

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2208752

# 基于实例分割+CCTV 排水管缺陷检测方法研究

李伟<sup>1</sup> 刘桂雄<sup>1</sup> 曾成刚<sup>2</sup>

(1. 华南理工大学机械与汽车工程学院 广州 510640; 2. 深圳市太科检测有限公司 深圳 518000)

**摘要:** 当前排水管道检测普遍采用 CCTV 管道闭路电视检测系统,但系统在缺陷判断过程存在人工参与度高,检测效率低、主观误差大等问题。本文提出一种基于实例分割算法结合 CCTV 排水管缺陷检测方法,采用 CCTV 检测系统采集管道图像,基于 Mask R-CNN 卷积神经网络排水管道缺陷实例分割检测,对破裂、变形、腐蚀、沉积、障碍物、树根缺陷进行检测分类,并对其中破裂缺陷进行检测评级。实验结果表明,现场实验缺陷检测准确率达到了 100%,现场实验破裂缺陷检测高阶分类准确度达到 100%,表现出较好检测性能。

**关键词:** Mask R-CNN; 实例分割; 排水管检测; 破裂检测

中图分类号: TP391.4 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 460

## Research of drainage pipeline defect detection method based on instance segmentation and CCTV

Li Wei<sup>1</sup> Liu Guixiong<sup>1</sup> Zeng Chenggang<sup>2</sup>

(1. School of Mechanical and Automotive Engineering, South China University of Technology, Guangzhou 510640, China;

2. Shenzhen Taike Test Co., Ltd., Shenzhen 518000, China)

**Abstract:** Currently, CCTV pipeline closed-circuit television inspection systems are generally used to detect drainage pipes, but the system has problems such as high manual participation in the defect judgment process, low detection efficiency, and large subjective errors. This paper proposes a method based on instance segmentation algorithm combined with CCTV drainage pipeline defect detection method, using CCTV inspection system to collect pipeline images, based on Mask R-CNN convolutional neural network drainage pipeline defect instance segmentation detection, cracking, deformation, corrosion, deposition, obstacles the defects of objects and tree roots shall be inspected and classified, and the cracking defects shall be inspected and rated. The experimental results show that the on-site test defect detection accuracy rate reaches 100%, and high-level classification accuracy of cracked defect detection in field experiment reaches 100%, showing good detection performance.

**Keywords:** Mask R-CNN; instance segmentation; drainage pipeline inspection; crack detection

## 0 引言

随着城市化发展,排水管道负荷压力越来越大,容易出现裂缝、变形、腐蚀、沉积等缺陷,易造成道路塌陷、城市内涝等事故,对其管道缺陷检测非常重要。目前广泛采用 CCTV 管道闭路电视检测系统采集管道图像,但系统多采用人工判读缺陷方法,效率低、判定结果主观性强。也有采用经典计算机图像处理方法识别应用于 CCTV 视频中的管道图像缺陷,如 Mashford 等<sup>[1]</sup>采用形态学方法分割图像为管道流线区域、管道接头和相邻缺陷,从而检测缺陷; Halfawy 等<sup>[2]</sup>使用形态学方法并基于物体聚焦亮度差异分割特征区域,使用定向梯度直方图、支持向量机分类

器,训练图像对特征区域中缺陷二元分类;董绍华等<sup>[3]</sup>结合多项边缘检测、检测通道与阈值分割方法提取管道图像缺陷特征,然后再采用支持向量机(support vector machines, SVM)模型对缺陷特征进行训练,实现缺陷自动分类。然而,管道图像缺陷种类繁多、图像失真与结构运动环境复杂,经典计算机图像处理方法存在提取管道图像特征复杂,准确性有限,检测效率低、检测泛化性差问题。近年来,深度卷积神经网络开始在排水管道图像缺陷检测领域取得良好检测效果<sup>[4-7]</sup>,如 Kumar 等<sup>[8]</sup>提出多个基于卷积神经网络(convolutional neural networks, CNN)模型对 CCTV 检测图像中树根、沉积物和裂缝进行分类检测,但需针对不同缺陷训练单独深度学习模型;

Cheng 等<sup>[9]</sup>研究一种面向排水管道图像缺陷检测的快速区域卷积神经网络(faster region-based convolutional neural network, Fast R-CNN)模型,结果显示该模型能够较快速、准确地检测缺陷,指出扩充数据集可提升模型检测精度;Li 等<sup>[10]</sup>研究一种基于 CNN 层次分类方法,先对含有缺陷过滤图像高级分类,再低级分类预测过滤后图像缺陷概率,结果表明较好地克服管道图像对不同类型缺陷分布不均衡问题;Yin 等<sup>[11]</sup>研究一种基于 YOLOv3 缺陷检测框架,能在物体检测任务中达到较高处理速度、精度。但现有这些方法还未能直接实现缺陷高阶分类,检测准确度还有待提高。

本文在前期基于深度学习的图像特征提取<sup>[12]</sup>、图像分类<sup>[13 14]</sup>算法研究基础上,结合排水管道的 CCTV 作业流程

及拍摄到的图像缺陷,研究基于实例分割+CCTV 排水管道缺陷检测方法,可实现排水管道缺陷检测识别及破裂缺陷高阶分类。

## 1 基于实例分割+CCTV 排水管道缺陷检测方法总体框架

基于实例分割+CCTV 的排水管道缺陷检测方法框图如图 1 所示。采用 CCTV 获取管道图像结合实例分割算法进行管道图像缺陷识别并对破裂缺陷高阶分类,框架包括:1)CCTV 系统排水管道图像采集及数据集准备;2)基于 Mask R-CNN 特征提取的排水管道图像缺陷检测技术;3)基于 Mask 掩膜的破裂缺陷高阶分类技术排水管道图像缺陷检测识别技术。

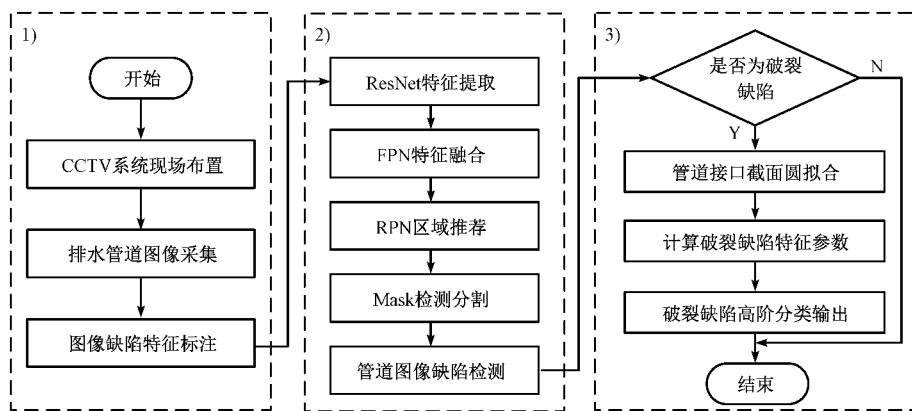


图 1 基于实例分割+CCTV 排水管道缺陷检测方法框图

## 2 基于实例分割+CCTV 排水管道缺陷检测方法总体框架

### 2.1 CCTV 管道闭路电视检测系统图像采集及数据集准备

图 2 为 CCTV 管道闭路电视检测系统框图,系统由运动搭载平台、摄像单元、控制器、图像处理终端、自动收线车等部分组成。系统采集管道图像时,控制运动搭载平台、摄像单元拍摄管道内部图像,传输至图像处理终端,选取部分管道图像采用 labelme 进行缺陷特征标注,完成管道图像采集及数据集准备。

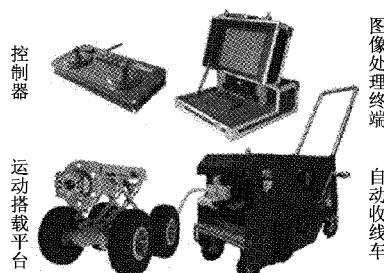


图 2 CCTV 管道闭路电视检测系统框图

### 2.2 基于 Mask R-CNN 特征提取的排水管道图像缺陷检测技术

图 3 为 Mask R-CNN 网络结构框图,其主要结构包括:网络采用残差网络 ResNet50 作为骨干网络,通过特征金字塔网络(feature pyramid networks, FPN)构建自下而上多层次卷积特征提取结构,生成特征图,使用区域候选网络 RPN 方法选取候选区域,通过 ROI Align 方法,采用双线性差值映射至  $512 \times 512$  图像尺度将特征图、输入图像像素对齐,对图像进行掩膜分割、分类、边界框回归,最后得到识别结果。

CJJ181-2012《城镇排水管道检测与评估技术规程》(以下简称规程)目前被广泛应用于管道检测任务中<sup>[15]</sup>,本文依照该规程规定选取常出现的排水管道破裂、变形、腐蚀结构性缺陷,功能性缺陷选取沉积,障碍物,树根进行分类识别。

### 2.3 基于 Mask 掩膜的破裂缺陷高阶分类技术

破裂缺陷是排水管道最常见的结构性缺陷,根据规程规定,破裂缺陷按照严重程度由低到高分为裂痕、裂口、破碎、坍塌。可利用基于 Mask R-CNN 特征提取排水管道缺陷检测技术确定缺陷类型、相对位置,若属于破裂缺陷,得到缺陷区域 Mask 掩膜,导出边界点像素坐标,并采用最小

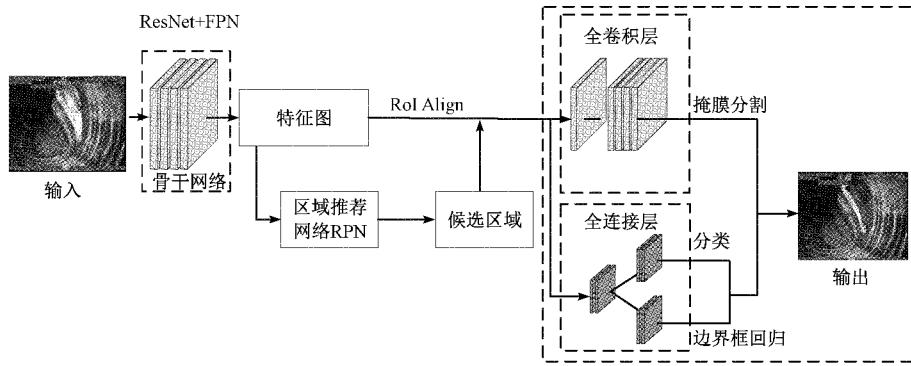


图3 Mask R-CNN 网络结构

二乘法对管道接口截面圆进行拟合,计算缺陷区域与管道接口截面圆关键参数,对破裂缺陷进行高阶分类。图4为管道接口截面圆拟合示意图。

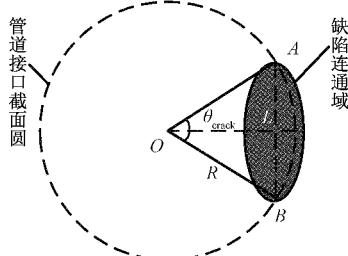


图4 管道接口截面圆拟合示意图

管道接口截面圆拟合方法如下:输入像素导出边界点像素坐标集合  $\Phi: \{(x_1, y_1), \dots, (x_N, y_N)\}$ , 计算可得到管道接口拟合圆圆心坐标  $(\bar{x}, \bar{y})$  和半径  $R$ , 其中  $\bar{x}, \bar{y}$  为像素坐标点平均值, 为方便计算, 设置中间变量  $S_{uuu}, S_{vvv}, S_{uu}, S_{vv}, S_{uv}, S_{uuv}, S_{uvv}, i=1, 2, \dots, N$  等。式(1)、(2)为管道接口截面圆拟合计算方法。

$$\begin{aligned} \bar{x} &= \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i; & \bar{y} &= \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N y_i \\ S_{uuu} &= \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^3; & S_{vvv} &= \sum_{i=1}^N (y_i - \bar{y})^3 \\ S_{uu} &= \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2; & S_{vv} &= \sum_{i=1}^N (y_i - \bar{y})^2 \\ S_{uv} &= \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y}) \\ S_{uuv} &= \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2(y_i - \bar{y}) \\ S_{uvv} &= \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})^2 \end{aligned} \quad (1)$$

$$\begin{aligned} x_o &= \frac{S_{uuv}S_{uv} - S_{uuu}S_{vv} - S_{uuv}S_{vv} + S_{uv}S_{vvv}}{2(S_{uv}^2 - S_{uu}S_{vv})} + \bar{x} \\ y_o &= \frac{-S_{uu}S_{uuv} + S_{uuu}S_{vv} + S_{uv}S_{uvv} - S_{uu}S_{vvv}}{2(S_{uv}^2 - S_{uu}S_{vv})} + \bar{y} \quad (2) \end{aligned}$$

$$R = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N ((x_i - x_o)^2 + (y_i - y_o)^2)}{N}}$$

设图像中缺陷像素面积为  $S_{crack}$ 、管道截面圆像素面积为  $S_{section}$ 、缺陷区域长轴像素长度为  $L$ 、管道接口像素半径为  $R$ , 那么可用管道截面损失百分比  $K$ 、环向覆盖角度  $\theta_{crack}$  来量化评价缺陷的严重程度, 具体公式为:

$$K = \frac{S_{crack}}{S_{section}} \quad (3)$$

$$\theta_{crack} = 2 \arcsin \frac{L}{2R} \quad (4)$$

图5为排水管道破裂缺陷高阶分类流程。具体参考规程破裂缺陷高阶分类标准, 对破裂缺陷严重程度进行高阶分类。

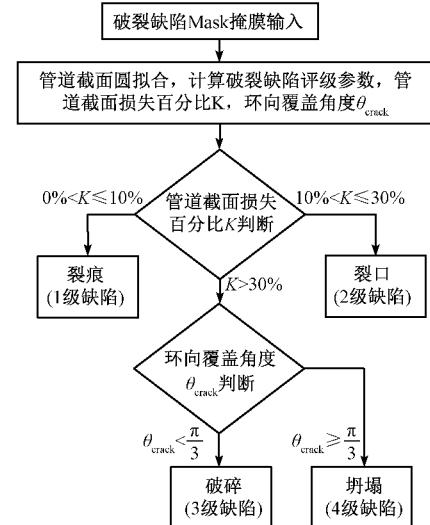


图5 排水管破裂缺陷高阶分类流程

### 3 试验与结果分析

本文实验在深圳市某排水管网 CCTV 检测任务中进行, 视频采集设备为某品牌管道 CCTV 检测系统, 其视频采集设备由运动搭载平台搭配 540 线高分辨率彩色图像传感器, 图6为检测系统现场布置图。使用文献[16]公开管道检测数据集中选取 400 张进行标注构建模型作为训练数据集, 将训练集输入到模型中进行模型训练。

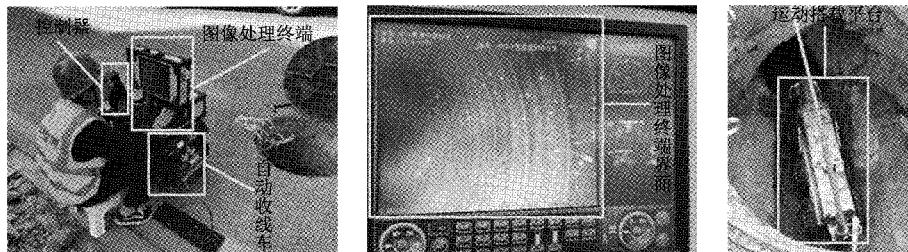


图 6 检测系统现场布置图

采用 CCTV 试验时现场管道检测长度达 2 536.2 m, 管段共计 89 段, 采集完整图片 400 张, 其中缺陷图片 89 张, 图 7 为排水管道图像缺陷识别效果图, 表 1 为破裂缺陷高阶分类效果。

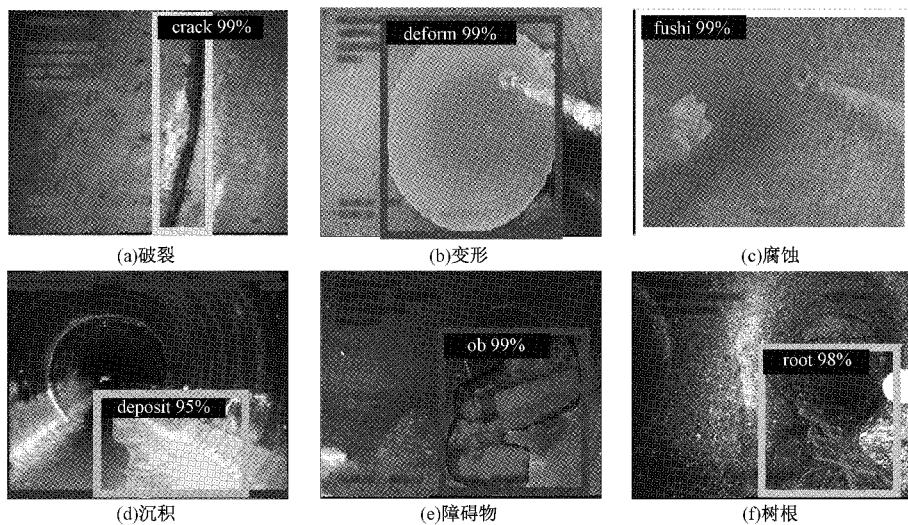


图 7 排水管道图像缺陷识别效果图

表 1 破裂缺陷分类效果

类别	示例	评级参数	类别	示例	评级参数
裂痕		$K = 5.7\%$	破碎		$K = 34.3\%$ $\theta_{crack} = 0.49$
裂口		$K = 10.3\%$	坍塌		$K = 36.6\%$ $\theta_{crack} = 0.58$

定义现场实验缺陷检测准确率为  $P$ 、现场实验破裂缺陷高阶分类正确率为  $P_{crack}$ :

$$P = \frac{n}{N}, P_{crack} = \frac{n}{N_{crack}} \quad (5)$$

其中,  $N$  为验证集中待识别标签数,  $N_{crack}$  为待识别破

裂缺陷标签数,  $n$  为检出正确标签数。

表 2 为优化前后整体识别效果。可以看出, 现场实验缺陷检测准确率达到 100%, 其中现场实验破裂缺陷高阶分类正确率达 100%, 较原始 Mask R-CNN 方法提升了 23.81%。

表2 破裂缺陷分类统计结果

方法	$P/\%$	$P_{\text{track}}/\%$
Mask R-CNN	100	76.19
本文方法	100	100

## 4 结 论

本文提出一种基于实例分割+CCTV 排水管道缺陷检测方法,主要工作为:研究基于 Mask R-CNN 特征提取的排水管道图像缺陷检测技术,实现对排水管道图像破裂、变形、腐蚀、沉积、障碍物、树根,现场实验缺陷检测准确率达到 100%;研究基于 Mask 掩膜的破裂缺陷高阶分类技术,可实现对检出的破裂缺陷按照严重程度进行高阶分类,试验结果表明模型现场实验破裂缺陷高阶分类准确率达到 100%,较原始 Mask R-CNN 方法提升了 23.81%。下一步,将对其他主要管道缺陷进行高阶分类,进一步提升模型的泛化能力。

## 参考文献

- [1] MASFORD J, RAHILLY M, DAVIS P, et al. A morphological approach to pipe image interpretation based on segmentation by support vector machine[J]. Automation in Construction, 2010, 19(7):875-883.
- [2] HALFAWY M R, HENGMEECHAI J. Integrated vision-based system for automated defect detection in sewer closed circuit television inspection videos[J]. Journal of Computing in Civil Engineering, 2015, 29(1): 04014024.
- [3] 董绍华,孙玄,谢书懿,等.管道焊缝数字图像缺陷自动识别技术[J].天然气工业, 2019,39(1):113-117.
- [4] 张培培,王昭,王菲.基于深度学习的图像目标检测算法研究[J].国外电子测量技术,2020,39(8):34-39.
- [5] 蓝金辉,王迪,申小盼.卷积神经网络在视觉图像检测的研究进展[J].仪器仪表学报, 2020,41(4):167-182.
- [6] 蔡彪,沈宽,付金磊,等.基于 Mask R-CNN 的铸件 X 射线 DR 图像缺陷检测研究[J].仪器仪表学报, 2020, 41(3):61-69.
- [7] 谢晓蔚,史健芳.弱监督卷积神经网络的多目标图像检测研究[J].电子测量与仪器学报, 2019, 31(6):31-37.
- [8] KUMAR S S, ABRAHAM D M, JAHANSOHI 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.
- [9] CHENG J C P, WANG M. Automated detection of sewer pipe defects in closed-circuit television images using deep learning techniques [J]. Automation in Construction, 2018, 95:155-171.
- [10] LI D, CONG A, GUO S. Sewer damage detection from imbalanced CCTV inspection data using deep convolutional neural networks with hierarchical classification[J]. Automation in Construction, 2019, 101:199-208.
- [11] YIN X, CHEN Y, BOUFERGUENE A, et al. A deep learning-based framework for an automated defect detection system for sewer pipes[J]. Automation in Construction, 2019, 109(2020):102967.
- [12] 陈耿新,刘桂雄.基于 TSHI 的 LMD 振动传感信号特征量提取方法[J].电子测量技术, 2021,44(17):105-111.
- [13] 邓威,刘桂雄,汤少敏.机器人减速器负载的CORDIC 计算算法与FPGA 实现[J].电子测量技术, 2021, 44(16):74-78.
- [14] 刘桂雄,何彬媛,吴俊芳,等.面向视觉检测的深度学习图像分类网络及在零部件质量检测中应用[J].中国测试, 2019,45(7):1-10.
- [15] 王和平,安关峰,谢广永.《城镇排水管道检测与评估技术规程》(CJJ181-2012)解读[J].给水排水, 2014, 40(2):124-127.
- [16] BRUSLUND H J, MOESLUND T B. Sewer-ML: A multi-label sewer defect classification dataset and benchmark[J]. ArXiv E-prints, 2021, ArXiv: 2103.10895.

## 作者简介

李伟,硕士研究生,主要研究方向为智能化检测与仪器研究。

E-mail:weilee1997@foxmail.com

刘桂雄,博士,教授,主要研究方向为先进传感与仪器研究。  
E-mail:megxliu@scut.edu.cn

曾成刚,高级工程师,主要研究方向为检测技术与故障诊断。

E-mail:zengcg@tkjy.com