◀石油管工程▶

基于空间感知与改进RLG-YOLO12的石油管道焊接实时监测系统*

葛根波 吴陈陈 吴任涛 成柔欣
（上海科创职业技术学院智能制造学院）

葛根波，吴陈陈，吴任涛，等. 基于空间感知与改进RLG-YOLO12的石油管道焊接实时监测系统［J］. 石油机械，2026，54（9）：145-154.

Ge Genbo，Wu Chenchen，Wu Rentao，et al. Real-time monitoring system for petroleum pipeline welding based on spatial perception and improved RLG-YOLO12［J］. China Petroleum Machinery，2026，54（9）：145-154.

摘要：石油管道的焊接质量直接决定管道运行安全性与使用寿命。针对焊接质量评判中存在的缺陷形态多样、尺度微小且易受现场光照变化与弧光干扰的问题，提出一种基于空间感知与改进RLG-YOLO12的石油管道焊接实时监测系统。在模型算法上融合RGB图像和深度图像构建RGB-D多模态数据，增强对焊缝三维形貌与表面缺陷的空间感知能力；引入LAE轻量级自适应注意力机制，强化模型在特征提取过程中细节信息的保留与融合，提升对微小及深层缺陷的检测精度；采用Ghost Module替代传统卷积结构，显著降低计算复杂度并提升推理速度；在硬件设备上集成多传感器进行数据分析，实现焊接过程的多维监控，预防出现对焊接不利的环境因素。同时，为创造石油管道的实时焊接场景，设计对应该系统功能的硬件设备，以供获取到焊接过程中的实时焊缝数据。试验结果表明：模型在自建数据集上的$R_{mAP@50}$为93.2%（提升了5.07%），$R_{mAP@50:95}$为76.8%（提升了4.92%），计算量为16.6 GFLOPs（降低了22.43%）。在平台实际测试中，系统对500个石油管道样本的检测准确率达98.4%，对严重缺陷可在100 ms内实现急停响应，验证了其在复杂工业场景下的稳定性与实用价值，体现了良好的工程实用性。研究结果可为焊接质量实时监测及工艺优化提供有效的智能化解决方案。

关键词：石油管道；焊接缺陷；RLG-YOLO12；双目视觉；LAE；Ghost Mouble；实时监测

中图分类号：TE973/TP391 **文献标识码：**A DOI：10.12473/CPM.202601004

Real-Time Monitoring System for Petroleum Pipeline Welding Based on Spatial Perception and Improved RLG-YOLO12

Ge Genbo Wu Chenchen Wu Rentao Cheng Rouxin
（*School of Intelligent Manufacturing*, *Shanghai Technology and Innovation Vocational College*）

Abstract: Welding quality directly determines operational safety and service life of petroleum pipelines. Welding quality evaluation is challenged by diverse morphologies and small scales of defects, and also susceptible to interferences from on-site illumination changes and arc light. This paper presents a real-time monitoring system for petroleum pipeline welding based on spatial perception and improved RLG-YOLO12. In terms of the model algorithm, RGB images and depth images are fused to construct RGB-D multimodal data to enhance the spatial perception ability for the three-dimensional weld morphology and surface defects; the LAE lightweight adaptive atten-

* 基金项目：天津市重点研发计划院市合作项目“基于多模态大模型的具身智能服务机器人研发”（23YFYSHZ00280）；天津市教委科研计划自然科学重点项目“基于数字孪生的机器人智能运维系统研究”（2022ZD026）。

© Editorial Office of *China Petroleum Machinery*. OA under CC BY-NC-ND 4.0

tion mechanism is introduced to strengthen the retention and fusion of detailed information during feature extraction and improve the detection accuracy of tiny and deep defects; and the Ghost Module is used to replace the traditional convolution architecture, thereby significantly reducing the computational complexity and improving the inference speed. In terms of hardware, multiple sensors are integrated for data analysis to realize multi-dimensional monitoring of the welding process and prevent environmental factors unfavorable to welding. Meanwhile, to create a real-time welding scenario for petroleum pipelines, hardware equipment corresponding to the system functions was designed to acquire real-time weld data during welding. The test results show that, on the self-built dataset, the model yields the $R_{mAP@50}$ of 93.2% (an increase of 5.07%), the $R_{mAP@50:95}$ of 76.8% (an increase of 4.92%), and the computational cost of 16.6 GFLOPs (a decrease of 22.43%). In the actual platform test, the system achieves an accuracy up to 98.4% in the detection on 500 petroleum pipeline samples, and realizes an emergency stop response to serious defects within 100 ms, verifying its stability and practicability in complex industrial scenarios and demonstrating a promising engineering prospect. The research provides an effective intelligent solution for real-time monitoring of welding quality and process optimization.

Keywords: petroleum pipeline; welding defect; RLG-YOLO12; binocular vision; LAE; Ghost Module; real-time monitoring

0 引 言

石油管道作为能源输送的关键基础设施，其焊接质量直接决定管道的结构安全、密封性能及长期服役可靠性[1]。当前，行业内针对油管焊接的质量检测主要依据《石油天然气钢质管道无损检测》(SY/T 4109—2020)，采用射线、超声、磁粉等传统无损检测方法[2-3]。这些方法虽成熟，但普遍存在设备成本高昂、对工件表面状况敏感且多为离线或抽检模式，无法实现焊接过程的实时反馈与闭环控制，难以满足现代工业对每处焊点焊接质量管控的高精度、高时效性需求。

近年来，基于视觉的目标检测技术凭借其低成本、非接触、自动化优势，在工业缺陷检测领域中得到广泛应用[4-5]。而焊缝的表面形貌特征与内部的气孔、未熔合等缺陷在成因上常具相关性，这使得通过高精度的外部视觉检测表面缺陷的同时，可间接推断焊缝的内部缺陷，为实时质量控制提供了新思路。杨绚渊等[6]提出的基于MoblieNetV2的焊接件外观缺陷检测研究，虽实现了模型的轻量化部署，但牺牲了大部分检测精度。马炜鑫等[7]提出的激光焊接气孔缺陷机器视觉智能检测方法，检测精度较高，但检测对象单一，模型泛化性不足。唐威等[8]提出的基于机器视觉和卷积神经网络的钢材焊接缺陷检测方法，同样存在高度依赖光照条件和背景环境的局限性。马瑞等[9]基于改进YOLOX的地铁列车焊接质量检测，虽提升了复杂背景下检测细微缺陷的能力，但算法复杂，导致部署成本居高不下。沈雯静等[10]基于改进YOLOv5的焊接件表面缺陷检测，虽针对小目标检测进行了优化并兼顾了模型轻量化，但模型仅停留在试验阶段。

针对上述问题，笔者提出一种基于空间感知与改进RLG-YOLO12的石油管道焊接实时监测系统。该方法的主要创新与技术突破体现在以下3个方面：首先，在感知维度上，融合RGB图像与深度图像构建RGB-D多模态数据，并引入轻量级自适应注意力机制(lightweight adaptive attention，LAE)，增强模型对焊缝三维形貌与微小深层缺陷的空间感知与细节捕捉能力；其次，在算法效率上，采用Ghost Module替代传统卷积结构，在保持高精度的前提下显著降低模型计算复杂度，提升推理速度，满足工业现场毫秒级响应的实时性要求；最后，在系统集成上，设计并搭建了集成多传感器的硬件试验平台，将多源数据融合分析与改进算法模型相结合，实现从“缺陷识别”到“工艺监控与预警”的跨越，并在实际焊接场景中验证了系统的稳定性与实用性。研究结果可为焊接质量实时监测及工艺优化提供有效的智能化解决方案。

1 研究方法

1.1 模型选型

在众多目标检测模型中，YOLO系列的综合性能表现较佳，因此对各版本YOLO进行对比试验。试验发现，YOLO12[11-12]相较于其他版本在石油管道焊接缺陷检测上具有明显优势(见表1)，因此选用YOLO12作为基础模型来进行检测。模型结构

如图1所示。但在实际检测中其精度仍难以满足工业场景下的高可靠性要求，主要原因在于焊接缺陷形态多样、尺度微小，模型对微小目标的细节保留能力有限，容易漏检或误检，而在保证精度的情况下，模型计算复杂，难以应对工业场景下的高实时性要求。因此，须对模型进行改进，以提升模型在真实焊接场景中的综合性能。

表1　各版本YOLO模型测试数据

Table 1　Test data of various YOLO versions

模　型	精准度/%	召回率/%	mAP@50/%	mAP@50:95/%	计算量/GFLOPs
YOLOv8	85.1	84.6	85.3	69.2	20.6
YOLOv9	77.6	76.0	79.8	65.9	25.2
YOLOv10	80.8	79.1	83.1	68.6	23.8
YOLO11	84.7	83.5	84.9	68.4	22.3
YOLO12	86.2	84.5	88.7	73.2	21.4

1.2　改进YOLO12

针对检测石油管道焊接缺陷等细粒度实时工业视觉任务[13-15]，YOLO12存在细节特征捕捉不充分、多尺度信息融合能力弱等问题。为提升适应性与检测性能，模型对输入前的图像进行融合获取RGB-D多模态数据，并在A2C2f的前一层插入LAE，增强空间感知能力，提升微小和深层缺陷的检测精度。为在保持高精度的前提下保证实时性，将模型的主干网络中的标准卷积替换为更为高效的Ghost Module，在保持特征表达能力的前提下，显著降低模型的复杂度与计算开销。经过消融试验验证，改进后的模型在复杂工业场景下的目标检测鲁棒性与综合精度均得到显著提升，满足对生产线实时监测的需求。优化模型结构如图2所示。

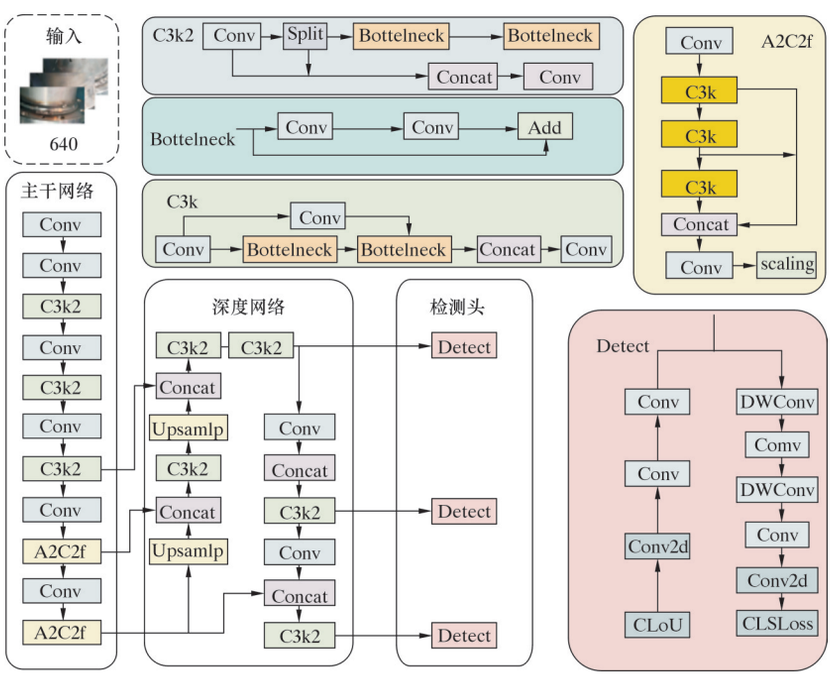


图1　模型结构

Fig. 1　Model architecture

1.2.1　RGB-D融合模块

RGB图像蕴含丰富的颜色、纹理及边缘信息，适用于识别表面氧化、变色及明显裂纹等缺陷。深度图像则提供了焊缝及其周边区域精确的三维几何与空间关系信息，能够有效表征焊缝的凹陷、突起、熔深不足等形态类缺陷，并对光照变化、弧光干扰具有更强的鲁棒性[16]。为实现信息互补，设计了一个多模态特征融合模块，模块结构如图3所示。

设RGB图为I_{RGB}，经过卷积网络提取特征后，得到特征图F_{RGB}，则有：

$$F_{\mathrm{RGB}} = N_{\mathrm{CN,\,RGB}}(I_{\mathrm{RGB}}) \tag{1}$$

式中：$N_{\mathrm{CN,\,RGB}}$为用于RGB图的卷积网络。

设由双目相机采集的原始深度图像为I_{depth}，其在采集过程中易引入噪声干扰，须先采用双边滤波进行去噪处理。该方法可在去噪的同时保留边缘特征，表达式为：

$$D_{\mathrm{denoised}}(x) = \frac{1}{W_x} I(p) \cdot f\left(\left\| I(x) - I(p) \right\|\right) \times g\left(\left\| x - p \right\|\right) \tag{2}$$

式中：$D_{\mathrm{denoised}}(x)$为去噪后的深度图像素x的值，$I(p)$为像素p的强度，$f\left(\left\| I(x) - I(p) \right\|\right)$为基于像

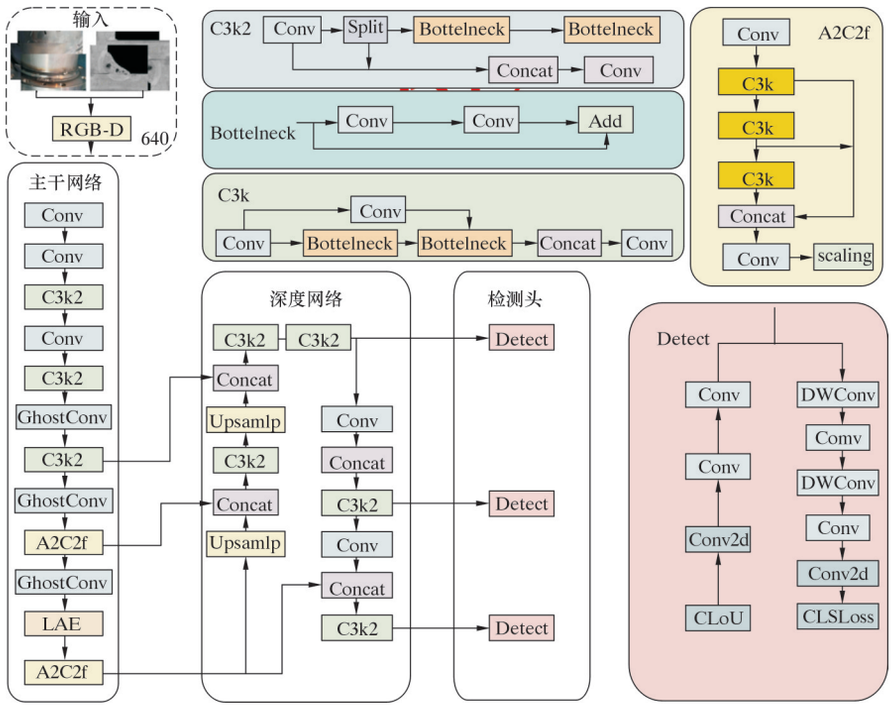


图 2　优化模型结构

Fig. 2　Optimized model architecture

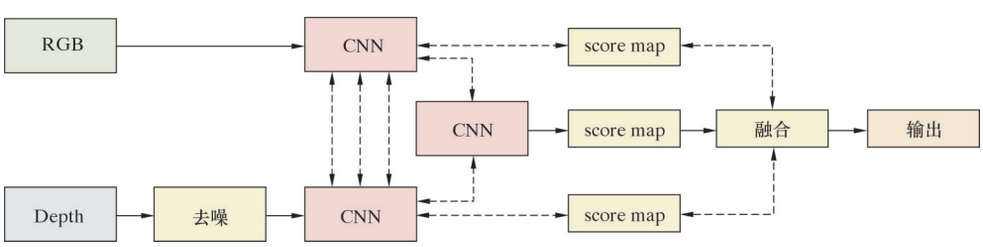


图 3　RGB-D 模块结构

Fig. 3　RGB-D module architecture

素值差异的权重函数，$g(\|x-p\|)$为基于空间距离的权重函数，$\Omega(x)$为像素x的邻域，W_x为归一化因子，确保所有权重和为1。

将去噪后的深度图像D_{denoised}输入深度卷积网络$N_{\text{CN, depth}}$提取特征，得到特征图F_{depth}：

$$F_{\text{depth}} = N_{\text{CN, depth}}(D_{\text{denoised}}) \tag{3}$$

式中：$N_{\text{CN, depth}}$为针对深度图的特征提取卷积网络，D_{denoised}由原始深度图像I_{depth}经式（2）去噪得到。

给定权重α和β，通过加权求和将RGB图和深度图的特征融合，可得：

$$F_{\text{fused}} = \alpha F_{\text{RGB}} + \beta F_{\text{depth}} \tag{4}$$

式中：α和β为学习的权重，且$\alpha+\beta=1$；F_{RGB}和F_{depth}分别为RGB图和深度图的特征。

1.2.2　LAE

模块[17-18]通过2个并行的分支工作，一个分支集中于将图像的高度和宽度信息映射到通道上，另一个分支计算相应的信息权重，从而在下采样过程中减少边缘信息的丢失。模块结构如图4所示。

通道注意力机制的目的是根据通道的不同重要性为每个通道分配不同的权重。设输入特征图$X \in R^{H\times W\times C}$，首先对输入特征图进行全局平均池化，得到通道的全局描述符：

$$z_c = \frac{1}{H\times W}\sum_{i=1}^{H}\sum_{j=1}^{W}X_{ijc} \tag{5}$$

$$\forall c \in [1, C] \tag{6}$$

式中：X_{ijc}为位置(i, j)处通道c的特征值，H为高度，W为宽度，C为特征图总的通道数量，z_c为通道c的全局平均池化值。

然后通过全连接层FC生成通道的注意力权重A_c，即有：

$$A_c = \sigma\left(\boldsymbol{W}_2\delta\left(\boldsymbol{W}_1 z_c\right) + b_1\right) + b_2 \tag{7}$$

式中：$\sigma(\cdot)$为sigmoid激活函数，确保权重在［0，1］范围内；$\delta(\cdot)$为ReLU激活函数；$\boldsymbol{W}_1$、$\boldsymbol{W}_2$为全连接层的权重矩阵；b_1、b_2为偏置项。

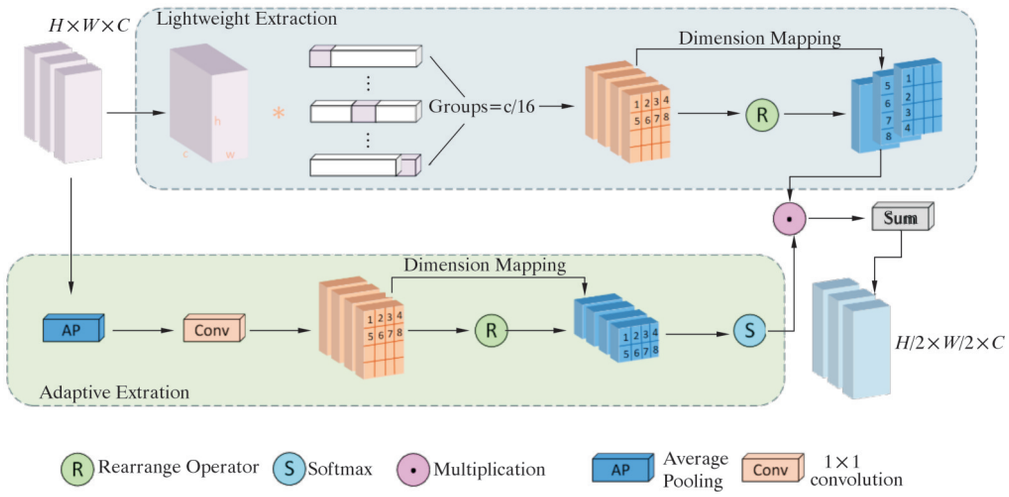


图 4　优化模型结构

Fig. 4　Optimized model architecture

最后，将通道注意力权重 A_c 施加到输入特征图上，则有：

$$X_{\text{channel}} = X \odot A \tag{8}$$

式中：X_{channel} 为通道注意力加权，$\odot$ 为逐元素相乘操作，A 为一个广播的权重向量。

空间注意力机制的目的是根据空间位置的重要性为每个位置赋予权重。设输入特征图 $X \in R^{H \times W \times C}$，首先对输入特征图进行通道方向的聚合得到空间描述符，则有：

$$z_s = \sum_{c=1}^{C} X_{ijc} \tag{9}$$

$$\forall i, j \in [1, H] \times [1, W] \tag{10}$$

式中：空间描述符 z_s 为一个 $H \times W$ 的矩阵。

通过一个 3×3 的卷积层来学习空间注意力权重 A_s：

$$A_s = \sigma(\text{Conv}(z_s)) \tag{11}$$

式中：Conv(·) 为卷积操作，输出的是一个 $H \times W$ 的空间注意力图。

将空间注意力权重 A_s 施加到输入特征图上，如下式所示：

$$X_{\text{spatial}} = X \odot A_s \tag{12}$$

式中：X_{spatial} 为空间注意力加权，A_s 为被广播到 $H \times W \times C$ 的尺寸，并与输入特征图 X 逐元素相乘。

将通道注意力和空间注意力结合，可以采用加权和的方式，即为：

$$X_{\text{LAE}} = \alpha X_{\text{channel}} + \beta X_{\text{spatial}} \tag{13}$$

式中：X_{LAE} 为通道注意力与空间注意力的融合，控制通道和空间注意力的融合比例。

1.2.3　Ghost Module 卷积神经网络

GhostNet [19-21] 由 Ghost bottleneck 构建而成，其核心由 Ghost Module 组成，并根据步长（stride）的不同又分为 2 种情况，如图 5 所示。模块将传统的卷积分成 2 步，先使用部分卷积核进行卷积操作，再对生成的特征层使用线性变换去生成一些相似的特征图，使得网络模型轻量化。模块结构如图 6 所示。

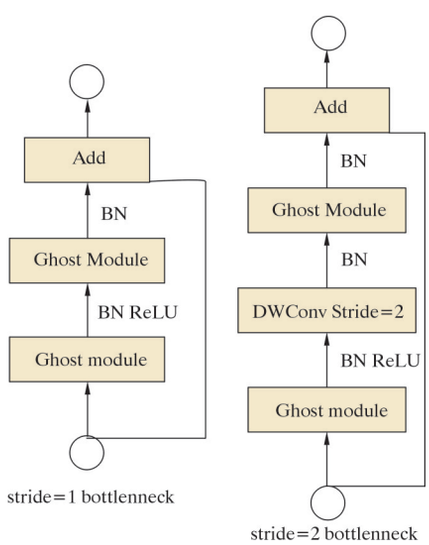


图 5　Ghost bottleneck 流程

Fig. 5　Ghost bottleneck workflow

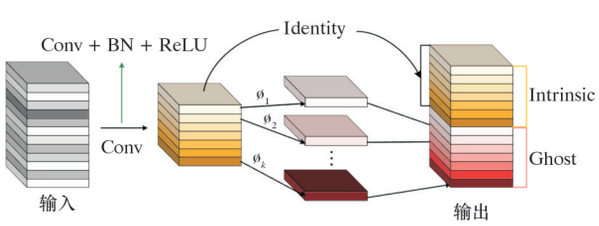


图 6　Ghost Module 结构

Fig. 6　Ghost module architecture

首先对输入特征图进行一个标准卷积操作，即为：

$$G_0 = \text{Conv}(X, W_0) \tag{14}$$

式中：G_0为得到的初步特征图，W_0为卷积核权重。

然后利用逐点卷积来进一步生成 Ghost Features。这部分生成的特征图与原始特征图的表示能力相似，但计算量远小于传统卷积。

通过一个更小的卷积核 W_1来生成 Ghost 特征 G_1，即为：

$$G_1 = \mathrm{Conv}(G_0, W_1) \tag{15}$$

然后通过拼接操作，将 G_0和 G_1合并，得到最终的特征图 G：

$$G = [G_0, G_1] \tag{16}$$

特征图 G包含了初步特征 G_0和 Ghost Features G_1，并且计算量较传统卷积方法显著减少。

2　试验结果与分析

2.1　试验数据

研究数据来源于自构建的石油管道焊接缺陷图像数据集，采用双目工业相机收集了裂纹、过量焊补、气孔、焊溅 4 种焊接缺陷。按照 8∶2 的比例分成训练集与验证集。为提升数据集的丰富性对数据集进行数据增强，对图片进行旋转、平移、缩放，提升试验的鲁棒性。

2.2　试验环境

试验平台为 Windows11 操作系统，处理器为 Intel Core i9-13900HX，内存为 32 GiB，显卡为 NVIDIA RTX 4090，显存为 16 GiB，编程语言为 Python3.8，深度学习框架为 Pytorch2.4，CUDA 版本为 12.6。

2.3　评价指标

评价不同模型在焊接缺陷监测的性能。本研究选用精准度（$R_{\mathrm{precision}}$）、召回率（R_{recall}）、mAP@50（$R_{\mathrm{mAP@50}}$）和 mAP@50∶95（$R_{\mathrm{mAP@50:95}}$）作为性能指标。$R_{\mathrm{precision}}$表示有多少检测结果正确，即为：

$$R_{\mathrm{precision}} = \frac{T_{\mathrm{P}}}{T_{\mathrm{P}} + F_{\mathrm{P}}} \tag{17}$$

式中：T_{P}为模型正确预测出正类目标，F_{P}为模型错误预测出正类目标，F_{N}为模型未检测到图片中存在的真实目标。

R_{recall}指模型识别图像中所有物体实例的能力，即为：

$$R_{\mathrm{recall}} = \frac{T_{\mathrm{P}}}{T_{\mathrm{P}} + F_{\mathrm{N}}} \tag{18}$$

$F_{1\mathrm{score}}$指精准度和召回率的调和平均值，即有：

$$F_{1\mathrm{score}} = \frac{1}{\frac{1}{2}\left(\frac{1}{R_{\mathrm{precision}}} + \frac{1}{R_{\mathrm{recall}}}\right)} \tag{19}$$

$R_{\mathrm{mAP@50}}$指在交并比（IoU）阈值为 0.50 时计算的平均精准度均值，即有：

$$R_{\mathrm{mAP@50}} = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} AP_i \tag{20}$$

式中：AP_i为第 i 个类别在 IoU 阈值为 0.5 时的平均精准度。

$R_{\mathrm{mAP@50:95}}$指在不同的 IoU 阈值（范围从 0.50 到 0.95）下计算的平均精准度均值的平均值，即有：

$$R_{\mathrm{mAP@50:95}} = \frac{1}{10}\sum_{r\in(0.50,\,0.55,\,\cdots,\,0.90,\,0.95)} P_r \tag{21}$$

式中：P_r为特定 IoU 阈值 r 下的平均精准度均值。

2.4　消融试验

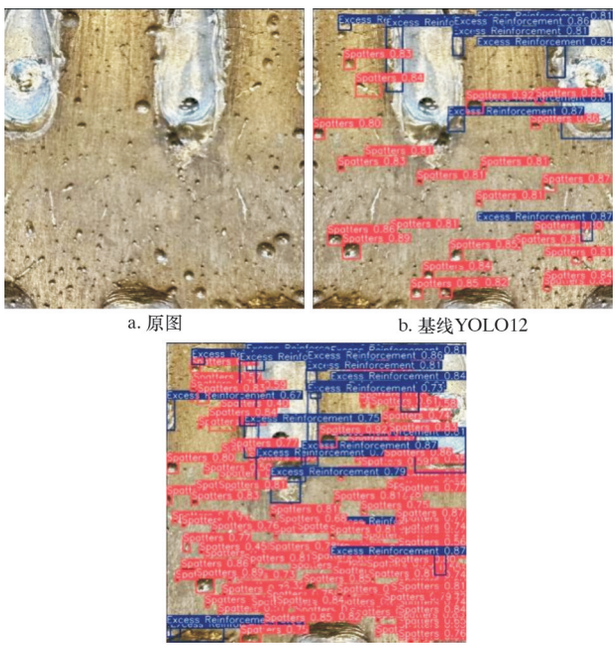
通过消融试验对模型进行优化，结果对比如表 2 所示（其中打√的为试验用刻船模型及模块，空白处为未用）。由表 2 可知，基线 YOLO12 模型 $R_{\mathrm{mAP@50}}$达到 88.7%，$R_{\mathrm{mAP@50:95}}$达到 73.2%，计算量达到了 21.4 GFLOPs。在引入 RGB-D 模块后，模型的 $R_{\mathrm{mAP@50}}$提升了 3.5 个百分点，$R_{\mathrm{mAP@50:95}}$提升了 2.9 个百分点，计算量提高了 3.2 GFLOPs，表明该模块有效增强了模型对焊缝形态与表面缺陷的感知能力。在引入 LAE 模块后，模型的 $R_{\mathrm{mAP@50}}$提升了 1.5 个百分点，$R_{\mathrm{mAP@50:95}}$提升了 1.2 个百分点，计算量提高了 1 GFLOPs，表明该模块提升了对微小缺陷与深层特征的捕捉能力。在引入 Ghost Mouble 模块后，模型的 $R_{\mathrm{mAP@50}}$降低了 0.5 个百分点，$R_{\mathrm{mAP@50:95}}$降低了 0.4 个百分点，但计算量降低了 7.5 GFLOPs，表明该模块在基本保持检测性能的前提下，显著提升了模型的推理效率。在采用笔者方法后，模型的

表 2　各版本 YOLO 模型数据

Table 2　Data of various YOLO versions

模型	YOLO12	RGB-D	LAE	Ghost Mouble	精准度/%	召回率/%	$R_{\mathrm{mAP@50}}$/%	$R_{\mathrm{mAP@50:95}}$/%	计算量/GFLOPs
1	√				86.2	84.5	88.7	73.2	21.4
2	√	√			88.5	87.8	92.2	76.1	24.6
3	√		√		87.8	85.2	90.2	74.4	22.4
4	√			√	85.5	83.8	88.2	72.8	13.9
5	√	√	√	√	89.8	89.2	93.2	76.8	16.6

$R_{mAP@50}$提升到93.2%，$R_{mAP@50:90}$提升到76.8%，计算量降低到16.6 GFLOPs，实现了精度与速度的有效平衡，满足实时监测系统的要求。前后效果如图7所示。



a. 原图　b. 基线YOLO12　c. RLG-YOLO12

图7　前后效果

Fig. 7　Comparison of results

2.5　试验平台

为在实际生产环境下验证笔者提出的监测系统性能，设计并搭建了一套集成多传感器与实时控制功能的试验平台。该平台在生产过程中直接获取实时焊缝数据，并执行焊接质量的在线监测与闭环反馈，确保系统在实际工业场景中的可行性与可靠性。

2.5.1　硬件设计

硬件设备以西门子S7-1200 PLC为核心控制器，搭配KTP700 HMI触摸屏实现焊接参数的可视化配置与流程控制，并通过双伺服电机驱动转盘与滑台机构，完成工件的高精度定位与焊接轨迹复现。采用双目工业相机从侧向角度同步采集焊缝区域的RGB图像与深度信息，该布局有效避免了焊接弧光对成像的直接干扰，在保证实时性的同时提升了图像质量，并结合算法降噪进一步增强了识别鲁棒性。系统集成了红外测温模块、气体流量传感器及温湿度传感器，用于实时监测焊接环境并预防不利因素。红外测温模块可监测焊缝及热影响区的温度场分布，防止因局部温度异常导致焊接裂纹和过量焊补；气体流量传感器持续监测保护气体流量，避免因气体供应不足或波动引发气孔及焊溅；温湿度传感器采集环境温湿度数据，防止湿度过高引入氢元素增加裂纹风险，或温度过低影响熔池流动性。所有传感器与执行机构均通过PROFINET工业网络接入PLC，实现数据实时同步与集中控制。系统支持与工厂MES系统通信，具备急停保护、异常报警与工艺数据追溯功能，为焊接质量的全过程管控提供了可靠的硬件基础。模型结构如图8所示。

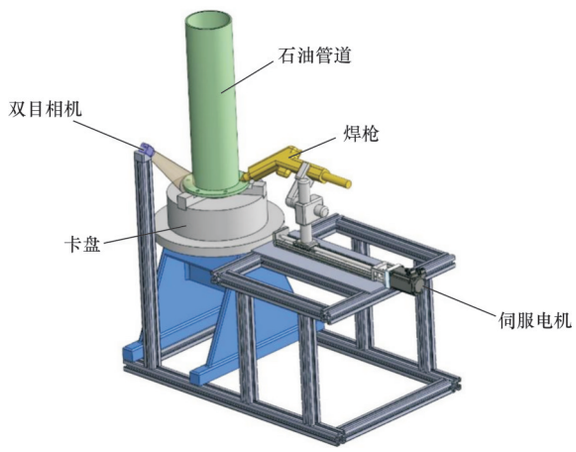


图8　模型结构

Fig. 8　Model structure

2.5.2　控制系统

控制系统基于西门子S7-1200 PLC构建，通过触摸屏自动加载界面实现焊接路径的精确复现与流程控制，如图9所示。在系统待机状态下，用户可通过转盘设置界面设定角度、速度等运动参数（见图10），并通过滑台设置界面完成位置微调与点动控制，如图11所示。利用滑台产品标定界面可将常用加工位置存储至PLC，实现不同产品的快速切换与调用，如图12所示。系统实时监测伺服状态、气体流量、光路透光率等信号，具备急停保护与异常报警机制，并通过PROFINET接口与视觉模块、传感器及工厂MES通信，实现了焊接过程的闭环控制与信息化管理。

2.5.3　工作流程

设备完成初始化后，操作人员通过HMI界面设定焊接参数，并利用转盘与滑台完成工件的精确定位。焊接启动后，PLC依据预设轨迹驱动伺服系统执行焊接作业，与此同时，双目相机同步采集焊缝区域的RGB与深度图像。图像数据实时传输至改进RLG-YOLO12模型进行在线分析与缺陷监测。系统根据检测结果执行分级响应：若气孔直径≤0.5 mm，焊溅面积≤1 mm^2，则识别为轻微缺陷，系统进行记录并在界面提示，焊接过程持续进行；若裂纹长度≤2.0 mm，过量焊补高度≤

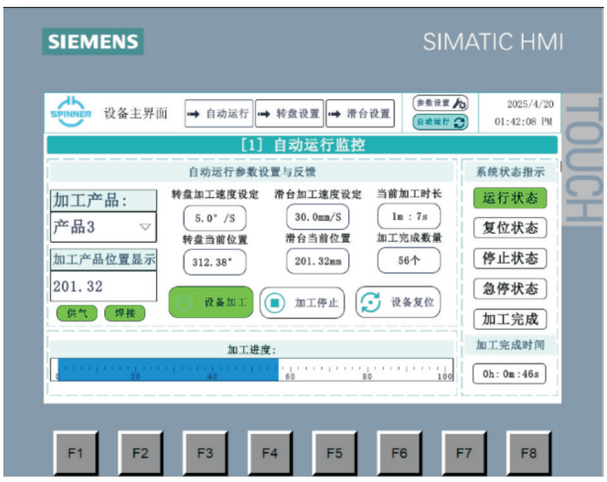


图 9　触摸屏自动加载界面

Fig. 9　Automatic processing interface on a touch screen

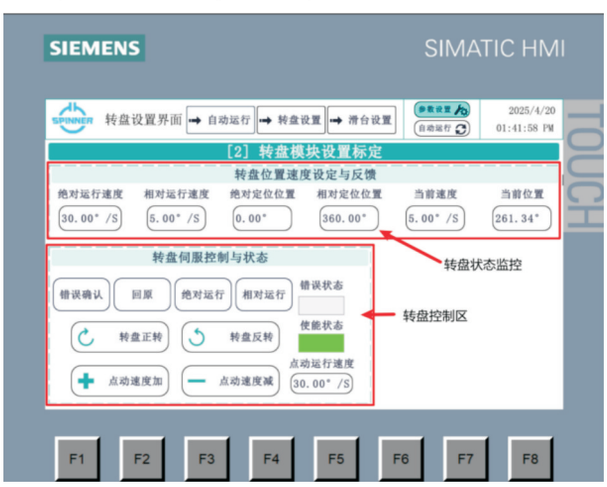


图 10　转盘设置界面

Fig. 10　Turntable setting interface

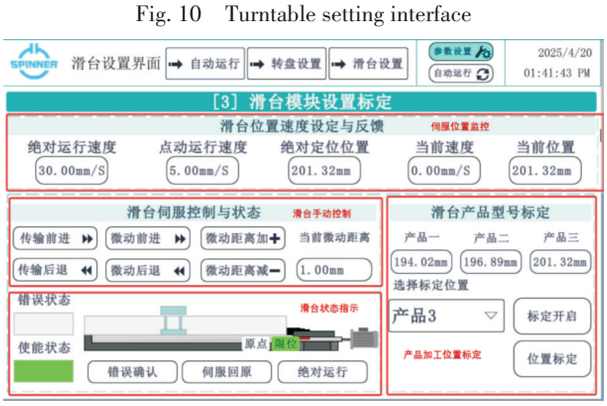


图 11　滑台设置界面

Fig. 11　Slide table setting interface

1 mm，则识别为中等缺陷，系统发出声光预警，并建议调整工艺参数；若裂纹长度>2.0 mm，气孔密集或贯通，则判定为严重缺陷，立即触发报警并自动中断焊接流程；若未检测到缺陷，系统记录监测正常，焊接持续进行，并将该状态纳入工艺数据流。在此过程中，多传感器数据同步用于工艺状态与环境评估，为工艺优化与问题追溯提

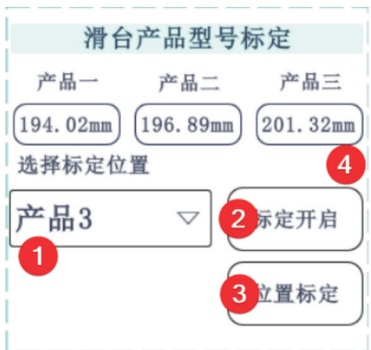


图 12　滑台产品标定

Fig. 12　Calibration of slide table products

供依据。待焊接完成后，焊枪自动复位，系统返回待机状态，从而实现了从定位、焊接、实时监测、分级响应的全流程闭环控制。系统整体工作流程如图 13 所示。

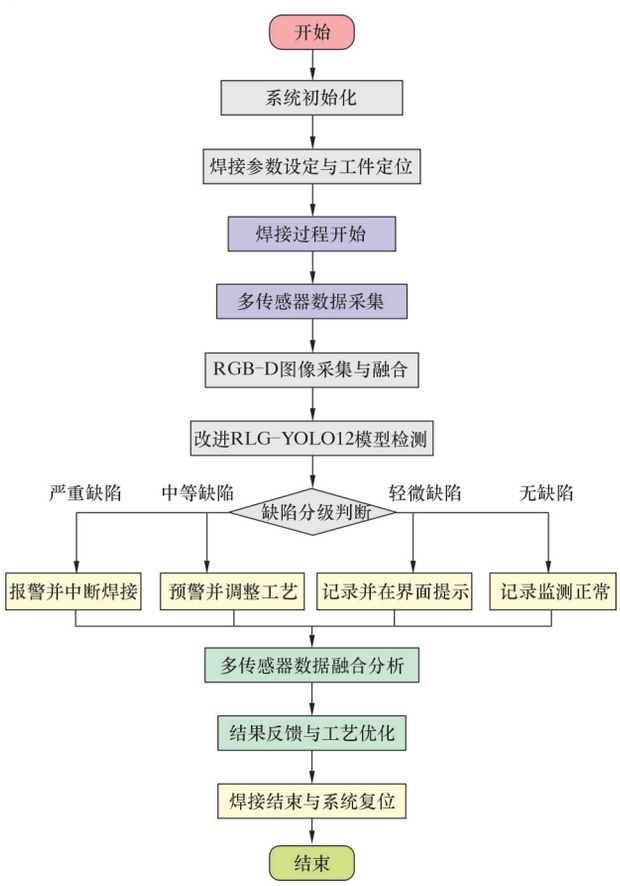


图 13　系统整体工作流程

Fig. 13　Overall working flow of the system

2.6　试验验证

为验证系统在真实焊接过程中的实时监测与响应能力，将改进 RLG-YOLO12 模型部署于试验平台，在实际焊接的生产节拍下，对 500 个石油管道工件进行了在线测试。测试过程中，系统在焊接进行的同时执行图像采集、缺陷识别与响应指令下发，平均准确率达 98.4%。其中，对发生概

率较高的裂纹和过量焊补缺陷检测准确率分别达到98.4%和98.8%。验证了系统在动态焊接过程中进行实时识别与控制的稳定性和可靠性。更关键的是，在全部被判定为严重缺陷的案例中，系统均成功在100 ms内实现了焊接急停，避免了缺陷进一步扩大，充分证明了其实时干预的有效性。测试数据如表3所示。验证平台如图14所示。

表3　测试数据

Table 3　Test data

缺陷类型	缺陷数量/个	正确检测数量/个	准确率/%
裂纹	187	184	98.4
过量焊补	173	171	98.8
气孔	83	81	97.6
焊溅	57	56	98.2
合计	500	492	

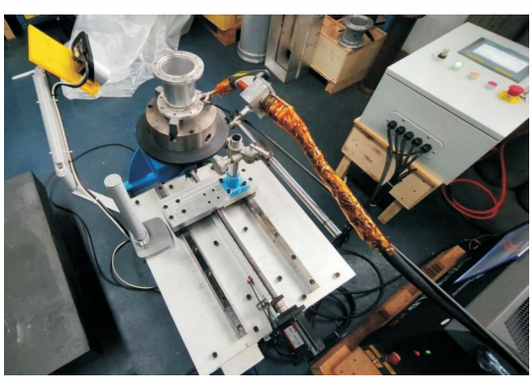


图14　试验平台

Fig. 14　Experimental platform

3　结论及认识

（1）提出一种基于空间感知与改进RLG-YOLO12的石油管道焊接实时监测系统，并设计配套试验设备完成验证。试验结果表明，通过引入RGB-D多模态融合、LAE以及Ghost Module卷积模块，模型的$R_{mAP@50}$从基线88.7%提升至93.2%，计算量显著降低，达到16.6 GFLOPs，实现了精度与推理速度的有效平衡。

（2）该系统集成多传感器进行多维信息融合，可从源头大幅度抑制缺陷产生；基于试验设备的生产线实测显示，对500个含缺陷管道样本检测准确率达98.4%，能自动触发报警和工艺调节相关指令，并可对严重缺陷在100 ms内实现急停响应，验证了系统在复杂场景的稳定性与实用性，体现了良好的工程实用性。

（3）提供的智能化解决方案及试验设备，为石油管道焊接质量的在线监测与过程控制提供了技术支撑，对保障能源输送安全、推动焊接工艺数字化智能化转型具有重要意义。

参　考　文　献

[1] 辛佳兴，陈金忠，李晓龙，等. 油气管道内检测技术研究前沿进展［J］. 石油机械，2022，50（5）：119-126.
Xin Jiaxing，Chen Jinzhong，Li Xiaolong，et al. Advances in oil and gas pipeline internal inspection technology［J］. China Petroleum Machinery，2022，50（5）：119-126.

[2] 彭鹤，赵槿琪，张仕民. 基于薄板样条插值的管道三维成像技术研究［J］. 石油机械，2026，54（2）：144-151.
Peng He，Zhao Jinqi，Zhang Shimin. 3D imaging of pipelines based on thin plate spline［J］. China Petroleum Machinery，2026，54（2）：144-151.

[3] 陈潇，辛佳兴，苏政达，等. 油气管道非饱和磁化应力检测技术研究［J］. 石油机械，2024，52（7）：137-144.
Chen Xiao，Xin Jiaxing，Su Zhengda，et al. Unsaturated magnetization stress detection technology for oil and gas pipelines［J］. China Petroleum Machinery，2024，52（7）：137-144.

[4] 李进付. 基于双目视觉的吊卡识别及其方位检测方法［J］. 石油机械，2024，52（4）：11-17.
Li Jinfu. Elevator recognition and orientation detection method based on binocular vision［J］. China Petroleum Machinery，2024，52（4）：11-17.

[5] 蔡翔，康宜华，程阳阳. 基于机器视觉的钢管高速表检方法与系统［J］. 石油机械，2022，50（7）：143-150.
Cai Xiang，Kang Yihua，Cheng Yangyang. High speed surface detection method and system for steel pipes based on machine vision［J］. China Petroleum Machinery，2022，50（7）：143-150.

[6] 杨绚渊，王宜怀. 基于MoblieNetV2的焊接件外观缺陷检测研究［J］. 传感技术学报，2025，38（9）：1575-1586.
Yang Xuanyuan，Wang Yihuai. Research on appearance defect detection of welded assembly based on MoblieNetV2 network［J］. Chinese Journal of Sensors and Actuators，2025，38（9）：1575-1586.

[7] 马炜鑫，谢冠明，林杰凯，等. 基于机器视觉的激光焊接气孔缺陷智能检测方法［J］. 激光与光电子学进展，2026，63（1）：426-435.
Ma Weixin，Xie Guanming，Lin Jiekai，et al. Intelligent detection method for porosity defects in laser welding based on machine vision［J］. Laser & Optoelectronics

Progress，2026，63（1）：426-435.

[8] 唐威，石艳，李淇，等. 基于机器视觉和卷积神经网络的钢材焊接缺陷检测方法研究［J］. 热加工工艺，2025，54（13）：41-47.
Tang Wei，Shi Yan，Li Qi，et al. Study on detection method of welding defects in steel based on machine vision and convolutional neural network［J］. Hot Working Technology，2025，54（13）：41-47.

[9] 马瑞，贺德强，贺岁球，等. 基于改进YOLOX的地铁列车焊接质量检测［J］. 铁道科学与工程学报，2023，20（10）：3998-4007.
Ma Rui，He Deqiang，He Suiqiu，et al. Welding quality detection of metro train based on improved YOLOX［J］. Journal of Railway Science and Engineering，2023，20（10）：3998-4007.

[10] 沈雯静，张政超，许康伟. 基于改进YOLOv5的焊接件表面缺陷检测［J］. 组合机床与自动化加工技术，2024，（3）：124-128.
Shen Wenjing，Zhang Zhengchao，Xu Kangwei. Surface defect detection of weldment based on improved YOLOv5［J］. Modular Machine Tool & Automatic Manufacturing Technique，2024，（3）：124-128.

[11] Tian Yunjie，Ye Qixiang，Doermann D S. Yolov12：attention-centric real-time object detectors［PP/OL］. arXiv（2025-02-18）［2025-04-05］. https：//arxiv.org/abs/2502.12524.

[12] Arcano-Bea P，Zayas-Gato F，Quintián H，et al. Hybrid vision system for minor pre-assembly identification in a robotic welding cell［C］//Hybrid Artificial Intelligent Systems，2026：79-90.

[13] Szőlősi J，Szekeres B J，Magyar P，et al. Welding defect detection with image processing on a custom small dataset：a comparative study［J］. IET Collaborative Intelligent Manufacturing，2024，6（4）：e70005.

[14] Wang Guanqiang，Zhang Chizhou，Chen Mingsong，et al. Yolo-MSAPF：multiscale alignment fusion with parallel feature filtering model for high accuracy weld defect detection［J］. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement，2023，72：1-14.

[15] 杨曜灿，陆宇，高辉. 基于改进YOLOv8的窄间隙焊接焊缝缺陷图像检测［J］. 科学技术与工程，2025，25（33）：14346-14353.
Yang Yaocan，Lu Yu，Gao Hui. Image detection of welding seam defects in narrow-gap welding based on improved YOLOv8［J］. Science Technology and Engineering，2025，25（33）：14346-14353.

[16] 简艳英，刘婷婷，倪中华. 3D视觉与改进YOLOv11的焊接缺陷检测［J］. 机械设计与制造，2026，（6）：266-273.
Jian Yanying，Liu Tingting，Ni Zhonghua. Welding defect detection with 3D vision and improved YOLOvl1［J］. Machinery Design & Manufacture，2026，（6）：266-273.

[17] Yu Zhongwen，Guan Qiu，Yang Jianmin，et al. LSM-YOLO：a compact and effective ROI detector for medical detection［C］//Neural Information Processing，2025：30-44.

[18] Zhang Zhicong，Pan Feng. LCE-YOLO：a lightweight detection model for aerial images［C］//2025 10th International Conference on Automation，Control and Robotics Engineering（CACRE），2025：177-181.

[19] Han Kai，Wang Yunhe，Tian Qi，et al. GhostNet：more features from cheap operations［C］//2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition（CVPR），2020：1577-1586.

[20] 崔家礼，刘永基，李子贺，等. 轻量且高精度增强的姿态检测网络HG-YOLO［J］. 计算机应用，2025，45（12）：4004-4011.
Cui Jiali，Liu Yongji，Li Zihe，et al. HG-YOLO：lightweight and high-precision enhancement pose detection network［J］. Journal of Computer Applications，2025，45（12）：4004-4011.

[21] 过鑫炎. 基于轻量型卷积神经网络的车辆检测方法研究［D］. 南京：南京信息工程大学，2025.
Guo Xinyan. Research on vehicle detection method based on lightweight convolutional neural network［D］. Nanjing：Nanjing University of Information Science & Technology，2025.

第一作者简介：葛根波，讲师，生于1984年，2008年毕业于天津工程师范学院自动化专业，现从事电气自动化研究及教学工作。地址：（201600）上海市松江区。电话：（021）57720041。email：306720792@qq.com。

通信作者：吴陈陈，讲师。email：leoricer@foxmail.com。

修改回稿日期：2026-04-08

（本文编辑 刘 锋）