

# 金属板表面缺陷检测系统的设计与实现

曹福同 谭京淑

山东同新检测工程有限公司 山东 淄博 255088

**摘要:** 本文聚焦金属板表面缺陷检测系统设计与实现,分析了常见表面缺陷类型、特征及不同生产工艺对缺陷的影响。硬件设计涵盖图像采集、信号采集与处理、数据传输与存储模块及系统集成优化。算法设计包括传统算法改进、机器学习算法应用、深度学习算法优化创新及性能评估比较。系统实现与验证部分,介绍了软件设计与开发、系统集成调试,并通过汽车钢板、航空铝合金板、建筑钢板三类场景验证系统性能。结果表明,该系统适配不同场景,检测性能稳定可靠,能满足多样化工业需求。

**关键词:** 金属板表面缺陷; 机器视觉; 深度学习; 缺陷分类

## 1 金属板表面缺陷类型及特征分析

### 1.1 常见表面缺陷类型

金属板在生产过程中,表面易出现多种缺陷。常见的有划痕,多因生产设备与金属板表面摩擦产生,呈细长线条状;孔洞,可能由原料杂质或生产中局部受力不均导致,形状不规则;还有氧化斑,是金属与空气中的氧气等发生化学反应形成,颜色与正常表面有差异。另外,褶皱缺陷也较为常见,一般是金属板在轧制等工序中受力不当,使表面产生起伏不平的纹路。这些缺陷不仅金属板的外观质量,还可能降低其力学性能和使用寿命,对后续加工和产品整体质量造成不利影响。

### 1.2 缺陷特征提取与分析

准确提取和分析缺陷特征是有效检测的基础。对于划痕,可通过测量其长度、宽度和深度等几何特征来描述,同时分析其走向和分布规律。孔洞缺陷则重点关注其面积、周长以及边缘的规则程度。氧化斑的特征提取包括颜色分布、纹理变化等,利用色彩空间转换和纹理分析算法可有效获取。褶皱缺陷的特征可从褶皱的高度、波长以及褶皱的方向等方面入手。通过对这些特征的详细分析,能够建立缺陷的特征模型,为后续的缺陷分类和识别提供准确的依据,提高检测的准确性和可靠性<sup>[1]</sup>。

### 1.3 不同生产工艺对缺陷的影响

金属板生产工艺涵盖轧制、冲压、焊接、涂装及热处理等环节,不同工艺环节产生的缺陷类型与特征存在明显差异。轧制工艺中,若轧辊表面存在磨损或异物,易在金属板表面形成划痕或压痕;轧辊压力不均会导致金属板局部厚度不均,进而产生凸起或凹陷;轧制速度过快或温度控制不当,可能引发金属板表面裂纹。冲压工艺中,模具精度不足或磨损会使金属板边缘产生毛刺,模具间隙不合理易导致冲压件表面出现褶皱或撕

裂;冲压力度过大可能造成金属板局部凹陷,力度过小则可能出现未冲压到位的缺陷。焊接工艺中,焊接电流不稳定会导致焊缝区域出现气孔、夹渣或裂纹,焊接速度过快易产生未焊透缺陷,焊接温度过高会使焊缝周围金属氧化,形成氧化斑。涂装工艺中,涂料浓度不均或喷涂压力不稳定会导致金属板表面出现色差、流挂或针孔;烘干温度不足或时间不够,会使涂层附着力下降,易产生剥落缺陷。热处理工艺中,加热温度过高或冷却速度过快,会使金属板表面产生氧化皮或裂纹,温度分布不均则可能导致金属板变形,间接引发表面凹陷或凸起。

## 2 金属板表面缺陷检测系统硬件设计

### 2.1 图像采集模块

图像采集模块含工业相机、镜头、光源及载物台。相机选2000万像素CMOS型,像素尺寸3.45 $\mu\text{m}$ ,支持全局快门防拖影,帧率30fps适配0.5-2米/秒生产线速度,GigEVision接口传速1000Mbps,方便安装;镜头依检测宽度选,1.5米宽板用12mm焦距广角镜,单次拍全宽,光圈F1.4-F8可调,畸变率<1%;光源为550-650nmLED条形灯,50000lux,漫反射罩匀光,装相机两侧45°角消阴影,调光控制器适配不同材质反光特性;载物台是伺服电机传送带,覆防静电橡胶,控制精度0.01mm,速度可编程,红外传感器调板位防漏拍。

### 2.2 信号采集与处理模块

该模块由信号调理电路、A/D转换器及FPGA预处理单元构成。调理电路中,差分放大器将50-200mV相机信号放大到1-5V,低通滤波器(巴特沃斯二阶,截止频率10MHz)滤高频噪声,衰减系数>40dB/十倍频,电平转换电路将LVDS信号转TTL信号;A/D转换器为16位分辨率,采样率100MSPS,转换误差< $\pm 1\text{LSB}$ ,并行输出传速800Mbps,内置 $\pm 0.1\%$ 精度参考电压;FPGA选

Xilinx Artix-7系列, 50万逻辑单元, 100MHz时钟, 用3×3中值滤波去噪(去噪率 > 90%), Sobel算子增强边缘(清晰度提30%), 裁剪无效区减20%-30%数据量, 与其他模块高速连接, 数据延迟 ≤ 10μs。

### 2.3 数据传输与存储模块

模块分传输与存储单元。传输单元用“以太网+PCIe”双路径, 以太网(千兆控制器, TCP/IP协议)传预处理数据与结果到监控终端, 传速1000Mbps, 延迟 < 10ms, 支持远程监控; PCIe3.0(4通道)传原始数据到服务器, 传速2GB/s, 避免数据堆积。存储单元含本地与云端, 本地用2块1TB工业SSD组RAID0, 读写速 > 500MB/s, 按时间、板编号分类存数据; 云端选阿里云存储, SSL加密(128位)传结果, 弹性扩容, 日自动备份存30天, 支持多条件检索与报表生成, CRC32校验确保数据完整, 错则重传或恢复<sup>[2]</sup>。

### 2.4 硬件系统集成与优化

集成用19英寸工业机箱(冷轧钢板, 1.2mm厚), 分层布局: 上层装相机与镜头支架(可调高度角度), 中层装信号处理与传输模块(间距5cm通风), 下层装电源与散热系统。模块用屏蔽电缆(铜网屏蔽层, 效能 > 80dB)连接, 航空插头插拔超1000次, 线长 ≤ 1米衰减。电源为双路冗余(2台12V/24V, 500W), 故障自动切换(< 10ms), 输出端装浪涌保护器(20kA)与EMI滤波器; 散热用“风冷+散热片”, 4个轴流风扇(2.5m/s, 温控转速), 发热元件覆10cm<sup>2</sup>铝散热片(3mm厚, 导热硅脂3.0W/(m·K)), 控温 < 60℃。优化后接地电阻 < 1Ω, 同步时钟避冲突, 72小时测试故障率 < 0.1%。

## 3 金属板表面缺陷检测系统算法设计

### 3.1 传统检测算法分析与改进

金属板表面缺陷检测中, 传统阈值分割、形态学处理等算法有应用基础, 但局限性明显。传统阈值分割算法处理光照均匀图像尚可, 光照不均时, 因图像各区域灰度值差异大, 难找统一阈值区分缺陷与正常区域, 分割准确率仅75%左右。改进采用自适应阈值分割法, 能依图像局部特征动态调阈值, 解决光照不均难题, 在光照不均图像中分割准确率提升至90%, 适用性显著提高。形态学处理算法去噪有作用, 但传统操作易破坏缺陷细节, 如固定结构元素可能过度腐蚀或膨胀缺陷区域, 影响后续特征提取与识别。改进后根据缺陷类型适配结构元素, 划痕用3×1线性结构元素, 凹陷用5×5圆形结构元素, 保留缺陷轮廓, 使特征提取精度提升20%。组合改进后的算法, 传统检测算法对常见缺陷识别准确率达88%, 提升自身性能, 也为后续引入机器学习与深度学习算法

提供可靠预处理基础。

### 3.2 机器学习算法在缺陷检测中的应用

机器学习算法通过构建分类模型实现缺陷识别, 重点应用支持向量机(SVM)、随机森林与K近邻(KNN)算法。SVM算法选用径向基核函数, 以几何、灰度特征为输入, 经交叉验证确定惩罚参数 $C = 10$ 、核函数参数 $\gamma = 0.1$ , 对划痕、凹陷的分类准确率分别达93%、92%。随机森林算法构建50棵决策树, 最大深度设为12, 融合12维特征参数, 对污渍、氧化斑识别准确率达91%、90%, 抗噪声干扰能力强。KNN算法采用KD树优化距离计算, K值设为5, 对孔洞缺陷识别准确率92%, 且单样本处理时间缩短至8ms, 满足中等精度检测场景需求, 三种算法平均检测准确率达91.5%。

### 3.3 深度学习算法的优化与创新

针对传统深度学习模型参数多、小样本检测差的问题, 进行两方面优化创新。一是设计轻量化CNN模型, 采用深度可分离卷积替代传统卷积, 减少60%参数, 加入批归一化层与ReLU激活函数, 模型训练时间缩短50%, 在测试集上缺陷识别准确率达96.5%。二是提出迁移学习方案, 以预训练ResNet50为基础模型, 替换输出层并添加dropout层(dropout率0.3), 用500张小样本缺陷图微调, 使微小裂纹识别准确率从85%提升至93%。同时融合CNN与FCN算法, 实现缺陷分类与定位结合, 定位误差控制在1mm内, 满足高精度检测需求。

### 3.4 算法性能评估与比较

从准确率、召回率、F1分数、处理速度四维度评估算法性能。准确率方面, 深度学习算法96.5%最高, 机器学习算法91.5%次之, 传统算法88%最低。召回率上, 深度学习对微小裂纹召回率93%, 机器学习对污渍召回率89%, 传统算法对氧化斑召回率85%。F1分数上, 深度学习平均95.8%, 机器学习91.2%, 传统算法87.5%。处理速度上, 传统算法单帧8ms最快, 深度学习优化后12ms, 机器学习15ms, 均满足实时检测(< 20ms)要求<sup>[1]</sup>。综合来看, 深度学习算法适合高精度场景, 传统算法适合简单缺陷检测, 机器学习可平衡精度与速度。

## 4 金属板表面缺陷检测系统实现与验证

### 4.1 系统软件设计与开发

本金属板表面缺陷检测系统的软件部分基于C++与Python进行开发, 采用模块化架构设计, 这种架构使得软件各部分功能相对独立, 便于维护和升级。软件包含四大核心模块, 图像采集模块调用相机SDK, 能够灵活支持单帧采集与连续采集两种模式。用户可以根据实际需求设置分辨率、帧率等参数, 并且可以实时预览成像

效果,以便及时调整采集参数获取高质量图像。图像处理模块集成了改进后的各类算法,提供处理前后图像的直观对比功能,同时支持手动调整算法参数,方便用户根据不同金属板材材质和缺陷类型进行优化。缺陷识别模块搭载了三类不同算法模型,支持模型在线更新,用户可一键切换检测算法以适应不同场景。结果显示与报表模块会用醒目的红色框标注出检测到的缺陷,统计检测数量、缺陷率等关键数据,并生成Excel或PDF格式的报表,支持打印导出,方便后续分析和存档。软件采用Qt框架设计图形用户界面(GUI),界面简洁直观,兼容Windows10与Linux系统,普通工作人员经过1小时培训即可熟练使用。

#### 4.2 系统集成与调试

系统集成工作分三步有序开展。第一步着重完成硬件与软件的接口调试,仔细配置相机、采集卡等硬件设备的参数,对图像采集过程中出现的卡顿问题进行深入排查和解决,通过反复测试和优化,确保图像采集成功率达到100%,为后续处理提供稳定可靠的图像数据。第二步进行算法与硬件的匹配调试,根据硬件成像的特点,如分辨率、色彩还原度等,对算法的阈值、特征维度等关键参数进行调整,经过大量实验验证,使缺陷漏检率从最初的5%显著降至2%,大大提高了检测的准确性。第三步开展72小时的整体调试,模拟真实的工业场景,设置输送带速度为3m/min,连续对1000块金属板进行检测<sup>[4]</sup>。在调试过程中,及时解决了3次软件内存溢出、2次硬件供电不稳等问题,最终实现系统无故障运行,数据传输丢包率小于0.1%,各模块之间协同工作稳定,完全满足工业检测环境的要求。

#### 4.3 系统验证与应用案例分析

为了全面验证系统的性能,选取了汽车钢板、航空铝合金板、建筑钢板三类具有代表性的场景进行测试。

在汽车钢板检测中,选取1000块样本,其中包含各类缺陷300块。经过系统检测,准确率达到96.8%,漏检率为2.1%,检测速度为120块/小时,相较于人工检测效率提升12倍,大大提高了汽车钢板的生产检测效率。在航空铝合金板检测中,系统对0.05mm的微小裂纹识别准确率达93.5%,对氧化斑的检测准确率达到92%,完全满足航空领域对检测精度的严格要求。在建筑钢板检测中,系统能够实现2m×1.5m大尺寸板的全覆盖检测,对污渍、孔洞的识别准确率分别达到94%和93%,检测覆盖率达到100%。这三类应用案例充分表明,该系统能够很好地适配不同场景,检测性能稳定可靠,具备满足多样化工业需求的强大能力。

#### 结束语

金属板表面缺陷检测系统的设计与实现,综合运用机器视觉、机器学习和深度学习等多项技术。通过硬件的精心设计、算法的不断优化以及系统的严格调试与验证,该系统在检测准确率、速度和稳定性等方面均取得了显著成果。在不同类型金属板的检测中,均展现出良好的性能,为金属板生产的质量控制提供了有力保障。未来,随着技术的持续发展,该系统有望进一步提升检测精度和效率,拓展应用范围,为工业生产带来更大的价值。

#### 参考文献

- [1]谢一博,程进,杭良毅,等.金属板表面缺陷检测系统的设计与实现[J].应用光学,2025,46(3):643-651.
- [2]李维创,尹柏强.工业金属板带材表面缺陷自动视觉检测研究进展[J].电子测量与仪器学报,2021,35(6):1-16.
- [3]周汇,曹坤,邢青青,等.金属板带材表面缺陷自适应检测方法[J].有色金属加工,2020,49(4):28-31,54.
- [4]刘梦婕,王剑平,张果,等.样本限制场景下金属板带材表面缺陷分类研究[J].光电子·激光,2021,32(7):711-718.