

DOI:10.19853/j.zgjsps.1000-4602.2021.08.005

排水管网缺陷智能检测的信息化解决方案

刘玉贤, 叶绍泽, 吕兵, 闫臻
(深圳市勘察研究院有限公司, 广东 深圳 518026)

摘要: 排水管网是城市的重要基础设施之一,也是城市地下空间的重要组成部分。排水管网的安全运行直接关系到城市的公共安全,排水管道缺陷检测也越来越受到人们的重视。近些年来,基于卷积神经网络的人工智能技术在图像识别中取得了巨大成功,受此启发,提出了一种基于卷积神经网络的排水管道缺陷的智能检测方法,围绕该方法设计并实现了一个完整的信息化解决方案,以提高管道缺陷检测的自动化和智能化。该方案已经在深圳市的排水管道检测中得到广泛的应用和验证,其在缺陷的召回率以及识别速度上均满足了排水管道缺陷智能检测的需要,节省了人力,极大提高了检测作业的效率。

关键词: 排水管道检测; CCTV 视频探损; 卷积神经网络; 去冗余

中图分类号: TU992 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-4602(2021)08-0032-05

Information Solution for Intelligent Detection of Drainage Pipe Network Defects

LIU Yu-xian, YE Shao-ze, LÜ Bing, YAN Zhen
(Shenzhen Survey and Research Institute Co. Ltd., Shenzhen 518026, China)

Abstract: As one of the infrastructures in the city, sewer network is an important part of underground space, too. Since the safety operation of the sewer network is related to the urban public safety, the defect detection of sewer has received more attention. Enlightened by the success of the CNN (Convolutional Neural Network) in the image recognition, this paper proposed a CNN-based sewer defect detection method and designed an information solution program to improve the intelligence and automation of the sewer defect detection. This program has been proven to be effective, which is widely used for sewer detection in Shenzhen. The defect recall and run-time meet the requirements of the sewer defect detection, which greatly saves manpower and improves the efficiency of detection.

Key words: drainage pipe detection; CCTV video detection; convolutional neural network; de-redundancy

CCTV(管道闭路电视,Closed Circuit Television)机器人技术是一种广泛使用的排水管道缺陷检测技术,分外业作业和内业作业两阶段。首先外业作业人员控制机器人在排水管道内爬行,同时控制摄像头旋转、变焦以及光照,拍摄排水管道内的视频,并

通过有线传输将视频传入存储设备。内业作业人员通过观看视频,判读管道中的缺陷,记录缺陷在管道中的位置以及缺陷在视频中发生的时间等信息,并生成检测报告。然而,该人工判读的作业方法耗费大量人力,且结果主观性较强,易出现误检、漏检等

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(41571367)
通信作者: 叶绍泽 E-mail:372767021@qq.com

情况。

尽管目前已有许多专家和学者提出一些基于图像处理的 CCTV 视频中的管道缺陷识别的方法^[1-2],但仍不能满足管道缺陷检测的自动化需求。一方面因为管道缺陷种类繁多,单一算法很难有效解决多类缺陷的检测。如集成多种算法同时检测,势必会降低检测效率,并导致开发运维成本高。另一方面,因为管道环境复杂,基于传统图像处理的检测方法的精度有限。

结合排水管道的 CCTV 作业流程以及所拍摄视频的缺陷特点,提出了一种基于深度学习的排水管道缺陷检测方法,并围绕该方法建立了排水管道检测的信息化解决方案。该方案已经在深圳市排水管道检测中得到应用和验证,其在缺陷的召回率和识别速度上均能满足排水管道缺陷智能检测的需要。

1 总体方案

为提高管道缺陷检测的自动化程度,提出了基于卷积神经网络的 CCTV 视频中排水管道缺陷的智能检测方法,整个系统方案如图 1 所示。在训练阶段,构建大规模训练数据集用于卷积神经网络的训练;在生产作业阶段,使用卷积神经网络完成管道缺陷的智能识别,并根据行业标准自动完成管段的评估和成果资料生成。整个系统再辅以工程管理、用户管理、数据库管理等模块,构成如图 2 所示的信息化解决方案。界面部分使用 C++ 语言的 Qt 程序开发框架实现,卷积神经网络使用加州伯克利大学提供的深度学习平台 Caffe 实现,服务端使用 Java 语言的 Springboot 框架实现,数据库由 MySQL 实现。

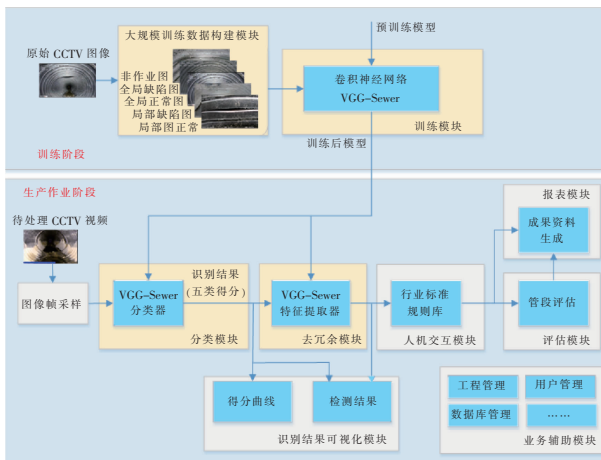


图 1 系统框架

Fig. 1 System framework

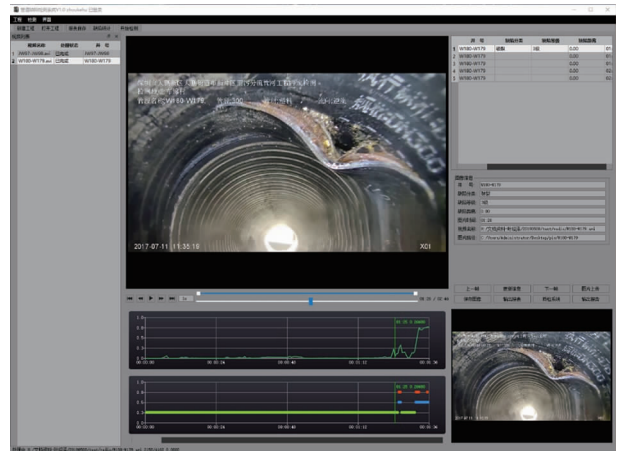


图 2 排水管道缺陷智能检测软件界面

Fig. 2 User interface of sewer defect detection software

该系统中最为核心的是基于卷积神经网络的缺陷识别算法,因此将系统中的众多模块分为卷积神经网络相关模块和其他模块,其中卷积神经网络相关模块包括大规模训练数据集的构建模块、训练模块、识别模块与去冗余模块,该 4 个模块在系统图中均使用黄色背景以区分其他模块。

2 卷积神经网络相关模块

根据外业作业采集到的 CCTV 视频图像以及镜头角度的特点,将这些图像分为如图 3 所示的五类,即:非作业图、全局缺陷图、全局正常图、局部缺陷图、局部正常图。

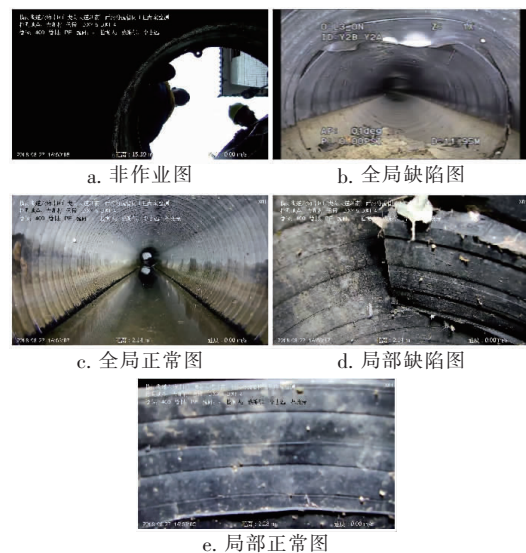


图 3 CCTV 图像的分类

Fig. 3 Classification of CCTV images

非作业图是指在管道检测作业开始前或结束后拍摄到的图像;全局图像指 CCTV 机器人的摄像头

朝着前进方向获取的完整管道图像,若包含缺陷则为全局缺陷图,否则为全局正常图;局部图像是CCTV机器人的摄像头获取的管道局部图像,若包含缺陷则为局部缺陷图,否则为局部正常图。因此将排水管道缺陷识别问题设计为一个有监督的图像分类问题。通过收集这五类图像,构建大规模数据集用于卷积神经网络的训练。检测过程中,先将训练后的卷积神经网络作为图像分类器对采集到的视频图像进行分类,如果图像被识别为全局缺陷图或局部缺陷图,则说明该图像中包含管道缺陷。一个缺陷在视频中可能持续数十帧甚至数百帧,在检测作业中仅用1帧来展示该缺陷即可,将训练后的卷积神经网络作为特征提取器用于去除冗余的缺陷帧。

2.1 大规模训练数据集的构建

首先构建大规模的标注图像用于卷积神经网络的训练,网络训练一般要求不同类别的图像在训练集中的比例相同。但在管道缺陷识别任务中,由于希望不遗漏缺陷图片,即提高缺陷的召回率,因此在训练样本中需提高缺陷图像的比例,使全局缺陷图、全局正常图、局部缺陷图、局部正常图和非作业图的比例约为2:1:2:1:1,以使卷积神经网络能够对缺陷更加敏感,具有更强的对缺陷特征激活的能力。最终使用深圳市近5年的管道检测原始图像构建了大规模训练集,包含22 444张全局缺陷图、11 255张全局正常图、22 362张局部缺陷图、11 581张局部正常图以及10 395张非作业图。其中每一类图像选择10%作为测试集,90%作为训练集。

2.2 卷积神经网络的设计与训练

选取牛津大学可视化几何实验室设计的VGG-16结构的卷积神经网络,并对其改进并训练。原生VGG-16网络结构与改进后的VGG-Sewer网络结构的对比见表1。

原生VGG-16结构包含16个卷积层或全连接层,卷积层分为5组,前两个组包含两个卷积层,后三组包含3个卷积层,所有卷积层均使用3*3大小的卷积核,5组卷积层的卷积数量分别为64、128、256、512、512,每组之后加入一个池化层用于降低数据的空间尺寸,在经过卷积和池化之后,有3个全连接层。前两个全连接层有4 096个神经元,最后一个全连接层具有1 000个神经元,这是因为VGG-16最初用于处理1 000类的图像分类任务。由于该方法将管道缺陷设计为一个五类别的图像分类,因

此将最后一个全连接层设置为5个神经元,但这样的数据图像特征将直接从4 096维降到5维。为此,在改进的网络结构中,即VGG-Sewer中最后两个全连接层之间加入一个具有1 024个神经元的新的全连接层,使特征维度下降的过程中有个过渡,以保留更有效的信息。

表1 原生VGG-16网络结构与改进后的VGG-Sewer网络结构的对比

Tab. 1 Comparison of VGG-16 and VGG-Sewer

VGG-16	VGG-Sewer
卷积层 3*3 64	卷积层 3*3 64
卷积层 3*3 64	卷积层 3*3 64
池化层	池化层
卷积层 3*3 128	卷积层 3*3 64
卷积层 3*3 128	卷积层 3*3 64
池化层	池化层
卷积层 3*3 256	卷积层 3*3 256
卷积层 3*3 256	卷积层 3*3 256
卷积层 3*3 256	卷积层 3*3 256
池化层	池化层
卷积层 3*3 512	卷积层 3*3 512
卷积层 3*3 512	卷积层 3*3 512
卷积层 3*3 512	卷积层 3*3 512
池化层	池化层
卷积层 3*3 512	卷积层 3*3 512
卷积层 3*3 512	卷积层 3*3 512
卷积层 3*3 512	卷积层 3*3 512
池化层	池化层
全连接层 fc6 4 096	全连接层 fc6 4 096
全连接层 fc7 4 096	全连接层 fc7 4 096
	全连接层 fcnew 1 024
全连接层 fc8 1 000	全连接层 fc8modified 5

对于VGG-Sewer的训练,使用牛津大学提供的VGG-16在大规模图像数据库ImageNet上的预训练模型,对所有卷积层和前两个全连接层进行初始化,对最后一个全连接层以及新加入的全连接层则采用随机初始化。在训练过程中,网络最后加入式(1)所示的SoftmaxWithLoss层计算Softmax交叉熵损失 L_{cls} ,并使用SGD优化算法对VGG-Sewer网络进行训练。

$$L_{cls} = -\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N y_i' \log y_i \quad (1)$$

式中: N 为样本的数量; y' 为期望的分类结果; y 为前馈神经网络实际输出的Softmax得分。

2.3 缺陷的识别

在生成作业阶段,系统中缺陷图像的识别由分

类模块完成,其在训练后的卷积神经网络 VGG - Sewer 最后加入 Softmax 层并将其作为图像分类器,依据式(2)计算获得的分值(score)对视频图像进行分类。当一幅图像被分为全局缺陷图或局部缺陷图时,则说明该图像包含管道缺陷。

$$\text{score}_j = \frac{e^{\text{fc8modified}_j}}{\sum_{i=0}^5 e^{\text{fc8modified}_i}} \quad (2)$$

式中:fc8modified_j 为最后一层具有 5 个神经元的全连接层;*j* 为图像类别,*j* = 1, 2, 3, 4, 5。

2.4 冗余缺陷图像的去除

一个缺陷在视频中可能达到数十帧甚至数百帧,但在检测作业中却仅需 1 帧,因此需要去除冗余的缺陷帧。对于两个相邻的缺陷帧,将训练后的卷积神经网络 VGG - Sewer 作为图像特征提取器,使用式(3)提取网络中新增加的 fcnew 层的深度特征,其中激活函数 φ 使用式(4)所示的修正线性单元 ReLU(Rectified Linear Unit),并将式(5)计算得出的两缺陷图像特征之间的欧氏距离(dist)作为该幅图像的相似度,当相邻缺陷帧的相似度达到一定阈值时,认为该两帧为同一缺陷。对于同一缺陷的多张图像,保留缺陷得分最高的图像作为最终的缺陷检测结果。

$$\text{fcnew}_j = \varphi\left(\sum_{i=0}^{4096} w_i \text{fc7}_i + b\right) \quad j = 1, 2, \dots, 1024 \quad (3)$$

$$\varphi(s) = \text{ReLU}(s) = \begin{cases} s & s > 0 \\ 0 & s \leq 0 \end{cases} \quad (4)$$

$$\text{dist} = \sqrt{\sum_{i=0}^{1024} (\text{fcnew}_i - \text{fcnew}_i')^2} \quad (5)$$

式中:fc7_i 为前一个全连接层的输出,即该层输入;*w_i* 为对应的输入权重;*b* 为偏置; φ 为激活函数,在全连接层和卷积层中,激活函数均使用修正线性单元激活函数 ReLU;*s* 为输入参数;fcnew_i 和 fcnew_i' 分别为神经网络检测到的相邻两帧缺陷图像的深度特征值。

随机抽取了 61 538 对同一缺陷的两帧图像分别对其进行距离宽度为 1 的直方图绘制,结果如图 4 所示。由此可以看出,两个直方图形成的双峰结构在 22 处相交。因此选择 22 作为相似度计算的阈值。当两个缺陷帧的 fcnew 层深度特征的欧氏距离小于 22 时,则这两帧图像代表同一缺陷,否则为两个不同的缺陷。

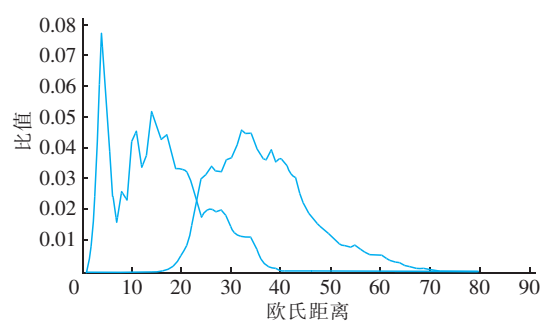


图 4 相似度阈值

Fig. 4 Threshold of similarity

3 其他模块

对于检测到的缺陷,作业人员根据《城镇排水管道检测与评估技术规程》(CJJ 181—2012)对每一个缺陷进行定性和定量的分析,包括对尺寸、类别、等级以及分值的判断,并通过人机交互模块完善缺陷的这些信息,将这些信息导入到评估模块,自动完成管道状况评估,包括管道缺陷的等级评定、修复指数等。最后由报表模块自动生成管道检测的成果资料,包括检测成果表、管道状况评估表、缺陷成果表和缺陷统计表。

该信息化系统中还包括一些业务辅助模块:可视化模块用于检测作业过程中实时显示的缺陷得分和识别结果;用户模块用于对作业人员进行注册和登录管理,并统计作业人员的工作量;数据库模块用于接入水务系统的数据库,将检测结果、报告以及视频等进行统一管理。同时系统中还增加了大量的快捷键,以加速作业人员的操作,提高作业人员对该系统的使用意愿和用户体验,便于内业检测工作的高效开展。

4 系统评估

4.1 内存占用和运行时间的评估

该排水管道缺陷检测的信息化系统中,除了系统运行以及读取 CCTV 视频所需要的内存之外,卷积神经网络 VGG - Sewer 对显卡的内存消耗很大,网络模型共计约 150×10^6 个参数,需要消耗约 600 M 的 GPU 的内存。在工程作业中,当系统部署运行在带有 Nvidia GTX 1050 显卡的电脑上时,缺陷检测速度可达到 20 ms/帧,远远高于人工识别缺陷速度,提高了缺陷检测效率,同时后续基于专家系统的管道评估以及自动化的报表输出,更是加快了内业作业速度。

4.2 缺陷检测的评估

该系统将排水管道缺陷检测设计成一个分类任务,并常用准确率、召回率等进行评估。但是排水管道缺陷中更应关注缺陷的召回率,因此使用缺陷召回率对系统缺陷检测方法进行评估。当一个缺陷被检测到时,则该缺陷被召回,缺陷召回率定义如下:缺陷召回率 = 正确识别的缺陷数/所有缺陷数。

该缺陷检测系统在深圳市 A、B、C 等工程项目中得到成功应用。在这些项目中,共采集到 1 299 段视频,通过人工标注,共计 766 个缺陷,其中三、四级缺陷 224 个。使用该系统进行作业,平均召回 678 个缺陷,召回率达到 88.51%,其中三、四级缺陷召回 213 个,召回率达到 95.09% (见表 2)。召回的样本实例见图 5。

表 2 工程项目检测结果

Tab. 2 Detection results of engineering projects %

项目	缺陷召回率	三、四级缺陷召回率
A 工程	84.60	93.75
B 工程	92.65	96.21
C 工程	85.98	94.12
平均	88.51	95.09

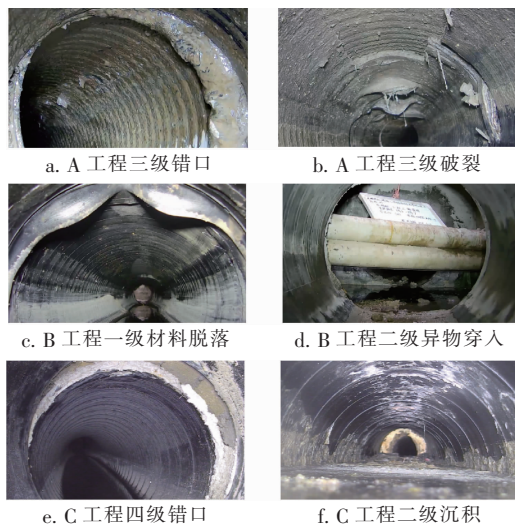


图 5 A、B 和 C 工程项目中检测到的缺陷实例

Fig. 5 Detected defect instances in A, B and C projects

4.3 系统的用户体验评估

该信息化系统的用户体验影响着作业人员对系统的使用效率及使用意愿。对 37 个作业人员一个月的使用体验进行了调研,从视觉体验和交互体验两方面进行用户体验的评估。其中视觉体验包括清晰和简洁两方面,清晰是指避免作业人员对系统界

面的模糊认识,简洁是指避免系统界面的复杂结构与不合理设计;交互体验包括高效性和容错性,高效性是指系统良好的设计和快速的响应,以提高作业人员效率,容错性是指对于作业人员的错误操作能够提供有效的补救方法。每一项评估的满分为 5 分,评估结果 (见表 3) 表明,该系统具有不错的用户体验,作业人员对于该系统的高效性具有很高的认可度。

表 3 作业人员评估结果

Tab. 3 Evaluation results by users 分

内 容	平均得分
视觉体验	清晰
	4.94
交互体验	简洁
	4.91
交互体验	高效性
	4.92
交互体验	容错性
	4.87

5 结论

结合排水管道的 CCTV 测绘作业流程以及拍摄视频的缺陷特点,提出了一种基于卷积神经网络的 CCTV 视频中排水管道缺陷的检测方法,对网络的选型和改进、网络的训练等进行了研究,并围绕该检测方法设计了完整的排水管网智能检测信息化系统。该系统相关的软件著作权、实用新型专利和发明专利均在受理中。同时该系统在深圳市的排水管网缺陷检测的多项工程任务中得到了使用,获得了验证和认可,极大提高了排水管道缺陷检测的智能化和自动化,节省了内业作业的人力,提高了作业效率,同时也能满足城市排水管道缺陷检测的需求。

参考文献:

- [1] SU T C, YANG M D. Application of morphological segmentation to leaking defect detection in sewer pipelines [J]. Sensors, 2014, 14(5): 8686 – 8704.
- [2] HAWARI A, ALAMIN M, ALKADOUR F, et al. Automated defect detection tool for closed circuit television (CCTV) inspected sewer pipelines [J]. Automation in Construction, 2018, 89: 99 – 109.

作者简介:刘玉贤(1963 –),男,河南许昌人,硕士,副研究员,研究方向为深度学习、测绘、管道检测。

E-mail: 183813095@qq.com

收稿日期:2019-07-30

修回日期:2020-09-22

(编辑:丁彩娟)