

DOI:10.19853/j.zgjsps.1000-4602.2022.17.005

基于生成对抗网络和迁移学习的排水管道缺陷识别

周倩倩, 司徒祖祥, 刘汉林, 陈维锋, 腾 帅, 陈贡发
(广东工业大学 土木与交通工程学院, 广东 广州 510006)

摘 要: 城市排水设施的服役可靠性成为越来越重要的工程问题,高效率、自动化、大规模的管道缺陷智能检测是城市排水设施建设和管理的迫切需求和重要发展趋势。近年来深度学习技术发展迅速,为排水管道缺陷检测提供了新方法。然而,数据量不足和样本不均衡是深度学习模型普遍存在的问题,影响模型的泛化能力和识别鲁棒性。基于当前先进的生成对抗网络(StyleGAN),提出了一种高质量的排水管道缺陷图像合成方法,以解决训练样本问题。进一步采用卷积神经网络算法,借助迁移学习和预训练模型(SqueezeNet网络)实现管道缺陷识别,提升模型识别效率,并对合成图像进行效果验证。结果表明,StyleGAN能高效合成高质量的缺陷图像,识别模型的平均精度达到90.0%(对树根、错口、残墙坝根和障碍物的精度分别为99.7%、92.3%、87.7%和81.7%)。借助生成对抗网络实现数据增强,为深度学习模型训练提供了一种有前景的方法,具有重要的应用意义。

关键词: 深度学习; 生成对抗网络; 迁移学习; 排水管道缺陷; 智能识别

中图分类号: TU992 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-4602(2022)17-0027-07

Sewer Defects Recognition Based on Generative Adversarial Networks and Transfer Learning

ZHOU Qian-qian, SITU Zu-xiang, LIU Han-lin, CHEN Wei-feng, TENG Shuai,
CHEN Gong-fa

(School of Civil and Transportation Engineering, Guangdong University of Technology,
Guangzhou 510006, China)

Abstract: The service reliability of urban drainage facilities is becoming an increasingly important engineering issue. Highly efficient, automated and large-scale intelligent detection of sewer defects is an urgent need and an important development trend for the construction and management of urban drainage facilities. Deep learning technology has developed rapidly in recent years, providing new methods for sewer defects detection. However, insufficient amount of data and unbalanced samples are common problems of deep learning models, which affects the generalization ability and recognition robustness of the models. Based on the current state-of-the-art generative adversarial network (StyleGAN), a high-quality sewer defects image synthesis method is proposed to solve the training sample problem. Further, a convolutional neural network algorithm is used to implement the sewer defects recognition with the help of transfer learning and pretrained model (SqueezeNet network), and the effect of the synthesized images is verified. Results showed that StyleGAN could efficiently synthesize high-quality sewer defects images with mean average precision of 90.0% for the recognition model (99.7%, 92.3%, 87.7% and 81.7%).

基金项目: 国家自然科学基金青年基金资助项目(51809049); 国家级大学生创新训练项目(202111845038)

for the specific precisions of tree root, disjoint, residential wall and obstacle, respectively). Data augmentation with the help of generative adversarial networks provides a promising approach for deep learning model training with important applications.

Key words: deep learning; generative adversarial networks; transfer learning; sewer defects; intelligent recognition

排水管道是城市重要的基础设施之一,直接影响社会经济、安全 and 环境^[1-2]。然而,随着管道长期使用,各种管道缺陷(如树根、障碍物等)严重制约其输送能力,引发洪涝和环境安全问题。尽早发现管道内部的缺陷问题,可为排水系统维护和管理提供支持,提高排水管道服役的可靠性。然而,传统的人工管道检测存在工作效率低、受主观因素影响大等问题,建立智能化的管道缺陷识别系统,已成为城市排水设施建设和管理的迫切需求^[3]。

深度学习技术近年来被引入计算机视觉检测,用于识别、定位和评估多种工程损伤和缺陷^[4-5]。卷积神经网络(CNN)是一种具有深度学习算法的前馈神经网络^[6],在计算机视觉领域最具代表性,具有数据处理快、识别精度高、泛化能力强等优点,逐步应用于多种排水管道缺陷(如树根、沉积物和裂缝等)的自动识别和定位^[7-8]。然而,此类深度学习模型需要大样本数据进行训练,普遍受现场数据采集的条件限制,经常出现数据量不足和样本不均衡的问题。如何在小规模数据集上实现有效的模型训练,仍需要进一步研究^[9]。

当前先进的生成对抗网络(StyleGAN^[10]),相比于传统的数据增强技术虽算法复杂,但其生成的样本多样、细节度高,可有效生成高质量的合成图片,解决小样本的数据问题^[11]。然而,目前尚未有研究将其应用到排水管道领域,增强识别模型的检测能力。同时,基于迁移学习和预训练模型,进一步提高模型训练效率的工作也具有重要意义。为此,提出一种基于StyleGAN的排水管道缺陷样本增强方法,采用卷积神经网络算法,借助迁移学习和预训练模型(SqueezeNet网络)实现对多种管道缺陷的智能识别,并验证合成图像的增强效果。

1 模型与评价指标

1.1 基于样式的生成对抗网络 StyleGAN

生成对抗网络(GAN)^[11]由生成器(G)和判别器(D)两部分组成(见图1)。生成器的任务是生成假

样本,尽量骗过判别器,而判别器则需要判别输入样本是否为假样本,因此两者始终处于一种对抗的状态。生成器和判别器的对抗训练过程,可以描述为函数 $V(D, G)$ 极大值与极小值的博弈问题,随着对抗训练,生成器将逐渐生成高质量、接近真实的样本,判别器的鉴别能力也相应得到提高。最终,生成器和判别器将达到纳什均衡^[12]。此时,生成器学会了真实数据的分布规律,生成的样本和实际的没有区别,能够达到“以假乱真”的效果。

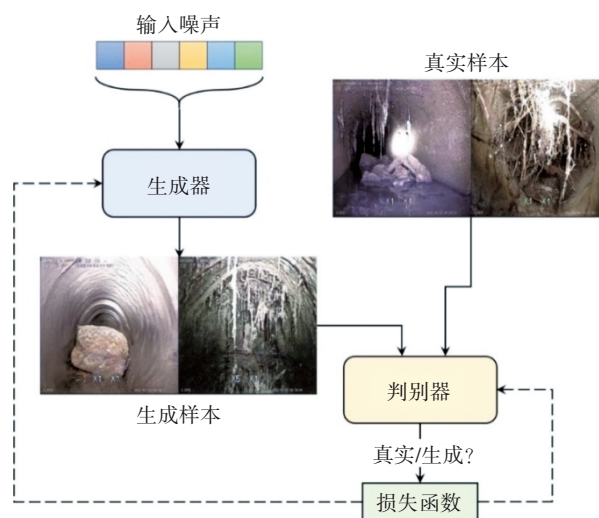


图1 生成对抗网络的基本结构

Fig.1 Basic structure of generative adversarial networks

当前先进的StyleGAN(Style-based GAN)^[10],借鉴风格迁移的思想,提出一种全新的生成器结构(见图2),在传统理论上引入了多种新方法^[13],包括:①提出了由8个全连接层组成的映射网络,目的将输入向量 z 转换为中间向量 w ,两者大小相等,用以控制不同的视觉特征;②随机噪声经自适应实例标准化(AdaIN)模块添加,用以生成图像中的细节特征;③为避免产生质量较差的图像,使用由映射网络生成的多个随机中间向量,并计算这些向量的平均值作为输出。StyleGAN整体则通过修改每级分辨率的输入,控制该级所表达的视觉特征,更

好地控制输出的特征,稳定合成高分辨率图像。因此,StyleGAN 合成的图像质量更高、更加真实。

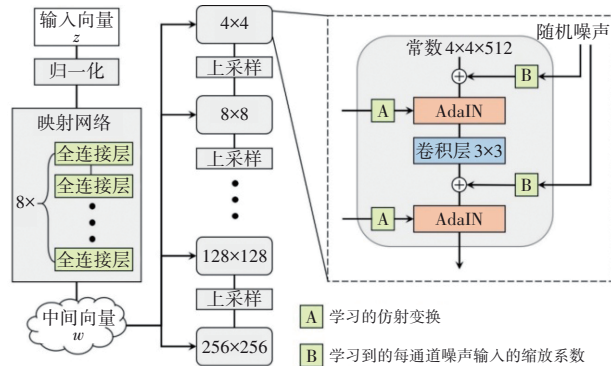


图2 StyleGAN 生成器结构示意图

Fig.2 Architecture of StyleGAN generator

1.2 管道缺陷识别模型 SqueezeNet

缺陷识别模型的构建基于卷积神经网络(CNN),其架构主要由卷积层、池化层、激活函数和全连接层组成。作为深度学习的重要方法之一,CNN在解决图像检测和识别问题时具有明显的优势。但在小样本条件下,样本数据量不足将导致网络泛化能力受限,容易产生过拟合现象。迁移学习可以将庞大数据集上学习到的知识,结合新的数据集进行微调训练,迁移到新的应用场景中,具体流程见图3。本文采用的数据集与具有百万数据量的大型数据集(如ImageNet数据集)相比差别较大,有必要引入迁移学习,以提升模型在缺陷识别任务中的泛化能力和识别效率。

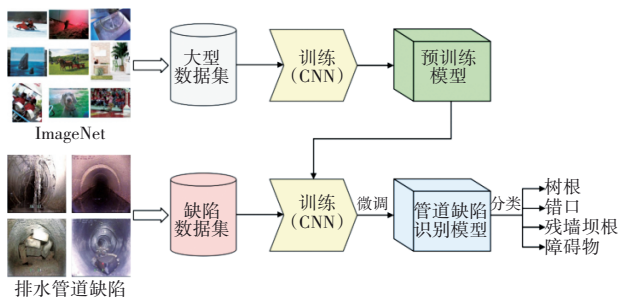


图3 迁移学习流程

Fig.3 Flow chart of transfer learning

SqueezeNet^[14](见图4)作为一种轻量级的CNN模型,具有结构简洁和强大的参数压缩能力,适合作为基础模型来构建缺陷识别网络。SqueezeNet采用了两个关键结构来简化参数量和优化计算:Fire模块和全局平均池化。其中Fire模块用于压缩参数,而全局平均池化可以优化大量的权重参数从而

实现高效计算。如图4所示,Fire模块主要由压缩和扩展两部分组成。其中压缩部分仅进行 1×1 卷积运算,其输出值作为扩展部分的输入值。扩展部分具有两个分支,分别为 1×1 和 3×3 卷积运算。两分支最后的输出值将合并,继续连接后续的Fire模块。特征图经过Fire模块后,图片尺寸不会发生改变,但是由于经过了 1×1 卷积运算,其参数量大幅度减少,这也是SqueezeNet相较一般模型参数少、模型小的根本原因。本研究调用已经在ImageNet数据集上完成预训练的SqueezeNet网络进行识别训练,并测试StyleGAN合成图像在该网络模型上的表现。

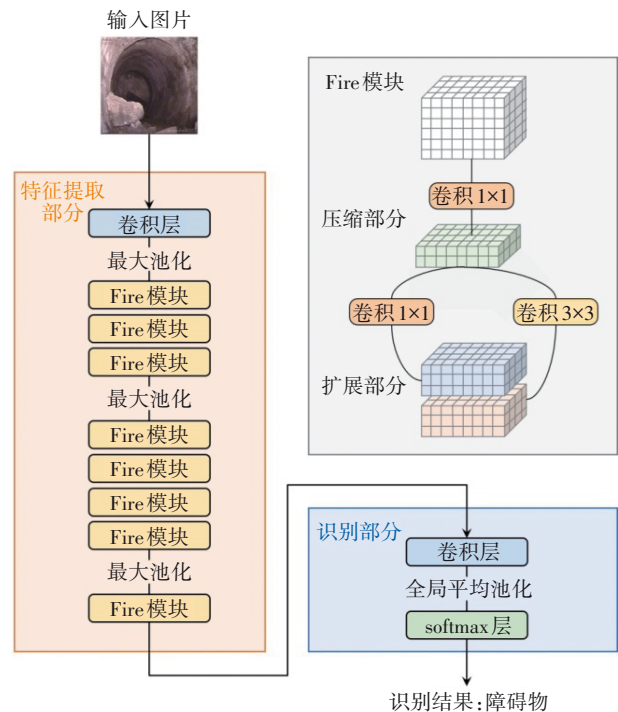


图4 SqueezeNet网络结构及Fire模块放大展示

Fig.4 SqueezeNet network structure and the enlarged Fire module

1.3 评价指标

评价指标包含两大类,分别应用于StyleGAN和识别网络的评估。对于StyleGAN,采用Fréchet Inception距离(FID)评价生成图像的质量^[15]。FID从原始图像的视觉特征进行统计,衡量两组图像的相似度,较低的FID值说明生成的图像质量较高。对于识别网络SqueezeNet,采用损失值和正确率评估模型的实时训练情况,训练结果使用识别精度评估模型对各类排水管道缺陷的识别性能,并计算平均识别精度(A)对识别网络进行整体分析。

$$A = \frac{\sum(\text{每类缺陷的识别精度})}{\text{缺陷类别总数}} \quad (1)$$

2 实验方法

2.1 数据集及预处理

研究调查了华南地区四类常见的下水道缺陷,即错口、障碍物、残墙坝根和树根^[16-19]。在数据准备中使用多种排水管道缺陷的图像,采用了不同来源的CCTV图像捕捉排水管道的不同状况。其他未被考虑的类别发生概率相对较低,上述四类缺陷可能导致排水管道横截面积减少,或导致结构断裂和变形,影响排水系统的输送能力,造成系统溢流甚至坍塌^[20]。用于训练的数据集共8 945张,其中大部分管道为混凝土管,管径集中在400~800 mm。由于原始图像的分辨率不一,训练前将图像大小调整为256×256,再输入StyleGAN中进行训练。StyleGAN生成的缺陷图像将作为识别网络模型的训练数据集,真实图像作为测试数据集,用于验证合成图像的增强效果。

2.2 实验平台与参数设置

实验环境为Intel Xeon E5-2690 v4型CPU、NVIDIA Quadro P5000型GPU,64 GB运行内存。生成对抗网络StyleGAN采用基于TensorFlow深度学习框架的模型,使用Adam优化器,动量参数 β_1 、 β_2 分别设为0和0.99;生成器和判别器的初始学习率设为0.001;损失函数采用带有 $R1$ 正则化功能的非线性饱和损失, $R1$ 作为梯度的范数,反映权重更新的速度。SqueezeNet识别模型在MATLAB平台运行,训练过程中将批处理大小设置为16,采用SGDM优化器,动量参数 β_1 和学习率分别设为0.9和0.000 1,迭代次数为750次。

3 结果与分析

图5记录了StyleGAN训练24 h的FID变化曲线以及不同阶段生成的合成图像。训练初期,生成的图像与实际的排水管道缺陷图像存在较大差异,存在主体轮廓变形、主要特征不明显、细节度低等问题。随着训练的进行,FID值下降明显,StyleGAN通过不断地强化学习,判别器依次分析生成图像和真实图像的特征,引导生成器保留真实图像的关键特征,因此生成了质量越来越高的图像。训练12 h后,FID值逐渐变得平稳,合成图像的优化空间变小。训练末期,StyleGAN取得了较低的FID值(终值

为24),实现了风格借鉴和随机变化,能针对不同类型的缺陷生成细节度高、风格多样的合成图片,合成的管道缺陷图像达到“以假乱真”效果。

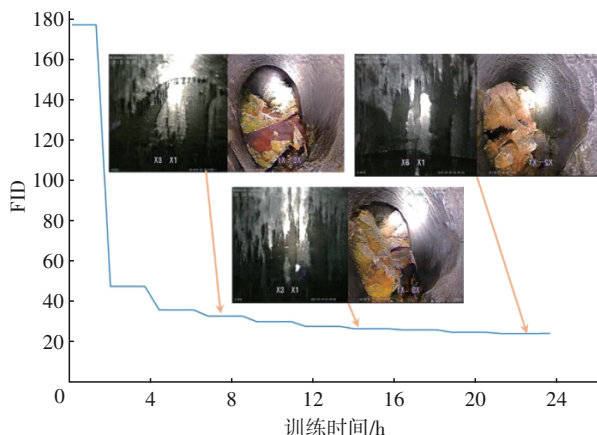


图5 StyleGAN训练期间FID的变化

Fig.5 Changes in FID during StyleGAN training

真实图像与StyleGAN生成图像的对比见图6。



图6 原始样本与StyleGAN生成图像的视觉比较

Fig.6 Visual comparison of the original images with the StyleGAN generated images

由图6可见,StyleGAN对四类排水管道缺陷从整体和局部两方面均做出了详细分析与处理,生成的图片接近原始采集的真实图像,风格多样、细节度高,非专家难以依靠肉眼进行区分。其中,合成的错口和树根图片质量更高,残墙坝根和障碍物的细节度和多样性可进一步提升。小部分图像存在

细节轮廓(如管壁、错口等位置)轻微变形问题,但合成的图像整体质量足够好,大部分可直接用于补充识别模型的训练样本集,实现数据增强的效果。

在管道缺陷识别模型 SqueezeNet 的训练过程中,随着迭代次数的增加,SqueezeNet 的损失值整体呈收敛趋势,在第 100~300 次迭代之间出现小幅度的波动,但训练损失值最终收敛至 0.002 附近,验证损失值收敛至 0.04,这表明模型已经从排水管道缺陷数据集中学习到了数据特征,模型训练达到预期效果,图 7 为训练过程中损失值和正确率变化曲线。随着训练次数的增加,SqueezeNet 对训练集中验证数据的识别正确率迅速上升,在迭代 300 次后,训练正确率达到 100% 并维持不变,而验证正确率则稳定在 97.5%,同样说明模型已具备有效的识别能力。

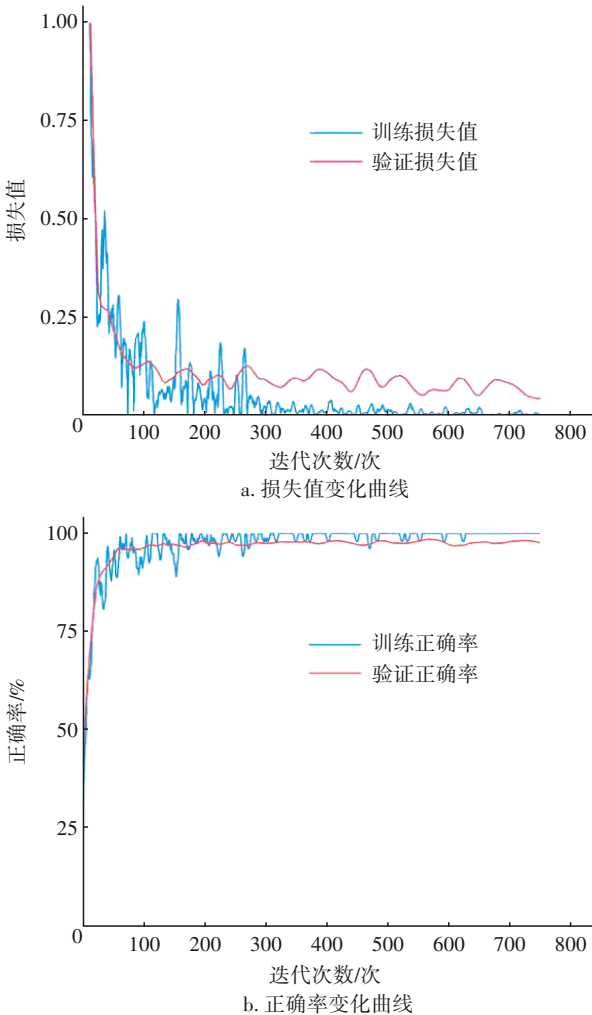


图 7 SqueezeNet 训练和验证过程中损失值和正确率的变化

Fig.7 Change curves of loss and accuracy during SqueezeNet training and validation

识别精度矩阵是准确性评估的标准格式。排

水管道缺陷分类模型输出分为四类,因此用 4×4 矩阵表示,图 8 显示了缺陷分类结果的识别精度矩阵。结果表明,SqueezeNet 能够正确识别不同类型的缺陷,具有较高的精度。SqueezeNet 对树根和错口的识别能力最高,精度为 99.7% 和 92.3%,对残墙坝根的识别能力次之,障碍物的识别精度相对较低,只有 81.7%。尽管如此,该识别模型 SqueezeNet 仍然取得了 90.0% 的平均识别精度,实现了对四类管道缺陷的准确分类,同时具有很高的可靠度,从而印证了 StyleGAN 可以用于数据增强任务。

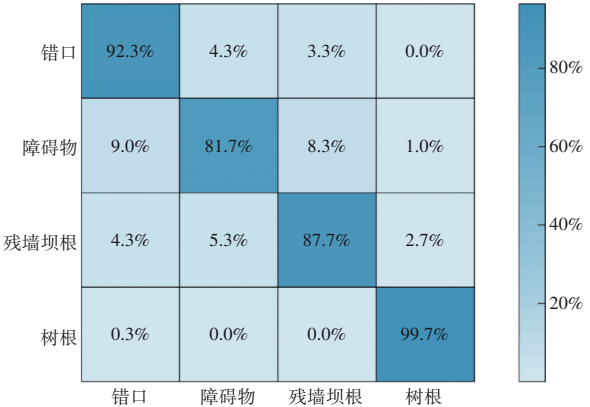


图 8 排水管道缺陷识别精度矩阵

Fig.8 Classification accuracy matrix of the sewer defects

管道缺陷识别模型的示例样本图片见图 9。



图 9 SqueezeNet 识别性能的示例图像

Fig.9 Sample images of SqueezeNet recognition performance

在图9中,16张测试图片中能正确识别15张,预测错误的缺陷图片由红色方框突出显示,可以看出,识别模型在区分障碍物和残墙坝根两类缺陷的表现较差,与图8的结论一致。原因在于,在特定条件下,上述两类缺陷存在部分相似的特征,输入图像容易因成像不佳而无法获得有效、正确的特征信息。StyleGAN针对障碍物和残墙坝根图像的生成还存在提升的空间。

4 结论

① 基于生成对抗网络(StyleGAN)合成高质量的排水管道缺陷图像,用于训练深度学习模型。采用卷积神经网络算法,通过迁移学习和预训练模型,加速识别模型的训练过程,并验证合成图像对模型识别性能的影响。对于所提出的四类缺陷,StyleGAN能高效地合成相应图像,非专家较难分辨其差异。构建的识别模型能有效识别四类管道缺陷,平均识别精度达到90.0%,证明借助训练生成对抗网络实现数据增强的方法是行之有效的,可以缓解图像数量有限与不均衡的问题。

② 下一步将收集其他地区的管道缺陷样本,增强StyleGAN的鲁棒性和泛化能力,合成更逼真、复杂的图像。同时,继续优化识别模型的结构,提高模型的识别精度,实现对多缺陷共存图像的识别与定位。

参考文献:

- [1] 张伟,余健,李葳,等. 广州市排水管道沉积现状研究分析[J]. 给水排水, 2012, 38(7): 147-150.
ZHANG Wei, YU Jian, LI Wei, *et al.* Research and analysis of the status of sedimentation of drainage pipes in Guangzhou [J]. Water & Wastewater Engineering, 2012, 38(7): 147-150 (in Chinese).
- [2] 户莹. 基于深度学习的地下排水管道缺陷智能检测技术研究[D]. 西安:西安理工大学, 2019.
HU Ying. Research on Intelligent Detection Technology of Underground Drainage Pipeline Defects Based on Deep Learning [D]. Xi'an: Xi'an University of Technology, 2019 (in Chinese).
- [3] 周倩倩,司徒祖祥,腾帅,等. 基于卷积神经网络的排水管道缺陷智能检测与分类[J]. 中国给水排水, 2021, 37(21): 114-118.
ZHOU Qianqian, SITU Zuxiang, TENG Shuai, *et al.* Intelligent detection and classification of drainage pipe defects based on convolutional neural networks [J]. China Water & Wastewater, 2021, 37(21): 114-118 (in Chinese).
- [4] 刘肖,易可夫. 基于迁移学习的桥墩结构损伤识别方法[J]. 公路与汽运, 2021(1): 99-103.
LIU Xiao, YI Kefu. Bridge pier structure damage recognition method based on transfer learning [J]. Highways & Automotive Applications, 2021 (1): 99-103 (in Chinese).
- [5] 卢芳芳,陈帅豪. 基于深度学习的隧道衬砌病害检测算法研究[J]. 信息技术与信息化, 2020(12): 231-233.
LU Fangfang, CHEN Shuaihao. Deep learning based tunnel lining disease detection algorithm research [J]. Information Technology and Informatization, 2020(12): 231-233 (in Chinese).
- [6] LECUN Y, BENGIO Y, HINTON G. Deep learning [J]. Nature, 2015, 521(7553): 436-444.
- [7] SRINATH S K, DULCY M A, MOHAMMAD R J, *et al.* Automated defect classification in sewer closed circuit television inspections using deep convolutional neural networks[J]. Automation in Construction, 2018, 91: 273-283.
- [8] SYED I H, DANG L M, IRFAN M, *et al.* Underground sewer pipe condition assessment based on convolutional neural networks[J]. Automation in Construction, 2019, 106(1): 1-12.
- [9] LIU S, GUO H, HU J, *et al.* A novel data augmentation scheme for pedestrian detection with attribute preserving GAN[J]. Neurocomputing, 2020, 401: 123-132.
- [10] KARRAS T, LAINE S, AILA T. A style-based generator architecture for generative adversarial networks [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2021, 43(12): 4217-4228.
- [11] GOODFELLOW I J, POUGET-ABADIE J, MIRZA M, *et al.* Generative adversarial networks[J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2014, 3: 2672-2680.
- [12] RATLIFF L J, BURDEN S A, SASTRY S S. Characterization and computation of local Nash equilibria in continuous games [C]//BASAR T, MILENKOVIC O. 51st IEEE Annual Allerton Conference on Communication, Control, and Computing. Monticello, Illinois, USA: IEEE Computer Society, 2013: 917-924.
- [13] 张秋秋. 基于深度卷积神经网络的儿童笑脸识别

- [D]. 上海:上海师范大学, 2020.
- ZHANG Qiuqiu. Children's Smile Recognition Based on Deep Convolutional Neural Network [D]. Shanghai: Shanghai Normal University, 2020 (in Chinese).
- [14] IANDOLA F N, HAN S, MOSKEWICZ M W, *et al.* SqueezeNet: AlexNet-level accuracy with 50x fewer parameters and <1 MB model size [J]. *arXiv*, 2016, 1 (1): 1-13.
- [15] HEUSEL M, RAMSAUER H, UNTERTHINER T, *et al.* GANs trained by a two time-scale update rule converge to a local Nash equilibrium [C]//GUYON I. 31st Annual Conference on Neural Information Processing Systems (NIPS). Long Beach, California, USA: Curran Associates Inc., 2017: 1-12.
- [16] REN S, HE K, GIRSHICK R, *et al.* Faster R-CNN: towards real-time object detection with region proposal networks [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2017, 39(6): 1137-1149.
- [17] 林明波. 福州市某片区污水管道健康状况检测与分析[J]. *中国给水排水*, 2014, 30(9): 96-98.
- LIN Mingbo. Health inspection and analysis of sewer system in an area of Fuzhou City [J]. *China Water & Wastewater*, 2014, 30(9): 96-98 (in Chinese).
- [18] 肖倩, 王俊然, 陈辉, 等. 深圳市某片区排水管道 CCTV 检测评估与修复方案[J]. *给水排水*, 2019, 45 (9): 109-114.
- XIAO Qian, WANG Junran, CHEN Hui, *et al.* The detection and evaluation by CCTV and rehabilitation analysis of sewer pipeline in an area of Shenzhen City [J]. *Water & Wastewater Engineering*, 2019, 45(9): 109-114 (in Chinese).
- [19] 刘玉贤, 叶绍泽, 吕兵, 等. 排水管网缺陷智能检测的信息化解决方案[J]. *中国给水排水*, 2021, 37(8): 32-36.
- LIU Yuxian, YE Shaoze, LÜ Bing, *et al.* Information solution for intelligent detection of drainage pipe network defects [J]. *China Water & Wastewater*, 2021, 37(8): 32-36 (in Chinese).
- [20] 郭翔. CCTV 管道检测在扬州污水提质增效行动中的应用[J]. *中国给水排水*, 2020, 36(20): 67-71.
- GUO Xiang. Application of CCTV pipeline inspection in Yangzhou sewage quality improvement and efficiency enhancement action [J]. *China Water & Wastewater*, 2020, 36(20): 67-71 (in Chinese).

作者简介:周倩倩(1984-),女,浙江乐清人,博士,副教授,研究方向为市政排水。

E-mail: qiaz@foxmail.com

收稿日期:2021-09-16

修回日期:2022-05-07

(编辑:李德强)

加强湖泊管理保护
改善湖泊生态环境
维护湖泊健康生命