需求,以人脸识别、指纹识别、虹膜识别、声纹识别等生物识别载体为主要手段的智能支付逐渐兴起,科技公司纷纷针对商户和企业提供多样化的场景解决方案,全方位提高商家的收单效率,并减少顾客的等待时间。未来,以无感支付为代表的新型技术将提供无停顿、无操作的支付体验,全面应用于停车收费、超市购物、休闲娱乐等生活场景。人工智能可以自动化处理客户信息和身份验证流程,利用大数据进行风险评估和控制,为客户提供个性化的投资建议,以及 24 小时不间断的客户服务支持。

(3) 在医疗领域,人工智能主要应用于辅助诊断、医疗影像分析和药物开发。

人工智能基于医疗案例数据库和病情检测结果,通过深度学习、计算机视觉和自然语言处理等技术,能够从医学影像中提取有价值的信息,进行疾病检测与诊断、图像分割、影像增强与重建和自动化报告生成等操作,辅助医生做出更精准的诊断和决策。人工智能也可用于疾病检测和病情评估,加速新药研发进程,提高药物疗效和安全性。

(4) 在交通领域,人工智能通过智能交通和自动驾驶等技术可以改善交通拥堵并减小事故发生率。在智能交通领域,使用人工智能实时分析车流量、道路状态、天气信息等海量交通数据,可以动态优化信号灯控制、公交调度和路线规划;自动驾驶是人工智能技术的集成,通过激光雷达和毫米波雷达等多传感器融合与深度学习模型训

练,车辆能实现复杂环境感知、决策与路径规划。

(5) 在教育领域,人工智能主要应用于在线教育和智能家教。人工智能可以提供个性化的学习资源和教学服务,基于学生的学习情况提供定制化的辅导方案。人工智能在教育行业的应用正逐步改变传统的教学模式。通过智能算法和大数据分析,人工智能可以根据学生的学习行为和表现,提供个性化的学习内容和进度建议,从而提高学习效率。例如,智能辅导系统可以实时评估学生的知识掌握情况,自动生成针对性的练习题和讲解视频。此外,人工智能还能帮助教师减轻工作负担,如自动批改作业、生成教学报告等。虚拟助教和聊天机器人则能随时解答学生的疑问,提供学习支持。总体来说,人工智能正在推动教育向更加智能化、个性化和高效化的方向发展。

2. 技术实现现状

人工智能应用技术主要包括机器学习(Machine Learning, ML)、深度学习(Deep Learning)、自然语言处理(Natural Language Processing, NLP)、计算机视觉(Computer Vision, CV)、专家系统(Expert System)等。

(1) 机器学习是研究机器模拟人类的学习活动,获取知识和技能的理论和方法。机器学习的方法主要有归纳学习、类比学习、统计学习等。

归纳学习的目的是从大量数据中归纳一般的判定规则和模式,是从特殊情况推导出一般规则的学习方法。变型空间学习方法和决策树方法是两种重要的归纳方法。

类比学习是根据两个对象之间存在某些方面的相同或相似推出在其他方面可能也存在相同或相似,是基于相似关系进行推理和泛化的方法,核心思想是“相似的输入对应相似的输出”,典型应用如 k 近邻算法和案例推理。

统计学习是以概率论与数理统计为理论基础的数据建模方法,其核心是对观测数据的分布假设构建概率模型,并利用经验风险最小化(如损失函数优化)或统计推断(如假设检验、置信区间)从数据中学习规律。典型方法包括线性回归、逻辑回归、支持向量机(Support Vector Machine, SVM)及正则化模型(Lasso/Ridge)。

(2) 深度学习是以深层神经网络为核心的数据驱动方法,其核心思想在于模拟人脑的层级抽象结构,通过无监督的方式分析大规模数据,发掘大数据中的有价值信息。其核心架构包括卷积神经网络(CNN, 擅长图像处理)、循环神经网络(RNN, 处理序列数据)及 Transformer(基于自注意力机制,主导自然语言处理如 BERT、GPT),依赖海量数据与高性能计算优化参数。深度学习在计算机视觉、自然语言处理、语音识别等领域取得了突破性进展,优势在于特征自动学习与复杂模式捕捉能力,但面临模型可解释性差、训练资源消耗大及过拟合风险等挑战,是推动现代人工智能发展的关键技术支柱之一。

(3) 自然语言处理是用机器处理人类语言的理论和技术。NLP作为语言信息处理技术的一个高层次的重要研究方向,一直是人工智能领域的核心课题,其融合语言学、计算机科学和机器学习技术,旨在实现机器对文本或语音的语义解析与智能响应。其关键技术包括词法分析、句法解析、语义理解及基于深度学习的预训练模型,结合规则系统、统计方法与神经网络解决语言歧义性和上下文关联问题。其应用涵盖了智能对话系统、实时翻译、舆情分析、文档自动化处理等,同时面临跨语言泛化、低资源语言支持、伦理对齐及生成内容的可控性等挑战。NLP的进步正推动人机交互从机械指令迈向自然对话,其也成为了智能助手、教育科技和内容创作等领域的变革性驱动力。

(4) 计算机视觉是研究如何使机器“看懂”视觉世界并从中提取语义信息的核心技术领域,旨在通过算法解析图像或视频中的对象、场景及动态行为。其核心任务包括图像分类、目标检测与跟踪、图像分割及三维重建等,计算机视觉以卷积神经网络(如 ResNet、YOLO)为核心,结合迁移学习与预训练模型(如 ImageNet),显著提升复杂视觉任务的准确率。

(5) 专家系统是一类具有专门知识和经验的计算机智能程序系统,采用人工智能中的知识表示和知识推理技术来解决通常由专家才能解决的复杂问题,达到具有与专家同等解决问题的水平。专家系统以知识库和推理机为中心展开,主要包括分布式专家系统、协同式专家系统、神经网络专家系统和基于互联网的专家系统 4 种类型。

1.1.2 人工智能技术发展方向

人工智能的前沿发展方向正随着技术突破和应用场景的扩展而快速演变。以下是当前及未来几年备受关注的几个核心方向。

(1) 大语言模型(Large Language Model,LLM)是当前人工智能一个快速发展的领域,大语言模型通常是指包含数千亿或更多参数的语言模型,使用大量文本数据训练,可以生成自然语言文本或理解语言文本的含义。大语言模型的出现标志着人工智能领域的重大进步,以 GPT-4、Claude、DeepSeek 等为代表的大模型,正朝着更大规模、更多模态方向推进。其研究重点包括提高推理能力、减少模型幻觉、降低训练成本等。

(2) 具身智能(Embodied Intelligence)相较于传统基于纯符号处理的人工智能,更关注认知与身体之间的关系,认为智能的形成与感知、运动、环境适应密切相关。在实际应用中,具身智能已在自动驾驶、医疗机器人、人机交互等领域展现出巨大潜力。例如,现代的自动驾驶汽车不仅依赖摄像头和激光雷达来感知周围环境,还能通过深度学习调整决策策略,以适应不同的交通状况。这种结合了物理世界交互能力和智能算法的系统,正推动人工智能从纯粹的数据计算走向真正的智能行为。具身智能的发展趋势正在向更强感知、更高自主性、更自然交互、更广泛应用的方向迈进。随着大模型、强化学习、神经形态计算等技术的突破,未来的具身智能将更加接近人类智能,为通用人工智能的实现奠定基础。

(3) 生成式人工智能(Generative Artificial Intelligence)能够通过训练模型生成文本、图像代码或视频等多模态内容。生成式人工智能的关键技术包括生成对抗网络、变分自编码器、扩散模型、强化学习和 Transformer 等。近年来,随着深度学习和大规模预训练模型的突破,生成式 AI 取得了显著进展。例如,OpenAI 的 GPT 系列模型能够生成流畅、连贯的文本,广泛应用于写作、编程辅助和对话系统;DALL·E、MidJourney 等工具则可以通过文本描述生成高质量图像,为创意设计、广告和娱乐行业带来全新可能。此外,生成式人工智能还在视频生成、3D 建模、音乐创作等领域展现出巨大潜力。但是生成式人工智能也面临生成内容的真实性、版权归属、伦理风险等一系列挑战。未来,随着多模态生成能力的提升和可控性的增强,生成式人工智能有望进一步融入日常生活,成为人类创造力延伸的重要工具。

(4) 分布式人工智能(Distributed Artificial Intelligence)主要研究在逻辑上或物

理上分散的智能系统如何并行地、相互协作地进行问题求解,分布式人工智能分为分布式问题求解和多智能体系统两种类型。分布式问题求解的核心思想是将单一复杂任务拆分为多个子任务,由分布式节点协作完成,最终合并结果。多智能体系统是分布式人工智能最活跃的研究领域,研究在群体智能体间进行智能行为的协调。多智能体系统是由多个自主智能体通过交互、协作或竞争共同完成复杂任务的分布式人工智能框架。每个智能体可以是软件程序、机器人或虚拟实体,具备独立的感知、决策和执行能力,能够根据环境变化动态调整策略。其核心优势在于通过去中心化的协同机制,解决单一智能体难以应对的全局性问题,尤其适用于开放、动态和不确定的场景,目前应用场景有自动驾驶与交通优化、无人机集群协作、智能生产制造等。多智能体系统的未来发展方向有通过多智能体强化学习训练自适应协作策略和人类与智能体协同工作等,未来的多智能体系统将具有更大的灵活性,更能体现人类社会智能性,更加适应开放的、动态和真实的世界环境。

(5) 可信性人工智能(Trustworthy Artificial Intelligence)是为确保人工智能系统安全、可靠、公平且符合伦理规范而提出的技术框架,旨在解决人工智能应用中潜在的偏见、隐私泄露、决策“黑箱”化等风险。其核心目标是通过技术手段与制度设计,使人工智能系统的行为可解释、结果可追溯、影响可控制,从而赢得用户与社会的信任。深度学习“黑箱”难题使目前人工智能系统的行为不可解释,“黑箱”难题是指由于深度学习模型的高度复杂性和非线性特性,其内部决策逻辑难以被人类直观理解的现象。深度学习模型(如神经网络)通常包含数百万至数十亿个参数,通过多层非线性变换逐级提取特征。这种层级化、分布式的特征表示方式,使得模型最终的决策逻辑难以被简化为人类可理解的规则。深度学习模型通过海量数据自动学习特征关联,而非依赖人工预设规则,导致其推理过程缺乏显式的因果关系支持。破解深度学习“黑箱”难题,可以通过可视化、特征重要性分析等方法,让人工智能的决策逻辑透明化。深度学习的“黑箱”并非无解,但需在模型性能与可解释性之间寻求权衡。随着因果科学、认知心理学与人工智能的交叉融合,未来有望构建既强大又可理解的下一代智能系统。

(6) 科学智能(Artificial Intelligence for Science)是通过人工智能技术推动科学研究范式变革的新兴领域,其核心在于利用机器学习、深度学习和大数据分析加速科学发现,解决传统科研中依赖经验试错、计算成本高或数据复杂度大的难题。在生物医药领域,人工智能已展现出革命性潜力,如 DeepMind 的 AlphaFold 系列可精准预测蛋白质三维结构,将原本耗时数年的研究缩短到了分钟级,极大地推动了药物设计与疾病机制研究;在材料科学中,人工智能通过高通量筛选与模拟,可快速设计出性能更优的电池材料、催化剂或超导体,减少了实验室试错周期。气候科学方面,人工智能模型可整合卫星数据与气象观测,提升极端天气预测精度,并优化能源系统的动态调度以降低碳排放。此外,人工智能正深入数学、物理等基础学科,如自动推理数学定理、模拟量子系统行为,甚至挑战复杂方程求解的边界。科学智能不仅大幅提升了科研效率,更通过“数据驱动+物理模型融合”的新模式,催生出跨学科协同创新的科研生态,成为突破人类认知极限的关键引擎。

1.2 机器视觉技术应用与发展

1.2.1 机器视觉技术应用现状

机器视觉可以理解为给机器加装上视觉装置,其目的在于赋予机器类似人类的视觉能力,使机器可以更好地实现视觉引导、测量、识别、检测等功能。

机器视觉可以为机器赋予丰富的视觉感知能力,在以下不同方面展现出了优势。

(1) 高精度: 机器视觉能够进行精确的图像处理和分析,提供稳定的测量结果。与人工视觉相比,机器视觉不受疲劳、情绪或注意力变化的影响,能够在长时间内保持一致的高精度。

(2) 高效率: 机器视觉技术可以快速、准确地完成大量重复性工作,特别是在生产线上检测高速运动的物体时,其检测速度甚至能够达到人工的 10~20 倍,显著提高了生产效率。

(3) 成本低: 随着计算机处理器价格的急剧下降,机器视觉系统的成本变得越来越低。机器视觉相关设备一次性投入后,随着使用时间的增加,成本不断降低,可为企业带来长期的经济效益。

(4) 适应性强: 机器视觉系统可以通过不同的光学传感器和照明系统来适应不同的环境和物体特性。相比之下,人类视觉仅适用于可见光范围内的物体观察,对环境的适应性较弱。

除上述优势外,机器视觉系统还具有可自动记录与分析数据、功能可拓展、算法可升级提升等特点。这些优势和特点使得机器视觉系统在工业制造、医疗诊断、科学研究等众多领域得到了广泛应用,逐渐成为现代自动化和智能化生产不可或缺的技术手段。

目前,随着人工智能技术的不断发展,机器视觉的功能也在不断完善。凭借强大的视觉引导、测量、识别和检测功能,以及自身强大的技术优势,机器视觉从最开始主要应用于电子装备检测,已经发展到可应用于工业、医学、交通、农业等领域。与此同时,机器视觉在不同领域的应用价值和重要性正在不断提升,已成为推动智能化转型、优化流程和提升竞争力的关键技术。

1. 在工业领域中的应用

随着机器视觉技术的不断进步和完善,其在工业领域中的应用越来越广泛,涵盖了如半导体与电子制造、3C 电子、汽车制造、医药制造、光伏新能源制造、包装印刷、食品加工等不同的工业应用场景。在这些工业应用场景中,机器视觉主要承担着引导定位、测量、识别、检测等功能。引导定位指通过视觉系统实时捕捉物体的位置与姿态,以便为自动化设备提供精准的运动指导。例如,在生产线上,工业机器人可以通过视觉系统定位工件的位置,确保其正确放置或进行装配。测量指机器视觉对目标物体进行全局或局部的尺寸测量。例如,在半导体制造中,机器视觉能够对晶圆的厚度、直径等进行测量,确保其尺寸公差符合生产标准。识别指利用计算机视觉和图像处理技术来识别和分析图像中的目标。检测是机器视觉在工业领域应用中的另一个重要功能,

主要用于对目标物体表面进行缺陷检测。下面以汽车制造为例,具体阐述机器视觉在工业领域中的应用。

机器视觉技术可以为汽车制造生产线的抓取、装配环节提供视觉引导。在抓取环节中,机器人通过搭载的相机获取零部件的二维或三维图像,随后利用图像处理技术对图像进行特征提取,精准定位零部件的具体位置,指导生产线上的机器人进行抓取,最大限度地减少误差和提高抓取效率。例如,在将汽车发动机机盖从传输带上转移到检漏机的过程中,在传输带的上方垂直安装一台工业相机,对拍摄照片进行图像处理。首先识别出发动机机盖上 9 个定位孔的位置偏差,组合测量出目标位置的偏移量、旋转角和倾斜角。当机器人获得发动机机盖的定位坐标后,可以调整抓手的位置和姿态进行插销和抓取,最后放置到机器人周边的几台检漏机上。在装配环节中,机器视觉系统可提取零部件的几何特征点、颜色等多维特征,对零部件进行精确定位,确保机器人能够准确地将每个零部件安装到指定的位置,机器视觉装配图如图 1.2.1 所示。



图 1.2.1 机器视觉装配图

机器视觉技术在汽车制造过程中广泛应用于质量检测。在汽车零件制造过程中,机器视觉系统可以通过高分辨率的相机及图像处理算法,对车辆进行质量检测(见图 1.2.2),检测范围涵盖了从外部车身到内部零件的各个部分,包括车辆盖板、汽车轮毂、车轮、车门、座椅、排气管、气缸等零件的尺寸误差和表面缺陷。机器视觉可以对汽车零件制造过程中的焊接工艺进行检测,包括焊缝的位置、尺寸与几何形状等,确保焊接质量符合标准。机器视觉还可以对汽车涂胶进行质量检测(见图 1.2.3),检测涂胶的颜色、厚度和涂覆位置是否符合工艺要求。通过质量检测,机器视觉可以提高汽车零件及整体产品的合格率,同时提高检测效率与质量,确保产品在制造过程中始终符合高标准的质量要求,延长汽车使用寿命。



图 1.2.2 汽车轮毂质量检测

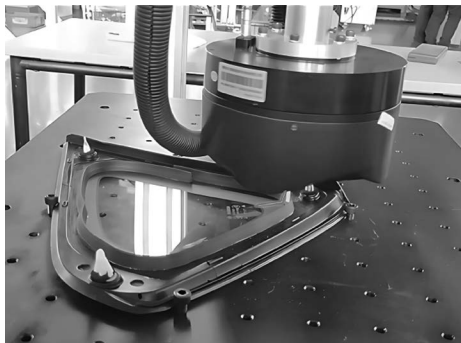


图 1.2.3 汽车玻璃涂胶质量检测

机器视觉技术还可以在汽车制造中进行零部件识别与分类。通过对零件的图像进行采集,利用深度学习等技术,机器视觉可以根据零件的形状、尺寸或其他特征进行分类。随后系统会将不同类型的零部件自动导向各自指定的工作台或生产区域,确保每个零件会在合适的位置进行后续的加工或组装,提高生产线的自动化水平,减少人为操作的失误,提升生产效率和产品质量。

除了汽车制造场景之外,机器视觉技术在其他工业场景下也具有类似应用。在食品加工中,机器视觉可以进行食品缺陷检测、食品包装检测、食品识别与分类等,保障食品的安全与质量。在烟草制造中,机器视觉能够进行烟草外观检查、烟草原料异物检查、条烟装箱检查等,确保烟草符合质量要求。在医药制造中,机器视觉可以进行药品尺寸合格检测、液体药品杂质与异物检测、药盒 OCR 检测等,保障医药产品的品质。总而言之,机器视觉技术通过引导定位、测量、识别、检测等功能可为不同的工业应用场景提供便利。

2. 在医学领域中的应用

机器视觉技术在医学领域的应用越来越受到重视,主要应用于辅助医疗诊断、辅助手术、医疗康复等多个方面,下面列举一些机器视觉技术在医学领域中的典型应用。

机器视觉技术能够辅助医生进行医疗诊断,主要可通过对 CT 扫描、病理切片等医学影像的分析与处理来帮助医生做出更准确的判断,减少误诊的风险(见图 1.2.4)。例如,在肺癌诊断中,可通过将肺部 CT 扫描获得的肺部横切面图像与肺癌图像库中最相近的图像进行图像匹配,调取相近的检测手段与临床试验数据来为医生提供参考,帮助其做出准确诊断。机器视觉技术可以对冠状动脉造影图像进行增强处理,增强图像细节部分,帮助医生评估冠状动脉的狭窄程度,为后续治疗提供依据。

机器视觉技术广泛应用于辅助医生进行手术(见图 1.2.5)。例如,在口腔种植手术中,结合空间配位、空间配准等机器视觉图像处理技术开发的口腔种植动态导航系统,能够帮助医生直观了解患者的口腔状况,并根据预定的路径进行种植操作,提高手术成功率。在外科手术失血量检测中,机器视觉通过对采集图像中相关的血液含量信息进行分析来检测手术失血量,避免因对失血量评估的不准确、不及时而导致的病人休克甚至死亡。机器视觉技术还可以用于外科手术器械的清点,方便医生在外科手术中对手术器械进行术前清点、术中记录和术后核对及回收,提升手术的安全性与效率。

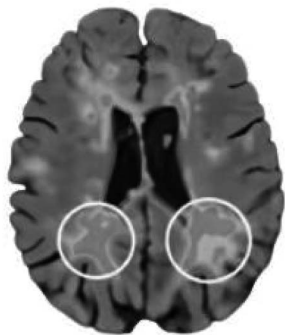


图 1.2.4 医学影像处理



图 1.2.5 手术定位导航系统

机器视觉技术在医疗康复训练中应用广泛(见图 1.2.6),覆盖了心理康复、辅助辅具、肢体康复等多个医疗康复领域。例如,在心理康复方面,机器视觉技术基于目标检测和特征提取设计认知康复辅助系统,可以辅助患者进行记忆、抽象思维、计算、理解力等有关认知功能的康复训练,提升患者的康复效果。在肢体康复方面,结合机器视觉技术设计的肢体康复外骨骼机器人,主要用于手臂、腿部、各类关节等运动功能的康复训练,如上肢抓取、下肢行走等运动能力的恢复。



图 1.2.6 认知康复辅助系统

机器视觉在医学领域中的应用十分广泛,在辅助医疗诊断、辅助手术、医疗康复、病人监测与护理、麻醉学等方面发挥着越来越重要的作用,不仅提升了医疗服务的效率,还有效地减轻了医生的工作负担,帮助提高诊断的准确性和治疗的效果,同时,推动了医疗服务的创新与进步。

3. 在交通领域中的应用

机器视觉在交通领域中也许多实际应用,在构建智能交通系统(Intelligent Traffic System,ITS)中发挥了重大作用,包括为自动驾驶与辅助驾驶、交通管理、驾驶员监测与安全系统等多个方面提供技术支持,提高了交通效率与安全性,下面列举一些机器视觉技术在交通领域中的典型应用。

机器视觉技术可以应用于自动驾驶与辅助驾驶(见图 1.2.7),帮助实现车辆智能化驾驶,其应用包括环境感知、交通标志识别、自动泊车、障碍物检测等多个方面。例如,在环境感知方面,机器视觉利用图像复原和目标检测等技术对传感器、车载摄像头收集的图像信息进行分析,理解周围的道路环境情况,为驾驶员或车辆控制系统的决策提供依据,使车辆的行驶安全得到保障。在自动泊车功能中,利用机器视觉技术可以识别停车位及其周围的环境,同时进行路径规划,使车辆能够自动完成停车操作(见图 1.2.8),提高停车效率。



图 1.2.7 自动驾驶与辅助驾驶



图 1.2.8 自动停车功能

机器视觉技术可以应用于交通管理,能够保障交通安全,提高交通效率,其应用包括交通流量监测、交通违章识别、车牌识别、停车占用检测、交通事故监测等多个方面(见图 1.2.9)。例如,在交通流量监测方面,可利用机器视觉技术分析道路摄像头拍摄的视频数据,获得车流量、车速等信息,并根据分析结果判定道路拥堵情况,通过指派交警或动态调整信号灯时间等方式,缓解道路拥堵状况。在交通违章识别方面,机器视觉可以充当“电子警察”的角色,识别闯红灯、压线、逆行等交通违章行为,自动记

录并生成证据,提高交通执法效率,减少人工干预。机器视觉还可以应用于交通事故监测,以便及时发现交通事故,有助于交通管理部门迅速采取措施,保障行车安全。



图 1.2.9 交通管理

机器视觉还可以用于开发驾驶不安全行为识别与预警系统,对不系安全带、疲劳驾驶、手离开方向盘等不安全行为进行实时识别与监测。同时,系统能够在识别到不安全行为后,及时发出警告,提醒驾驶员注意安全。例如,通过提取与分析驾驶员眨眼频率、打哈欠等面部疲劳信息,系统可以判断驾驶员是否处于疲劳驾驶状态,预防疲劳驾驶引发的交通事故。驾驶不安全行为识别与预警系统不仅可以保障驾驶员安全,还可以减少因不安全行为而引发交通事故的概率,提高道路安全性。

随着机器视觉技术的不断发展,其在自动驾驶与辅助驾驶、交通管理、驾驶员监测与安全系统等方面的应用将会越来越完善,并逐步拓展至交通领域的其他方面,这将进一步促进智能交通系统的建设,为交通安全提供技术保障。

4. 在其他领域中的应用

机器视觉技术除了在工业领域、医学领域、交通领域得到广泛应用外,基于高效、精准的图像分析与处理技术,其也在农业、国防、生态保护与环境治理、建筑工程、娱乐与媒体等其他领域中展现出巨大的价值。下面列举一些机器视觉在其他领域中的典型应用。

机器视觉在农业领域中的应用十分广泛,不仅可以用于农作物种子质量检验(见图 1.2.10),还能应用于其他方面。例如,在病虫害监测与预警方面,机器视觉能够发现病虫害,帮助农民及时采取措施,减少农作物损失(见图 1.2.11)。在农作物生长信息监

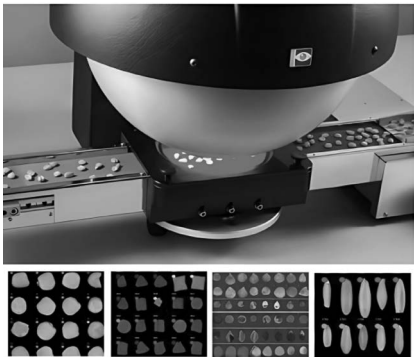


图 1.2.10 玉米种子质量检验

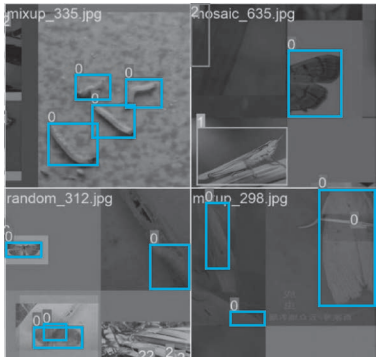


图 1.2.11 病虫害监测

测与产量估计方面,可以对农作物的生长状态进行实时监测和分析,并预估产量。在果蔬采摘方面,机器视觉能够对果蔬进行检测识别和坐标定位,并配合机器人实现对果蔬的采摘,提高采摘效率,降低劳动力成本。在农业品质检测方面,机器视觉能够对农产品的外观、尺寸、颜色等进行检测,筛选出符合质量要求的农产品,保障农产品质量和安全。

在建筑工程领域中,机器视觉能够对桥梁、楼房等建筑表面裂缝进行检测(见图 1.2.12),提高施工质量,节约人力成本。还可以对瓷砖、钢筋等尺寸进行测量,确保施工的精度与规范。此外,机器视觉可以对施工现场进行安全监控,及时发现潜在的安全隐患,为工程的顺利进行提供保障。在生态保护与环境治理领域中,机器视觉可以应用于水质参数检测和水体微生物检测,实现对水质的实时监测。机器视觉还可以应用于森林火灾的预警(见图 1.2.13),即使在雾天等低能见度条件下,机器视觉依然能够进行森林火灾监测,防止生态环境遭到破坏。

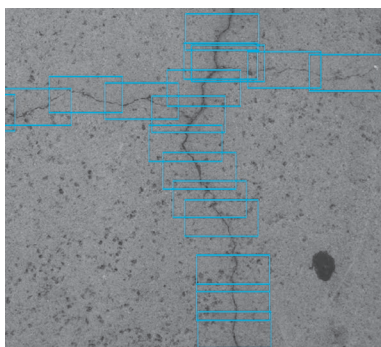


图 1.2.12 建筑裂缝检验

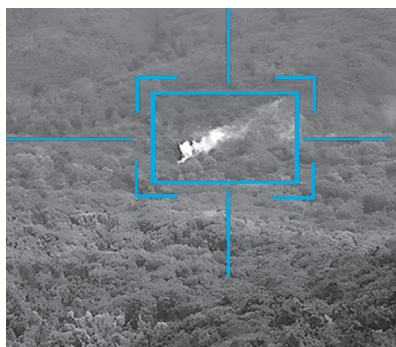


图 1.2.13 森林火灾监测

综上所述,机器视觉广泛应用于多个领域,为不同领域的发展提供技术保障,在未来会有越来越多的学者投入机器视觉的研究当中,这将进一步拓展机器视觉的应用领域,方便人们的生产和生活,并带来更多的社会和经济效益。

1.2.2 机器视觉技术发展方向

机器视觉是人类视觉的扩展和延伸。随着研究的不断深入,新的描述方式、求解手段的不断探索和创新以及微处理器的快速提高,机器视觉的研究必将会迎来一个更加繁荣的时机,机器视觉技术与产品将会被广泛地应用于更为复杂的场合。机器视觉的未来发展趋势主要包含以下几方面。

1. 多传感器信息融合

多传感器信息融合(Multi-sensor Information Fusion, MSIF)是指将不同来源、不同形式、不同空间或不同时间的信息集成在一起,形成更全面、准确和有用的信息。单一传感器获得的信息是有局限性的,且容易受到环境和自身性能的影响,只利用单一传感器进行机器视觉技术研究,将无法发挥机器视觉的潜力。如果能将机器视觉、机器听觉、机器嗅觉、机器触觉等不同传感器采集的信息有机地结合起来,将多种信息相互融合,则有可能突破单一传感器的局限性。

多传感器信息融合常用的方法包括加权平均法、卡尔曼滤波法、多贝叶斯估计法、人工神经网络法等,这些方法可以有效整合来自不同类型传感器的数据,优化信息的

处理和分析。目前,许多机器视觉的应用采用了多传感器信息融合方法。例如,在交通领域中,将多传感器信息融合方法应用于车辆检测与定位、障碍物检测等方面,提升了机器视觉系统的准确性和可靠性。

2. 完整三维重建

三维重建(3D Reconstruction)是指通过对单视角图像或多视角图像进行分析,结合某些先验知识恢复出场景的三维几何表示。随着三维重建技术的不断发展,如何快速、准确地自动获取和分析图像中所包含的三维信息已经成为机器视觉中一个重要的研究方向,其中涉及的知识包括基础的多视角几何、状态估计、优化理论、图像处理、图形学中的几何表示和处理等。目前,比较前沿的研究方向主要包括基于运动恢复结构(Structure from Motion, SfM)的三维重建、基于深度学习的深度估计和结构重建、基于RGB-D深度摄像头的三维重建、基于点云的三维重建等。同时,三维重建的应用越来越广泛,涵盖了自动驾驶、工业制造、农业等领域。

但现有的三维重建理论与算法基本都局限于对目标“可视”部分的重建,如果用大卫·马尔的视觉计算理论来说,还主要停留在2.5维表达上,这种表达仅提供了物体可见轮廓以内的三维信息。如何恢复物体完整的表面信息,即包括物体表面不可见部分,是一个复杂但也亟待解决的问题。

3. 主动视觉

主动视觉(Active Vision)是指视觉系统可以根据已有的分析结果和任务的当前需求,决定摄像机的运动,并且从合适的视角获取相应的图像。主动视觉理论强调视觉系统对人眼主动适应性的模拟,即模拟人的“头-眼”功能,使视觉系统能够自主地选择和跟踪注视目标物体。传统的机器视觉系统通常只依赖于固定位置的传感器来捕捉静态图像,而主动视觉系统则通过动态调整感知设备的位置、视角、焦距、光照等参数来主动适应任务需求,具有自适应性、可增强的目标追踪能力、动态调整观察角度等特点。主动视觉能够提高系统的感知能力,是一个具有发展前途的研究方向。

4. 视觉并行计算结构

视觉本身具有内在的并行性,但要完成视觉并行计算还有许多理论上、算法上和技术上的问题要解决。视觉并行计算结构的一个发展趋势是在越来越大的结构中采用越来越小的处理单元,即将多个只能进行几种基本逻辑运算的简单处理单元组成庞大的网络,通过设计一些精巧的算法有效地利用并行性,提高视觉计算的速度。

5. 通用机器视觉系统

机器视觉系统是实现机器视觉功能的核心,典型的机器视觉系统由图像采集部分、图像处理部分和运动控制部分组成。通过分析输入图像或图像序列,系统能够输出被成像物体的相关信息以及完成机器视觉任务所需要的全部信息。

现有的大多数机器视觉系统属于局部性的专用系统,通常解决的是尺寸测量、表面缺陷检测、物体识别等特定的机器视觉任务。机器视觉研究的另一个重要目的是建立能够完成各种机器视觉任务的通用机器视觉系统,然而建立一个可以与人类视觉相比拟的通用机器视觉系统是非常困难的。现有技术通常从特定任务的机器视觉系统研究入手,积累技术经验和应用案例,再逐步过渡到通用系统的研发。这一过程将推动机器视觉技术的不断进步,使其能够在更广泛的领域中发挥作用,具有更加智能化

和高效的视觉处理能力。

6. 智能化视觉技术

深度学习是机器学习领域中一个新的研究方向,它通过构建多层次的神经网络架构来从大量的数据中自动提取特征,并学习数据的内在规律和表示层次,使计算机能够从大量非结构化数据中做出决策,具有精度高、学习能力强、适应性好等特点。深度学习凭借自身强大的优势,已经成为推动医疗、交通、制造、金融等多个领域朝智能化方向发展的关键技术。同时,机器视觉技术和深度学习技术的融合,已经成为一个具有发展前途的研究方向。

目前,已经有大量的学者将深度学习应用到机器视觉领域,在目标检测、图像分割、图像识别等机器视觉任务中发挥了重要作用,提升了相应视觉任务的表现效果。例如,结合 YOLOv5 深度学习目标检测模型与机器视觉技术,能够实现车辆目标检测、表面缺陷检测等机器视觉任务,提高检测的准确性。结合 U-Net 深度学习图像分割模型与机器视觉技术,可以实现医学图像分析、自动驾驶等机器视觉任务,其强大的图像处理能力为相关领域带来了更高的精度和效率。

随着深度学习的不断发展,传统的机器视觉技术和深度学习技术的融合已经成为未来的前沿发展趋势,它将促进智能化视觉技术的发展,扩展机器视觉技术的应用界限,为各个领域提供更为强大的技术保障。

综上所述,机器视觉技术的前沿发展正朝着更加智能化、精准化和跨领域的方向不断推进。随着多传感器信息融合、三维重建、主动视觉、并行计算等技术的不断突破,机器视觉正在向更高效、更广泛的应用领域扩展,涵盖了自动驾驶、智能制造、医疗影像等多个行业。深度学习的引入使得机器视觉技术的智能化水平显著提升,特别是在目标检测、图像分割等任务中,深度学习与机器视觉的融合展现了强大的潜力。未来,随着技术的持续发展,机器视觉将不再局限于单一任务,而是朝着构建通用、跨领域的智能视觉系统发展,逐步突破传统视觉系统的局限性,推动各行各业的智能化进程。

1.3 工业机器视觉技术应用与发展

1.3.1 工业机器视觉应用现状

目前,随着传感器技术的不断进步,计算机硬件性能的不提高,深度学习技术的不断发展以及视觉图像处理算法的持续改进,机器视觉的功能越来越完善。在利用信息化技术促进产业变革的时代背景下,机器视觉技术凭借自身强大的技术优势,正在各行各业中发挥着重要作用。

在工业领域中,机器视觉技术相对于传统的人工在精度、检测速度、重复性和安全性等方面具有不可比拟的优势,已经在工业生产的各个环节得到广泛的应用,它可以替代人工进行物体定位、尺寸测量、零件缺陷检测等多个任务,有效减少人为错误,优化生产流程,降低生产成本。因此,机器视觉在推动工业生产效率和质量提升方面发挥着重要作用。目前,机器视觉已广泛应用在如半导体与电子制造、3C 电子、汽车制造、医药制造、光伏新能源制造、包装印刷、食品加工等不同的工业场景,下面列举一些

机器视觉在不同工业场景下的典型应用。

1. 在医药制造中的应用

医药制造是关系人类健康的重要领域,药品的质量直接影响人们的生命安全和身体健康。因此,确保药品在生产过程中符合严格的质量标准至关重要。机器视觉技术在医药制造中的应用非常广泛,包括药品质量检测、药品包装检测及药品流程监控等多个方面,下面列举一些机器视觉技术在医药制造中的典型应用。

机器视觉技术可以应用于药品质量检测,保障药品质量。例如,在药丸外观检测方面(见图 1.3.1),结合卷积神经网络和机器视觉技术开发的药丸质量检测系统,可以对药丸异形、异面和异物等质量问题进行检测,确保药品符合标准,减少人为操作的误差。在药液质量检测方面,以西林注射液为例,在生产制造过程中,可能会混入橡胶、玻屑等可见异物,机器视觉技术能够检测西林注射液中的异物,减少潜在的安全隐患。机器视觉技术在药品质量检测上还广泛应用于药品生产中物料的数量和尺寸检测、胶囊缺陷检测(见图 1.3.2)等其他方面,确保生产的每一批药品都符合严格的质量标准,进一步保障患者的用药安全和健康。



图 1.3.1 药丸外观检测



图 1.3.2 胶囊缺陷检测

机器视觉技术可以应用于医药流程监控,确保每个生产环节的质量和效率。例如,在药盒传送的过程中,由于采用多股道传送带,可能会出现拥堵情况,机器视觉技术可以对采集图像进行传送带股道分割、药盒定位等处理,对药盒拥堵情况进行实时检测,以便及时发现拥堵情况,并采取相应的举措缓解药盒拥堵状况。

机器视觉技术还可以用于医药制造中药瓶缺陷检测、医药调剂等其他方面。例如,基于机器视觉设计的药瓶缺陷检测技术,能够精准识别药瓶尺寸缺陷、瓶身外观缺陷、瓶口缺陷和瓶塞放置是否正确等质量问题,实现对药瓶缺陷的精确检测(见图 1.3.3)。在药品包装检测方面,机器视觉可以检测药品包装的完整性、封口情况、标签贴合情况等,确保药品在包装的过程中不受污染和损坏。在医药调剂(见图 1.3.4)方面,结合深度学习和机器视觉技术开发的药物调配机器人,能够识别不同类别的药品药瓶,提高配药的成功率与安全性。

综上所述,机器视觉在医药制造中具有广泛的应用前景,它不仅能够提升药品的质量检测效率,还能在医药流程监控、包装检测、药瓶缺陷检测等方面发挥重要作用,确保药品生产质量符合标准。除此之外,随着深度学习和机器视觉技术的结合,机器视觉技术将会推动医药制造向更加智能化、高效化的方向发展。

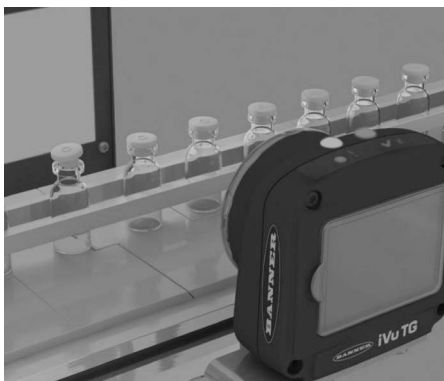


图 1.3.3 药瓶缺陷检测



图 1.3.4 医药调剂

2. 在半导体行业中的应用

半导体行业作为新型的高科技行业,包括各种半导体元件和产品的设计、布局、制造、组装和测试等环节。机器视觉技术在半导体行业中的应用涉及晶圆制造、芯片封装、印制电路板组装、电路板缺陷检测及表面组装技术(Surface Mount Technology, SMT)检测等多个场景,下面列举一些机器视觉技术在半导体行业的典型应用。

机器视觉技术可以用于晶圆制造过程中的质量控制。例如,基于 U-Net 设计的晶圆微观检测算法,可以实现晶圆微观缺陷的高精度分割与识别,从而对晶体的表面缺陷进行检测(见图 1.3.5),提高了检测效率和准确度。机器视觉可以用于电路板组装过程中的检测与质量控制。例如,利用机器视觉技术能够自动检测电路板的焊接质量或缺陷,确保每个焊接点的可靠性,防止出现焊点偏离、虚焊、焊点面积不足、银浆超高等焊接质量问题(见图 1.3.6)。机器视觉还可以对半导体设备的磨损程度、零部件状态和维护记录进行检测,以维护半导体设备。

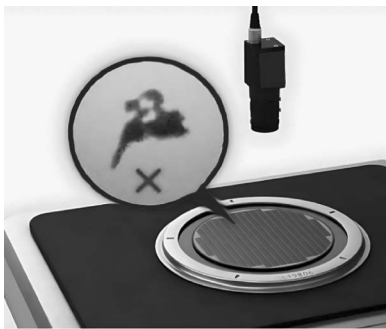


图 1.3.5 晶圆缺陷检测

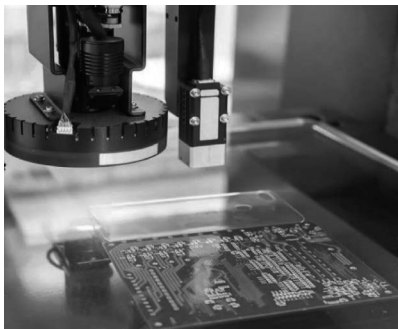


图 1.3.6 电路板质量检测

除此之外,机器视觉技术还可以应用于芯片排片定位控制、芯片偏移检测、芯片缺陷检测、芯片引脚缺陷检测、芯片分选等其他方面。例如,在芯片排片定位控制方面,使用相应的图像处理算法可完成定位孔与定位针的相对位置检测(见图 1.3.7),当定位针与定位孔的位置偏差超过阈值时,将相应的指令传输给芯片排片机,可完成位置校正,确保封装过程中排片的速度与精度符合要求。在芯片缺陷检测方面,芯片在制作过程中,可能会出现芯片污染、外来异物、芯片划伤等缺陷,这些缺陷会直接影响芯片所用设备的正

常工作。机器视觉技术能够对不同芯片缺陷进行特征提取,实现芯片缺陷检测(见图 1.3.8),并将合格的芯片分选出来,提高芯片的生产质量和使用寿命。



图 1.3.7 视觉芯片排片机

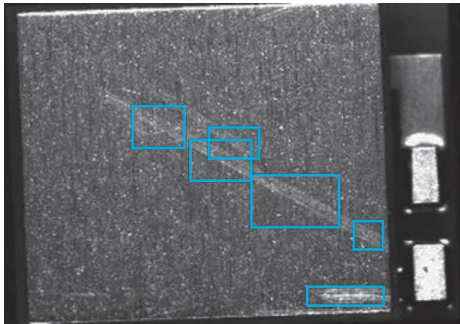


图 1.3.8 芯片缺陷检测

综上所述,机器视觉技术在半导体行业的应用不再局限于简单的缺陷检测,它涵盖了从制造到封装、从质量控制到设备维护等多个方面,推动了半导体行业的智能化升级,提升了生产效率。随着技术的不断进步,机器视觉将在半导体生产过程中发挥更加重要的作用,为行业带来更高的生产质量和更低的成本。

3. 在纺织制造中的应用

纺织品是日常生活中必不可少的物品,包括外衣、裤子、裙子、床单、棉被、床罩等,纺织制造是将天然纤维和化学纤维加工成纺织品的过程,在这一过程中,机器视觉的应用非常广泛,极大地提高了纺织品质量与生产效率。下面列举一些机器视觉技术在纺织制造中的典型应用。

机器视觉可以应用于纺织品质量检测,其应用包括原棉异纤检测、梳理棉网在线检测、织物疵点检测、筒纱质量检测、纱线检测等多个方面。例如,在织物疵点检测方面(见图 1.3.9),工业摄像机结合补充光源可获取织物表面图像,将获取的织物图像利用机器视觉技术进行分析和处理,可实现对不同大小疵点的检测,确保织物的质量符合标准。在整花整纬在线监测方面,含有花形的纺织品在印染加工过程中会发生花形图案的畸变,为满足纺织品在高端市场中的需求,对纺织品的纬弯、纬斜以及花形都应有更高的要求。基于机器视觉的整花整纬技术,通过收集织物图像信息可实现织物纹理全幅精确检测,完成对织物图案花形的校正。在原棉异纤检测方面(见图 1.3.10),机器视觉技术能够检测原棉中的异物,提高棉花异纤的识别率与清除率。

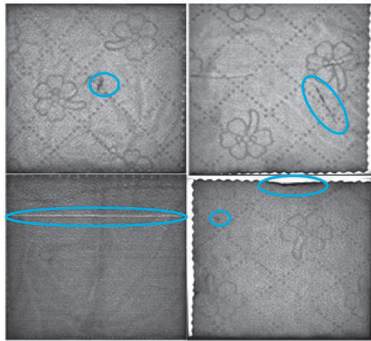


图 1.3.9 织物疵点检测



图 1.3.10 异纤检测仪

机器视觉技术也可应用于纺织制造领域的其他方面。例如,机器视觉技术可以应用于纺织鞋面标志点冲孔,通过计算机对鞋样的设计样图或者鞋样照片进行处理,直接判别冲孔标志点或者通过模板匹配出冲孔标志点,提取冲孔标志点的中心坐标,并将中心点坐标值传输给下位机进行后续的冲孔作业,保证冲孔的准确性和一致性。基于机器视觉技术设计的筒纱余量检测系统,通过结合 YOLO 粗检和轮廓精检算法,可实现筒纱余量的自动检测,取代了传统的人工检测方式。通过这一系统,可以提高检测的效率和准确性,确保筒纱余量的精确监控。基于机器视觉技术开发的纤维绒毛尺寸测置系统,具有较高的测量精度,可以满足纺织制造过程中对纤维绒毛尺寸精度的要求。除此之外,机器视觉技术还可以应用于对纱笼纱杆快速定位、针刺机针板孔位尺寸检测、空纱筒口快速定位、织物分拣系统等多个方面,进一步提升了纺织制造的自动化水平和生产效率。

综上所述,机器视觉技术在纺织制造领域的应用已涵盖了从质量检测到生产过程优化的多个方面。它为纺织行业的数字化转型和智能制造发展提供了强大的技术支持,助力纺织制造迈向更加高效、精确和现代化的未来。

4. 在其他工业场景下的应用

机器视觉除了应用在医药制造、半导体行业和纺织制造中,在光伏新能源制造、包装印刷、食品加工等其他的工业场景中应用也十分广泛,下面列举一些机器视觉技术在其他工业领域中的典型应用。

机器视觉在食品加工场景中的应用十分广泛,例如,在食品加工之前,机器视觉技术可以对小麦、玉米、大豆等原材料进行检测,剔除表面缺陷、病斑、虫蚀等品质较差的原材料,保障原材料的质量符合加工要求。在产品外观检测方面,机器视觉技术能够检测瓶罐破损、瓶罐高盖歪盖、包装印刷缺陷等产品包装外观的质量问题(见图 1.3.11),防止残次品流入市场,影响食品品牌的口碑。在食品质量检测方面,可利用传统图像处理技术、现代深度学习算法等多种方式对食品图像进行分析,以评估食品颜色、形状、尺寸、表面缺陷等品质特征,及时发现食品中的微小瑕疵,为消费者提供更安全、更高质量的食品。在食品分拣方面,基于机器视觉技术开发的食品包装快速分拣系统,能够对生产线上的食品进行图像扫描并精确分析,得到每个食品包装的位置和形状姿态,并将其传输给分拣设备,随后,按照机器视觉提供的数据信息,结合分拣规则,实现生产线产品分拣(见图 1.3.12)。除了上述应用之外,机器视觉还可以应用于生产流程控制(如瓶盖拧紧程度、包装箱排列等)、食品自动分割、食品冷藏时间判断、食品产品计数等其他方面,为食品加工提供全方位的智能化支持,进一步提高食品生产的质量和生产效率。



图 1.3.11 产品外观检测

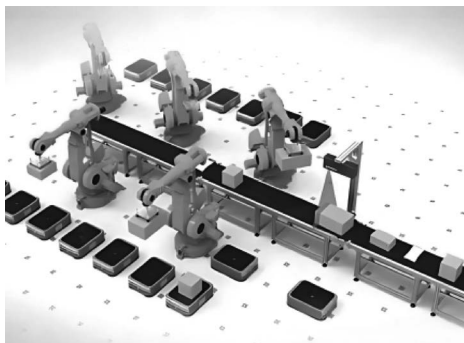


图 1.3.12 食品分拣

在齿轮制造场景中,机器视觉技术有非常重要的应用价值。例如,机器视觉技术可以应用于齿轮的参数检测,测量齿顶圆直径、齿根圆直径、轴孔半径等参数,确保齿轮制造过程中对齿轮测量精度的要求。在齿轮质量检测方面,机器视觉可以识别齿轮表面缺陷(见图 1.3.13),如裂纹、气孔、划痕等微小瑕疵,确保齿轮质量符合标准。在光伏新能源制造场景中,机器视觉可以应用于检测太阳能电池板表面裂纹、损坏等情况(见图 1.3.14)。机器视觉还可以应用于硅片缺陷检测及分选,确保每块硅片和太阳能板符合生产要求,进一步提高生产线的效率和产品质量。

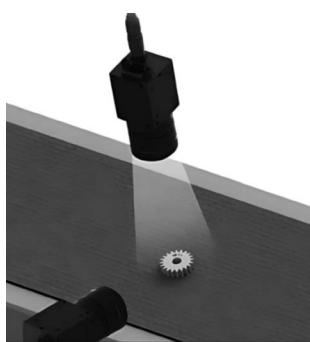


图 1.3.13 齿轮质量检测

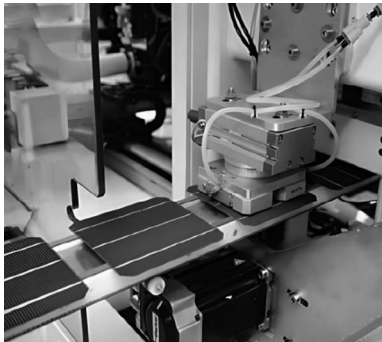


图 1.3.14 太阳能电池板表面缺陷检测

机器视觉技术的诞生与应用,极大地促进了工业生产的智能化、自动化和精细化,对工业领域产生了深远影响。它不仅提升了产品质量、降低了生产成本,还改善了工作环境、保障了员工安全,同时增强了数据分析能力,为工业发展开辟了新的机遇。随着机器视觉技术的不断进步,机器视觉的应用范围将继续拓展,成为工业领域不可或缺的技术之一。

1.3.2 工业机器视觉发展方向

工业机器视觉作为智能制造的核心技术之一,正以其高效、精准的特点推动生产方式的变革。从传统的 2D 图像处理到如今的 3D 视觉、人工智能赋能,机器视觉的应用范围和能力不断扩展。本节将重点探讨三个关键发展方向:3D 视觉、人工智能和深度学习集成、协作机器人。这些方向不仅代表了工业机器视觉技术的最新趋势,也预示了未来工业自动化的无限可能。

1. 3D 视觉

随着图像处理技术和视觉计算技术在工业自动化生产中的迅速发展,基于机器视觉引导的测量技术在现代工业生产中发挥着日益重要的作用。然而,传统的 2D 视觉技术仅能获取平面图像,无法准确获取物体的空间坐标信息,存在显著的局限性。随着生产需求的不断提高,2D 视觉技术已经无法满足复杂工业生产中高精度、高速度、柔性化的要求。相比之下,3D 视觉可以获得物体的三维信息,从而完成一些传统二维无法完成的测量,例如检测产品的曲度、平面度、体积和三维建模等。3D 视觉对于光照条件、物体对比度等客观因素适应能力更强,可以实现 2D 视觉无法实现或难以实现的功能,为工业自动化发展提供必要的条件。因此,3D 视觉技术正逐渐成为现代工业生产中不可或缺的重要工具。

在工业应用中,3D 视觉依赖多种关键技术。其中,双目视觉技术(见图 1.3.15)因其广泛应用而备受关注,其原理类似人的两只眼睛,用两个视觉观察同一物体,以获取在不同视角下的感知图像,然后通过三角测量原理计算图像的视差,以此来获取物体的三维信息。除了双目视觉技术之外,结构光技术、飞行时间成像技术、激光三角成像法(见图 1.3.16)也是常用的 3D 视觉技术,每种技术都有优缺点。比如,双目视觉可通过仿生学原理实现高性价比的 3D 测量,但对计算资源要求较高;结构光技术在精度上更胜一筹,但容易受环境光干扰;飞行时间技术检测距离远,在激光能量够的情况下可达几十米。目前,3D 视觉最有前景的工业应用场景包括高精度的测量及缺陷识别、高速高精度的在线检测、自动抓取(见图 1.3.17)、视觉引导机器人等,可以根据具体应用场景和需求选择最合适的 3D 视觉技术。

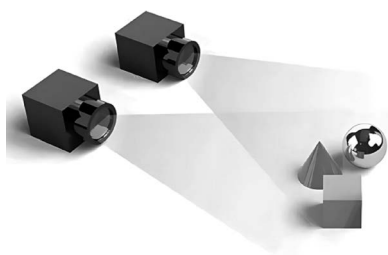


图 1.3.15 双目视觉技术原理图

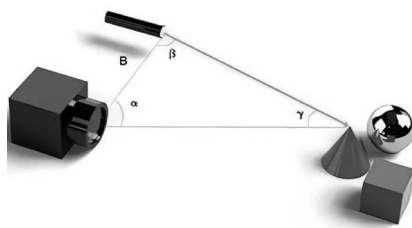


图 1.3.16 激光三角成像法原理图



图 1.3.17 3D 视觉机器人抓取

3D 视觉技术为工业自动化带来显著的进步,但在实际应用中,仍面临一些技术性挑战。例如,3D 视觉技术对高速动态或高分辨率的数据流,往往难以保证实时处理,导致处理延迟和精度下降。因此,如何在保证定位精度的前提下,大幅提升数据处理速度,成为 3D 视觉技术面临的首要技术挑战。环境的多变性和复杂性是 3D 视觉技术面临的另一大难题,光照变化、遮挡物、复杂背景等因素都可能对 3D 视觉处理效果产生显著影响。此外,高精度的 3D 视觉设备往往伴随着高昂的制造成本,这对于一些成本敏感的应用场景来说是一大障碍。如何在保证高性能的同时,有效降低设备成本,实现性能与成本的良好平衡也是其面临的又一技术挑战。未来,随着 3D 视觉所面临的难题被逐一解决,3D 视觉技术将进一步提升生产效率与产品质量,推动工业的智能化转型。

2. 人工智能和深度学习集成

在工业检测领域,面临产品缺陷类别与识别字符多样化的挑战。传统机器视觉算法通过提取图像特征、总结缺陷特点、利用某些参数来描述特征,完成缺陷检测操作。然而,随着产品种类的增多以及应用场景日益复杂,传统机器视觉算法存在误检和识别效率低等问题,难以完成复杂的检测任务。在这种背景下,机器视觉结合人工智能、深度学习为其提供了新的解决方案。深度学习算法可以从大量数据中自动提取特征,避免传统机器视觉算法手工特征提取的复杂性和局限性;通过大量数据的训练,深度学习模型可以识别各类复杂的缺陷,提升工业生产中检测的精度和可靠性。此外,机器视觉与人工智能、深度学习的结合还广泛应用于自动化装配与机器人引导、3D 尺寸测量、产品分类与分拣等工业领域。随着算力、算法和软件平台的快速进步,工业逐渐成为深度学习技术的重点探索方向。

首先,深度学习模型的训练需要大量标注的数据。在工业生产过程中,产品缺陷数据的数量较少,如何在小样本条件下,结合机器视觉与深度学习技术进行缺陷检测具有很大的挑战。其次,工业现场环境的复杂多变,可能导致深度学习模型的性能大幅下降。因此,模型的泛化能力和适应性是一个挑战。再次,深度学习模型通常具有很强的非线性和复杂性,使得模型解释性较差,但在工业领域,需要对模型进行解释,以便更好地了解模型的预测结果,因此提高模型解释性是深度学习在工业领域中应用的重要方向。

随着人工智能技术的不断发展,结合先进的深度学习模型,机器视觉技术将在工业领域中展现强大的应用潜力。深度学习提升了生产过程中的检测精度,帮助工业企业实现更高效的生产管理,提高整体生产效率。在未来,随着技术的不断突破,机器视觉与深度学习的结合将在工业领域中发挥更加重要的作用,推动工业智能化进程,为行业带来更深远的变革和创新。

3. 协作机器人

工业机器人在工业生产中不仅能够代替人执行单调、频繁和重复的作业,还能够危险、恶劣环境下开展作业,提高生产效率的同时保障工人安全。近年来,随着工业自动化程度的不断提高,对效率和生产力的要求日益增加,传统的工业机器人已难以满足智能化的新要求。在这一背景下,协作机器人应运而生,并逐渐成为工业领域的重要发展方向。区别于出于安全考量通常与人类隔离的传统工业机器人,协作机器人(见图 1.3.18)被设计为在共享工作空间中与人类一起工作。人类直觉和机器人精度之间的协作,创造了一个相互补充的协同环境。协作机器人具有易用性、灵活性、安全

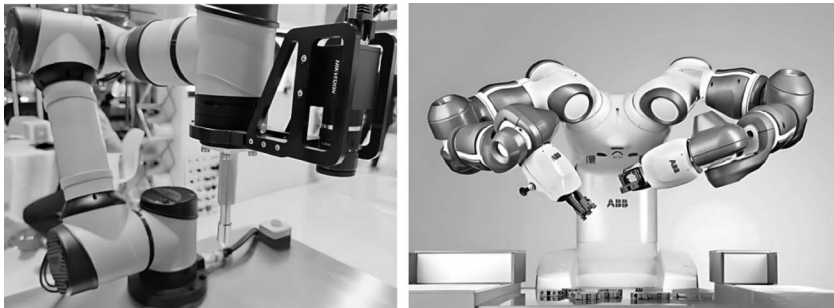


图 1.3.18 协作机器人