

基于线结构光和 YOLOv5 的管道保温层破损检测

王子涵, 杨国田*, 蓝天翔, 李雅琪

华北电力大学控制与计算机工程学院, 北京 102206

摘要 现有的自动破损检测忽略了深度信息, 仅使用图像 2D 信息, 难以准确检测复杂环境下的管道保温层破损。为解决该问题, 针对轨道式机器人巡检场景, 提出一种基于线结构光和 YOLOv5 的管道保温层破损检测方法。将线结构光加入视频采集装置中, 对激光域进行预分割后, 采用自适应阈值方法提取激光中心线, 结合线结构光测量深度原理, 进行主动式测距。经图像拼接由视频自动生成 RGB-D 图像, 解决了 RGB 图像与深度信息配准问题。最后结合中层特征融合的 YOLOv5 算法进行 RGB-D 破损检测, 对凸起和凹陷两类破损进行分类检测。实验结果表明, 所提方法可以从轨道式机器人采集视频中获取 RGB-D 信息, 检测的平均精度均值可达 85.1%, 能够实现热力管道保温层破损的有效准确识别。

关键词 表面破损检测; 线结构光; 深度学习; 热力管道; 图像处理

中图分类号 TP391

文献标志码 A

DOI: 10.3788/LOP222346

Damage Detection of Pipeline Insulation Layer Based on Line Structured Light and YOLOv5

Wang Zihan, Yang Guotian*, Lan Tianxiang, Li Yaqi

School of Control and Computer Engineering, North China Electric Power University, Beijing 102206, China

Abstract Detection of the damage to the pipeline insulation layer in a complex environment is challenging because the current automatic damage detection ignores the depth information and only uses the 2D image information. For the orbital robot inspection scene, a damage detection method for the pipeline insulation layer based on line structured light and YOLOv5 is proposed as a solution to this issue. After pre-segmenting the laser domain, the line structured light was added to the video acquisition device, and the laser center line was extracted using the adaptive threshold method. Further, the active ranging was operated in conjunction with the theory of line structured light depth measurement. To address the registration issue between the RGB images and depth information, RGB-D images were automatically created from the video by image stitching. Finally, RGB-D damage detection using the YOLOv5 algorithm with middle-level feature fusion was conducted to identify and classify two types of damages: bulges and dents. Experimental results indicate that the suggested method can extract RGB-D data from the captured video using the orbital robot, and the mean average precision of detection reaches 85.1%, making it possible to detect damage to the thermal insulation layer of the thermal pipeline with high accuracy and efficiency.

Key words surface damage detection; linear structured light; deep learning; thermal pipeline; image processing

1 引言

地下热力管道保温层破损可能引起散热损失和安全隐患, 随着自动化技术水平的提高, 室内巡检机器人逐步取代人工巡检, 研究保温层破损的自动检测十分必要。热力管道的保温层破损检测在以往很少有相关研究, 不同于管道破损泄露检修中利用声信号^[1]进行

频率分析, 管道表面保温层破损对声信号的频率影响不大, 难以进行分析处理, 通常只能通过图像或深度的表面特征来进行识别。

在相近的排水管道缺陷研究中, 深度学习模型如 CNN^[2]、YOLOv3^[3]、Fast-RCNN^[4]等取得了不错的效果, 但都是基于 2D 的图像识别, 忽略了深度信息。热力管道使用年限长, 本身表面存在水渍斑驳, 颜色纹理

收稿日期: 2022-08-19; 修回日期: 2022-09-27; 录用日期: 2022-12-12; 网络首发日期: 2022-12-22

基金项目: 国家电投集团公司统筹研发经费支持项目(KYT2020ZH04)

通信作者: *ygt@ncepu.edu.cn

特征复杂。在复杂的背景下,单纯的图像检测方法应用于热力管道后难以取得很好的检测效果。

深度数据能够为检测提供更多的信息,尤其针对保温层破损这类具有深度变化的检测对象。测量管道表面的深度信息方法中,传统的双目测距^[5-6]等被动式测距获取深度信息的计算量大、精度较低,常用的主动式测距方法包括飞行时间(TOF)法^[7]和结构光法^[8-9]等,测距精度较高。其中,TOF在Kineck等深度相机上已经得到了较成熟的应用,但分辨率受限;基于结构光原理的深度测量在近距离上具有很高的精度和分辨率,适用于受环境光影响较小的室内检测。目前已有的一些线结构光原理应用于故障检测的研究,文献[10-11]利用结构光测距方法对焊缝进行检测,文献[12]利用结构光调制分析技术进行镜面缺陷检测,文献[13]使用结构光扫描仪对黏土中的干燥开裂进行3D表征,这些研究仅将深度信息运用于目标检测,尚未应用于地下热力管道巡检领域。需要注意的是,深度信息在描述物体时并不全面。当深度增加时,对深度的判断力将迅速衰减,例如,管道上下边缘处由于深度增加,破损情况难以被察觉,且深度信息不具备破损形态的颜色纹理特征。将3D深度信息和2D图像信息结合用于检测的研究中,文献[14]中的网络构建在轻量级的深度架构(AlexNet)上,引入模态相关特征表示进行RGB-D目标检测;文献[15]中的方法通过深度信息提取感兴趣区域,采用卷积神经网络(CNN)进行RGB-D数据集的行人检测;文献[16]利用YOLOv2单通道检测网络,实验结果表明中层特征融合RGB-D图像较前端和末端融合具有更高的检测精度;文献[17]扩展了YOLOv3检测器,加入中层特征融合,实现了更高的人体检测精度。但目前针对轨道式机器人巡检的热力管道保温层破损检测尚无完整的解决方案。

基于上述研究,为解决热力管道保温层破损检测问题,本文提出一种基于线结构光和YOLOv5的破损检测方法,获取RGB-D信息并用于深度学习破损检测。一方面,提出预分割激光域的自适应阈值方法,提取激光中心线,应用于线结构光测距。结合测距信息,提出一种应用于轨道式机器人的RGB-D生成方法,由机器人返回视频自动生成配准的RGB-D信息对。另一方面,改进了文献[16-17]中的网络架构,将YOLO系列网络替换为更加轻量级的YOLOv5架构,进行RGB-D的中层特征融合,实现管道保温层3D信息破损检测。

2 RGB-D图像生成

2.1 RGB长图生成

室内巡检中,轨道式巡检机器运行稳定,应用广泛,具有速度均匀、轨道位置固定的特点,传输图像时无明显上下抖动,这使得水平拼接图像及配准RGB图像和深度信息变得容易可行。轨道式机器人搭载激光发射器和相机后,结构如图1所示。

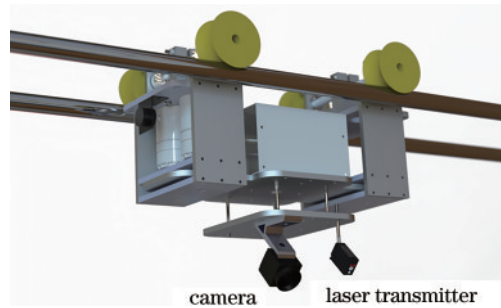


图1 搭载激光发射器和相机的轨道式机器人

Fig. 1 Orbital robot with a laser transmitter and a camera

RGB长图由图像拼接得到,轨道机器人速度为 v 时,每帧拼接像素个数 ∂ 由相机成像原理推导得到,表达式为

$$\partial = \frac{vn_{px}}{2LF \tan \frac{\alpha}{2}}, \quad (1)$$

式中: n_{px} 为CMOS相机每行的像素总数; L 为镜头到成像物体的平均距离; F 为视频帧率; α 为相机等效视场角。轨道式机器人速度为 v 时,相机成像画面移动 ∂ ,故拼接时,将每帧间隔 ∂ 列像素与下一帧横向拼接,生成RGB图像。

另外,相机在不同位置时对同一物体视角不同,故在各帧的成像画面中取不同位置的列像素进行拼接,这将产生不同程度的形变。图2为取画面最右侧列像素进行拼接和取画面中间位置进行拼接时的不同画面。

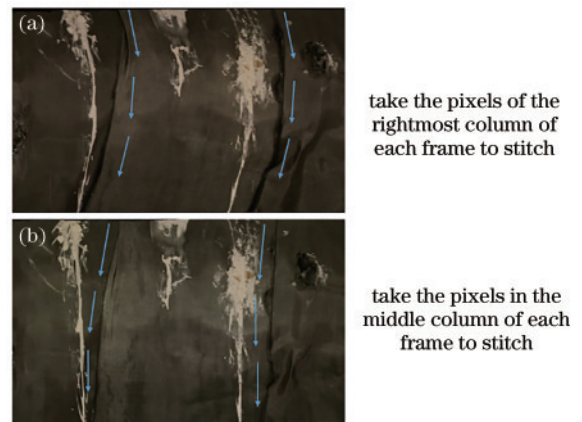


图2 拼接位置对成像视角的影响。(a)取每帧最右侧列像素;(b)取每帧中间列像素

Fig. 2 Influence of stitching position on imaging perspective. (a) Pixels in the rightmost column of each frame are stitching; (b) pixels in the middle column of each frame are stitching

从不同位置取像素进行拼接时,起始位置和终止位置也存在差异,而深度信息拼接起始位置是结构光中心线,为使得RGB图像与深度图像的视角相同,应当选择结构光中心像素位置进行拼接,以便配准。靠

近结构光中心的位置颜色会受绿色激光影响,故选取结构光中心像素为基准,向右侧偏移固定个数像素位置,在此位置上对视频进行逐帧横向拼接,生成图像,此时视角偏移影响几乎可以忽略,配准效果较好。生成图像如图 3 所示。

2.2 线结构光测距原理

线结构光在近距离(2 m 内)测量深度时分辨率和精度较高,受环境亮度影响小,能够表征破损表面

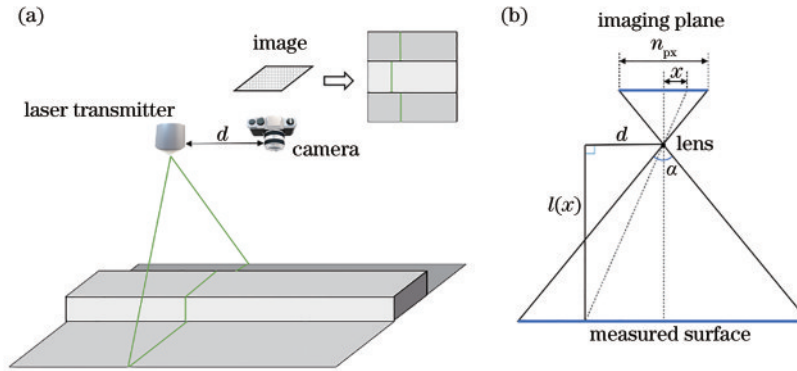


图 4 测距原理。(a)结构光测距原理;(b)成像光路

Fig. 4 Ranging principle. (a) Principle of structured light ranging; (b) optical imaging path

当线结构光投影在具有深度变化的面上时,激光发生形变,呈现在相机成像上。激光的形变程度与激光发射器与相机距离、深度、激光发射角度、相机视角有关,当激光发射器与相机距离固定且激光发射角度恒定时,通过成像上的偏移像素计算深度信息,表达式为

$$\frac{2l(x) \tan \frac{\alpha}{2}}{n_{\text{px}}} = \frac{d}{x}, \quad (2)$$

由式(2)可得到偏移像素 x 与深度 l 的关系式,为

$$l(x) = \frac{n_{\text{px}} d}{2x \tan \frac{\alpha}{2}}, \quad (3)$$

式中: d 为激光发射器与相机距离。当激光发射器和相机固定于轨道平面时,偏移像素仅与深度有关。可通过偏移像素数计算各像素点对应的深度信息。由式(1)可知,本文设备配置下画面移动 ∂ ,深度图由各点深度信息拼接得到,对每帧间隔 ∂ 列像素下一帧深度信息进行横向拼接,生成深度图。将550~630 mm深度的信息投影为0~255值,绘制8位灰度图,如图5所示。

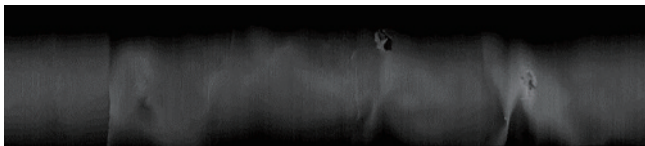


图 5 深度图

Fig. 5 Depth map



图 3 视频生成的 RGB 长图

Fig. 3 RGB long image generated by a video

毫米级的深度特征,线结构光测量深度原理如图 4 所示。

2.3 线结构光中心提取

在利用线结构光计算深度信息时,首先要在视频的各帧图像中识别线结构光中心。传统方法如灰度重心法、阈值法、极值法等受图像噪声影响较大^[18],深度学习^[19]训练成本高、方法复杂。为减少噪声影响,提出了一种基于预分割激光域的自适应阈值提取方法。该方法通过预分割激光域和利用自适应阈值法两个步骤提取激光中心,如图 6 所示。

采用绿色激光实验,在背景颜色影响下,激光范围内颜色可能表现为绿色或白色。在 HSV 格式下对图像绿色区域进行提取,去除非绿色区域。但由于光线中心亮度过高,区域颜色超过相机饱和度限制表现为白色,被判定为非绿色区域。因此采用横向卷积核,对图像进行水平方向的形态学膨胀操作,将激光中心区域连通,得到激光域。

以图 7 为例介绍自适应阈值算法的原理,将得到的遮罩激光域图像的第 n 行展开为横轴像素值与纵轴灰度值的曲线,其中 $I_{\text{avg},n}$ 为激光域图像中第 n 行的平均灰度值, $I_{\text{th},n}$ 为第 n 行的自适应阈值, $X_{l,n}$ 和 $X_{r,n}$ 分别为灰度等于阈值的像素左点和右点, $X_{c,n}$ 为激光中心位置。激光域图像上,取 $X_{l,n}$ 和 $X_{r,n}$ 的中间位置 $X_{c,n}$, 该位置即为该行激光中心位置。具体计算公式分别为

$$I_{\text{avg},n} = \frac{\sum_{i=0}^m I_{\text{mask},(n,i)}}{P_{D,n}}, \quad (4)$$

$$I_{\text{th},n} = KI_{\text{max},n} + (1-K)I_{\text{avg},n}, \quad (5)$$

$$X_{c,n} = (X_{r,n} + X_{l,n})/2, \quad (6)$$

式中: $P_{D,n}$ 为第 n 行的激光域中非 0 像素个数; m 为激

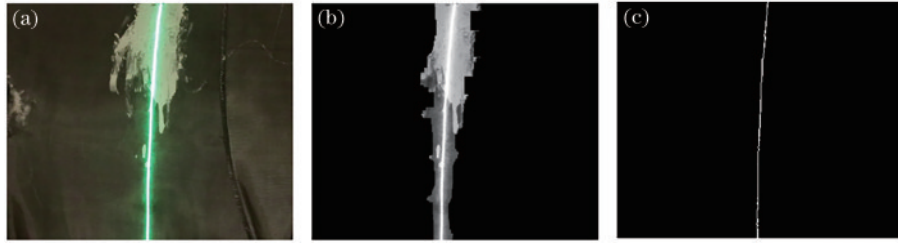


图 6 预分割激光域的自适应阈值激光中心线提取。(a)原始图像;(b)激光域预分割;(c)自适应阈值法提取

Fig. 6 Extraction for the laser center line by the adaptive threshold method after pre-segmenting the laser domain. (a) Original image; (b) laser domain pre-segmenting; (c) adaptive threshold method extraction

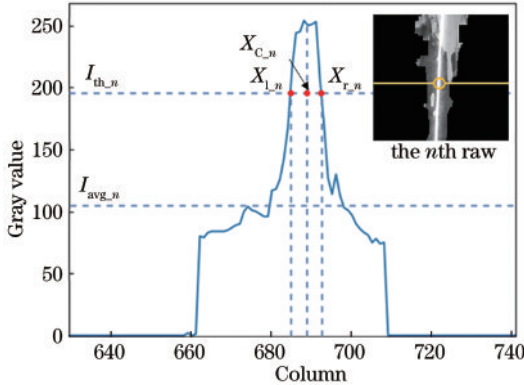


图 7 自适应阈值法

Fig. 7 Adaptive threshold method

光域图像的列数; $I_{mask(n,i)}$ 为激光域图像中点 (n,i) 的灰度值; K 为阈值校正系数; $I_{max,n}$ 为激光域图像中第 n 行的最大灰度值。

图 8 为极值法、阈值法及所提方法提取激光中心的结果。可以看到,图 8(b)和图 8(c)中传统方法提取结果易受背景高亮区域影响,靠近激光有背景白斑干扰时,激光中心检测位置出现偏斜,同时图 8(c)中出现局部断点情况。传统的极值法要求激光条纹截面的灰度分布近似理想高斯分布,由于受到环境噪声的影响,当出现噪声点亮度大于中心线时,提取结果可能存在较大的误差,通常需要增加阈值限定排除环境噪声影响,但阈值无法自适应整幅画面,当设定阈值上限低于该行激光中心线亮度时出现容易断点。阈值法同理,也可能存在断点,受环境噪声影响较大。传统方法在复杂的热力管道表面并不具有普适性,而所提方法受背景颜色的影响较小,检测的激光中心较为精确,接近真实情况。在激光域内提取激光中心,避免了图像中其他区域较高亮度或噪声带来的干扰,自适应阈值在复杂背景上有较好的提取效果。

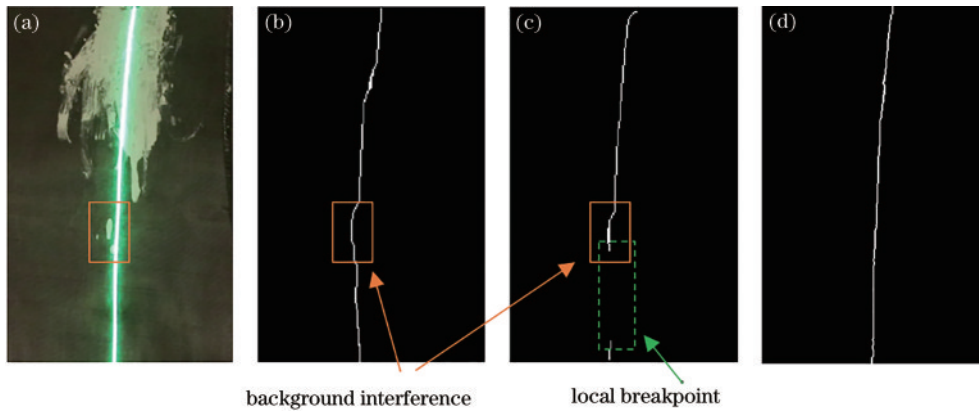


图 8 激光中心线提取结果。(a)原图;(b)阈值法;(c)极值法;(d)所提方法

Fig. 8 Extraction results of laser center line. (a) Original image; (b) thresholding method; (c) extreme method; (d) proposed method

3 破损检测方法

YOLO 系列网络^[20-21]作为单分支检测网络具有检测速度快、检测精度高的特点, YOLOv5 是对 YOLOv3 进行一系列改进得到的,以更加轻量化的网络结构和较好的检测效果得到了广泛的应用。所提方法需要装配在嵌入式系统上,采用轻量化 YOLOv5 架构。故障检测算法网络如图 9 所示。

文献[16-17]实验证明,RGB-D 信息的中层特征

融合检测效果优于前期融合与末端融合。因此,参考这两文献中的中层特征融合思想,采用 YOLOv5 架构进行改进,拓展了 CSPDarknet 骨干网络,复制特征提取层直到图 9 中 RGB 信息与 D 信息的融合点,增加单独提取 D 通道信息的特征提取层。如图 9 所示,在检测器传递层之前的中层特征融合点进行深度 D 和 RGB 的特征融合,采用 1×1 的卷积将通道数量 (c) 减为原始通道维度的一半,从而融合模态。中层特征融合后,将分辨率不同的特征层再次融合,输出三个不同

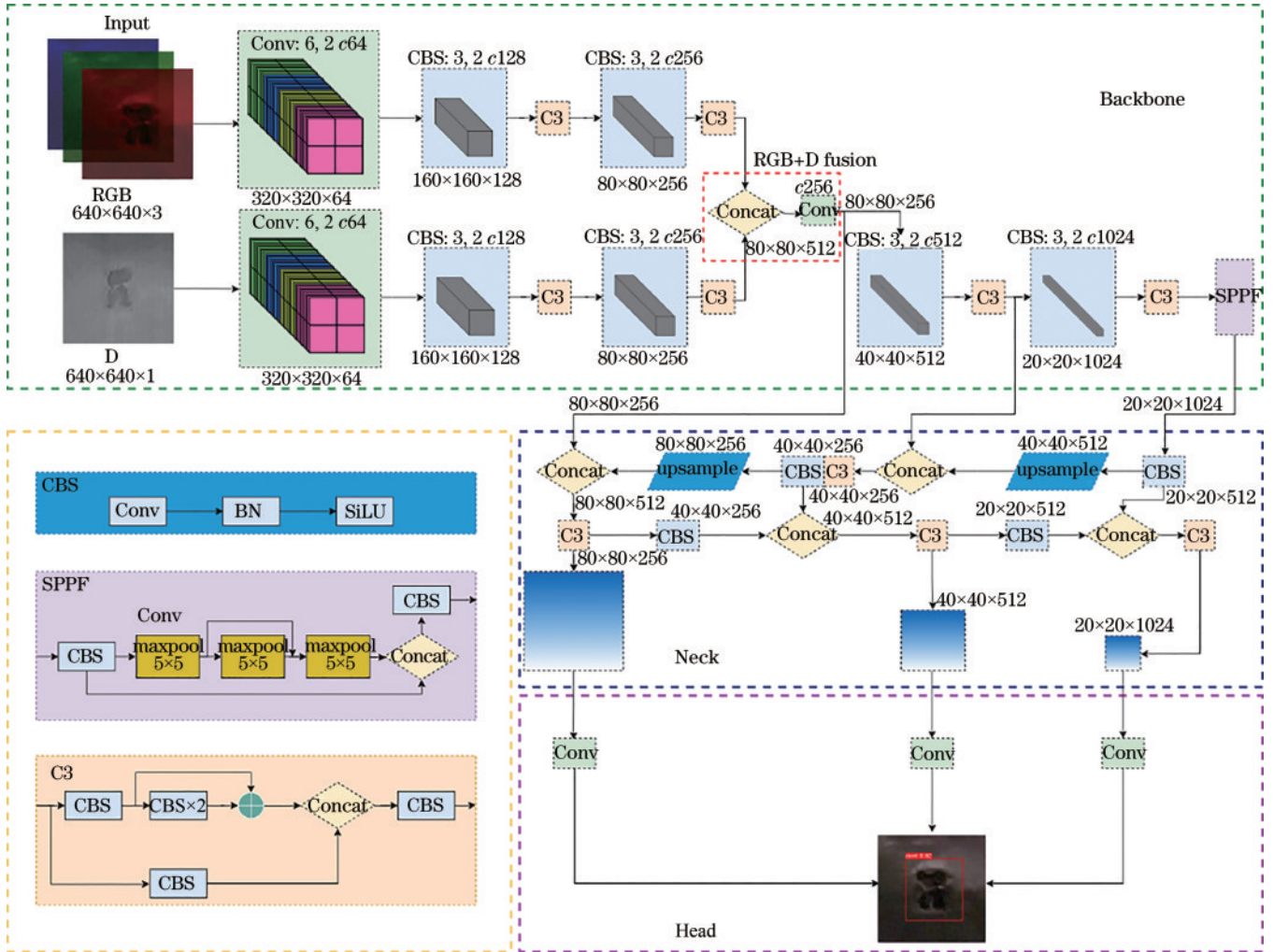


图9 改进的YOLOv5网络结构

Fig. 9 Improved YOLOv5 network structure

尺寸的特征图。

数据增强方法采用Mosaic方法,使用随机缩放、随机剪裁、随机排布的方式对图片进行拼接,将4张图片随机裁剪缩放后拼接为1张图片,将增强后的图像集作为训练数据。经过数据增强后,强化了不同尺寸大小的故障识别,且丰富了背景信息,增强识别能力。损失函数采用广义交并比损失(GIOU_Loss),在IOU的基础上解决边界框不重合的问题。

在热力管道保温层破损数据集上训练YOLOv5,当损失函数和交叉验证误差在设定范围内时,得到网络权重。检测时,利用所述的线结构光计算出待检测视频中的深度信息,视频经图像处理生成RGB-D长图,送入检测网络中,输出标定管道保温层破损检测2D边界框坐标、类型及置信度。

4 实验分析

4.1 结构光测距精度分析

采用线结构光获取深度信息具有精度高、分辨率高的特点。分辨率体现为横向检测精度和纵向检测精

度,横向检测精度 R_h 、纵向检测精度 R_v 、深度检测精度 R_d 分别表示为

$$R_h = v/F, \quad (7)$$

$$R_v = \frac{9l \tan \frac{\alpha}{2}}{\sqrt{337} n_v}, \quad (8)$$

$$R_d = l(x) - l(x+1), \quad (9)$$

式中: n_v 为CMOS相机成像列像素数。在表1的设备配置下,由式(6)~(8)计算可得30 s视频生成的深度图像分辨率可达 6000×1080 。由式(9)计算深度误差,由于具体深度误差与相机-被测平面的距离相关,以被测距离0.7 m为基准计算,深度检测精度约为5.1 mm,可以精确表现破损表面的深度纹理信息。

4.2 RGB-D数据集生成

当轨道机器人移动速度为0.1 m/s时,在表1实验配置下,由式(1)计算可得视频成像画面每帧移动4 pixel,故拼接时,将每帧间隔的4列像素与下一帧横向像素拼接,依照所提RGB-D图像生成方法,视频生成的RGB、D结果如图10所示。

表 1 设备参数配置

Table 1 Device parameter configuration

Parameter	Value	Parameter	Value
$\alpha / (^{\circ})$	84	$v / (m \cdot s^{-1})$	0.1
n_{px}	1920	$F / (frame \cdot s^{-1})$	50
n_v	1080	d / mm	90
f / mm	18	L / m	0.7

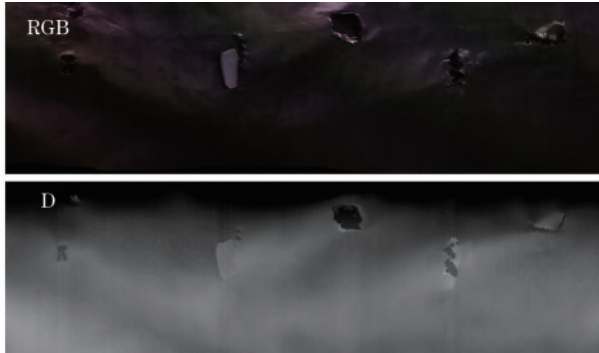


图 10 视频生成 RGB-D 图

Fig. 10 RGB-D map generated from a video

由图 10 可知,所提方法中视频自动生成的深度信息 D 和图像 RGB 信息配准度较好,无需二次配准,可直接自动生成 RGB-D 四通道图。深度图中突起和凹陷的破损都较为明显,颜色纹理特征被忽视,加入 D 通道实际上加强了对深度变化的破损区域的关注,减少了对斑驳管道表面自身纹理的关注。由于地下热力管道环境较为昏暗,图 11 对比了当环境亮度较低时两类保温层破损在 RGB 图像和 D 图像的表现。



图 11 低亮度对比图

Fig. 11 Contrast images at low brightness

低亮度情况下,RGB 图像中破损颜色纹理特征不明显,破损不易被发觉。而深度图中,破损凹陷在深度上低于周围像素,落石砸损凸起在深度上高于周围像

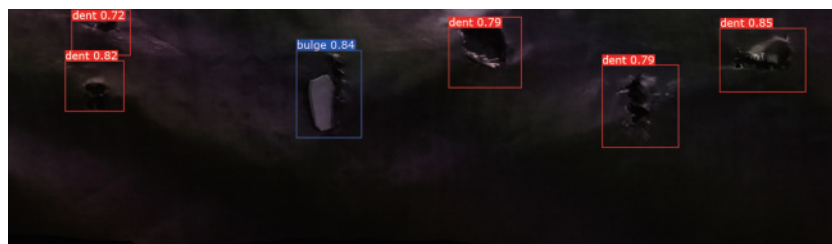


图 13 破损检测结果

Fig. 13 Damage detection result

素,深度信息不受亮度影响,画面中破损区域能够突出地表现深度信息。故所提方法受亮度影响较小,能够适应昏暗环境的巡检。

由于热力管道保温层破损往往由落石砸损、自然开裂形成,故依据深度变化将破损类型分为凸起型和凹陷型,凸起型包括落石砸损等,凹陷型包括破洞、开裂等,实际场景中保温层破损如图 12 所示。

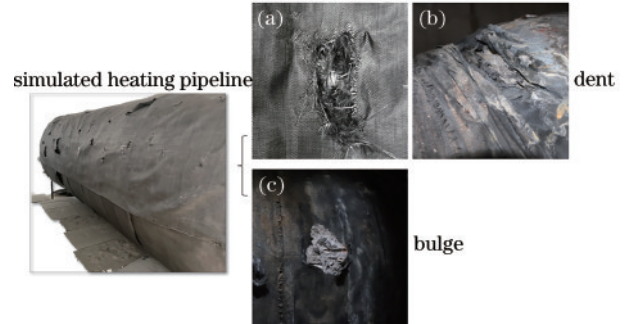


图 12 热力管道保温层破损示例。(a)破洞;(b)开裂;(c)落石
Fig. 12 Examples of damages on thermal insulation layer.

(a) Hole; (b) crack; (c) rockfall

实验数据集来自热力管道实景拍摄及搭建的模拟场景,由在轨式机器人上搭载的线结构光和相机拍摄,并通过所提方法自动生成 RGB-D 图像。数据集的数据规模为 1000+ 张,包含凸起型破损样本 662 个、凹陷型破损 789 个,模拟了突起、凹陷、落石砸损、不同类型大小的表面破口、斑驳的管道表面等多种复杂类型下的破损情况,并均进行了手动 2D 边界框标定。

4.3 保温层破损检测

实验训练采用的操作系统为 Ubuntu18.04 系统,编程环境基于 Python 软件,内存为 16 GB, GPU 为 NVIDIA GeForce RTX 3060。在数据集上采用所提改进的 YOLOv5 网络对热力管道保温层破损进行检测,检测结果如图 13 所示。将 RGB 数据集上的 YOLOv5 方法、加入中层特征融合的 YOLOv3 的 RGB-D 数据集检测方法、RGB-D 数据集上的 YOLOv5 方法作为对比,其中,RGB-D 数据集上的 YOLOv5 方法输入为分辨率相同的 RGB-D 四通道图像,直接进行检测,未采用特征融合手段,对比结果如表 2 所示,其中 midF 代表中层特征融合。以对类别的平均精度(AP)、平均精度均值(mAP)、检测时间为指

表 2 各模型的指标对比
Table 2 Comparison of indicators of various models

Method	Dataset type	AP / %		mAP / %	Detected time per frame / ms
		Bulge	Dent		
YOLOv5	RGB	80.1	82.3	81.2	4.4
Fast-RCNN	RGB	80.5	81.8	81.2	8.7
YOLOv5	RGB-D	83.0	83.5	83.3	4.6
YOLOv3+midF	RGB-D	83.2	84.6	83.9	9.0
YOLOv5+midF (Ours)	RGB-D	84.5	85.7	85.1	6.2

标,其中 AP 表示对各个类别的精确度,mAP 用来衡量模型在所有类别中的精确度,检测时间以 640×640 大小图像的每帧检测时间为依据。

由表 2 可知,在 RGB-D 数据集上的检测方法的精度较 RGB 数据集上的检测方法均有一定的提升,且在凸起故障类型上的提升效果高于凹陷故障,证明加入深度信息后方法在保温层破损检测中能够有效提高识别精度。在 RGB-D 数据集上,所提方法的 AP 较未采用特征融合方法的 YOLOv5 检测方法有较大的提升,体现了中层特征融合的有效性;在两类破损上较结合中层特征融合的 YOLOv3 均有不同程度的提高,体现了所提方法中 YOLOv5 架构的合理性。所提方法的 mAP 能够达 85.1%,能够实现较好的检测效果。而在检测速度上,所提方法对每帧的检测时间为 6.2 ms,检测速度较快。

5 结 论

针对应用于轨道式机器人的自动破损检测,提出了一种基于线结构光和 YOLOv5 的管道保温层破损检测方法,创新性地加入了线结构光测量深度信息,将 RGB-D 信息用于保温层破损检测。利用线结构光测距原理,结合视频拼接技术自动生成高分辨率的 RGB-D 长图。在深度学习破损检测方法上,扩展了 YOLOv5 架构,将深度单通道信息提取特征与 RGB 信息中层特征融合。实验结果表明,所提方法能够有效检测凸起型、凹陷型两类保温层破损,不同程度地提高了检测精度。下一步将改进 YOLOv5 训练过程,引入迁移学习,在 RGB 数据训练权重基础上进行 RGB-D 数据集的训练。

参 考 文 献

- [1] Wang Z F, He X Q, Shen H L, et al. Multi-source information fusion to identify water supply pipe leakage based on SVM and VMD[J]. *Information Processing & Management*, 2022, 59(2): 102819.
- [2] Kumar S S, Abraham D M, Jahanshahi M R, et al. Automated defect classification in sewer closed circuit television inspections using deep convolutional neural networks[J]. *Automation in Construction*, 2018, 91: 273-283.

- [3] Yin X F, Chen Y, Bouferguene A, et al. A deep learning-based framework for an automated defect detection system for sewer pipes[J]. *Automation in Construction*, 2020, 109: 102967.
- [4] Wang M Z, Kuma S S, Cheng C P. Automated sewer pipe defect tracking in CCTV videos based on defect detection and metric learning[J]. *Automation in Construction*, 2021, 121: 103438.
- [5] Zhang M, Cui J S, Zhang F R, et al. Research on evaluation method of stereo vision measurement system based on parameter-driven[J]. *Optik*, 2021, 245: 167737.
- [6] 侯冠宇, 吴斌, 何荣芳, 等. 基于双目光栅重建和纹理映射的缺陷三维测量方法[J]. *光学学报*, 2022, 42(7): 0712003.
Hou G Y, Wu B, He R F, et al. Three-dimensional measurement method of defects based on binocular grating reconstruction and texture mapping[J]. *Acta Optica Sinica*, 2022, 42(7): 0712003.
- [7] Marvin L, Ingo S, Andreas K, et al. Time-of-flight sensor calibration for accurate range sensing[J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 2010, 114(12): 1318-1328.
- [8] Geng J. Structured-light 3D surface imaging: a tutorial[J]. *Advances in Optics and Photonics*, 2011, 3(2): 128-160.
- [9] 李玥华, 赵勃冲, 胡泊, 等. 一种线结构光振镜扫描测量系统通用标定方法[J]. *光学学报*, 2022, 42(10): 1015001.
Li Y H, Zhao B C, Hu P, et al. Universal calibration method for line structured light galvanometer scanning system[J]. *Acta Optica Sinica*, 2022, 42(10): 1015001.
- [10] Tan Z Y, Zhao B L, Ji Y, et al. A welding seam positioning method based on polarization 3D reconstruction and linear structured light imaging[J]. *Optics & Laser Technology*, 2022, 151: 108046.
- [11] 余佳杰, 周建平, 薛瑞雷, 等. 基于结构光视觉和光照模型的焊缝表面质量检测[J]. *中国激光*, 2022, 49(16): 1602019.
Yu J J, Zhou J P, Xue R L, et al. Weld surface quality detection based on structured light and illumination model [J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2022, 49(16): 1602019.
- [12] Huang Y Y, Wang J, Song Y P, et al. A novel defect detection method with eliminating dust for specular surfaces based on structured-light modulation analysis technique[J]. *Optics & Laser Technology*, 2021, 141: 107089.
- [13] Zhuo Z, Zhu C, Tang C S, et al. 3D characterization of

- desiccation cracking in clayey soils using a structured light scanner[J]. *Engineering Geology*, 2022, 299: 106566.
- [14] Xu X Y, Li Y C, Wu G S, et al. Multi-modal deep feature learning for RGB-D object detection[J]. *Pattern Recognition*, 2017, 72: 300-313.
- [15] Zhou K Y, Paiement A, Mirmehdi M. Detecting humans in RGB-D data with CNNs[C]//2017 Fifteenth IAPR International Conference on Machine Vision Applications (MVA), May 8-12, 2017, Nagoya, Japan. New York: IEEE Press, 2017: 306-309.
- [16] Ophoff T, van Beeck K, Goedemé T. Improving real-time pedestrian detectors with RGB depth fusion[C]//2018 15th IEEE International Conference on Advanced Video and Signal Based Surveillance, November 27-30, 2018, Auckland, New Zealand. New York: IEEE Press, 2018.
- [17] Linder T, Pfeiffer K Y, Vaskevicius N, et al. Accurate detection and 3D localization of humans using a novel YOLO-based RGB-D fusion approach and synthetic training data[C]//2020 IEEE International Conference on Robotics and Automation, May 31-August 31, 2020, Paris, France. New York: IEEE Press, 2020: 1000-1006.
- [18] 冀振燕, 宋晓军, 付文杰, 等. 激光光条中心线提取研究综述[J]. *测控技术*, 2021, 40(6): 1-8.
- Ji Z Y, Song X J, Fu W J, et al. Review on centerline extraction for laser stripe[J]. *Measurement & Control Technology*, 2021, 40(6): 1-8.
- [19] 李玥华, 刘朋, 周京博, 等. 基于 BP 神经网络的结构光光条中心提取[J]. *光学学报*, 2019, 39(12): 1212005.
- Li Y H, Liu P, Zhou J B, et al. Center extraction of structured light stripe based on back propagation neural network[J]. *Acta Optica Sinica*, 2019, 39(12): 1212005.
- [20] Redmon J, Farhadi A. YOLOv3: an incremental improvement[EB/OL]. (2018-04-08)[2022-05-06]. <https://arxiv.org/abs/1804.02767>.
- [21] Redmon J, Farhadi A. YOLO9000: better, faster, stronger[C]//2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, July 21-26, 2017, Honolulu, HI, USA. New York: IEEE Press, 2017: 6517-6525.