

# 面向管道内壁检测的分阶段渐进式运动模糊复原方法

刘一伦

北京林业大学

DOI:10.32629/acair.v4i1.19366

**[摘要]** 针对管道检测机器人行进与旋转扫描中产生的运动模糊问题,提出一种面向管道场景的分阶段渐进式图像去模糊方法。针对管道内壁线性运动模糊与旋转模糊并存的特点,构建了包含真实采集与合成配对样本的模糊数据集,并提供模糊类型标签。在此基础上,设计三级渐进式复原网络:首先通过模糊感知模块提取共享特征并判别模糊类型;其次构建线性与旋转去模糊分支,在自适应路由与加权融合机制下实现按机理的多分支复原;最后利用U-Net-like模块对高频纹理与边缘进行细节增强。实验结果表明,该方法在测试集上PSNR、SSIM和FSIM分别达到30.82dB、0.901和0.928,召回率和mAP50分别达到86.4%和89.1%,均优于Wiener、RL、盲去卷积及SRN-DeblurNet等对比方法。研究表明,该方法能有效提升管道图像清晰度、结构保真度与缺陷可辨识度,具有较好的工程应用价值。

**[关键词]** 管道内壁检测; 图像去模糊; 运动模糊复原; 深度学习; 多分支自适应; 缺陷检测  
中图分类号: D422.63 文献标识码: A

## A Stage-wise Progressive Motion Deblurring Method for Pipeline Inner-Wall Inspection

Yilun Liu

Beijing Forestry University

**[Abstract]** Aiming at the motion blur problem caused by the forward movement and rotational scanning of pipeline inspection robots, a stage-based progressive image deblurring method for pipeline scenes is proposed. Considering the coexistence of linear and rotational motion blurs on the inner walls of pipelines, a blur dataset containing real collected and synthetic paired samples is constructed, along with blur type labels. Based on this, a three-stage progressive restoration network is designed: Firstly, a blur perception module is used to extract shared features and identify the blur type; secondly, linear and rotational deblurring branches are constructed, and multi-branch restoration based on the mechanism is achieved under an adaptive routing and weighted fusion mechanism; finally, a U-Net-like module is utilized to enhance the details of high-frequency textures and edges. Experimental results show that the method achieves PSNR, SSIM, and FSIM of 30.82 dB, 0.901, and 0.928 respectively on the test set, with recall rates and mAP50 reaching 86.4% and 89.1%, respectively, outperforming comparison methods such as Wiener, RL, blind deconvolution, and SRN-DeblurNet. The research indicates that this method can effectively improve the clarity, structural fidelity, and defect identifiability of pipeline images, demonstrating significant engineering application value.

**[Key words]** pipeline inner-wall inspection; image deblurring; motion blur restoration; deep learning; adaptive multi-branch; defect detection

### 引言

随着城市地下管网规模不断扩大,供水、排水、燃气等管道的安全运行对城市基础设施保障具有重要意义。相较人工检测方式,管道检测机器人能够进入封闭且环境复杂的管道内部完成图像采集与状态巡检,已成为管道内壁缺陷检测的重要技术手段。然而,在实际作业过程中,机器人行进状态与旋转扫描状态都可能引入图像退化。一方面,平台行进时受加减速、振动、

相对位移及局部附着条件变化影响,图像容易产生方向性扩散,表现为线性运动模糊;上述退化会削弱裂缝、鼓泡等缺陷的边缘锐度和纹理对比度,导致后续检测模型出现漏检或定位不准等问题。针对上述问题,本文提出一种面向管道内壁检测的分阶段渐进式运动模糊复原方法。该方法以“退化感知-分型复原-细节精修”为总体思路,首先通过模糊感知模块对图像退化类型进行分析,再依据线性模糊和旋转模糊的不同机理构建双分

支复原路径,并通过门控路由与加权融合机制实现自适应复原,最后利用细节增强模块进一步恢复边缘和纹理。

## 1 管道场景下的图像退化分析与数据集构建

### 1.1 管道图像运动模糊特点

本文研究对象为大管径管道内壁视觉检测场景。机器人在完成直线行进后,需在指定位置停止并进行周向旋转扫描,以获取较完整的内壁图像信息。在这一过程中,图像模糊主要体现为两类典型形式,第一类为线性运动模糊,第二类为旋转模糊。

### 1.2 数据集构建

为支撑网络训练,本文构建了包含5084对样本的管道图像去模糊数据集,由真实采集(2742对)与合成样本(2342对)共同组成。每对样本均建立“模糊图像—清晰图像—模糊类型标签”的对应关系。数据集按序列级隔离原则划分,避免信息泄漏,训练、验证与测试集按50%、25%、25%比例分配,并平衡了线性与旋转模糊样本数量。标注时依据拖影方向与角向特征进行类型判别,对判别不一致或退化复杂的样本设置低可靠性属性,通过置信度分支约束,为后续多分支自适应复原提供支撑。

## 2 分阶段渐进式运动模糊复原方法

### 2.1 总体框架

针对管道图像中线性模糊与旋转模糊机理不同、单一路径难以兼顾的问题,本文设计了一种三级串联的分阶段渐进式去模糊网络。整体框架由Stage 1模糊感知与分析、Stage 2多分支自适应复原以及Stage 3细节增强与优化三部分组成,形成从退化判别到针对性复原再到高频精修的渐进式处理链路,如图1所示。

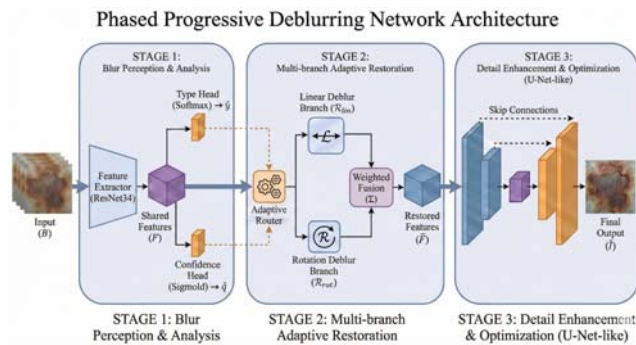


图1 分阶段渐进式去模糊网络总体架构

Stage 1提取共享特征并预测模糊类型及置信度; Stage 2根据判别信息驱动自适应路由器,对线性与旋转复原分支进行门控调度与加权融合,实现按机理分型复原; Stage 3采用U-Net-like结构进行多尺度细化,恢复边缘与纹理细节。相较于单阶段端到端方法,该设计避免将所有退化模式压缩在同一路径,降低表达负担,提升了对复杂工况的适应能力。

### 2.2 模糊感知与分析模块

在第一阶段,网络不直接将输入图像映射为最终清晰图像,而是首先学习一组可共享的退化表征,并在此基础上预测模糊类型与置信度。该阶段的核心作用在于为后续分支选择提供条

件约束,使网络能够显式感知“当前图像更接近线性模糊还是旋转模糊”,从而避免不同退化模式在同一路径中相互干扰。

### 2.3 多分支自适应复原模块

线性去模糊分支通过残差卷积强化方向信息,恢复被拉伸的边缘与结构;旋转去模糊分支则针对角向扩散,增强同心环状纹理与圆形特征。为实现自适应协同,设计路由器根据第一阶段输出的模糊类型判别与置信度生成门控权重,对两分支输出进行加权融合。当模糊类型明确时,融合结果侧重对应分支;混合或边界不清时,两分支共同参与,避免硬切换。该“判别—门控—复原”机制实现了按机理的自适应复原,构成方法的主要特色。

### 2.4 细节增强与优化模块

在完成多分支复原后,第三阶段采用U-Net-like编解码结构,通过跳跃连接融合浅层纹理与深层语义,对高频细节与边缘锐度进行补偿。该阶段一方面恢复局部细节,使缺陷边缘与内壁纹理更清晰;另一方面抑制振铃、伪影等不稳定问题,在视觉一致性与检测可用性间实现更好平衡。

### 2.5 损失函数设计

为保证网络在恢复图像清晰度的同时兼顾结构保持与模糊类型判别能力,本文采用联合损失函数对整个网络进行训练。总损失由图像重建损失、结构相似性约束损失以及模糊类型分类损失组成,可表示为:

$$L = \lambda_{rec} L_{rec} + \lambda_{ssim} L_{ssim} + \lambda_{cls} L_{cls}$$

其中,  $L_{rec}$ 用于约束复原图像与清晰参考图像之间的像素级差异,以保证整体内容恢复;  $L_{ssim}$ 用于增强结构信息保持能力,减少复原过程中的过平滑现象;  $L_{cls}$ 用于监督模糊感知模块对模糊类型的判别,提高后续分支路由与加权融合的有效性。通过上述联合优化,网络能够在兼顾图像质量与模糊类型辨识的基础上,实现更稳定的分阶段渐进式复原。

## 3 实验设置与评价指标

### 3.1 对比方法与评价方式

为全面评估性能,选取Wiener滤波、Richardson-Lucy、盲去卷积及SRN-DeblurNet作为对比方法。采用图像复原指标(PSNR、SSIM、FSIM)和检测导向指标(Recall、mAP50)进行评价,分别衡量像素保真度、结构相似性、特征保持能力及对下游缺陷检测任务的支持效果。所有方法均在统一数据划分、检测模型和阈值设置下比较,确保公平性。

### 3.2 实验环境说明

本文方法基于深度学习框架实现,并在GPU平台上完成训练与测试。训练过程中,输入图像统一裁剪为256×256的patch,批大小设为4,梯度累积步数设为2,训练轮数设为200。优化器采用AdamW,初始学习率设为 $2 \times 10^{-4}$ ,学习率调度策略采用余弦退火,最小学习率设为 $1 \times 10^{-6}$ ,权重衰减系数设为 $1 \times 10^{-4}$ 。推理阶段采用整图输入方式,对测试集样本逐一进行复原并统计相关定量指标。

## 4 实验结果与分析

## 4.1 定量结果对比

表1 不同方法定量结果对比

方法	PSNR/dB	SSIM	FSIM	Recall/%	mAP50/%
Wiener	25.96	0.823	0.852	74.8	78.9
RL	26.82	0.839	0.875	76.5	80.7
盲去卷积	26.41	0.832	0.869	75.7	79.8
SRN-DeblurNet	29.53	0.887	0.91	82.9	85.8
本文方法	30.82	0.901	0.928	86.4	89.1

不同方法在测试集上的定量结果如表1所示。可以看出,本文方法在各项指标上均取得了最优结果,其中PSNR、SSIM和FSIM分别达到30.82dB、0.901和0.928,Recall和mAP50分别达到86.4%和89.1%。相比Wiener、RL和盲去卷积等传统方法,本文方法在图像复原质量和检测性能上均表现出明显优势;相比深度学习基线SRN-DeblurNet,本文方法的PSNR提升了1.29dB,SSIM提升了0.014,FSIM提升了0.018,Recall提升了3.5个百分点,mAP50提升了3.3个百分点,说明本文方法在复杂运动模糊场景下具有更好的综合性能。

## 4.2 主观视觉效果分析

以旋转模糊样为例,Wiener滤波后仍存角向拖影,边缘过渡宽、纹理不足;RL局部锐化略有提升但出现过冲和振铃;盲去卷积在复杂退化下复原不均,存在虚边与扭曲;SRN-DeblurNet虽缓解扩散,但边缘锐度有限且有残余拖影。本文方法在结构复原稳定性、边缘连续性与纹理自然性上更优,缺陷边界更清晰,可辨性更强。

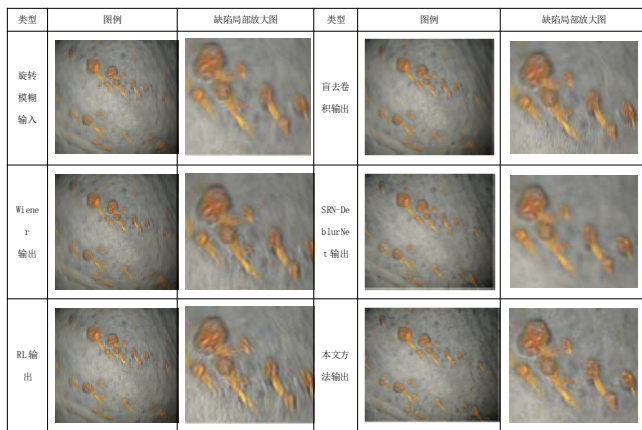


图2 去模糊样例可视化对比-旋转模糊

这一结果说明,本文方法的优势不仅体现在像素级误差和结构相似性指标上,也体现在与检测任务密切相关的边缘保持

和低频纹理恢复能力上,这与表1中FSIM及各项检测指标的上升趋势一致。

## 4.3 结果讨论

对于管道内壁检测场景而言,缺陷目标通常具有尺度小、对比度低和边缘弱等特点,因此评价去模糊方法时,不能仅依据图像清晰度或像素误差判断其工程应用价值。由表1可见,本文方法不仅在PSNR、SSIM和FSIM上取得了较优结果,同时在Recall、mAP50等检测导向指标上也表现最佳,说明其优势并非仅体现在视觉质量改善上,而是能够进一步转化为缺陷可检测性的增强。

## 5 结论

本文针对管道内壁检测过程中存在的复杂运动模糊问题,提出了一种分阶段渐进式运动模糊复原方法。实验结果表明,本文方法在PSNR、SSIM、FSIM以及Recall、mAP50等指标上均优于Wiener、RL、盲去卷积和SRN-DeblurNet等对比方法,能够在提升图像清晰度和结构保真度的同时,增强缺陷区域的可辨识性,为后续检测任务提供更有利的视觉输入。结果说明,本文方法具有较好的工程应用潜力,能够较好适应管道内壁复杂运动退化条件,为面向机器人检测场景的图像增强与智能检测提供了一种有效技术路径。

## [参考文献]

- [1]罗祥志.基于AI与多传感器融合的电梯智能检测机器人研究与应用[A]第二届工程技术与新能源经济学术研讨会论文集[C].江西省汽车工程学会,2026:4.
- [2]陈列,陈长游,李芝灿.爬壁机器人控制系统对管道检测效率的影响研究[J].科技与创新,2025,(14):71-74.
- [3]马骥.油气管道机器人设计与内壁缺陷检测研究[D].昆明理工大学,2025.
- [4]丁春雄,傅姜,王海涛.基于爬行机器人技术的管道内壁相控阵超声检测[J].无损检测,2024,46(10):1-6.
- [5]夏雷.输水管道检测机器人运动特性研究[D].大连海事大学,2024.
- [6]郭传斌.基于图像处理技术的市政管道质量缺陷检测[D].华中科技大学,2024.

## 作者简介:

刘一伦(2000--),男,汉族,山西大同人,硕士研究生,研究方向,智能机器人。