

基于多算法融合实现化纤纺丝车间丝路巡检的应用研究

彭先涛^{1, 2}, 邱奕博^{1, 2}, 金君良^{1, 2*}

(1. 浙江大学—恒逸全球未来先进技术研究院, 浙江 杭州 310012; 2. 浙江恒逸集团有限公司, 浙江 杭州 311200)

摘要: 纺丝车间是化学纤维生产中重要的环节, 对丝路进行巡检及时发现问题并反馈处理, 对后道卷绕的稳定生产至关重要。通过搭载视觉检测系统的机器人实现全天候不间断地丝路巡检, 已成为纺丝车间数字化转型的核心内容之一。在工业现场, 需要兼顾检测节拍与检测准确率, 由于正常生产时缺陷或异常样本较少, 基于此, 本文对于细微丝线的识别采用小样本目标检测 FSOD 进行识别与异常区域裁剪; 对于导丝钩、油嘴明显特征的目标检测采用 Fast SAM 进行识别与异常位置裁剪; 对于裁剪的异常区域再经由 YOLOv11 进行识别, 将最终识别的图像合并后在整图中进行显示。通过丝路巡检机器人的工程应用, 验证了算法的有效性, 助力了化纤企业的数字化建设。

关键词: 化纤; 丝路巡检; 人工智能; FSOD; Fast SAM; YOLOv11

中图分类号: TS103.7 **文献标志码:** A

Application Research on Silk Road Inspection of Chemical Fiber Spinning Workshop Based on Multi-Algorithm Fusion

PENG Xiantao^{1, 2}, QIU Yibo^{1, 2}, JIN Junliang^{1, 2*}

(1. ZJU-Hengyi Global Innovation Research Center, Hangzhou 311200, China; 2. Zhejiang Hengyi Group Co., Ltd, Hangzhou 311200, China)

Abstract: The spinning workshop is an important part of the production of chemical fibers. The inspection of the silk road to find problems in time and deal with them back in time is essential for the stable production of the subsequent winding. The realization of round-the-clock and uninterrupted silk road inspection through robots mounted on the visual inspection system has become one of the core contents of the digital transformation of the spinning workshop. In industrial sites, it is necessary to take into account the detection beat and detection accuracy. Due to the small number of defective or abnormal samples in normal production, based on this, this paper uses a small sample target detection FSOD for the identification of fine silk threads to identify and cut abnormal areas; Fast SAM is used for target detection with obvious characteristics of guide wire hooks and nozzles. Recognition and cropping of abnormal positions; the cropped abnormal area is then recognized by YOLOv11, and the final recognized image is merged and displayed in the entire picture. Through the engineering application of the silk road inspection robot, the effectiveness of the algorithm is verified and the digital construction of chemical fiber enterprises is assisted.

Keywords: chemical fiber; silk road inspection; artificial intelligence; FSOD; fast SAM; YOLOv11

1 引言

化纤行业是中国起步较早、掌握自主核心技术较为密集和产业化程度较高的传统制造业之一, 也是我国具

有国际竞争优势的支柱产业, 作为高度流程性产业, 具有工艺一致性和标准化程度高等特点。

化纤直纺工艺流程长且复杂, 其中纺丝车间是熔体

直纺化纤企业重要的环节。纺丝生产过程中由于纺丝原材料熔体的呈现形式主要为非牛顿流体，熔体在纺丝箱体长时间工作下，由于熔体破裂、熔体结焦、喷丝板堵塞及环境干扰等原因，会出现丝线断头、飘丝、勾丝、油嘴倾斜、导丝钩倾斜及丝线不在导丝钩内等异常情况，对后道卷绕满卷率、AA 率会产生较大的影响，因此需要对丝路进行巡检，及时发现异常情况并进行处理，对后道卷绕的稳定生产至关重要。

传统丝路巡检方式为人工巡检，借助强光手电定期进行巡检，存在漏检率高、巡检不及时、结果因人而异及人员效率低等问题，传统的人工巡检方式已成为化纤企业数字化转型升级的一个制约因素。随着机器人、人工智能等技术的发展，采用巡检机器人实现全天候的丝路巡检成为可行的方案。

2 丝路巡检研究内容

2.1 整体方案

以 POY 纺丝车间为例说明，通常涤纶直纺纺丝车间有 5 个通道，每个通道的纺丝箱体左右对称排列，单通道长约 120m，每个纺丝箱体通常需要巡检 10~12 个纺位。传统巡检方式为人工定周期巡检，现场温度较高，单靠人工巡检和人眼识别，消耗人力、效率低且容易漏检，如若未及时发现流到下一道工序，甚至流到客户，导致产品质量出现问题造成客诉，会给公司造成经济损失，已不能满足化纤企业数字化转型的需求。基于企业自身数字化的建设经验，采用“行走机器人+机器视觉判断+智能算法识别分析”的方案实现纺丝车间全天候连续的自动巡检，可采用 2 台巡检机器人实现纺丝车间的全覆盖，示意图如图 1 所示。

AGV 搭载机器视觉技术，主要是通过“行走机器人+机器视觉判断+智能算法识别分析”的方式用于化纤纺丝车间的丝路巡检，是一种高效智能化解决方案。方案通过将机器视觉系统集成于 AGV 平台，实现自主移动与实时检测功能，AGV 根据预先规划的路线巡逻纺丝车间，机器视觉系统通过高清摄像头采集纺丝箱体图像，对丝线、油嘴、导丝钩等的异常情况进行实时检测，并通过图像处理算法分析问题，同时将数据上传至监控系统，纺丝车间部署 5G 网络实现 AGV 与各系统的数据交互，中央控制系统处理异常信息并通知作业人员及时干预。该整体方案的主要步骤为：①行走机器人，采用 AGV 行

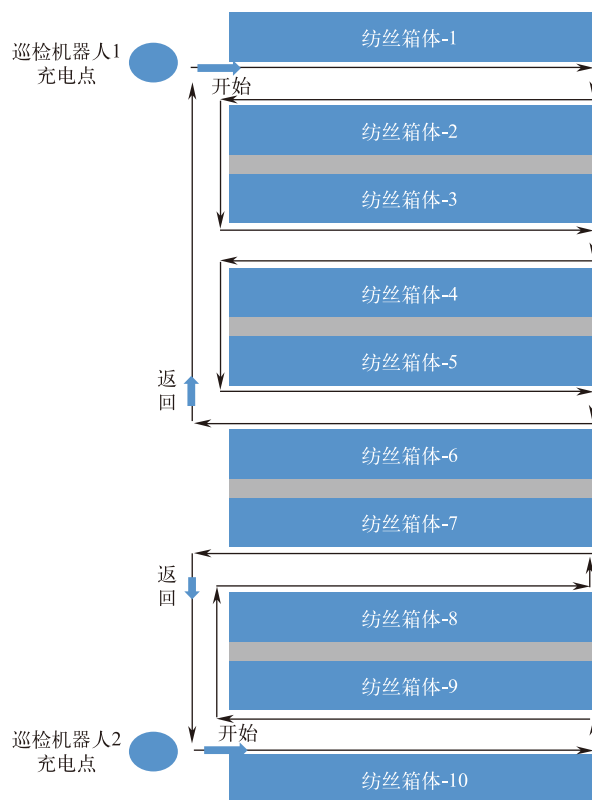


图 1 纺丝车间智能丝路巡检规划示意图

走底盘，机器人能够根据规划路径实现自动巡检；②机器视觉系统，机器人搭载高清视觉识别系统，通过工业相机和光源对生产目标进行检测，对丝路异常情况进行视觉识别；③智能算法，采用 AI 算法对检测到的信息进行分析判断，实时检测生产过程中丝路出现的异常情况；④实时反馈，检测系统一旦发现故障，可以实时将告警信息通知现场人员，以便快速定位和处理故障。

结合 AGV 续航、检测要求、实时性需求等因素，需要在规定的时间内完成清晰成像、异常检测与分类，本文重点讨论异常检测与分类算法。由于纺丝箱体尺寸较大（约为 $0.7\text{m} \times 1.4\text{m}$ ），成像的尺寸也较大，成像示意图如图 2 所示。实现大尺寸图像的实时、精准检测，是较为困难的一项任务，同时还需兼顾算力成本，使得方案具备较好的经济可行性。基于此，本文结合丝路巡检的要求，对纺丝箱体中的算法进行处理，丝线是其中需要检测最多的区域，纺丝生产过程中生产速度快，丝线异常情况细微，且正常生产时异常样本较少，为快速实现较好的检测效果，采用小样本目标检测（Few Shot Object Detection, FSOD）技术^[1]进行识别，并将识别有异常的



图2 侧吹纺丝箱体丝路巡检成像图

区域进行像素级的裁剪，裁剪后的图片由 YOLOv11 进行最终的快速识别；导丝钩、油嘴的尺寸相对丝线的尺寸较大，且位置相对固定、缺陷形态相对明确，为快速实现其精准分割识别，采用 Fast SAM 进行快速分割识别，对有异常的导丝钩、油嘴区域进行裁剪，再由 YOLOv11 进行最终的识别；将 YOLOv11 识别后的结果采用图片合并，在纺丝箱体原始全局图片上进行展示。算法主要流程如图 3 所示。

2.2 FSOD

以侧吹纺丝箱体为例说明，由于涤纶熔体直纺的产业

化程度较高，每个纺丝箱体的外观基本一致，导致纺丝车间巡检的内容存在高度的相似性，对高质量的样本采集、筛选需要的时间长，为了确保项目冷启动效果、缩短项目周期，对丝线的识别拟采用小样本学习^[2](Few-shot Learning, FSL) 技术进行预先训练，将识别出的丝线异常位置进行裁剪，交由 YOLOv11 进行最终的识别分类。

纺丝箱体出来的丝线纺速较高 (POY 通常在 4 000m/min 左右，FDY 通常在 5 000m/min 左右)，稳定生产时高速丝线的异常情况较少，即异常样本较少，为初步达到较好的检测效果，采用 FSOD 即预训练高速丝线异常检测模型；工业生产场景较为复杂，且有新产品投入量产，在复杂的纺丝箱体背景下会出现未见过的丝线异常情况，需要及时检测识别与反馈，便于新品工艺改进与优化。基于此，本文采用一种注意力 RPN (Region Proposal Network, 区域候选网络) 和多关系检测器的少样本目标检测，用于解决在仅提供少量标注样本的丝束检测，以及在生产过程中出现的未见过的丝线异常类别的识别。具体如下：

1) 注意力 RPN：注意力 RPN 结构如图 4 所示。支持特征先被平均池化为一个 $1 \times 1 \times C$ 的向量，再通过计算支持集和查询集纺丝箱体中丝线特征图的深度交叉相关性，生成与丝线相关的候选框。计算公式为

$$G_{h,w,c} = \sum_{i,j} X_{i,j,c} \cdot Y_{h+i-1,w+j-1,c}, \quad i,j \in \{1,2,3,\dots,S\} \quad (1)$$

式中， G 是注意力特征图， X 是支持集特征， Y 是查询集特征， S 是卷积核大小。

2) 多关系检测器：多关系检测器网络结构如图 5 所示，包含全局关系头、局部关系头和局部块关系头，不同的关系头对查询和支持图像之间的不同关系进行建模。全局关系头使用全局表示来匹配图像，局部关系头捕获像素到像素的匹配关系，局部块关系头建模一对多像素关系。基于此，可以从丝线相关候选框建立有效的异常关系。

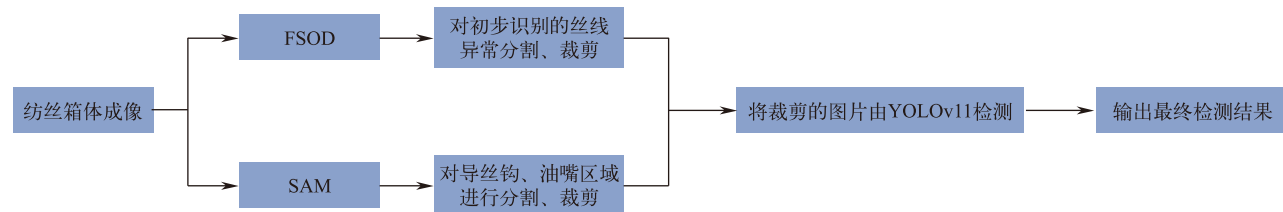


图3 丝路巡检算法示意图

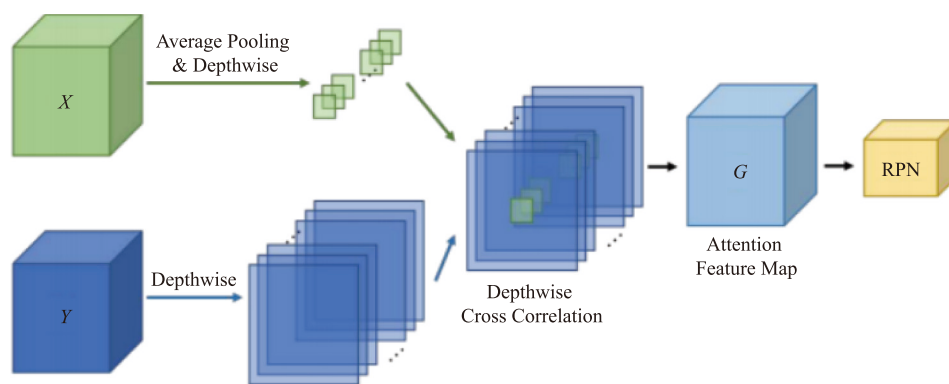


图4 注意力 RPN 结构示意图

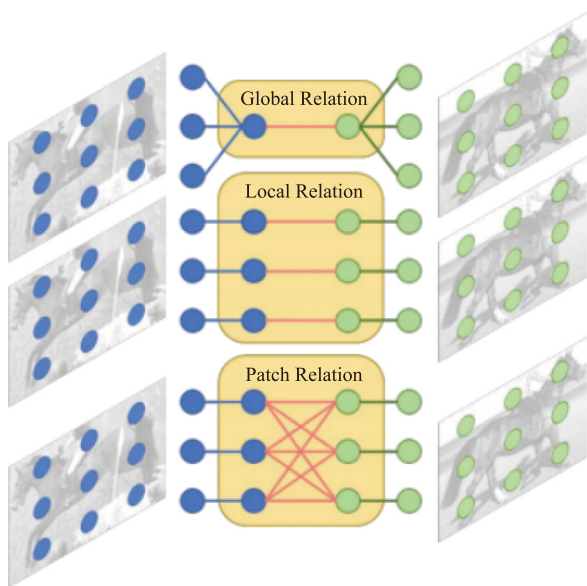


图5 多关系检测器网络结构示意图

3) 双向对比度训练策略：采用一种双向对比度训练策略，通过构建训练三元组（query image, support image, negative support image），平衡正负样本的比例，使模型在学习匹配关系的同时，能够区分正常丝线和异常丝线。

2.3 SAM

SAM^[3-4] 是一种强大的图像分割模型，以其强大的泛化能力而闻名，它能够在任何提示下实现对图像的有效分割（例如点、框、掩码和文本），在适当的提示下 SAM 能够很好地泛化到广泛的下游任务（例如边缘检测、实例分割等）。然而，其令人印象深刻的表现伴随着显著的计算和资源需求，这使得它在资源有限的移动设备等环境中部署变得具有挑战性。为了解决这个问题，诸多学者已经提出了多种 SAM 变体以提高效率而不牺牲准

确性。

由于纺丝箱体中导丝钩、油嘴较为容易识别出来，且考虑到工业移动场景中快速识别的要求，本文采用 Fast SAM^[5] 实现导丝钩和油嘴的快速分割识别，在保持较高性能的同时，能显著降低计算成本，以便其适应工业场景中的应用。采用 Fast SAM 实现导丝钩和油嘴检测的关键步骤如下：

1) 任务分解：先将 SAM 任务分解为两个顺序阶段，全实例分割和提示引导选择。全实例分割阶段使用卷积神经网络（CNN）检测器生成纺丝箱体下半部分含导丝钩和油嘴的分割掩码；提示引导选择阶段则利用各种提示（如点提示、框提示和文本提示）选择具体的导丝钩和油嘴。

2) 全实例分割：使用 YOLOv8-seg 模型进行全实例分割。YOLOv8-seg 基于 YOLOv8，集成了 YOLACT 方法的实例分割分支。该模型通过主干网络和特征金字塔网络（FPN）提取纺丝箱体图像中导丝钩和油嘴的特征，生成检测和分割分支的输出。检测分支输出类别和边界框，而分割分支输出 k 个原型（默认为 32）及其对应的掩码系数。最终的分割结果是掩码系数与原型相乘并求和得到的。

3) 提示引导选择：在全实例分割的基础上，使用各种提示选择感兴趣的对象。点提示通过匹配选定的点与各个掩码来确定点所在的位置；框提示通过计算选定的框与各个掩码的交并比（IoU）来选择最相关的掩码；文本提示则利用 CLIP 模型提取文本嵌入，并通过相似度度量匹配到每个掩码的内在特征，选择相似度最高的掩码。

2.4 YOLOv11

在各种目标检测算法中，YOLO^[6] 框架以其速度和准确性之间的显著平衡脱颖而出，使得图像中物体的快速可靠识别成为可能。自诞生以来，YOLO 家族通过多次迭代发展，每个版本都在前一个版本的基础上解决局限性并提高性能^[7]。YOLO 是一种单阶段目标检测算法，能够在单次遍历中检测和定位图像或视频流中的对象。

Rahima Khanam^[8] 等提出 YOLOv11 用于解决目标检测中的高效性和准确性挑战，本文采用 YOLOv11 实现丝线、导丝钩和油嘴的一次处理后的高效与精准检测。YOLOv11 的架构包括三个主要部分：主干网络（负责特征提取）、颈部网络（聚合和增强特征表示）和头部网络（生成最终的检测结果）。

1) 整体架构：将 C3k2 块、SPPF（空间金字塔池化 - 快速）和 C2PSA（带并行空间注意力的卷积块）组件引入 YOLOv11，以实现特征的有效提取，如图 6 所示。

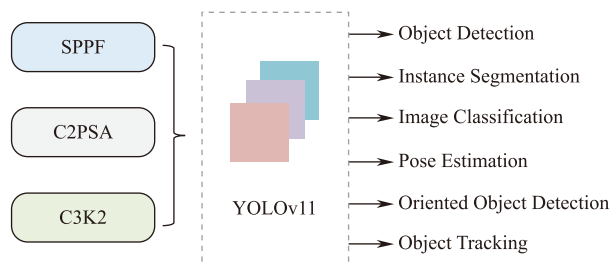


图 6 YOLOv11 架构的关键模块

2) C3k2 块：C3k2 块是 CSP 瓶颈的更高效实现，使用两个较小的卷积代替一个较大的卷积，从而减少了计算开销并保持了性能，计算公式为

$$C3k2(x) = Conv_2(ReLU(conv_1(x))) \quad (2)$$

式中， $Conv_1$ 和 $Conv_2$ 分别表示两个较小的卷积层， $ReLU$ 表示激活函数。

3) SPPF 块：SPPF 块通过在不同尺度上池化特征图来捕捉多尺度信息，从而提高检测精度。

4) C2PSA 块：C2PSA 块引入了一种新的空间注意力机制，使模型能够更有效地关注图像中的重要区域，从而提高检测准确性。

3 实验结果与讨论

在移动的丝路巡检机器人实现纺丝箱体的成像，通过上述算法实现丝线、导丝钩、油嘴的识别主要过程示意图如图 7 所示。其中虚线表示裁剪出的图片中的异常在整体中的位置。

通过在企业现场进行实际应用，如图 8 所示，可进行丝线、导丝钩、油嘴等的巡检，检测准确率可达 96.73%；基于现有的算力、机器人行进速度、成像等因素，丝路巡检机器人完成一条产线的巡检时间约为 30min，基本上能取代传统人工巡检的方式，助力了化纤企业的数字化转型升级。

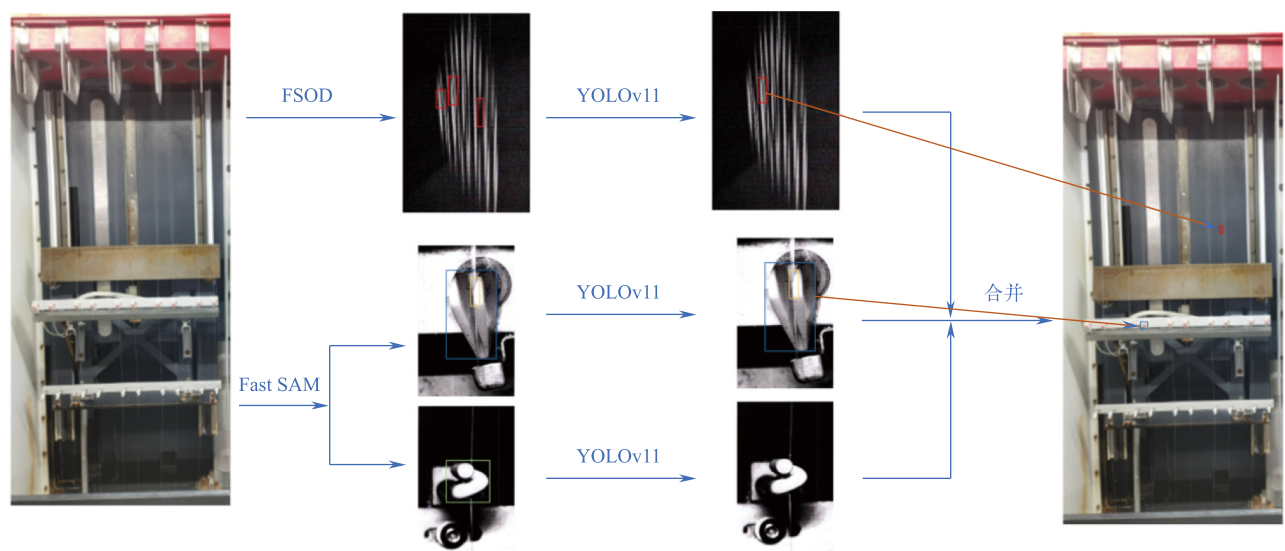


图 7 本文算法实现丝路巡检流程图



图8 丝路巡检机器人实际工作图

通过现场实验验证了该方法的有效性,该方案能够高效替代传统人工巡检,显著提升纺丝质量监控能力,同时降低人力成本,实现纺丝车间的数智化转型升级。此外,系统支持数据记录与分析,为生产优化和运维决策提供依据。工程项目实施中需确保AGV与其他设备协同作业,并优化其环境适配性,如光线变化和导航路径设计。该方案为化纤行业数智化与智能化升级提供了重要支持,可提升生产效率、安全性及质量管控水平。

4 结束语

纺丝车间是熔体直纺化纤企业的重要一环,其生产稳定性直接对后道的卷绕成品产生直接的重大影响,如不能及时发现纺丝车间的异常情况,会导致卷绕满卷率低、AA率低等,对企业造成较大的损失。本文对实现丝路巡检的人工智能算法进行了研究与应用探索,通过工程应用验证了该方法的有效性、准确性。由于工程项目较为复杂,下一步将在更高效精准的算法、更可靠的丝路巡检机器人等方面进行更深的研究与应用探索,提升检测准确率、巡检节拍;同时基于持续学习、联邦学习等技术,将多个纺丝车间的巡检数据进行共享,构建化纤丝路巡检大模型,将相关巡检结果与聚酯、卷绕工艺相结合应用,实现纺丝车间的数字化、智能化,助力化纤企业纺丝车间的数字化、智能化建设。IM

参考文献

- [1] FAN Q, ZHUO W, TANG C K, et al. Few-shot object detection with attention-RPN and multi-relation

detector[C]// 2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2020: 123-132.

- [2] 胡晗, 刘鹏远. 小样本关系分类研究综述[J]. 中文信息学报, 2022, 36(2): 1-11.
- [3] KIRILLOV A, MINTUN E, RAVI N, et al. Segment anything[C]//2023 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV), 2023: 3992-4003.
- [4] SUN X R, LIU J, SHEN H T, et al. On efficient variants of segment anything model: A survey[J/OL]. (2024-10-18) [2025-01-14]. <https://arxiv.org/abs/2410.04960v1>.
- [5] ZHAO X, DING W C, AN Y Q, et al. Fast segment anything[J/OL]. (2023-07-21) [2025-01-14]. <https://arxiv.org/abs/2306.12156>.
- [6] REDMON J, DIVVALA S, GIRSHICK R, et al. You only look once: Unified, real-time object detection [C]//2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), IEEE, 2016: 779-788.
- [7] TERVERN J, CORDOVA-ESPARZA D. A comprehensive review of YOLO: From YOLOv1 and beyond [J/OL]. (2024-02-04) [2025-01-14]. <https://arxiv.org/abs/2304.00501>.
- [8] KHANAM R, HUSSAIN M. YOLOv11: An overview of the key architectural enhancements[J/OL]. (2024-10-23) [2025-01-14]. <https://arxiv.org/abs/2410.17725>.

作者简介: 彭先涛(1986—), 男, 硕士, 高级工程师, 主要研究方向为信息技术、CIMS、复杂工业系统设计与应用、工业互联网技术、AI算法与应用、数字化工厂技术。

邱奕博(1987—), 男, 主要研究方向为信息技术、数字化工厂技术、AI应用等。

金君良(通信作者)(1987—), 男, 主要研究方向为信息技术, 工业互联网、工业大数据、AI等应用, 数字化工厂技术。

收稿日期: 2024-11-18