

深度学习算法在工业视觉质检系统中的优化与应用

代瑞鑫

杭州企智互联科技有限公司, 浙江杭州, 311200;

摘要: 随着制造业向高精度、高效率与智能化方向加速发展, 传统人工质检方式已难以满足现代工业对产品一致性与缺陷检测的高标准要求。工业视觉质检系统在此背景下应运而生, 特别是深度学习算法的广泛应用极大提升了质检的识别精度与智能水平。本文围绕工业视觉质检系统的关键技术演化, 深入探讨深度学习算法在目标检测、图像分割与缺陷识别等方面的优化路径与应用实践, 结合典型案例对比展示算法性能提升成效, 并分析系统集成与工业落地过程中的解决方案, 旨在为工业智能质检系统的进一步优化与推广提供理论支持与工程参考。

关键词: 深度学习; 工业视觉; 缺陷检测; 图像识别; 智能制造; 算法优化

DOI: 10. 64216/3080-1508. 25. 02. 016

引言

近年来, 深度学习的兴起为工业视觉质检系统注入新动能, 尤其以卷积神经网络(CNN)为代表的算法可通过大规模样本学习复杂特征表示, 在精度与鲁棒性方面远超传统方法。本文从算法优化路径、系统集成技术以及典型应用实践三个维度展开, 系统探讨深度学习技术如何与工业视觉质检系统深度融合, 从而推动质检系统迈向更高水平的智能化。

1 深度学习在工业视觉质检中的核心算法优化

1.1 卷积神经网络结构的演化与轻量化优化

卷积神经网络(CNN)乃是深度学习范畴内处置图像相关问题的关键技术, 它借助层层卷积操作, 达成对图像里边缘、纹理以及结构等不同层面信息的抽取与呈现。于工业视觉质量检测方面, CNN 凭借其在特征抽取上的强劲实力, 得以在各类缺陷检测任务中被广泛运用。像 LeNet、AlexNet 这类早期的网络, 虽在学术探究过程中收获了不错的成效, 可由于其参数量极为庞大, 对计算资源的耗费又很高, 所以在工业现场进行部署的时候, 就碰到了实际的限制情况。特别是在边缘设备运算能力存在局限, 并且系统对于实时性有着较高要求的具体场景之中, 传统的那些大型 CNN 网络通常是难以承担起相应任务的。

1.2 缺陷检测中的目标识别与图像分割算法优化

工业视觉质检最为关键之处在于能够自动化地判断产品表面是否存在缺陷, 要达成这一目标, 往往离不开精确的目标识别技术以及图像分割技术。深度学习在这方面呈现出颇为显著的技术优势, 特别是在面对非规则的、有着复杂背景的以及存在微小目标的检测场景时, 这种优势更为明显。YOLO (You Only

Look Once) 系列算法有着端到端、单阶段的检测特性, 所以被广泛应用于高速生产线当中, 其中 YOLOv5 更是在维持较高精度的情形下还具备快速推理的能力, 很适合针对产品表面展开大范围的快速扫描工作。而在诸如微裂纹、凹坑、划痕等需要进行高精度检测的场景之下, Faster R-CNN 由于其基于区域建议网络的特征提取机制, 在对小目标进行定位以及对边缘细节加以判别等方面就更具备优势了。

对于那些需要在像素级别对缺陷予以定位的任务而言, 图像分割算法当中的 U-Net 以及由它衍生出来的诸多网络, 已然成为极为重要的主力工具。U-Net 主要是凭借编码器来提取相关特征, 再依靠解码器去还原位置方面的信息, 通过这样的方式, 它能够颇为有效地完成针对表面缺陷所展开的精细描绘工作。伴随视觉任务复杂程度不断提升的情况, 要是引入注意力机制, 像 SE 块、CBAM 这些, 就可以促使模型对关键区域给予更多的关注。而空间金字塔池化也就是 SPP 结构呢, 其能够提升模型针对多尺度目标的识别能力, 进而在检测与分割的综合表现上实现进一步的优化, 如此一来, 质检系统即便处在复杂场景当中, 也依旧可以保持比较高的鲁棒性以及相当不错的高精度。

1.3 数据增强与迁移学习在小样本工业场景中的应用

深度学习模型得依靠大量具备高质量标注的样本, 才能学到有效的特征表示。在互联网图像相关任务当中, 这样去获取样本还能够实现。不过在工业质检领域, 却常常会碰到诸多难题, 像是样本数量少、标注难度大、样本分布不平衡等等情况。尤其是针对某些价值颇高的产品, 又或者是新投入使用的工艺流

程而言,要获取其缺陷样本,所花费的成本极其高昂,如此一来,深度学习模型就容易出现过拟合的状况,其泛化能力也会变得很差。为了突破这一局限,数据增强技术得到了广泛的运用。具体来说,是通过对已有的图像开展诸如旋转、裁剪、改变亮度、添加噪声之类的操作。这么做,一方面能够扩充样本的数量,另一方面还模拟出了在真实工况下图像会出现的变异情况,进而提升了模型针对不同输入形态的适应能力。迁移学习则给出了另外一种解决的思路,也就是利用在大规模公共数据集(比如 ImageNet)上预先训练好的模型参数来当作初始化条件,再凭借少量的工业图像进行细微调整,使其能够适应特定的质检任务,这样就极大地降低了模型训练所需要的门槛以及时间方面的成本。

更进一步来讲,把生成对抗网络(GAN)引入进来,这就为解决样本不够多的情况开辟出了一条创新的途径。通过对生成器以及判别器展开训练,让它们相互对抗,如此一来,GAN 便能够合成出那种仿真程度很高的缺陷图像,这些图像可以用来让训练集的多样性得到增强,同时也能促使模型的鲁棒性得以提升。在工业场景当中,要是遇到那种小批量而且高定制化的情况,这一技术所具有的实用价值就显得尤为突出了,哪怕是在缺少大量实拍样本这样的前提之下,凭借这一技术,也能够构建出性能相当出色、适应能力也很广泛的质检模型。

2 深度学习质检系统的工程集成与优化部署

2.1 工业摄像系统与图像采集的适配设计

图像质量堪称决定深度学习模型识别成效的首要因素,所以在工业质检系统当中,图像采集这一环节的重要性不言而喻。工业相机的选型得依据被检物体的材质情况、反光方面的特性、表面纹理的复杂程度以及检测精度方面的需求来确定。就拿高反光的金属件来说,像刀具、齿轮、轴承等等这些,应当优先去选用搭配了偏振滤镜以及高亮度环形光源的成像系统,这样做的目的是为了对强反射干扰加以抑制;而对于半透明或者是玻璃材质的工件呢,那就需要采用背光成像的方案来让其轮廓边缘得以突出显示;要是需要观察诸如微米级裂纹这类细节,那就可以使用结构光或者激光线扫相机来实现高精度的成像操作。

为了确保图像能够具有稳定性以及一致性,还应当引入自动对焦、动态曝光控制以及光源亮度自适应这样的机制,以此来降低环境光变化给成像质量所带来的影响。并且,图像采集需要和产线节奏达成紧密的同步状态,要保证做到不漏检、不重复的情况,采

集设备同样也应当具备高速快门、低延迟通信以及抗震支撑结构,从而提升其运行的稳定性以及在现场的适应性。唯有通过高质量的图像输入,深度学习模型才能够将其本应具备的检测性能充分发挥出来,进而为工业级应用的高稳定运行提供有力的支撑。

2.2 实时推理平台与边缘计算架构设计

为了契合实际工业生产当中对于实时反馈以及高速处理所提出的要求,深度学习质检系统势必要搭建起高效且稳定的推理计算平台。传统那种依靠服务器的云端处理模式,虽说其计算资源是比较充沛的,然而却存在着像网络传输出现延迟、会大量占用带宽以及有数据泄露风险之类的诸多问题,所以很难去满足针对毫秒级响应的这一需求。在这样的情形之下,边缘计算架构便顺势产生了,并且还成为了工业视觉系统进行部署之时的优选方案。边缘计算设备往往会集成诸如 GPU、FPGA 或者 NPU 这类硬件加速器,其具备着颇为强大的本地推理能力,能够在图像采集节点的附近来完成像模型加载、图像分析以及结果生成等一系列的操作,如此一来便可以显著地降低系统所产生的延迟。为了切实保障运行的效率以及系统的灵活性,平台应当要对多模型动态切换、并行推理、多通道图像处理还有模型热更新机制等予以支持。在算法这一端,需要采用经过高度优化的推理框架(就比如 TensorRT、OpenVINO),以此来达成对硬件资源的高效调用。通过在边缘进行部署,不但实现了数据处理具备低延迟、高可靠的特点,而且还极大地提升了系统在遭遇断网、所处环境较为复杂等这类条件下的独立运行能力,进而构建起既安全又高效且能够自主运行的工业智能质检基础设施。

2.3 质检系统与 MES/ERP 平台的数据联动机制

伴随智能制造理念逐渐普及开来,工业质检系统已然不再仅仅充当孤立的检测单元这样的角色了,它已然变成了制造全流程数据闭环里极为关键的一个环节。深度学习质检系统得和 MES(制造执行系统)以及 ERP(企业资源计划系统)等上层平台达成信息的互通有无,借助数据接口还有 API 调用的方式,把检测的结果实时地反馈给生产管理层,进而达成对缺陷数据的集中进行归档、对工艺展开追溯以及对产线实施优化等操作。

系统能够针对某一工艺流程所产生的缺陷率展开统计层面的分析工作,并且将其和 ERP 系统里的原材料批次相关数据建立起关联,以此来探寻潜在存在的质量方面的隐患或者呈现出的异常发展趋向。当出

现成批的缺陷情况时,系统可凭借MES去触发诸如停线检修、安排人员派工或者对工艺参数做出调整等一系列的自动响应机制。除此之外,集成起来的数据平台还具备生成涵盖多维度的质量报告的能力,能够给予可视化展示以及借助AI来推动决策制定,进而提升管理层针对生产质量所拥有的宏观层面的把控能力。为了切实保障数据的安全性,系统务必要构建起分级权限管理的体系,对SSL加密传输通道加以配置,同时完整记录下全部的操作日志以及数据流转的具体轨迹,以此来保证系统运行具备可控性以及透明性,促使工业质检朝着“可追溯、可调控、可优化”的智能闭环模式持续地向前推进发展。

3 深度学习视觉质检系统的应用实践与发展展望

3.1 典型行业应用案例与性能对比分析

深度学习所驱动的视觉质检系统,在近年来于多个极为关键的制造领域达成了较为广泛的落地应用,呈现出对于复杂缺陷场景颇为强大的适应本领以及较为显著的性能长处。消费电子行业来,该行业针对外观质量方面有着极高的要求,像是手机壳体表面出现的划痕、按键装配时产生的错位情况、USB接口出现的偏移等各类缺陷,都得在微米级的精度标准之下完成检测工作。传统的视觉系统往往会因为反光所带来的干扰或者图案自身复杂度较高等因素,致使其误判率处于偏高的状态。然而,依托深度学习的相关模型却能够凭借卷积神经网络去自动研习不同缺陷所具有的细节纹理以及边缘方面的特征,即便处于多光源、多材质所形成的干扰之下,依旧可以维持超过95%的识别精度。在汽车零部件制造领域当中,诸如发动机活塞、齿轮、刹车盘等这些金属件的裂纹识别工作,可是保障车辆安全性能的极为核心的环节。相关系统借助Faster R-CNN或者YOLOv7等算法,并与高帧率相机相结合,以此来实现对处于高速运动状态下的部件展开实时检测的任务,不但能够取代强度颇高的人工检测方式,而且还把识别效率提升了60%以上。

在纺织以及包装行业当中,针对布料针孔、图案出现偏移、油墨发生渗透、印刷较为模糊这类非规则的缺陷情况,深度学习模型和线扫相机一同进行部署安排,以此达成对连续的布匹以及成品外观展开每周7天、每天24小时不间断的智能检测工作,并且

在低对比度、有着多种纹理的背景之下,还呈现出颇为不错的鲁棒性。将传统的规则匹配方式与模板识别方式综合起来加以对比,深度学习系统所具备的泛化能力是更强一些的,同时它还能够依据工艺方面的种种变化,不断地对检测策略予以优化完善,进而为不同的工况以及各种各样的缺陷类型给出统一且高效的检测方案。

3.2 面向未来的智能质检系统构建路径

展望未来,工业视觉质检系统会朝着更高的智能水准不断发展演进。其一,将联邦学习以及自监督学习技术加以结合,如此一来能够在保障隐私的基础之上,达成跨工厂的模型共享,同时还能展开无标签数据的学习活动,进而对数据不足的状况起到一定的缓解作用;其二,把多模态的信息进行融合,像是图像、声音以及振动信号等这些不同类型的信息融合到一起,以此来构建起具备多源感知能力的智能质检系统,使得异常感知的能力得以有效提升;其三,借助引入数字孪生还有仿真系统,能够实现产线的虚拟测试,并且完成模型的快速验证工作,从而让部署周期得以缩短。其最终的目标在于构建起一个“自感知、自诊断、自优化”的工业智能质检体系,促使质检不再单单是作为终端环节的把关手段而存在,而是要转变成贯穿整个制造全过程的一股核心驱动力量。

4 结语

深度学习为工业视觉质检系统带来了前所未有的变革,从算法性能到系统集成,从实际应用 to 智能预警,各个环节的智能化水平正在不断提升。本文从技术原理、系统部署到实践案例,系统论述了深度学习在工业视觉质检中的优化与应用路径。未来,随着算法可解释性提升、数据协同能力增强及边缘计算普及,智能质检系统将更广泛地服务于各类制造场景,为工业生产赋能,助力实现高质量发展。

参考文献

- [1] 刘桂雄, 何彬媛, 吴俊芳, 等. 面向视觉检测的深度学习图像分类网络及在零部件质量检测中应用[J]. 中国测试, 2019, 45(7): 10.
- [2] 晋博, 蔡念, 夏皓, et al. 基于深度学习的工业视觉检测系统[J]. 计算机工程与应用, 2019, 55(2): 5.
- [3] 罗晖, 徐广隆. 基于图像增强与深度学习的钢轨表面缺陷检测[J]. 铁道科学与工程学报, 2021, (3).