

智慧液化气监管平台随瓶安检照片 AI 智能审核研究

王在华

(青岛图研科技有限公司, 山东 青岛 266100)

摘要 本文聚焦智慧液化气监管平台中的随瓶安检照片 AI 智能审核技术, 构建一款基于深度学习的多模态识别模型, 设计“图像采集—智能识别—隐患预警—闭环管理”的业务生成逻辑, 并通过实际应用数据验证模型性能。研究表明, AI 智能审核系统可将安检效率从人工每小时 100 单提升至 500 单, 安检合格率从 65% 提升至 99%, 显著降低人工误差和漏检率, 为瓶装液化气全链条安全监管提供了可参考的“智防”解决方案。

关键词 智慧液化气监管平台; 随瓶安检照片; AI 智能审核系统

中图分类号: TE8; TP18

文献标志码: A

DOI: 10.3969/j.issn.2097-3365.2025.36.010

0 引言

瓶装液化气作为城镇燃气的重要组成部分, 为人民的生产生活带来了巨大的便利, 但因其易燃易爆的特性, 导致火灾、爆炸事故频发, 造成财产损失和人员伤亡, 影响社会稳定和经济发展^[1]。随着人工智能技术在计算机视觉领域的突破性进展, 瓶装液化气全过程追溯与安全监管、地方标准、数据归集与预警平台、数字化转型已经成为发展趋势^[2]。基于深度学习的图像识别与分析方法为液化气安检流程的智能化升级提供了全新路径。通过构建能够自动解析随瓶安检照片的 AI 模型, 实现对钢瓶本体、阀门、软管及周边环境的多目标智能识别与隐患诊断, 有望从根本上变革现有安检业务模式, 显著提升审核效率、准确性与标准化水平。

1 AI 模型构建: 从数据预处理到动态识别的技术架构

1.1 多源数据采集与预处理

在多源数据采集与预处理中, 不仅要关注钢瓶本体的状况, 还要对连接软管的老化程度、阀门接口的密封性以及用气环境的安全性进行全方位记录。针对图像质量问题, 采用自适应直方图均衡化技术对图像的局部特征进行精细调整, 使细节更加清晰, 适用各种光照环境。高斯模糊降噪则可以去除图像中的噪声干扰, 让图像更加平滑, 为后续的目标定位和特征提取创造良好条件。采用 YOLO 算法在目标区域定位, 在前向传播中对图像中的多个目标进行检测和定位钢瓶、软管、阀门等关键部件在图像中的位置, 为后续的特征提取和分析划定精确范围, 提高处理效率和准确性。

在目标检测阶段, 采用改进的 YOLOv8 算法作为一个单阶段检测器, 将目标检测建模为端到端的回归问题。引入注意力机制。主干网络与特征提取 YOLOv8 的主干网络采用了 CSPDarknet 结构的升级版, 利用 C2f (Cross Stage Partial with 2 branches) 模块替代了传统的 C3 模块。C2f 模块融合了 ELAN 结构的思想, 通过更多的梯度流分支, 增强了特征的重用能力。为了强化对软管老化和微小泄漏点的关注, 在主干网络的末端嵌入了 CBAM (Convolutional Block Attention Module) 注意力模块。该模块从通道和空间两个维度自适应地调整特征权重, 抑制背景噪声, 聚焦关键部件特征。FPN 自顶向下传递强语义特征, PAN 自底向上传递强定位特征。这种双向融合机制使得模型能够同时兼顾深层的语义信息和浅层的纹理信息。解耦检测头与损失函数优化中 YOLOv8 摒弃了传统的 Anchor-based 机制, 转而采用 Anchor-free (无锚点) 策略, 直接回归目标的中心点及其距离边界的偏移量。检测头用 Decoupled Head (解耦头) 结构, 将分类任务 (Classification) 和回归任务 (Regression) 的卷积分支分离, 解决了两个任务关注点不同导致的冲突问题。

1.2 深度学习模型架构设计

基于卷积神经网络 (CNN) 架构而建立的多层级特征提取模块是整个研究的核心组成部分, 并且引入 ResNet 残差网络建立跨层的捷径连接, 使梯度能够更顺畅地反向传播, 有效缓解了梯度消失问题。在液化气安检中, 钢瓶二维码是识别气瓶身份和追溯信息的关键, 腐蚀裂纹的存在直接关系到钢瓶的安全性, 软

管老化点则可能引发气体泄漏等危险，注意力机制系统让模型自动聚焦这些容易被忽略的部分。迁移学习技术的应用则是在已有知识的基础上进行快速学习和适应。通过大规模训练来初始化权重，可以让模型在液化气安检场景数据的训练中，更快地获得较好的结果。

1.3 模型训练与优化策略

采用端到端训练模式，使得模型能够直接从原始图像数据中学习从特征提取到分类、定位的全过程知识，避免了传统分步训练中各阶段之间的信息损失和不一致问题。选择交叉熵损失函数对于分类任务具有很好的优化效果，能够准确地预测结果与真实数据之间的差异。平滑 L1 损失函数则专门用于处理定位回归任务，它对异常值具有更强的鲁棒性，能够精确地预测目标物体在图像中的位置坐标。例如：挖掘机制能够动态地调整训练样本的权重，强化对低概率隐患的识别能力，从而提高模型在实际应用中的可靠性。

2 业务生成逻辑：全流程闭环管理的智能审核体系

2.1 安检照片采集与标准化接入

拍摄距离应保持在 50 ~ 80 厘米之间，保证钢瓶及相关配件的细节清晰可见。拍摄角度应垂直于钢瓶的正面，确保钢瓶的瓶身、阀门、连接软管等关键部位都能完整地呈现在照片中，避免因倾斜或侧面拍摄导致部分信息被遮挡而影响后续的识别和分析。拍摄应选择在自然光充足且均匀的环境下。为了兼容不同品牌安检设备的图像格式，建立统一的数据接口标准。该标准应支持 JPEG、PNG 等多种常见图像格式的自动解析，确保无论使用何种安检设备拍摄的照片，都能顺利接入智慧监管平台。通过对不同格式图像的自动解析和处理，能够实现安检数据的完整性和一致性，这为后续的智能识别与分析夯实了基础。在数据传输过程中，采用加密技术进行传输，确保安检照片在传输环节的安全，有效防范数据被窃取和篡改。

2.2 智能识别与多级风险评估

构建“基础特征识别—规则库匹配—专家系统校验”三级审核流程。AI 模型能够准确地识别钢瓶上的生产日期、检验日期等关键信息，判断钢瓶是否在有效期内。对于软管材质的识别，模型可以通过分析图像中的纹理、颜色等特征，区分出橡胶软管、金属波纹管等不同材质，为接下来的评估提供重要的数据支撑依据。在识别阀门型号时，模型能够根据阀门的形状、尺寸以及标识等特征，准确判断阀门的类型和规格，确保阀门与钢瓶的匹配性符合安全标准。对于一些模糊案例，可触发人工复核机制，对图像进行更细

致的观察和判断，进一步确认隐患的存在和严重程度。这种“机器初筛+人工确认”的双保险模式，既充分发挥了 AI 技术的高效性和准确性，又借助人工的专业判断能力，提高了风险评估的可靠性。

2.3 隐患预警与闭环管理系统

液化气流动性强，监管上涉及多部门、多环节，监管难度大。为确保气瓶充装、储运、销售、检验的全产业链安全^[3]，建立实时预警机制是保障瓶装液化气安全的关键环节。针对 AI 智能审核识别出的安全隐患，系统会根据隐患的严重程度进行分级，并及时推送至企业安全员、监管部门和用户。对于高风险隐患，系统将立即发出警报，并立即通知相关人员采取相应措施，确保人员安全和环境安全。在推送预警信息的同时，系统会同步生成整改工单，明确整改要求、期限和责任人。企业安全员在收到整改工单后，应立即组织人员对隐患进行排查和整改，应在规定的时间内完成整改。监管部门则负责对整改过程进行监督和检查，确保整改工作落实到位。整改完成后，系统会自动安排复查验收，根据整改工单的要求，对隐患整改情况进行检查和评估。若整改合格，将对该隐患进行销号处理；若不合格，将再次发出整改通知，直到隐患彻底消除。最后形成了“检测—预警—处置—反馈”的业务闭环，通过数字赋能、跨部门协同监管、社会共治理念，解决问题^[4]。

3 数据测试：多维度验证 AI 审核系统的有效性

3.1 测试数据集与评估指标

为了全面、准确地评估智慧液化气监管平台中 AI 智能审核系统的性能，精心选取了具有代表性的测试数据集。从张家港、贵阳等试点区域收集的 8 万张安检照片，构成了一个丰富且全面的测试集，包含了钢瓶在全生命周期各个关键阶段的场景。在这些照片中，正常样本有 6.8 万张，它们代表了符合安全标准和规范的钢瓶状态，为模型提供了正常情况下的特征参考。而 1.2 万张异常样本则包含了各种可能出现的安全隐患情况，如钢瓶腐蚀导致瓶身出现锈迹、阀门松动可能引发气体泄漏、连接软管老化出现裂纹等，这些异常样本对于测试模型对安全隐患的识别能力至关重要。

3.2 对比实验与结果分析

在钢瓶档案信息核验方面，人工建档误差率 5%，而 AI 审核系统将误差率大幅降至 0.5%，提高了档案信息的准确性和可靠性，方便后续的监管并提供了准确的数据支撑。在充装环节异常检测中，通过对充装过程中的压力、流量等数据的实时监测，以及对钢瓶外

观和阀门状态的图像分析,能够及时发现充装过量、阀门未关闭严实等安全隐患。实验结果显示,AI审核系统的隐患识别率相比人工审核提升了34%,安检合格率上,从人工审核时的65%大幅提升至99%,有效保障了充装环节的安全性。在用户端安检审核中,审核单张照片从人工单张30秒缩短至AI2秒,大大提高了安检工作的速度,还能够及时对用户端的安全隐患进行预警和处理,降低了安全事故的发生风险。通过智能审核体系、规则—数据—结果协同、人机闭环,有效解决了传统人工安检的效率与精度瓶颈^[5]。

3.3 压力测试与容错能力验证

在实际的液化气监管场景中,安检单和安检照片的数量会随着业务量的波动而变化,因此,系统需要具备强大的并发处理能力和良好的容错能力,以应对高峰时期的审核需求。结果显示,AI审核系统在500并发请求下仍能保持稳定运行。其吞吐量可达500单/小时,满足实际业务的需求。在资源利用方面,CPU利用率控制在75%以内,在高负载环境中,能够智能且合理地分配计算资源。内存泄漏率低于0.1%,表明虽然系统在长时间运行,但内存管理机制稳定,不会出现因内存泄漏而导致的系统崩溃或性能恶化等问题。

4 辨识度提升优化:应对复杂场景的技术迭代策略

4.1 复杂场景下的识别瓶颈分析

传统CNN在对低对比度、小目标特征的提取能力明显不足,如被油污覆盖的钢瓶表面,钢瓶上微小的腐蚀点或阀门上的细微裂纹,传统CNN模型容易忽略这些关键信息,导致漏检。

4.2 多维度优化策略

1. 数据增强与小样本学习:在液化气安检场景中,通过训练GAN,可以合成大量具有不同污损程度的二维码样本,以及老化程度各异的软管样本。这些合成样本能够扩充训练数据的多样性,使模型在检测过程中接触到更多复杂多变的场景,从而提高其对不同场景下特征的识别能力。

2. 多模态融合识别:融合安检照片的RGB图像与红外热成像数据,能够为模型提供更丰富的信息,增强对安全隐患的识别能力。在液化气安检中,一些安全隐患,如阀门过热可能是由于阀门内部故障或气体泄漏导致的,通过红外热成像数据可以清晰地检测到阀门的温度异常,而RGB图像则可以提供阀门的外观和位置信息。通过跨模态特征融合网络,可以有效地融合这两种模态的数据。

3. 动态阈值与自校准机制:建立实时反馈系统,根据不同区域的安检历史数据动态调整识别阈值,是优化模型性能的重要手段。通过对这些区域的安检历史数据进行分析,可以了解到不同类型安全隐患的出现频率和特征分布,从而根据实际情况动态调整识别阈值。

4.3 持续迭代的模型更新体系

瓶装液化气智能监管平台是关系到城市瓶装液化气安全的重要信息平台,也是基于数字化、网络化、智能化的新型城市基础设施建设的重要组成部分^[6]。构建“数据采集—模型训练—在线部署—效果反馈”的闭环迭代机制,是确保模型能够持续适应复杂场景变化的关键。每月定期收集最新的隐患案例,将其加入训练集中,使模型能够学习到新出现的安全隐患特征。在模型在线部署后,通过实时监测模型的运行效果,收集用户反馈和实际检测结果,及时发现模型存在的问题和不足之处。根据这些反馈信息,对模型进行进一步的优化和改进,然后重新部署上线,实现“识别—优化—再识别”的螺旋式提升。这种持续迭代的模型更新体系能够确保模型始终保持在最佳状态,为瓶装液化气的全面安全的监管提供坚实的技术支撑。

5 结束语

本文提出的智慧液化气监管平台随瓶安检照片AI智能审核方案,为瓶装液化气安全监管提供了“技术+制度”的双重保障。未来可进一步探索AI与物联网(如智能角阀传感器数据)的深度融合,构建多源异构数据驱动的安全风险预测模型,推动液化气监管模式从“事后进行处置”向“事前就可预防”转变,助力城市燃气安全治理体系现代化。

参考文献:

- [1] 戴振华.瓶装液化气安全监管探讨[J].石化技术,2024,31(04):267-268.
- [2] 徐恺.上海瓶装民用液化气全过程监管的研究和应用[J].科技视界,2022(15):21-23.
- [3] 福州市市场监管局.福州:启动安全追溯管理系统率先实现全环节实名追溯[J].中国市场监管研究,2020(09):52-54.
- [4] 吴件,蓝志勇,李文炜,等.社会共治与数字赋能:瓶装液化石油气安全监管对策研究[J].中国市场监管研究,2023(09):71-76.
- [5] 中国城市燃气协会.城镇燃气系统智能化评价规范(T/CGAS 025-2023)[S].2023-03-01.
- [6] 张彤,张黎来,徐清斯,等.瓶装液化气智能监管平台和监管数字化探索[J].中国建设信息化,2023(19):68-73.