 DOI: https://doi.org/10.12349/iser.v7i7.11402

Analysis on Embodied Intelligent Recognition Method for Textile Fabric Defects Based on Image Recognition

Feng Hui Zhouyi Huang

Huzhou Wuxing District Intelligent Robot Innovation Research Institute, Huzhou, Zhejiang, 313000, China

Abstract

The textile industry is confronted with challenges such as scarce defective samples, high labeling costs and stringent real-time requirements under the production mode of multi-variety and small-batch manufacturing. This paper proposes a fabric defect detection method integrating generative AI and embodied intelligent vision systems. Its core is to establish the distribution benchmark of normal fabrics via generative models and locate defects by identifying deviations, which eliminates the reliance on a large number of defective samples. This article analyzes the technology integration mechanism, scenario requirements, reconstruction of service modes, system support framework and development paths. The proposed method can quickly adapt to new fabric varieties, reduce false alarm rates and support edge computing deployment, providing efficient and low-cost intelligent detection solutions for small and medium-sized textile enterprises.

Keywords

generative AI; embodied intelligence; fabric defect detection; normal benchmark learning; semi-supervised learning

基于图像识别的纺织布料瑕疵具身智能识别方法探析

回锋 黄周义

湖州市吴兴区智能机器人创新研究院，中国 · 浙江 湖州 313000

摘 要

纺织行业面临多品种小批量生产模式下缺陷样本稀缺、标注成本高及实时性要求严苛等挑战。本文提出一种融合生成式AI与具身智能视觉系统的布料瑕疵检测方法，核心在于利用生成式模型构建正常布料分布基准，通过偏差识别定位缺陷，摆脱对大量缺陷样本的依赖。文章分析了技术融合机制、场景需求、服务模式重构、系统支撑体系及发展路径。该方法能够快速适配新品种，降低误报率，并支持边缘计算部署，为中小纺织企业提供高效、低成本的智能检测解决方案。

关键词

生成式AI；具身智能；布料瑕疵检测；正常基准学习；半监督学习

1 引言

纺织行业向多品种、小批量柔性制造转型，使传统依赖大量缺陷样本的监督检测方法面临数据稀缺、标注成本高、新品种适配缓慢等困境。高速生产线对检测实时性与鲁棒性的严苛要求，进一步加大了技术落地难度。针对上述问题，本文提出一种融合生成式 AI 与具身智能视觉系统的布料瑕疵检测方法，以正常基准学习替代缺陷监督训练，通过构建“正常布料”虚拟模型并利用偏差识别定位缺陷，从而摆脱对缺陷样本的过度依赖，实现快速适配与低成本部署。

【作者简介】回锋（1977–），男，中国山东人，中级，硕士，从事AI、机器人、智能制造、创新管理研究。

2 技术基础与融合机制

2.1 生成式 AI 对正常布料样本的建模能力与异常识别特性

生成式 AI 在布料瑕疵检测时，并不是直接去学习瑕疵特征，它会先创建一个“正常布料应该是怎样的”虚拟标准模型。利用生成对抗网络、变分自编码器或者扩散模型，系统可以学到没有瑕疵的布料在纹理、颜色、图案以及结构分布上的特点，从而得到高精度的标准表示形式。在真正检测的时候，模型把输入的图片跟这个标准模型做比较，用重建误差或者特征距离来衡量差别大小，凡是超过设定界限的部分就当作是瑕疵。这种技术方案最大的好处就是不需要很多瑕疵样本就能设立起检测标准，很适合多种类少量件的生产环境，大大缩减了资料收集的时间和工作量，也缩短了模型训练所需的时间。

2.2 具身智能视觉系统的感知与检测执行框架

具身智能视觉系统包含硬件感知层、视觉处理层以及控制执行层，这些部分共同形成起一个检测闭环。硬件感知层利用工业相机、线扫相机以及多光谱成像设备，并结合定制化的照明方案，做到对布料表面实施高分辨率、无畸变的图像获取，使得细小的瑕疵得以清楚地被识别出来。视觉处理层需即时对图像执行预处理工作，涉及去噪、加强、标准化以及特征获取，从频率领域和空间角度来获取纹理和结构特征，给异常检测赋予优质的数据源。控制执行层在找到瑕疵之后会执行等级标注，而且会跟生产线关联起来实施控制，从而引发停止运转、标注或者分拣等行为，达成从图像识别到生产调控的循环回馈机制。

2.3 两种技术的协同机制与集成路径

生成式 AI 和具身智能视觉系统相配合时，其协同机制表现在基础模型同即时感知深入融合上。生成式 AI 形成的“标准基础模型”给视觉系统赋予了缺陷判断的客观依照，视觉系统随时获取的生产数据又给模型更新给予了动态反馈。整合路径按照五步走法：先用无缺陷样本做预训练，再细致塑造正常分布；接着凭借少量缺陷样本执行微调；然后创建清晰的异常判定界限；最后安排即时检测，并不断纠正偏差。

3 纺织布料缺陷检测场景需求分析

3.1 多品种、小批量生产模式下的数据稀缺矛盾

纺织业正在加快向多品种、小批量生产模式转变，传统监管式检测方法碰上严重的数据缺乏难题。各类布料的纹路、材质以及瑕疵形状差别很大，棉、化纤、印花、纯色布料都有自己特别的视觉特点。小批量订单里收集瑕疵样本代价高昂而且耗时漫长，有些种类压根就得不到足够的瑕疵资料。通用瑕疵模型在不同品种间的推广能力不够强，应对新品种就得重新搜集很多带有标签的样本。这种情况跟迫切的市场需求产生激烈冲突，生成式 AI 具有只需无瑕疵样本就能创建模型的特性，正好可以解决这个困境。

3.2 缺陷形态多样性与标注成本的挑战

纺织布料的缺陷种类繁杂，包含断纱、破洞、污渍、色差、跳花、毛羽不均等诸多形式。同一种类的缺陷其大小、所在位置以及对比度的变化幅度很大，依靠人力做标记既费时又低效，而且评判标准带有很强的个人色彩，不同的人去标注很难达到一致。随着品种增多，标注所花费的代价以指数形式增长，给中小型纺织企业造成很大压力。更麻烦的是，有些很小或者对比度很低的瑕疵用眼睛看不清，所以监督模型用来训练的数据本身就含有噪音，这使得模型容易出现遗漏情况，从而影响到最终检测结果是否可靠。

3.3 高速生产场景下的实时性与鲁棒性要求

纺织生产线的运行速度往往较快，所以模型的推理速度要契合生产节奏。一旦检测出现迟缓情况，就有可能引发大批次的产品成为次品，从而带来很大的经济损失。模型要想做到在毫秒级别完成从图像采集到预处理，再到推理以及结果输出的整个流程，这就对算力和算法的效率有着很高的要求。而且在生产环境下存在许多干扰因素，比如不同批次布料纹理的起伏状况、照明条件的改变情况、相机震动以及设备误差等，这些都会影响到图像的质量。检测模型要有足够的稳定性，可以分辨出正常的起伏和实际存在的瑕疵，防止由于环境的改变而使得错误报警率急剧上升。

表 1 纺织布料瑕疵检测场景核心挑战与技术应对

核心挑战	具体表现	技术应对思路
数据稀缺	多品种小批量，缺陷样本难以获取	生成式 AI 建立正常布料基准，无需大量缺陷样本
标注成本高	缺陷形态多样，人工标注主观且耗时	半监督学习 + 少量标注微调，降低标注依赖
实时性与鲁棒性	高速生产线 + 环境干扰，要求低延迟、低误报	边缘计算部署 + 动态阈值调节，适应生产波动

4 智能缺陷检测服务模式重构

4.1 从“缺陷监督训练”到“正常基准学习”的流程再造

传统检测模式依靠很多标注有缺陷的样本执行监督训练，本文所提出的服务模式把其完全重新塑造为正常基准学习流程。先收集目标品种没有缺陷的布料样本，少量就足够用来创建模型。接着由生成式 AI 学习这种品种正常布料的分布情况，形成虚拟基准模型。然后只标注少许缺陷样本，对模型做小幅调整，并确定异常判断界限。真正检测的时候，模型经由比较输入图像和正常分布之间的差异来识别缺陷。

4.2 基于正常布料分布的动态异常响应机制

动态异常响应机制处于正常基准学习模式核心运行逻辑地位。该模型经由重建误差、特征距离或者概率密度估算等大量量化指标来考量输入图像与正常布料分布间的偏差情况。一旦此偏差超出预先设定的阈值便认定存在瑕疵。对于各种不同种类的布料其纹理起伏及批次差别均有所体现，所以系统具备动态阈值调节能力，可以自行适应异常判断准则。比如高纹理印花布料的正常波动范围较广，那么其阈值就能设置得宽松一些；至于纯色布料则需有着较高的均匀度，对应的阈值就要缩紧才行。

4.3 缺陷语义理解与自适应检测策略构建

正常基准学习并非依靠大量缺陷样本，不过，少量带有标注的缺陷样本仍有益于优化模型的缺陷语义认知能力。凭借这些标注数据，模型可以学到不同缺陷种类同正常布料之间的差别模式，进而加强其对断纱、污渍、色差等各种缺陷的识别水平。依托此，系统就结构缺陷、颜色缺陷以及污渍缺陷等不同类别形成起多模态特征适配策略。其中，结构缺陷着重于纹理畸变分析，颜色缺陷着眼于色彩空间偏移，污渍缺陷则要融合频域特征来实施定位。

5 系统运行支撑体系

5.1 无缺陷布料样本采集与多模态信息处理平台

标准化采集方案对于保障正常基准模型的质量十分必要。系统会统一设定相机参数、打光角度以及布料张力控制这些重要的采集条件，从而从源头上确保无缺陷样本数据具备一致性并具有很高的可靠性。采集平台针对不同材质的布料，支持多光谱成像模式的切换，可以全面获取纹理细节。多模态预处理模块会对原始图像执行加强、去噪、色彩校正以及几何校正等操作，有效地去除采集过程中由环境噪声和镜头畸变造成的干扰。经过标准化处理之后形成的高质量正常样本库，给后续的生成式 AI 建模给予了稳固的数据根基，不会因为数据存在质量问题而引发模型出现偏差。

5.2 模型训练与视觉检测控制架构

系统架构包含模型训练模块和视觉检测控制模块这两个关键部分。模型训练模块依靠生成式 AI 框架，具备正常分布预训练能力，可以执行半监督微调，并整合各类异常检测算法，足以应对多品种模型快速更新的需求。视觉检测控制模块负责即时收集生产线的数据，开展模型推断，确定并标注瑕疵位置，还要执行生产关联控制。这两个模块经由标准化接口相互作用，训练完毕的模型参数能立即传递到检测端，检测端获取的新数据也能反馈给训练模块以不断改善性能。

5.3 安全规范与数据隐私保护机制设计

纺织生产包含诸多产品设计信息，数据安全及隐私保护属于不可轻视的关键部分。该系统针对布料图像数据执行加密存储与传递操作，以此防范敏感设计在采集、加工或者传递时出现泄漏情况。就模型安全而言，系统创建起全面的训练与推断进程可回溯体系，所有的模型更新版、训练数据源、参数调节情况等都被保留下来以供查验。而且，故障检测成果的日志会定时归档，从而符合生产质量控制方面的合法需求。

6 发展路径与优化方向

6.1 模型对复杂布料纹理与新品种的适配能力制约

当下，生成式 AI 方法应对高纹理、高对比度印花布料时仍然存在困难。这种布料正常的纹理起伏很大，生成式模型很难精准把握其复杂分布情况，常常把正常的纹理改变当作瑕疵，造成误报率较高。针对极端瑕疵或者少见瑕疵，因为训练时期缺少足够多的数据支持，所以模型的识别水平比较低。以后要想改善就得朝两个方面努力：一方面要改良生成式模型的结构，加强它表现复杂纹理的能力；另一方面要用上积极学习的原理，在检查的时候自动挑选出可疑的样本交给人工复查，慢慢积累少见瑕疵的数据，从而改进模型的适应能力。

6.2 成本效益与中小纺织企业的落地适配策略

中小纺织企业常常陷入资金不多、技术人员缺乏的窘境，如果一次性投入过高，就会妨碍智能检测技术的推广。就硬件成本而言，可以采用轻型工业相机和边缘计算设备来取代高端工业相机以及服务器群集，如此一来，即便能满足基本的检测精度，也能极大缩减部署难度。而且，模型轻量化是一条重要途径，经由模型压缩、参数量化以及知识蒸馏之类的技术手段，可以把生成式 AI 模型简化成可以在边缘设备即时执行的版本，不再依靠高性能 GPU。这样的适应策略有益于把单条生产线的改造费用限制在中小企业能够承受的范围之内。

6.3 检测质量评估与持续迭代优化方法

创建动态考量体系对于检测质量做到持续稳定十分关键。该体系把准确率、召回率、误报率以及漏检率当作核心指标，定时评定模型在生产环境下的真实情况，并将其同历史基线展开对比分析。一旦察觉性能有所下滑，系统便会自动发出警报，而且给出重新训练的提议。不断更新的机制会借助生产期间汇集起来的瑕疵数据，定时对模型执行小幅度调整，从而适应新出现的面料种类和瑕疵类型。经由人机协作的反馈循环，检测人员能够标记那些被错误判定的样本，并将其重新归入到训练集中，如此便营造出“应用—反馈—改进”的良性循环，促使检测能力得到持续加强。

7 结语

本文给出一种把生成式 AI 和具身智能结合的布料瑕疵检测办法，用正常基准学习取代传统缺陷监督训练，很好地解决了纺织行业多品种小批量情况下训练样本少和标注成本高的难题。依靠动态异常响应、自适应检测策略以及轻量化部署方案，这个办法既满足检测精度又符合即时性需求，给中小纺织企业供应了可行的技术途径。未来的研究要着重加强复杂纹理建模能力和改善边缘端推理效率，促使智能检测技术在纺织行业得到大规模的应用。

参考文献

[1] 郭殿鹏. 基于深度学习的布料瑕疵检测技术研究[D]. 中国计量大学, 2024.

[2] 王旭. 基于深度学习的布料疵点检测技术研究[D]. 北京邮电大学, 2023.

[3] 韩济阳,曹江涛,王贺楠,等. 计算机视觉布料瑕疵检测方法综述[J]. 辽宁石油化工大学学报, 2022, 42 (01): 70-77.

[4] 郭文俊. 布料图像瑕疵实时检测系统研发[D]. 华南理工大学, 2021.

[5] 杨伟嘉. 基于自编码器网络的布料瑕疵检测系统[D]. 华南理工大学, 2020.