

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2519643

基于改进 YOLOv8 的 PE 燃气管道缺陷检测算法^{*}

任胜涛¹ 王洋¹ 查四喜¹ 林楠²

(1.新疆大学机械工程学院 乌鲁木齐 830046; 2.中国特种设备检测研究院压力管道部 北京 100029)

摘要: 随着聚乙烯(PE)燃气管道使用寿命的延长,对 PE 燃气管道的缺陷检测已成为确保安全的核心问题。为解决在识别 PE 燃气管道内部缺陷时出现的漏检、错检和准确性不足的问题,本文提出了一种改进 YOLOv8 的目标检测模型。设计一个全新的 C2f-KS 模块,该模型通过将 Kolmogorov-Arnold Networks 引入 C2f 模块中融合瓶颈层结构进行优化。此外,在通道分割操作之后融入注意力机制 EffectiveSE,区分复杂背景下的有效信息,增强对目标特征的提取能力;将 YOLOv8 的 3 个检测头修改为 4 个目标检测头,并且引入 RefConv 卷积降低模型复杂度和模型参数量以增强对小目标的敏感性,有效降低小目标异物的漏检率和错检率。最后为了优化边界框的精准定位,采用损失函数 Inner-Shape IOU。实验结果表明,改进后的算法在管道缺陷数据集上的精确度为 94.0%,召回率为 90.7%,平均精度均值为 94.2%,模型大小仅为 4.9 MB,可充分满足 PE 燃气管道内表面缺陷实时检测的需求。

关键词: 管道缺陷检测;C2f-KS 模块;检测头;损失函数

中图分类号: TP391;TN0 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.6040

PE gas pipeline defect detection algorithm based on improved YOLOv8

Ren Shengtao¹ Wang Yang¹ Zha Sixi¹ Lin Nan²

(1. School of Mechanical Engineering, Xinjiang University, Urumqi 830046, China;

2. Pressure Pipe Department, China Special Equipment Inspection and Research Institute, Beijing 100029, China)

Abstract: With the extension of the service life of polyethylene gas pipelines, defect detection has become the core issue for ensure safety. To solve the problem of missed detection and insufficient accuracy in identifying internal defects of PE gas pipelines, this paper proposes an improved YOLOv8 target detection model. A new C2f-KS module is designed that has been optimized by introducing Kolmogorov-Arnold Networks into the innovative structure of bottleneck. In addition, the attention mechanism EffectiveSE is integrated after the split operation to distinguish effective information in complex backgrounds and enhance target features extraction. The three detection heads of YOLOv8 are modified to four, and EefConv convolution is introduced to reduce model complexity and parameter count, thus enhancing the sensitivity to small targets and effectively reducing the missed detection and false detection rates for small target foreign bodies. Finally, to optimize the precise positioning of the bounding box, the loss function Inner-Shape IOU is used. The experimental results show that the accuracy of the improved algorithm on the pipeline defect data set is 94.0%, the recall rate is 90.7%, the average accuracy is 94.2%, and the model size is only 4.9 MB, which can fully meet the needs of real-time detection of inner surface defects of PE gas pipelines.

Keywords: pipeline defect detection;C2f-KS module;detector head;loss function

0 引言

在我国城市化迅速推进的背景下,能源需求量不断增加,燃气管道在城市基础设施中占据着重要地位,天然气管道安全可靠度问题日益受到人们重视。聚乙烯(PE)管道

因其防腐性能强、质量轻和易于安装而被广泛应用于天然气运输。但是 PE 管道经过长期运行后,因机械、化学和材料老化而发生多种破坏,如果不能及时发现并进行治理,就有可能引起燃气泄漏而引发安全事故^[1]。例如,2025 年马来西亚雪兰莪州天然气管道爆炸,造成至少 112 人受伤,

收稿日期:2025-08-21

^{*} 基金项目:新疆维吾尔自治区自然科学基金(2022D01C389)、中国特种设备检测研究院青年科技英才项目(2025-KJYC-06)、新疆大学博士启动基金(620321029)项目资助

190 所房屋、148 辆汽车损毁；所以，研究一种高效、准确的燃气 PE 管道缺陷检测方法，是一项非常有意义的工作。

传统的管道检测手段主要依赖于人工巡查和图像处理技术，但这些传统的人工巡检方法存在效率不高、人工成本过高的问题，并且容易受到操作者经验和主观判断的影响。针对聚乙烯(PE)燃气管道的无损检测有超声波检测、X 射线检测^[2]、激光^[3]和红外热成像^[4]等技术。

Wei 等^[5]提出了一种将变分模态分解 (variational mode decomposition, VMD) 和小波包分解 (wavelet packet decomposition, WPD) 相结合，从超声回波信号中提取特征来识别油气管道缺陷类型的方法。然而，超声波在非金属材料中易因声波衰减导致灵敏度下降表现并不是很好。

Ren 等^[6]提出了一种基于改进 YOLO 算法的 X 射线缺陷检测方法，最终使准确率达到 89.3%。但是 X 射线对低密度 PE 材料的穿透性不足且存在辐射防护成本较高，且大多停留在焊缝检测的研究。

Yan 等^[7]提出了基于线结构光视觉检测原理，提出了一种基于激光扫描的视觉检测方法。激光检测虽可精准测量管道形变，但无法识别内部缺陷。

张艳博等^[8]提出利用红外热像仪对埋地管道上方地表进行探测，分析热力管道上方地表红外热像、根据热像图的像素计算埋地管道泄漏影响区域的实际面积以及根据最大温度点的坐标确定泄漏点位置的方法。红外热成像则受限 PE 材料低导热特性，微小缺陷的热信号难以捕捉。

面对复杂背景、多尺度缺陷、多噪音等复杂环境，无损检测面临着准确性与鲁棒性不高的问题。相比之下，基于机器视觉的智能检测技术展现出独特优势，通过高分辨率成像与深度学习算法融合，可自动化识别管道内壁腐蚀、结构变形及表面裂纹等缺陷^[9]。目前，基于深度学习的目标检测算法根据不同的检测方法可以分为双阶段检测算法 (如 R-CNN、Fast R-CNN、Faster R-CNN) 和单阶段算法，如 YOLO (you only look once)；以及单次多框检测器 SSD。尽管两阶段算法在精度方面表现出色，但计算成本高且处理速度慢，而单阶段算法具有更快的检测速度，更适合实时应用场景。以 YOLO 为代表的图像检测方法，具有高效、准确的特点，在工业疵病检测方面具有广阔的应用前景^[10]。

Chen 等^[11]在 YOLOv5 主干网络的末端添加了一个挤压和激励模块，用于识别和定位管道内壁的腐蚀区域。采用了诸如仿射变换和结合背景的缺陷分割等数据增强方法。以提高腐蚀区域的定位精度使用这种方法可以在天然气管道中检测内部腐蚀；改进的效果局限性较大仅可检测腐蚀缺陷一个物体。

Ren 等^[12]在 YOLOv8 特征提取层更换推理速度更快的 C2f-Faster 模块，但是会让检测精度下降且训练的过程变得不稳定性，极大的削弱了模型的代表能力。

Gong 等^[13]在 YOLOv5 网络的 C3 结构中融合坐标注意力 (coordinate attention, CA) 模块，有效捕获全局 G 位置

信息和通道关系。将 SPPF 模块重构为 CSP 网络结构，形成 SPPFCSPC 模块。通过增加感受野来加强网络特征提取能力，将原来的 NMS 改为 DIoU-NMS，以提高对重叠遮挡目标的识别能力；检测的精度和速度都略显不足。

燃气 PE 管道内壁缺陷检测面临诸多挑战：首先，缺陷形貌多样，尺度变化大；其次，管道内壁环境复杂，光照不均匀、反射干扰等因素难以进行；另外，在实际应用中，由于要对大量的影像数据进行实时处理，这就增加了算法的运算效率与资源利用率。

为克服上述局限性，提出了一种轻量且高精度的 YOLO-SKI 检测网络，用于燃气 PE 管道内壁缺陷识别，本文的主要工作包括：

1) 使用 KAN-Bottleneck 替代 C2f 中原始瓶颈层 (Bottleneck) 结构，通过参数化 B 样条实现自适应非线性变换。

2) 在 C2f 模块通道分割 (Split) 操作之后添加 EffectiveSE 注意力机制抑制噪声并增强关键区域响应，形成双阶段优化机制。

3) 在 YOLOv8 的基础上添加 [160, 160] 小目标检测头，然后使用 RefConv 卷积替换 Conv 卷积，通过重参数化技术实现多维度性能提升。

4) 回归损失函数引入了 Inner-Shape IoU，提高了系统检测的准确性和鲁棒性。

1 YOLO-SKI 算法

YOLO 系列模型，凭借其高效、快速的特性，已经成为目标检测领域的重要代表。如 YOLOv5、YOLOv7、YOLOv8 等。YOLOv8 不仅继承了历代 YOLO 的成功经验，还融入多项创新，在精度、速度和稳定性之间取得了非常好的平衡，成为目标检测任务中的最佳选择。YOLOv8 作为无锚模型直接预测对象的中心位置，与传统锚框方法相比，无锚模型通过减少预测边界框数量，进一步提升了检测速度和精度。

本文以 YOLOv8n 模型作为基准模型，改进后的结构如图 1 所示。该模型首先通过将科尔莫戈洛夫-阿诺德网络 (Kolmogorov-Arnold networks, KAN)^[14] 引入 Bottleneck 的创新结构，通过动态学习机制显著提升特征表达能力，强特征变换的非线性表达能力。在 Split 操作之后融入注意力机制 EffectiveSE^[15]，具有简单的网络结构和更小的计算量，能够帮助模型自适应地关管道缺陷的重要特征及其权重，提升模型的识别率这些改进使得模型在实际应用中具有更高的实用性和竞争力。

其次，在 YOLOv8 的技术上添加一个 [160, 160] 目标检测头，然后使用 RefConv^[16] 替换检测头中的 Conv，以增强对小目标的敏感度，有效降低不同尺寸小目标异物的漏检率和错检率。最后，在 YOLO 中引入 Inner-Shape IoU 损失函数，通过聚焦物体内部区域 (如中心或关键子区域)

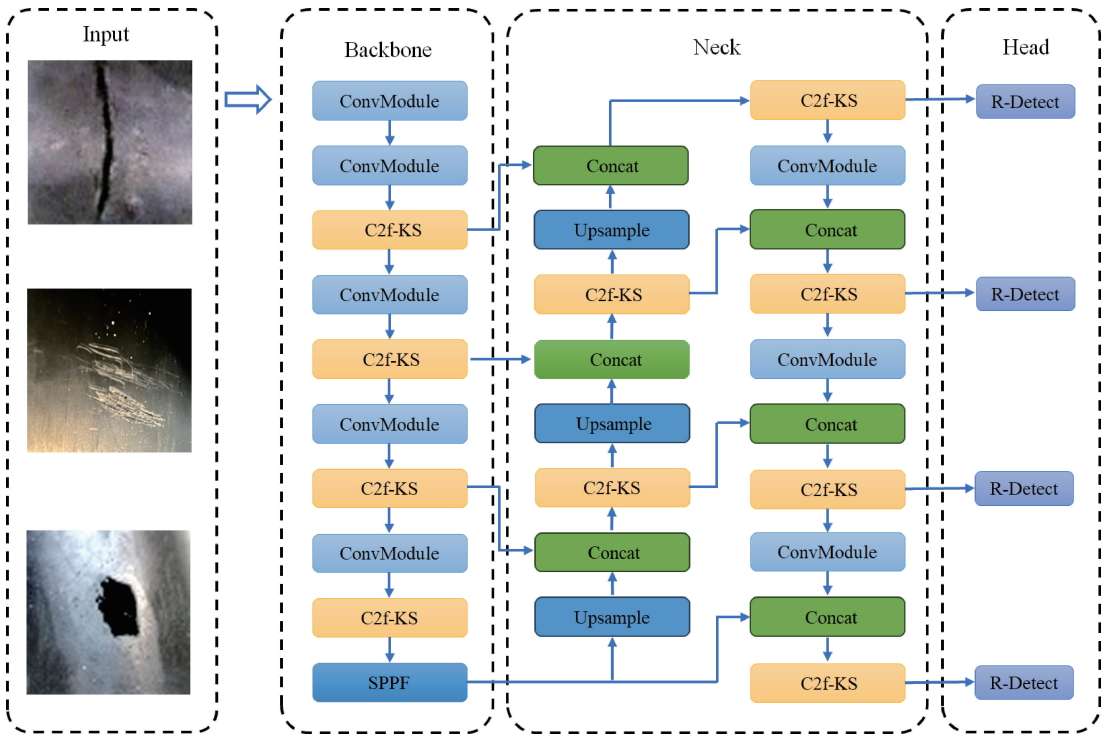


图1 YOLO-SKI网络结构
Fig. 1 YOLO-SKI network structure

的重叠对齐,显著提升检测精度,增强对不规则、细长物体的边界框形状匹配能力,减少“大框套小框”的误检。

1.1 C2f-KAN 模块

传统卷积神经网络中的 Bottleneck 依赖非线性固定激活函数(如 SiLU),限制了模型对复杂数据关系的表达能力^[17]。本文提出 KAN-Bottleneck 模块,KAN-Bottleneck 通过融合 KAN 的动态函数学习能力融入传统卷积瓶颈层,采用参数化 B 样条基函数组成的可学习激活函数替代固定激活函数,其中,激活函数表达式如式(1)所示,B 样条基函数如式(2)、(3)所示,自适应优化非线性变换,显著提高检测的准确度和减少误诊率,解决了复杂视觉任务中的关键挑战^[18]。

$$\phi(x) = \sum_{i=1}^G C_i \cdot B_i(x) \tag{1}$$

$$B_{i,0}(x) = \begin{cases} 1, & x_i \leq x < x_{i+1} \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \tag{2}$$

$$B_{i,p}(x) = \frac{x - x_i}{x_{i+p} - x_i} B_{i,p-1}(x) + \frac{x_{i+p+1} - x}{x_{i+p+1} - x_{i+1}} B_{i+1,p-1}(x) \tag{3}$$

式中: $B_i(x)$ 为 B 样条函数, C_i 为通道自适应的可学习系数, G 表示基函数数量, p 表示 B 样条要进行的阶数, $B_{i,p}(x)$ 是 p 次 B 样条基函数。

图 2 和 3 展示了原始的 C2f 模型及其改进后对应模型, C2f-KAN 展示了在不损害其有效性的情况下改进模型效率所取得的进展。

该模块代表了深度学习架构设计的新方向,将严格的数学理论与实用的工程实现相结合,为计算机视觉领域提供了强大的新型基础模块。这一进展增强了模型在跨新颖和未知数据集泛化方面的熟练程度,从而加强了其鲁棒性和可靠性^[19]。此外,通过简化这些方面, C2f-KAN 增强了自适应复杂数据分布的能力在遮挡、小目标和不规则形状检测中的显著优势这种效率不仅有助于模型在更大的数

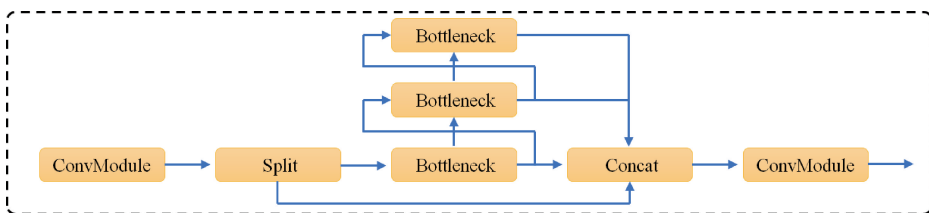


图2 C2f 模块
Fig. 2 C2f module

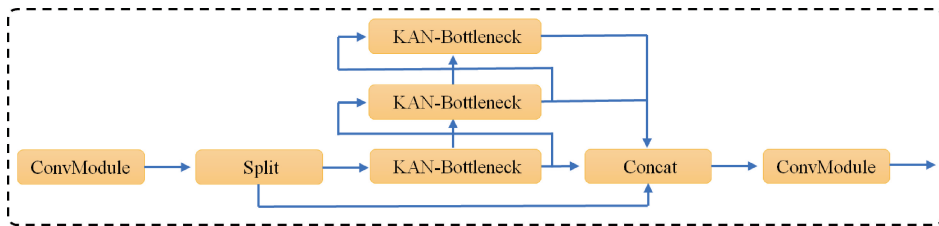


图 3 C2f-KAN 模块

Fig. 3 C2f-KAN module

据集和更复杂的任务上的可扩展性,而且还增强了其在广泛应用程序中的整体效用。

1.2 C2f-KS 模块

EffectiveSE(高效压缩激励)是对经典 SE 模块的结构优化,核心创新在于用单层全连接(FC)替代传统的双 FC 瓶颈结构,直接保留原始通道维度,避免降维操作导致的信息损失,相较于 SE,EffectiveSE 的优势显著^[20]。

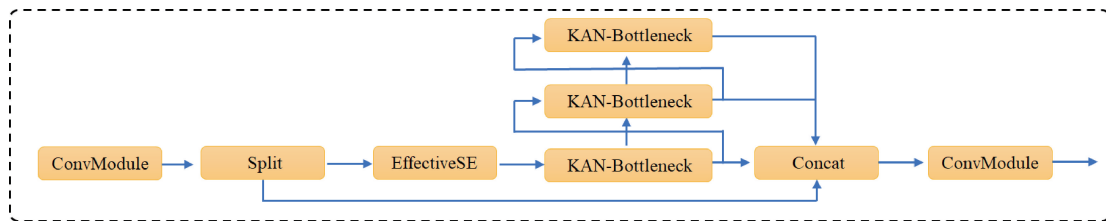


图 4 C2f-KS 模块

Fig. 4 C2f-KS module

传统 SE 的压缩操作本为减少参数量,却牺牲了关键信息;EffectiveSE 通过结构简化实现更高精度与效率的统一,成为通道注意力演进的重要方向^[21]。

1.3 小目标检测头

在实际管道缺陷场景中,缺陷常分布于管道各个角落,在图像中缺陷的尺度大小不一,尤其是图像包含多个裂缝目标时更为明显。为了进一步提升算法对小目标裂缝的检测性能,在增强特征提取网络时引入一个尺寸为 160×160 的特征层 P2,可以捕捉到更多小目标的细节信息^[22],为了减轻增加小目标检测头造成的计算负担,引入 RefConv 卷积对检测头进行改进,改进后的检测头图 5 和 6 所示^[23]。

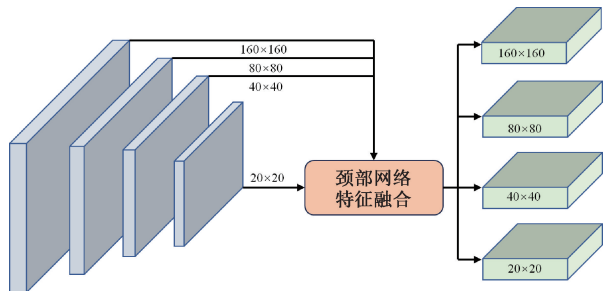


图 5 改进后检测层

Fig. 5 Improved detection layer

在本文中在 YOLOv8 的 C2f-KAN 模块中,提出一种基于特征处理路径优化的注意力增强策略。其在 Split 操作后,对第 2 分支(特征处理分支)施加 EffectiveSE 注意力机制,其网络结构图如图 4 所示。引入的 EffectiveSE 注意力机制,具有简单的网络结构和更小的计算量,能够帮助模型自适应地关管道缺陷的重要特征及其权重,提升模型的识别率,解决错检漏检的问题。

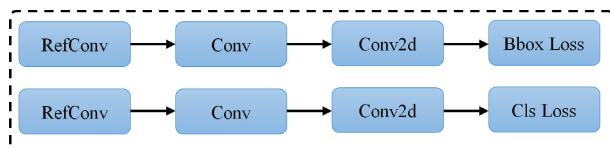


图 6 检测头结构

Fig. 6 Detection head structure

RefConv 是一种重新参数化的聚焦卷积模块,旨在提高卷积神经网络的性能,而无需额外的推断成本,它通过应用可训练的重聚焦变换到预训练模型的基础核来建立参数之间的连接^[24]。使得模型在管道复杂背景和缺陷被遮挡情况下,依然能够有效区分目标和噪声;同时,对细节信息的保留可以确保细小或部分遮挡的目标也能准确感知到^[25]。

1.4 Inner-Shape IoU 损失函数

YOLOv8 采用完全交并比(complete intersection over union, CIoU)作为损失函数优化目标检测任务中的边框预测,其计算公式如式(4)所示,然而这种做法未能充分考虑边界框的形状和尺度特性,这可能会影响回归结果的精确度。

$$L_{CIoU} = L_{IoU} + \frac{(x - x_{gt})^2 + (y - y_{gt})^2}{(W_g^2 + H_g^2)} + \alpha v \quad (4)$$

式中: L_{IoU} 为预测框与真实框交并面积; α 为权重参数, v

为纵横比度量函数。

本文提出了一种新的 Inner-Shape IoU 损失函数,旨在优化传统 IoU 损失函数的不足。该方法通过构建辅助边界框,专注于分析边界框的形状和尺度特征。通过这种方式,Inner-Shape IoU 损失函数能够更精确地捕捉目标形状和尺度的变化,进而对回归结果产生更准确的影响,从而提升边界框回归的精度。

Shape-IoU^[26]通过构建辅助边界框计算 IoU,引入比例因子,Shape-IoU 的表达式如式(5)~(9)所示,其网络结构图如图 7 所示。

$$L_{Shape-IoU} = 1 - IoU + D^{Shape} + 0.5 \times \Omega^{Shape} \quad (5)$$

$$D^{Shape} = hh \times \frac{(x_c - x_c^{gt})^2}{c^2} + \omega\omega \times \frac{(y_c - y_c^{gt})^2}{c^2} \quad (6)$$

$$\omega\omega = \frac{2 \times (\omega^{gt})^{scale}}{(\omega^{gt})^{scale} + (h^{gt})^{scale}} \quad (7)$$

$$hh = \frac{2 \times (h^{gt})^{scale}}{(\omega^{gt})^{scale} + (h^{gt})^{scale}} \quad (8)$$

$$\Omega^{shape} = \sum_{t=\omega,h} (1 - e^{-\omega^t})\theta \quad (9)$$

在式(5)~(9)中 D_{shape} 为距离算损失函数,其中 (x_c, y_c) 是锚框中心坐标, (x_c^{gt}, y_c^{gt}) 是真实边界框中心坐标, $\omega\omega, hh$ 分别表示水平方向和垂直方向的权重系数,与真实框形状有关, $scale$ 为缩放因子, $Shape-IoU$ 定义中 Ω^{shape} 为形状损失,其中 $\theta=4$ 代表着控制形状损失的关注度。

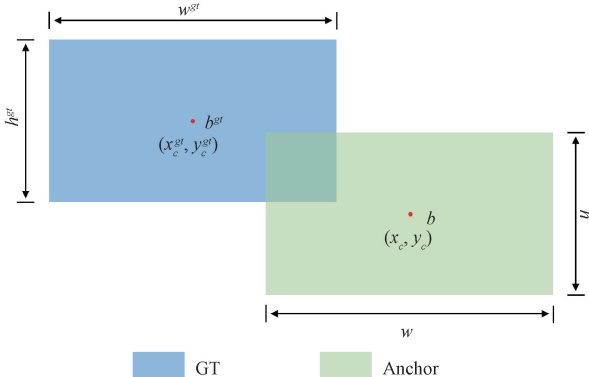


图 7 Shape-IoU 结构

Fig. 7 Shape-IoU structure

Inner-IoU^[27]通过构建辅助边界框计算 IoU,引入比例因子 $ratio$ 控制辅助边界框的比例大小,该比例通常取值为 $[0.5, 1.5]$ 。当比例小于 1 时,辅助边界框小于实际边界框,这可以加快高重叠度样本的回归和收敛速度;相反,当比例大于 1 时,辅助边界框更大,这可以加快低重叠度样本的回归过程。

网络结构如图 8 所示, $Inner-IoU$ 公式如式(10)所示。

$$IoU^{inner} = \frac{inter}{union} \quad (10)$$

式中: $inter$ 是辅助锚框和辅助边界框的相交区域, $union$ 是辅助锚框和辅助边界框的合并区域。

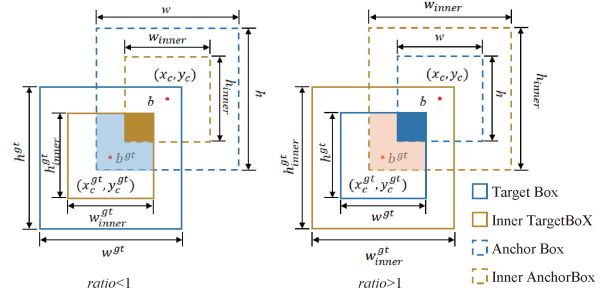


图 8 Inner-IoU 结构

Fig. 8 Inner-IoU structure

本文将 Shape-IoU 与 Inner-IoU 融合,设计新的边界框回归损失函数 Inner-Shape IoU,计算公式如式(11)所示。

$$L_{Inner-ShapeIoU} = L_{Shape-IoU} + IoU - IoU^{inner} \quad (11)$$

关注边界框本身的形状和尺度的同时基于辅助边界框计算损失,通过实验发现将 Inner-IoU 与 Shape-IoU 结合的 Inner-Shape IoU 可以进一步加快收敛速度,并提高管道缺陷数据集的检测能力。

2 实验结果分析

2.1 数据集采集

针对油气管道中频繁发生的不同程度泄漏等异常情况,主要缺陷类别分为断裂、擦伤、孔洞 3 种缺陷如图 9 所示。数据集数据来源中国特种设备检测研究院和部分废弃缺陷管道自行采集的数据;使用 Labelimg 工具进行标注,共标注 3 789 张。实验数据以 7:2:1 的比例分配训练集、验证集和测试集。

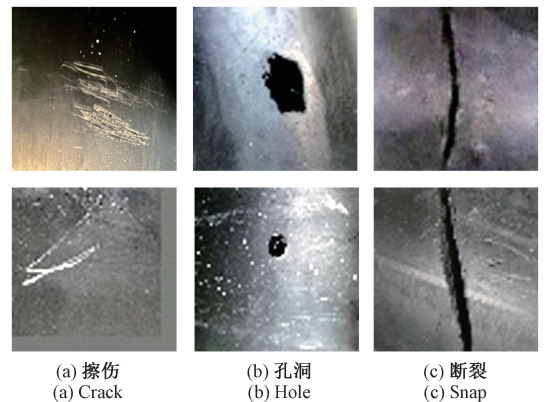


图 9 3 类缺陷

Fig. 9 Three types of defects

2.2 实验环境与参数设置

本研究是在标准化的实验环境中进行的,采用的实验环境配置使用的是 Windows 操作系统,中央处理器(CPU)使用的是 Intel(R)Core(TM)i9-9900KF CPU@3.60 GHz,采用 NVIDIA GeForce RTX 2080Ti, CUDA 版本为 10.2,训练批次大小为 16,初始学习率为 0.01,迭代次数为 300,输入图像尺寸大小统一为 640×640 。实验硬件配置如表 1 所示。

表 1 实验环境配置

Table 1 Experimental environment configuration

实验环境	配置
操作系统	Windows10
CPU	Intel(R)Core(TM)i9-9900KFCPU@3.60 GHz
GPU	NVIDIA GeForce RTX 2080 Ti
深度学习 框架	PyTorch 2.0.0+CUDA10.2+CUDnn8.0.4
编译器	Python-3.9.16
内存	32 G

2.3 评价性指标

研究采用 P 、 R 、 mAP 、 $GFLOPs$ 作为模型的主要评估指标,相关计算公式如式(12)~(14)所示。

$$P = \frac{TP}{TP + FP} \quad (12)$$

$$R = \frac{TP}{TP + FN} \quad (13)$$

$$mAP = \frac{\sum_j^N AP_j}{N} \quad (14)$$

式中: TP 是管道缺陷正确检出数; FP 是管道缺陷错误检出数; FN 为漏检的管道缺陷数目; N 表示检测类别, AP_j 是第 j 个类别的平均精度。 mAP_{50} 表示交并比阈值为 50% 时 mAP 的值。

2.4 消融实验结果

为了验证每一个改进点是否有效,设计一系列消融实验进行对比,结果如表 2 所示。其中 A 表示引入 KAN-Bottleneck, B 表示引入 EffectiveSE 注意力机制, C 表示优化改进后的检测头, D 表示引入 Inner-Shape IoU 损失函数。第 1 组实验为 YOLOv8n 的实验数据。从表 2 消融实验的结果中观察到,经过在 C2f 模块中更换 KAN-Bottleneck 通过特征蒸馏增强抗干扰能力后,模型的准确度显著提升;在 C2f 模块 SPlite 之后添加 EffectiveSE 注意力机制抑制噪声并高效提升小目标检测精度,不但提高了模型的准确度,还显著提升了模型性能,形成双阶段优化机制,在精度和效率之间实现了更优平衡,实现了模型效率与精度的协同优化,此外,在 YOLOv8 的基础上添加一个小目标检测头并且引入 RefConv 卷积,增强对小目标的敏感性,最后引入 Inner-Shape IoU 损失函数降低不同尺寸小目标的漏检率和错检率,还能提高准确性。

表 2 消融实验结果

Table 2 Ablation experimental results

序号	A	B	C	D	P/%	R/%	mAP/%	GFLOPs	Weight/MB	Params/M
1	×	×	×	×	92.5	90.7	92.6	8.1	9.3	3.00
2	✓	×	×	×	92.9	90.9	92.8	5.7	6.6	2.47
3	✓	✓	×	×	92.2	86.8	93.2	5.8	6.7	2.42
4	✓	✓	✓	×	93.1	90.2	93.6	10.9	4.9	2.21
5	✓	✓	✓	✓	94.0	90.7	94.2	10.9	4.9	2.21

最终模型的大小仅为原始 YOLOv8n 模型的 52.6%, 参数数量仅为原始模型的 73.7%。尽管模型的大小和参数有所减少,但其检测性能却有了显著提升, P 值和 $mAP@0.5$ 分别提高了 1.5% 和 1.6%。

2.5 对比实验

为更客观地显示 YOLO-SKI 算法的优势,本文使用同一组数据,在同一实验条件下,通过与主流的物体检测算法 SSD、Faster-R-CNN、YOLOv5、YOLOv7、YOLOv8、YOLOv9、YOLOv10 和 YOLOv11 算法的性能进行比较,实验结果如表 3 所示。

在表 3 中,与其他模型相比,改进后的 YOLOv8 模型在精确率、召回率和 mAP 指标上都表现得更为出色。精确率、召回率和 mAP 分别高达 94.0%、90.7% 和 94.2%。相较于文献[28],本研究改进的模型在 mAP 上虽然略显不足,但综合来看, YOLO-SKI 在整体性能上优于该目标

模型。与其他目标检测模型相比,改进模型的 mAP 值分别比 SSD、Faster-R-CNN、YOLOv5s、YOLOv7s、YOLOv8n、YOLOv9n、YOLOv10n、YOLOv11n 和文献[29]分别高 3.0%、2.2%、2.1%、1.6%、1.6%、1.6%、1.8%、1.9% 和 6%。总体来看,虽然在精确度低于 YOLOv5 模型,但在 mAP 、内存占用上具有明显优势,通过上述对比试验,本文提出的改进算法能够在管道数据集中具有更高的精度,从而实现管道内壁缺陷的精度检测。深度学习模型的特点是可解释性差,这在某种程度上阻碍了深度学习的发展和应用。为了直观方便地描绘本文提出的模型的检测效果,进行了对比实验,评估 YOLOv5s、YOLOv8n、YOLOv11n 和 YOLO-SKI 算法在不同检测任务下的性能。图 10 展示了各个模型检测任务下的检测效果,从图 10 中可以看出, YOLO-SKI 通过改进之后,可以更加有效的提取和利用有效信息,从而提升网络的性能。

表3 主流算法对比结果

Table 3 Mainstream algorithm comparison results

算法	P/%	R/%	mAP/%	GFLOPs	Weight/MB	Params/M
SSD	91.6	85.9	91.2	30.5	91.6	24.00
Faster-R-CNN	92.4	87.7	92.0	37.5	37.5	28.30
YOLOv5s	91.8	88.3	92.1	16.5	14.4	7.07
YOLOv7s	93.6	91.8	92.6	105.1	77.8	37.20
YOLOv8n	92.5	90.7	92.6	8.1	9.3	3.00
YOLOv9n	92.6	90.4	92.6	36.9	122.4	60.80
YOLOv10n	92.3	89.5	92.4	8.2	6.3	2.71
YOLOv11n	93.1	90.5	92.3	6.3	5.5	2.59
文献[28]	93.8	89.1	94.4	—	—	7.02
文献[29]	90.5	86.5	88.2	—	7.8	3.40
YOLO-SKI	94.0	90.7	94.2	10.9	4.9	2.21

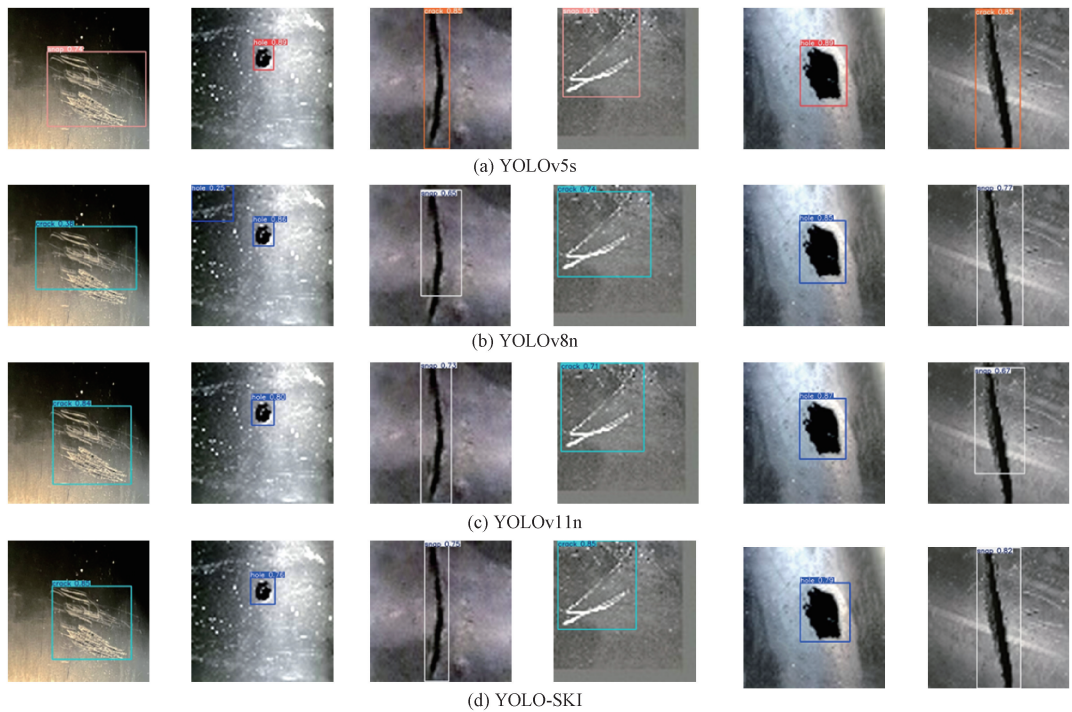


图10 检测效果展示

Fig. 10 Test effect display

3 结 论

针对当前PE燃气管道内表面缺陷错检和漏检的问题,本文提出了一个名为YOLO-SKI的深度学习模型,该模型在管道缺陷的检测上表现优异,较好的平衡了计算量、检测精度和速度,具备出色的泛化能力,减少了管道内表面缺陷的损伤识别和检测过程中的人工干预,提升了效率。本文模型仍然有进一步优化的空间,在此基础上,可对现有样本数据进行扩充,增加实际生产中可能发生的情况,以进一步提高模型的准确性和实时检测能力,并创建

更全面的PE燃气管道性能评估框架使其更加普遍实用。

参考文献

- [1] 林芳泽,路建国,李鹏程,等.堆载作用下埋地PE管道力学响应过程模型试验研究[J/OL].土木与环境工程学报(中英文),1-11[2025-07-17].<https://link.cnki.net/urlid/50.1218.TU.20241210.0932.002>. LIN F Z, LU J G, LI P CH, et al. Model experimental analysis of mechanical response process of buried polyethylene pipeline under the stacking load[J/OL]. Journal of Civil and Environmental Engineering

- (Chinese and English), 1-11 [2025-07-17]. <https://link.cnki.net/urlid/50.1218.TU.20241210.0932.002>.
- [2] SULVA W, LOPES R, ZSCHERPEL U, et al. X-ray imaging techniques for inspection of composite pipelines[J]. *Micron*, 2021, 145: 103033.
- [3] 汤华, 易茜. 激光扫描下混凝土桥梁表面病害机器视觉检测[J]. *电子测量技术*, 2024, 47(17): 123-129.
- TANG H, YI Q. Machine vision detection of surface defects in concrete bridges under laser scanning[J]. *Electronic Measurement Technology*, 2024, 47(17): 123-129.
- [4] 梁凯, 易映萍, 唐春晖, 等. 基于 FPGA 的红外热成像温度检测算法研究[J]. *电子测量技术*, 2017, 40(10): 238-242.
- LIANG K, YI Y P, TANG CH H, et al. Research on infrared thermal imaging temperature detection algorithm based on FPGA [J]. *Electronic Measurement Technology*, 2017, 40(10): 238-242.
- [5] WEI M, ZHANG ZH M. Research on defect identification method of oil and gas pipeline based on ultrasonic echo signal[J]. *Nondestructive Testing and Evaluation*, 2025: 1-27.
- [6] REN Q, DONG S, QIAN W. Pipeline weld radiographs defect detection based on improved YOLOv8[C]. *Pressure Vessels and Pi Conference*. American Society of Mechanical Engineers, 2024.
- [7] YAN Z, YANG K. Research on tubing defect detection method based on laser scanning[C]. 2022 4th International Conference on Intelligent Control, Measurement and Signal Processing(ICMSP). IEEE, 2022: 388-391.
- [8] 张艳博, 任瑞峰, 梁鹏, 等. 基于热成像的埋地热力管道缺陷检测试验研究[J]. *仪器仪表学报*, 2020, 41(6): 161-170.
- ZHANG Y B, REN R F, LIANG P, et al. Experimental study on flaw detection of buried heat pipeline based by infrared thermal[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2020, 41(6): 161-170.
- [9] ZHANG T, MA C, LIU Z, et al. Gas pipeline defect detection based on improved deep learning approach[J]. *Expert Systems with Applications*, 2025, 267: 126212.
- [10] 彭惠奎, 陈芊一, 韩露, 等. 基于深度学习的燃气 PE 管道焊缝缺陷检测[J]. *半导体光电*, 2023, 44(6): 942-949.
- PENG H K, CHEN Q Y, HAN L, et al. Gas PE pipeline weld defect detection based on deep learning [J]. *Semiconductor Optoelectronics*, 2023, 44(6): 942-949.
- [11] CHEN B, MA L, LIANG S. Automatic detection of internal corrosion defect in a natural gas gathering pipeline using improved YOLOv5 model[J]. *IFAC-PapersOnLine*, 2023, 56(2): 11681-11686.
- [12] REN SH T, WANG Y. Research on an algorithm for detecting defects on the inner wall of PE pipelines[C]. 2025 IEEE 7th International Conference on Communications, Information System and Computer Engineering(CISCE). IEEE, 2025: 751-754.
- [13] GONG S, XU ZH, ZHANG X D, et al. Research on small target defect detection of new energy oil and gas pipelines based on YOLOv5 [C]. 2024 IEEE 5th International Conference on Advanced Electrical and Energy Systems(AEES). IEEE, 2024: 567-571.
- [14] LIU Z, WANG Y, VAIDYA S, et al. Kan: Kolmogorov-arnold networks [J]. *ArXiv preprint arXiv:2404.19756*, 2024.
- [15] ZHU W, HAN X, ZHANG K, et al. Application of YOLO11 model with spatial pyramid dilation convolution (SPD-Conv) and effective squeeze-excitation (EffectiveSE) fusion in rail track defect detection[J]. *Sensors*, 2025, 25(8): 2371.
- [16] CAI Z, DING X, SHEN Q, et al. RefConv: Reparameterized refocusing convolution for powerful ConvNets[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2025.
- [17] VACA-RUBIO C J, BLANCO L, PEREIRA R, et al. Kolmogorov-arnold networks (kans) for time series analysis[J]. *ArXiv preprint arXiv:2405.08790*, 2024.
- [18] BODNER A D, TEPSICH A S, SPOLSKI J N, et al. Convolutional kolmogorov-arnold networks[J]. *ArXiv preprint arXiv:2406.13155*, 2024.
- [19] CHEON M. Demonstrating the efficacy of kolmogorov-arnold networks in vision tasks[J]. *ArXiv preprint arXiv:2406.14916*, 2024.
- [20] CHEN B, WEI M, LIU J, et al. EFS-YOLO: A lightweight network based on steel strip surface defect detection[J]. *Measurement Science and Technology*, 2024, 35(11): 116003.
- [21] WANG S, ZHU J, LI Z, et al. GDPs-YOLO: An improved YOLOv8s for coal gangue detection [J]. *International Journal of Coal Preparation and Utilization*, 2025, 45(4): 683-696.
- [22] 喻陈楠, 伍永红, 周杰, 等. 基于改进 YOLO v8n 的非结构环境下杭白菊检测方法[J]. *农业机械学报*, 2025, 56(5): 405-414.
- YU CH N, WU Y H, ZHOU J, et al. Improved YOLOv8n for detection of Hangzhou white chrysanthemum in unstructured environments [J].

- Transactions of the Chinese Society of Agricultural Machinery, 2025, 56(5): 405-414.
- [23] 张彼德, 王泽林, 曾杰, 等. 融合空间与通道感知的光伏阵列表面缺陷检测模型[J/OL]. 计算机工程与应用, 1-17 [2025-07-17]. <https://link.cnki.net/urlid/11.2127.tp.20250520.1628.015>.
- ZHANG B D, WANG Z L, ZENG J, et al. Surface defect detection algorithm of photovoltaic array based on spatial position and channel perception [J/OL]. Computer Engineering and Applications, 1-17 [2025-07-17]. <https://link.cnki.net/urlid/11.2127.tp.20250520.1628.015>.
- [24] ZHANG X, LU L, LUO H, et al. Improvement in pavement defect scenarios using an improved YOLOv10 with ECA attention, RefConv and WIoU [J]. World Electric Vehicle Journal, 2025, 16(6): 328.
- [25] YU C, YIN H, ROMG C, et al. YOLO-MRS: An efficient deep learning-based maritime object detection method for unmanned surface vehicles [J]. Applied Ocean Research, 2024, 153: 104240.
- [26] ZHANG H, ZHANG S. Shape-IoU: More accurate metric considering bounding box shape and scale [J]. ArXiv preprint arXiv:2312.17663, 2023.
- [27] ZHANG H, XU C, ZHANG S. Inner-IoU: More effective intersection over union loss with auxiliary bounding box [J]. ArXiv preprint arXiv: 2311.02877, 2023.
- [28] 苏冠力. 基于深度学习的X射线管道焊缝缺陷检测研究[D]. 南宁: 广西大学, 2025.
- SU G L. Research on X-ray weld defect detection based on deep learning [D]. Nanning: Guangxi University, 2025.
- [29] 冯丽丹, 王闯, 祁军, 等. 基于改进YOLOv7的管道缺陷检测技术研究[J]. 辽宁石油化工大学学报, 2024, 44(4): 82-90.
- FENG L D, WANG CH, QI J, et al. Research on pipeline defect detection technology based on improved YOLOv7 [J]. Journal of Liaoning Petrochemical University, 2024, 44(4): 82-90.

作者简介

任胜涛, 硕士研究生, 主要研究方向为机器视觉、目标检测。

E-mail: rst60075@163.com

王洋(通信作者), 博士, 副教授, 主要研究方向为油气管道安全监测、机器视觉、监测及寿命预测技术、电磁屏蔽防护技术。

E-mail: wy830052@126.com

查四喜, 博士, 副教授, 主要研究方向为金属和非金属油气管道安全与可靠性、聚合物材料老化及失效机理。

E-mail: sxzha@xju.edu.cn

林楠, 博士后, 高级工程师, 主要研究方向为油气管道多相流冲刷、腐蚀管道风险评估及失效后果分析及非金属管道性能评价技术。

E-mail: sy_linnan@163.com