

# 基于 AI 视觉的印染智慧现场管控

周 林

杭州天富德泰信息技术有限公司 浙江 杭州 310000

**【摘 要】**：针对印染行业高温高湿工况下人工质检滞后、质量追溯难的问题，提出基于 AI 视觉的智慧现场管控系统。通过改进 YOLOv5s 算法（参数量 4.3 M，推理速度 42 FPS）实现色差、油污等缺陷实时检测，结合多源数据融合机制构建端到端监控架构。在某纺织企业部署后，缺陷漏检率降至 0.3%，色差 $\Delta E \leq 1.0$ 布卷占比提升至 97.6%，质检节拍缩短至 15 s/卷，综合能耗降低 3.1%。

**【关键词】**：AI 视觉；印染管控；实时检测；边缘计算；质量控制

DOI:10.12417/2705-0998.26.01.082

## 引言

印染行业面临“双碳”约束与订单碎片化挑战，传统人工巡检在高温高湿环境下漏检率超 15%，MES 反馈滞后达 40 min。AI 视觉技术凭借非接触、高通量优势，可破解色差追溯、能耗优化等瓶颈。本文融合轻量化目标检测算法与多源数据决策机制，构建覆盖前处理至后整理的智慧管控系统，为提升印染质量一致性提供技术支撑。

## 1 印染智慧现场管控的现状与 AI 视觉技术应用需求

印染行业在“双碳”约束与订单碎片化背景下，现场管控正从经验驱动转向数据驱动；然而，高温、高湿、化学飞溅的复杂工况导致人工巡检漏检率居高不下，MES 反馈滞后常在 15 min 以上，质量追溯仅能到批次级，“双碳”目标要求企业降低单位产值能耗与碳排放强度，订单碎片化则带来小批量多品种的生产切换频繁问题，传统经验驱动的管控方式难以快速适配不同订单的工艺参数调整，高温高湿环境下工人长时间巡检易出现注意力分散，对色条、油渍等细微缺陷的识别准确率显著降低，化学飞溅不仅会侵蚀工人防护装备还可能遮挡布料表面细节，导致漏检或误判，MES 系统 15 min 以上的反馈滞后会使设备异常状态持续影响生产，造成不合格产品数量增加，质量追溯仅能到批次级意味着当某批次出现质量问题时，无法精准定位到具体的生产工序、设备或操作人员，只能对整批次产品进行处理，增加企业的成本损失；AI 视觉以非接触、高通量、像素级定位的优势，成为破解上述瓶颈的关键使能技术：一方面，高速线阵相机配合 LED 频闪光源可在 120 m/min 车速下实现 0.2 mm 空间分辨率，对色条、油渍、经向折皱进行实时语义分割，非接触特性避免了检测设备与高温布料直接接触产生的热损伤，也减少了化学物质对设备镜头的腐蚀，延长设备使用寿命，高通量检测能力可满足订单碎片化下多品种快速检测的需求，每小时能处理数万平方米布料，像素级定位则能精准标记缺陷位置与类型，为后续工艺调整提供精准依据；另一方面，边缘计算节点将 YOLOv5 模型剪枝后部署在 NVIDIA Jetson 平台，推理时延压缩至 28 ms，满足闭环控制的实时性要求，模型剪枝去除了冗余的网络层与参数，降低了硬件资源占用率，

使边缘设备能高效运行检测算法，28 ms 的推理时延确保检测结果能及时反馈至控制系统，实现对生产参数的快速调整，避免缺陷扩大。构建以 AI 视觉为感知中枢、以工艺知识为决策核心的智慧现场管控体系，已成为印染企业实现降本、提质、增效的共性需求，该体系能整合视觉感知数据与工艺知识库，实现生产过程的精准管控，帮助企业应对双碳约束下的能耗压力与订单碎片化带来的管控挑战，提升市场竞争力。

## 2 基于 AI 视觉的印染智慧现场管控关键技术与系统架构

### 2.1 AI 视觉印染质量检测算法设计

针对印染生产过程中普遍存在的色差、油污、纬斜等典型质量缺陷——这些缺陷不仅直接影响成品布料的外观一致性与市场竞争力，还可能导致下游服装加工环节的材料浪费与客户投诉，而传统人工检测方式因依赖检测人员的经验判断，存在效率低（单批次 1000 米布料检测耗时约 1.5 小时）、漏检率高（尤其是 $<0.5\text{mm}^2$ 的微小缺陷漏检率可达 12%）、一致性差（不同检测人员的判断误差超 8%）等痛点，同时工业现场对检测算法的实时性（需满足至少 30FPS 的帧率要求）与嵌入式部署能力有严格要求，本研究设计了基于改进 YOLOv5s 的实时质量检测算法；首先，考虑到原 YOLOv5s 模型在嵌入式平台上的参数量较大（约 7.5M）、推理速度难以适配现场需求（在 Jetson AGX Xavier 平台上仅约 28FPS），选择轻量级网络 MobileNetV3 Small 版本替换其主干网络，该网络通过深度可分离卷积与逆残差结构实现模型轻量化，在保证特征提取能力的前提下显著减少参数量，经实际部署测试，在 Jetson AGX Xavier 平台（该平台为 NVIDIA 推出的高性能嵌入式计算平台，具备 16TOPS 的 AI 计算能力与低功耗特性，广泛应用于工业视觉检测场景）上实现参数量压缩至 4.3M（较原模型减少约 42.7%），推理速度提升至 42FPS（远超现场实时检测的最低要求），且模型运行功耗控制在 14.8W 以内，适合长时间连续运行；其次，为解决印染微小缺陷（ $<0.5\text{mm}^2$ ）特征提取困难的问题——这类缺陷在复杂布料纹理背景下特征信号较弱，容易被全局特征掩盖，在 Neck 层（特征融合模块）引入 CBAM

注意力模块,该模块包含通道注意力子模块与空间注意力子模块,通道注意力子模块通过对特征图的每个通道计算权重,突出与缺陷相关的高贡献度通道特征,空间注意力子模块则通过对特征图的空间维度进行权重分配,聚焦缺陷所在的局部区域,两者协同作用能够有效增强微小缺陷的特征信号,经高斯混合模型验证(验证过程为:先对提取的缺陷特征与正常特征进行标准化处理,再构建高斯混合模型拟合两类特征的分布,通过计算类内方差与类间方差的比值评估特征区分度,比值越高则区分度越强),特征区分度提升23.6%;此外,算法设计过程中还考虑了印染现场的环境适应性,在图像预处理阶段增加自适应光照均衡与颜色空间转换(从RGB转换至HSV空间)的步骤,以减少光照波动与布料颜色差异对检测结果的干扰,模型训练使用了涵盖棉、麻、化纤等不同材质布料、10余种缺陷类型的真实生产数据集(共15000幅标注图像,标注由具有5年以上印染质量检测经验的工程师完成,确保标注准确性),训练过程中采用随机裁剪、旋转、颜色抖动等数据增强技术,提高模型对不同场景的适应能力,测试数据集则来自不同批次的生产布料,涵盖各种常见缺陷类型与不同光照条件下的图像,以验证算法的泛化能力,而高斯混合模型验证的具体操作是对训练集中的1000组缺陷特征与1000组正常特征进行统计分析,客观评估CBAM模块引入后特征的可区分性变化,为算法的进一步优化提供数据支撑。

## 2.2 印染现场生产流程的AI视觉监控模块

构建覆盖前处理、染色、后整理的端到端监控体系。在前处理环节,基于HSV色彩空间的布匹含潮率模型通过线性CCD实时采集织物表面反射光谱,建立水分含量M与饱和度S的映射关系:

$$M = k \cdot \ln(S) + b$$

其中,M表示织物含潮率(单位:%),S为HSV色彩空间饱和度值(范围:0-1),k和b分别为设备标定系数。染色工序采用双流LSTM网络,同步分析染液透射率(采样频率10 Hz)与布匹运动轨迹(分辨率0.1 mm),预测色差 $\Delta E \leq 0.8$ 的合格区间。后整理阶段部署多视角立体视觉系统,通过SfM算法重建织物三维形貌,检测折皱高度超0.3 mm的异常点位。

## 2.3 多源数据融合的管控决策支持机制

集成视觉数据、设备IoT信号(温度 $\pm 0.5^\circ\text{C}$ 精度,张力 $\pm 1\text{ N}$ 精度)与MES工单信息,建立三层决策架构。在数据层,采用时间对齐模块解决视觉数据(33 ms/帧)与传感器数据(100 ms/次)的时序异步问题;特征层通过图卷积网络构建工艺参数-质量指标的关联矩阵,提取染液流速(单位:L/min)与色牢度(单位:级)的强相关特征(Pearson  $r=0.92$ );决策层基于知识图谱推理引擎,生成工艺调整策略库。

## 3 基于AI视觉的印染智慧现场管控系统案例应用与效果分析

### 3.1 某纺织印染企业管控系统部署案例

华东某大型针织印染企业年产 $1.8 \times 10^8\text{ m}$ 弹力布,原有质检依赖人工抽检,平均滞后40 min,色差返修率3.7%。2023年部署AI视觉智慧现场管控系统,覆盖前处理、染色、后整理3条产线,总长480 m。系统配置8k线阵相机32台,LED频闪光源同步触发,单帧视野1.6 m,像素分辨率0.2 mm;边缘节点采用Jetson AGX Orin,单卡功耗 $\leq 30\text{ W}$ ,通过5G SA网络以900 MHz频段回传,端到端时延稳定在28 ms。MES接口基于OPC UA,将视觉缺陷坐标实时映射至机台号、轴号,实现缺陷布卷自动隔离。系统上线后,质检节拍由每卷3 min缩短至15 s,现场巡检人员由每班12人减至4人,实现24 h连续作业。

### 3.2 系统应用效果的量化评估

以连续30 d、 $1.2 \times 10^5$ 卷坯布为统计总体,建立缺陷检出率、误报率、色差 $\Delta E$ 分布三项核心指标。视觉系统共标记缺陷点 $4.3 \times 10^4$ 处,其中色差类占62%,油渍类占21%,纬斜类占17%;与人工终检对比,漏检率由2.1%降至0.3%,误报率控制在0.8%以内。色差 $\Delta E \leq 1.0$ 的布卷占比由92.4%提升至97.6%,满足Zara、Nike等品牌内控标准。系统运行稳定性用平均无故障时间MTBF衡量,相机与光源模块MTBF达 $1.2 \times 10^4\text{ h}$ ,边缘节点在 $45^\circ\text{C}$ 、85%RH工况下连续运行无重启。能耗方面,新增视觉系统使单米布电耗增加0.018 kWh,但因返修率下降,综合能耗反而降低3.1%。

### 3.3 系统的现场适配性与用户体验优化

印染行业生产场景具有织物类型多样、工艺参数差异大的特点,本系统在落地过程中针对不同企业实际需求进行针对性适配:首先是织物类型的适配,针对棉织物高吸湿性导致的色差检测难度增加问题,系统通过调整光源光谱范围(补充550nm-600nm波段的暖光)与图像采集频率实现精准识别,对于化纤织物表面反光强的特性,优化相机曝光时间与偏振片角度有效降低干扰,目前已适配棉、涤纶、锦纶、混纺等8类主流织物类型,覆盖印染企业常见的90%以上织物品类;其次是生产节奏的适配,针对不同企业生产线速度(从20m/min到80m/min不等),系统通过动态调整图像采集帧率与算法处理线程数确保最高速度下稳定检测精度,无需改变原有生产线运行节奏。在用户体验方面,系统操作界面采用模块化设计,一线质检人员只需2小时专项培训即可独立完成日常操作,包括缺陷标记的人工复核、参数微调等,界面支持中英文切换满足出口型企业需求,同时增加实时数据看板功能,生产管理人员可通过手机端或PC端查看当日缺陷分布、设备运行状态等关键信息,无需到现场即可掌握生产动态;系统还与现有MES

系统实现数据对接,检测缺陷信息自动同步至生产工单,便于后续追溯与分析,减少人工录入工作量与错误率;此外,系统具备良好扩展性,预留接口用于接入后续智能调度模块与能耗监测模块,智能调度模块可根据缺陷类型与位置调整工序优先级,能耗监测模块结合生产与能耗数据优化能源分配,在实际落地的3家企业中,系统适配周期平均7天,远低于行业同类系统15天平均水平,适配过程无需大规模改造,仅需增加少量硬件与软件调试,降低企业改造成本与时间成本。

#### 4 结语

本研究构建的AI视觉管控系统通过轻量化算法设计(0.2 mm分辨率)、多工序协同监控(含潮率模型、立体视觉)及数据融合机制,实现印染质量全流程闭环控制。系统有效提升缺陷识别实时性(响应延迟<150 ms)与工艺参数精度,推动行业从经验驱动向数据驱动转型。未来将探索生成式模型在工艺自优化中的应用。

#### 参考文献:

- [1] 张晨,高盛华,王朔,黄国杰.基于计算机视觉的化工安监系统[J].计算机应用与软件,2025,42(05):72-77+163.
- [2] 董明,陈刚.基于智能视频检测技术的造纸现场监测系统研究[J].造纸科学与技术,2025,44(11):91-93.
- [3] 宋杰,朱建晓,郑明杰,包建东.基于PLC和机器视觉的智能涂装检测系统[J].工业仪表与自动化装置,2025,(05):18-23.
- [4] 叶方琪.AI赋能探索电镀企业涉有限空间安全管理新模式[J].劳动保护,2025,(12):88-89.
- [5] 刘靖伟.工业互联网与智能化在浆纸行业的应用经验分享与发展趋势[J].中华纸业,2025,46(06):42-45.
- [6] 陈曲,艾涛,刘杰,刘骏,唐子红,刘诗培,邓浩,李林峰.基于AForge框架的光纤无色监控系统的开发及应用[J].现代传输,2024,(02):71-75.
- [7] 朱浩,韦帅.基于边云协同的纺织工业云平台设计及实现[J].针织工业,2024,(06):46-50.