doi:10.12068/j.issn.1005－3026.2026.20249052

隧道衬砌病害模拟检测系统及平台

刘金杉[1]，李元海[1]，卢昱杰[2]，刘 博[2]
（1.中国矿业大学 力学与土木工程学院，江苏 徐州 221116；2.同济大学 土木工程学院，上海 200092）

摘 要：隧道衬砌病害的识别与检测对于隧道的维护和运营安全至关重要.为开发图像采集及软件算法,设计研制了可用于隧道衬砌病害识别与检测工作环境的模拟检测系统,并编制了基于深度学习技术的隧道衬砌表观病害识别检测软件;对物面照度与观测角度这2个影响识别与检测效果的因素进行了实验研究,提出了“物面照度偏移”与“观测角度偏移”的概念.结果表明,当摄像设备正对衬砌观测表面时,隧道衬砌病害的检出率和识别精度与其偏移值呈非线性负相关关系,识别用时由硬件及算法决定.

关 键 词：隧道衬砌;表观病害;深度学习;计算机视觉;模拟系统
中图分类号：TD 45 **文献标志码**：A **文章编号**：1005-3026(2026)02-0125-10

Tunnel Lining Disease Simulation Detection System and Platform

LIU Jin-shan[1], *LI Yuan-hai*[1], *LU Yu-jie*[2], *LIU Bo*[2]
(1. School of Mechanics & Civil Engineering, China University of Mining and Technology, Xuzhou 221116, China; 2. College of Civil Engineering, Tongji University, Shanghai 200092, China. Corresponding author: LI Yuan-hai, E-mail: lyh@cumt.edu.cn)

Abstract: The identification and detection of tunnel lining diseases are crucial for tunnel maintenance and operation safety. To develop image acquisition and software algorithms, a simulation detection system, which can be used to simulate the working environment of tunnel lining disease identification and detection, was designed and developed, and a surface disease identification and detection software for tunnel lining based on deep learning technology was developed. The two factors affecting the identification and detection effects, namely the object surface illumination and observation angle, were experimentally studied, and the concepts of “illumination offset of the object surface” and “observation angle offset” were proposed. The results show that the detection rate and identification accuracy of tunnel lining diseass when the camera equipment is facing the observation surface of the lining are non-linearly and negatively correlated with their offset values, while the identification time is determined by hardware and algorithms.

Key words: tunnel lining; apparent disease; deep learning; computer vision; simulation system

随着高性能计算机技术的快速发展,人工智能方法的应用已在全球范围内成为热点,并得到迅猛发展[1].深度学习主要被应用于计算机视觉、机器学习及自然语言处理等领域[2].该方法通过分析和提取低层特征形成更抽象的高层属性类别和特征,以发现数据的分布式规律[3],利用得到的数据特征对现存数据进行判断与识别,并对未来可能发生的变化进行预测.作为人工智能领域的热点,深度学习在土木工程领域已被应用于现场工人安全帽佩戴检测、混凝土裂缝识别以及隧道渗漏水识别[4-10]与检测等.

裂缝与混凝土脱落产生的掉块与孔洞是隧道衬砌常见的病害类型,会对隧道工程造成严重的安全隐患.对衬砌的裂缝与孔洞等病害进行识别与检测将有利于隧道工程的安全维护,对工程的长寿命运营具有重要意义[11].虽然衬砌裂缝长

收稿日期：2024-10-22
基金项目：国家自然科学基金资助项目(52274141,52108090);国家重点研发计划项目(2022YFC3003304).
作者简介：刘金杉(1995—),男,河南洛阳人,中国矿业大学硕士研究生.
通信作者：李元海,E-mail:lyh@cumt.edu.cn.

久以来便是隧道工程中常见的病害,但目前常用的裂缝检测方法仍然多为传统方式,即主要为人工巡查和手工测量,难以满足现代化隧道衬砌安全检测的需求.近年来,基于计算机视觉技术的隧道衬砌病害检测方法的软硬件研究逐渐丰富.在硬件方面,国内外已经在衬砌病害检测车与移动式检测仪方面作了许多研究[12],日本株式会社研发的智能检测车作为早期成熟的检测系统,其设计理念与工作方式对后续研究工作产生了深远的影响.在软件算法方面,日本、德国、法国以及国内包括同济大学在内的众多企业、科研机构对隧道衬砌病害识别与检测方法[13-14]方面进行了大量研究.

目前,已有学者对隧道衬砌病害的识别与检测进行研究[15-16].无论是在软件还是在硬件方面,在取得阶段性成果后的验证环节均需携带相关设备至隧道内进行实地测试,耗费大量人力物力.鉴于此,本文自主设计研制了1套隧道衬砌病害模拟检测装置以提供隧道现场模拟环境,同时编制了1套基于深度学习算法的隧道衬砌病害实时识别与检测的软件系统.上述装置与软件系统可组合为软硬件平台,借助该平台可使在实验室内进行隧道衬砌病害检测的模拟成为可能.同时,本文基于这一平台,通过实验探讨了亮度和观测角度这2个严重影响识别与检测效果的相关因素的规律.

1 隧道衬砌病害特征分析

隧道衬砌病害主要包括衬砌裂缝、渗漏水、衬砌表面剥落以及由于混凝土严重腐蚀造成的衬砌孔洞,其中衬砌裂缝和渗漏水最为常见[17].依据形态学分类,可将衬砌裂缝分为直线型、交叉型与环状裂缝[18].文献[19]给出了现有公路隧道衬砌裂缝按形态特征分类的计数统计,如图1所示.直线或近似直线型的纵向与斜向裂缝是裂缝病害的主要类型.因此,本文以直线型裂缝为特征目标,开展隧道衬砌病害的研究工作.

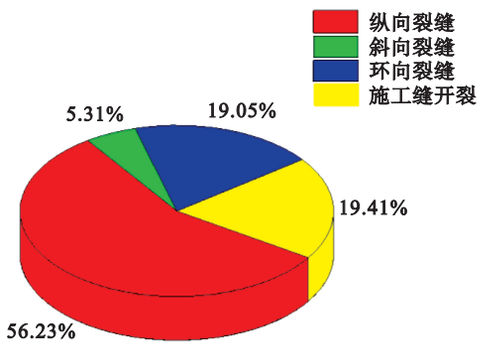


图1 不同形态公路隧道衬砌裂缝数量占比[19]

Fig. 1 Proportion of cracks with different forms in highway tunnel lining[19]

2 基于深度学习的目标检测方法

基于深度学习的目标检测与传统算法中繁杂的手动调整相比,在使用效率、泛化能力及鲁棒性等方面均具有明显优势[20].

完整的神经网络通常包含数据输入层、卷积层(进行特征提取)、池化层(压缩特征,简化复杂度)、全连接层(依据特征进行分类)和输出层.常见的卷积神经网络包括较为经典的快速区域卷积神经网络(Faster R-CNN)模型、Fast YOLO,YOLO,SSD300和SSD512模型,其中Faster R-CNN,SSD300和SSD512模型均使用VGG作为特征提取器,而SSD300和SSD512模型的区别在于输入图像的尺寸不同.模型的相关参数如表1[21]所示.

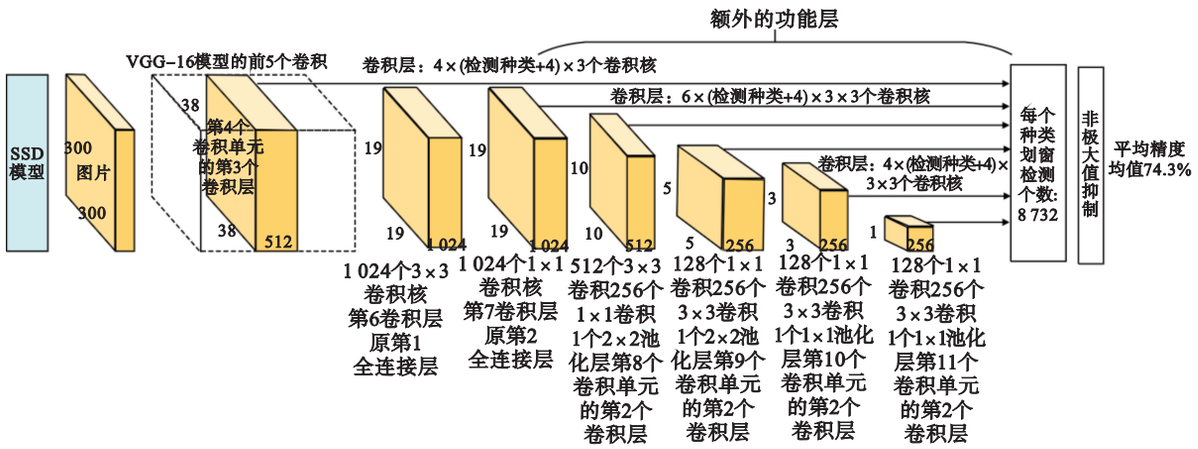
表1 几种常见神经网络参数及性能[21]

Table 1 Parameters and performance of several common neural networks[21]

模型名称	平均精度均值/%	检测帧率/(帧·s^{-1})	单批次输入量	边界框尺寸/像素	输入分辨率/像素
Faster R-CNN	73.2	7	1	6 000	1 000×600
Fast YOLO	52.7	155	1	98	448×448
YOLO	66.4	21	1	98	448×448
SSD300	74.3	46	1	8 732	300×300
SSD512	76.8	19	1	24 564	512×512
SSD300	74.3	59	8	8 732	300×300
SSD512	76.8	22	8	24 564	512×512

本文选用的SSD300模型(图2)作为经典的深度学习目标检测模型,其使用VGG16的特征提取部分,将VGG16模型的3个全连接层改编为卷积层,识别精度比YOLO高,识别时间比Faster

R-CNN高.



注:图中相乘数字均表示尺寸,单位为像素.

图2　SSD300模型网络结构

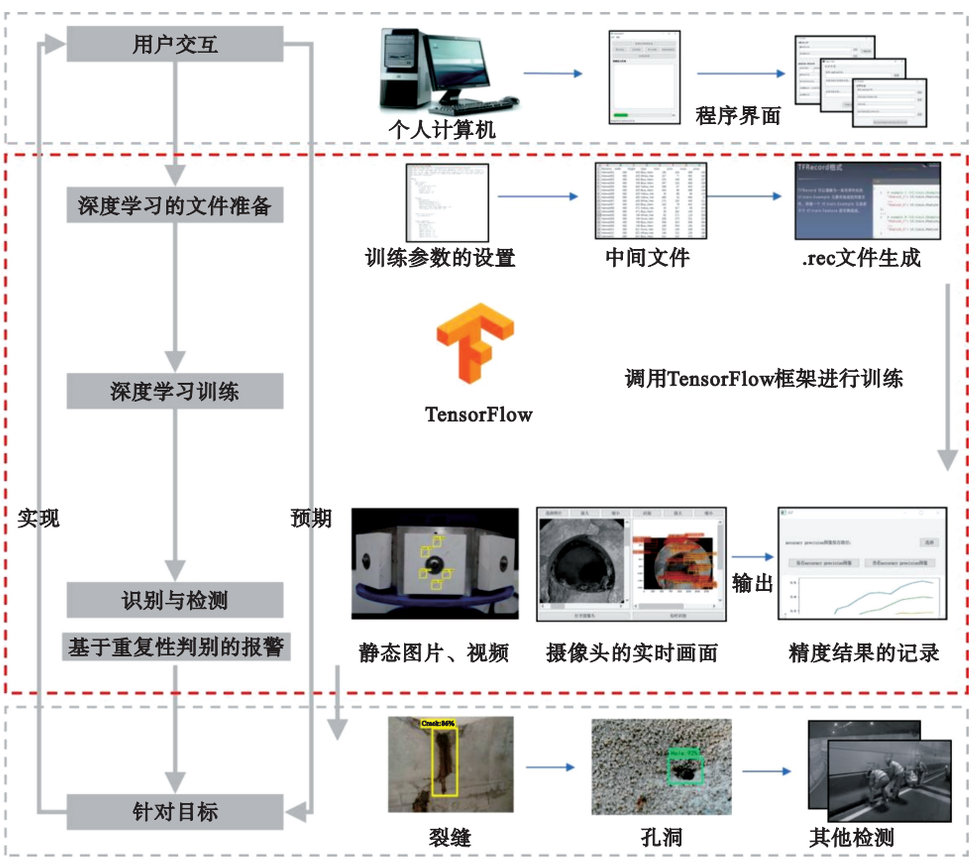
Fig. 2　Network structure of SSD300 model

3　基于TensorFlow的软件系统研制

本文所研制的程序采用模块化开发方法,将TensorFlow的目标识别全过程按工作步骤的先后顺序及任务的独立性进行分割,再使用Python语言将分割后的功能集群作为独立的功能模块进行编写,最终汇总并编译为独立可执行文件.

3.1　程序功能

程序功能如图3所示,主要模块包括深度学习训练前的文件准备、深度学习训练以及训练完成后的目标识别与检测3个部分.



注:图中“Crack”表示裂缝.

图3　程序功能

Fig. 3　Function of program

使用 TensorFlow 深度学习框架时,训练前的文件准备主要是将已分类标记的训练集与验证集图像转化为中间文件(*.xml 文件和 *.csv 文件),进而生成可直接用于深度学习训练的 *.rec 文件;深度学习训练主要调用框架内置的训练接口完成,训练完成后需要对训练结果进行再处理,本文将该过程称为训练结果的“固定”;目标的实时识别与检测可基于静态图像文件、视频文件或实时调用摄像头来实现.

程序的特色功能还包括识别出特征目标病害后的报警功能.本文基于 TensorFlow 框架,通过 Python 语言编程实现了利用现场摄像头的衬砌病害目标实时识别与框选,并可发出报警提示的功能.

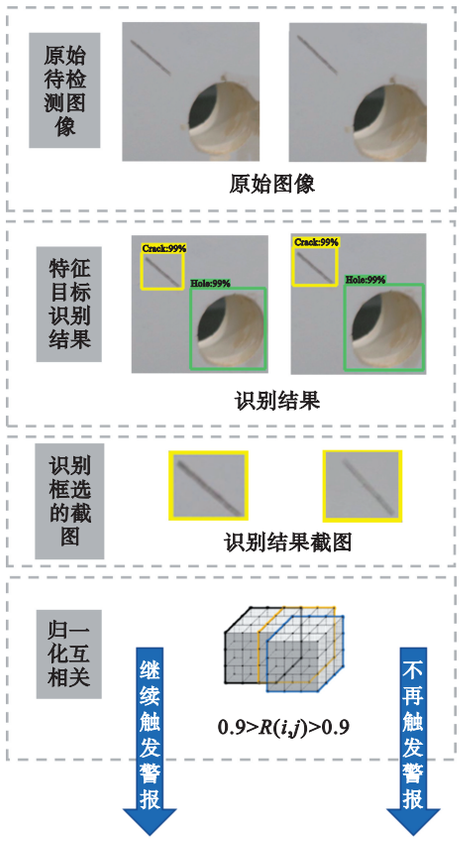
为判别新检测到的病害是否已触发过警报,自研软件通过将识别到的特征病害框选区域进行截图处理,将每 1 帧的框选区域与上 1 帧同一框选区域根据灰度相关方法中的归一化互相关算法进行图像相关性分析,其相似性度量定义方法如下:

$$R(i,j)=\frac{\sum_{m=1}^{M}\sum_{n=1}^{N}\left[S_{i,j}(m,n)T(m,n)\right]}{\sqrt{\sum_{m=1}^{M}\sum_{n=1}^{N}\left[S_{i,j}(m,n)\right]^2}\sqrt{\sum_{m=1}^{M}\sum_{n=1}^{N}\left[T(m,n)\right]^2}}.\quad(1)$$

式中:R 为相似性的度量值,R 值越大,表示两幅图的相似性越大;T 为模板图;S 为搜索图;M 和 N 分别为模板图的尺寸像素,包含 m 和 n 的双重求和表示遍历每个像素点;i,j 表示相对定位坐标.将模板图 T 在搜索图 S 上平移,模板图覆盖下的搜索图为 $S_{i,j}$.式中分子是搜索图和模板图的相关性,会随 (i,j) 的变化而变化;分母的第 1 项是搜索图 S 的总度量,第 2 项是模板图 T 的总度量.当 T 与 $S_{i,j}$ 完全匹配时,R 值达到 1 为最大.经过测试,当 $R>0.9$ 时,可判定为相同病害,此时新病害的重复误报率较低.图 4 为重复触发警报判别方法原理解释.

3.2 功能的实现

软件系统由与用户直接交互的界面和后台专业算法组成.其中,UI 界面通过 Qt Designer 插件进行开发,经 Pycharm 开发环境的转换接口转换为 Python 脚本文件,完成编译运行.自研软件将多维度并行运行的思路引入基于 TensorFlow 的深度学习软件开发中,克服了不同事件无法并行运行的困难,使深度学习方法封装为独立可运行程序成为可能,如图 5 所示.



注:图中“Crack”表示裂缝;“Hole”表示孔洞.

图 4 重复触发警报判别方法

Fig. 4 Discriminant method for repeatedly triggered alarms

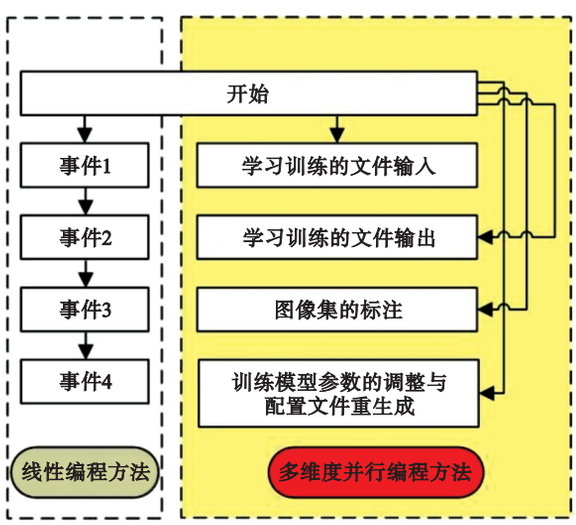


图 5 线性与多维度并行编程方法

Fig. 5 Linear and multidimensional programming methods

程序相关功能界面如图 6 所示,包括 TensorFlow 目标识别方法涉及的操作流程:①图像集的构建与特征目标物的标注;②深度学习参数文件的生成;③训练所需文件的预生成;④基于 TensorFlow 框架的模型训练;⑤训练结果文件

的输出；⑥基于训练结果的特征目标识别.

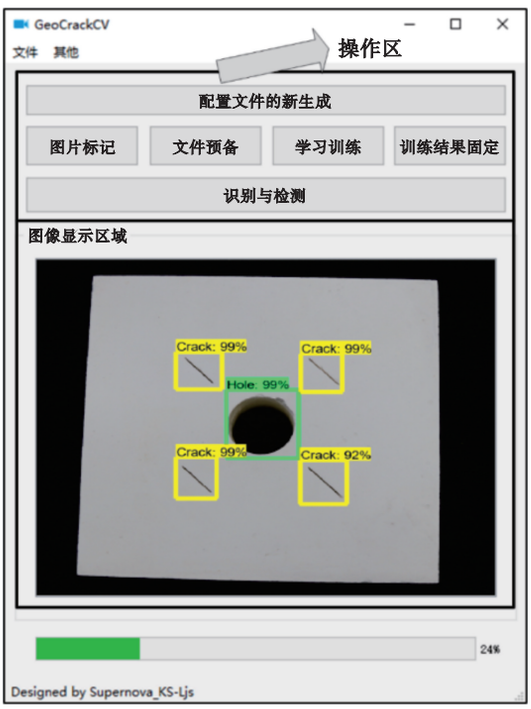


图 6　病害识别与检测软件系统

Fig. 6　Disease identification and detection software system

为进行模拟实验，将石膏与水按一定比例混合制作含有特征裂缝与孔洞的试块，制作流程如图 7 所示. 为排除光照、观测角度及其他干扰因素的影响，并验证程序功能，垂直于含特征目标试块的表面拍摄 2 000 张图像，经适当裁剪与压缩后作为深度学习训练使用的图像集. 神经网络模型采用 SSD_MobileNet_V1，初始学习率设为 0.001，总迭代 3 000 次. 按照基于深度学习的目标识别全流程，从图像特征目标标记至根据训练结果的识别与检测进行完整测试.

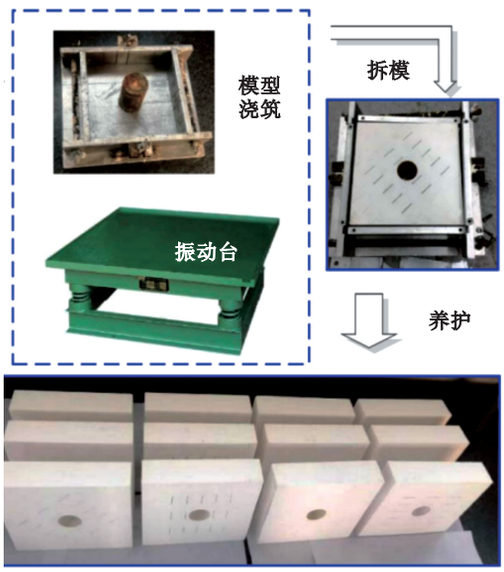
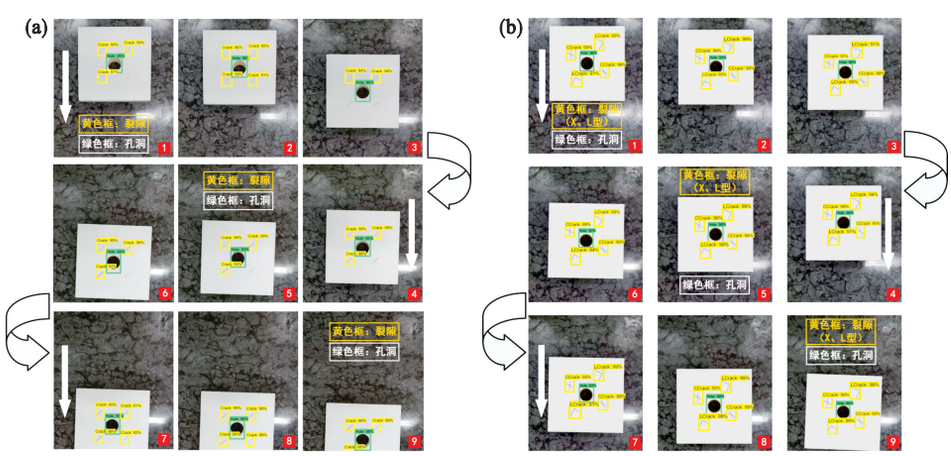


图 7　含预制病害试块制作流程

Fig. 7　Preparation flow of specimens with prefabricated diseases

经实验测试获得的试块表面病害识别与检测效果如图 8 所示. 结果表明，所编制程序可以完整执行基于深度学习的目标识别全过程，并且可适用于静态图像、视频文件及基于流媒体的实时识别与检测，同时可针对检测目标发出实时警报. 由于实际隧道环境昏暗多尘、结构复杂，为保证所建立图像集的质量，直接获取的图像需要经过清晰度增强、对比度增强以及图像锐化等算法的处理. 为测试软件的可用性，本文实验图像均在实验室内的理想环境下获取.



注：图中 LCrack 表示 L 型裂缝；CCrack 表示 X 型裂缝.

图 8　特征目标识别效果

Fig. 8　Feature target identification effect

(a)—直线型裂缝；(b)—X 型裂缝与 L 型裂缝.

4 隧道衬砌病害模拟检测装置

4.1 检测方式与模拟方法

现有服务实际工程的隧道衬砌病害检测设备多为搭载了信息采集探测装置且可沿隧道移动的检测装置(图9[22]).这种病害检测方式的工作场景有以下2个特点:①检测装置与隧道衬砌间为连续相对移动;②信息采集探测装置与隧道衬砌表面的相对位置保持近乎垂直.分别分析这两个特点并对比文献[23]在这方面的研究工作,本文研制了隧道衬砌病害模拟检测装置(以下简称"模拟实验装置"),旨在完成对隧道衬砌病害实际检测环境的实验室模拟,以便进行室内实验研究.

在实际隧道衬砌病害检测方法中,衬砌处于静止状态,检测车或检测仪为运动状态.这种方式在实验室有限空间内应用具有局限性,因此,本文将图像采集设备设为静止状态,而隧道模拟衬砌作为运动体持续旋转,从而实现图像采集设备与隧道模拟衬砌在有限空间内连续相对运动的模拟.

4.2 模拟实验装置

4.2.1 结构组成

本文研制的模拟实验装置主要部件包括八边形物料架、旋转托盘、变频电机、转接轴、减速器、辅助夹具以及支座等,如图10所示.物料架作为固定模拟衬砌的基座,其内切圆半径为520 mm,每个面的尺寸为200 mm×200 mm,开有1个圆孔与4个腰圆孔作为辅助夹具的固定孔位.圆形旋转托盘材质为低碳钢,直径为620 mm,经过减重设计,作为支撑模拟衬砌的主要结构.电机位于支座中央,为西门子2.2 kW三相异步变频调速电机,其额定转速为1 500 r/min.支座为纯钢材料,作为竖向支撑的4根立杆与上下支撑圆盘形成"笼式"结构,下部为具有调平功能的脚垫.放置好后,地面距离物料架的中心高度差约为1 m.

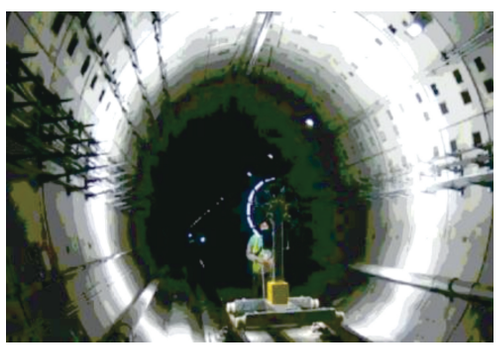


图9 现有隧道病害检测装置[22]

Fig. 9 Existing tunnel disease detection device[22]

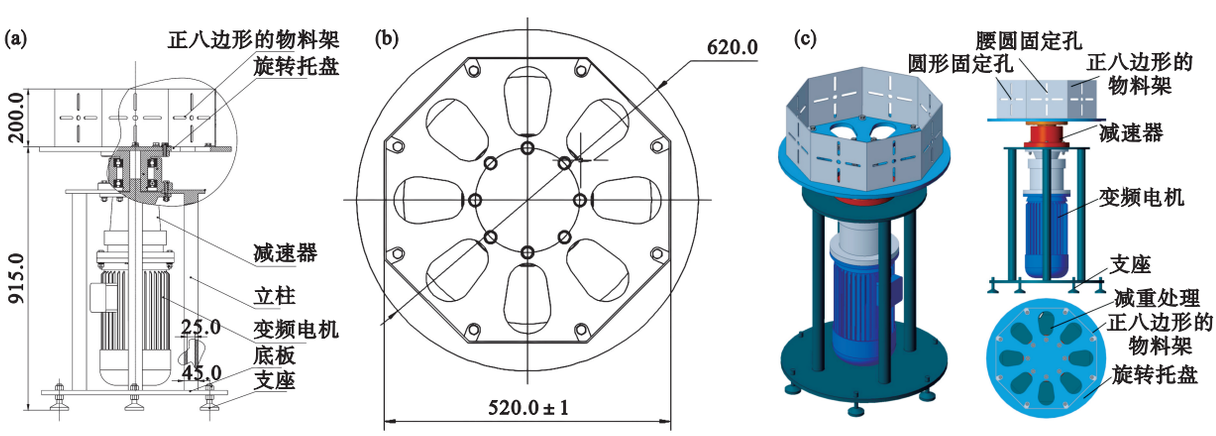


图10 隧道衬砌病害模拟检测装置 (单位:mm)

Fig. 10 Tunnel lining disease simulation detection device(unit:mm)

(a)—主视图;(b)—俯视图;(c)—效果图.

除模拟实验装置外,基于计算机视觉的隧道衬砌病害模拟检测装置还包括图像采集装置,如电荷耦合器件(CCD)相机、数字照相机等,以及图像存储与计算设备.模拟实验系统提供了隧道衬砌病害检测的环境模拟方式,可进行静态图像、视频文件的采集,或直接通过实时摄像进行在线识别测试.

在室内模拟隧道衬砌病害智能检测技术研究中,衬砌病害目标的模拟是关键问题之一.为此,本文提出2种模拟方法:①使用含有特征病害(如裂缝)目标的打印纸带;②采用含有特征病害的预制类衬砌试块.其中,含有特征目标物的纸带可根据现场拍摄的衬砌图像打印而来,贴于正八边形的物料架外表面;含有特征目标物的预制试块则可由石膏、水泥砂浆或通过3D打印根据特定模具制作而来,由辅助夹具(图11)固定于物

料架外侧.

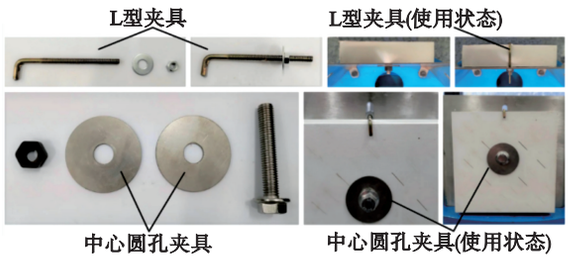


图 11　试块固定夹具

Fig. 11　Fixtures for test blocks

4.2.2　检测仪模拟运动速度计算

本文研制的模拟实验装置中,模拟衬砌围绕装置的中心轴作圆周运动,其与图像采集设备间的相对运动速度即为其圆周运动的线速度.旋转托盘的转速与模拟检测车或检测仪在隧道内的行驶速度间的关系为

$$v=\omega\times 2\pi r\times 60\times 10^{-6}. \tag{2}$$

式中:v为模拟的检测车在隧道内行驶速度,km/h;ω为实验装置的转速,r/min;r为正八边形物料架的内切圆半径,mm.按模拟实验装置的设计最大转速 50 r/min 计算,可模拟实际检测车最大行驶速度为 10 km/h.

4.3　实验模拟测试

模拟测试采用预制试块进行.首先,使用辅助固定夹具将预制有特征目标孔洞与裂缝的试块固定于正八边形物料架外侧,如图 12 和图 13a 所示,安装并接通所有设备;然后,调整图像采集设备的高度与焦距,使预制试块尽可能充满相机视场,使用数码相机作为图像采集设备,便携式计算机作为图像临时存储与处理的终端,本次测试模拟检测设备以 4 km/h 的速度在隧道内行驶,对应实验装置的转速为 20 r/min;随后,将数码相机设置为录像模式,缓慢转动调速器旋钮,使旋转托盘转速逐渐从 0 r/min 增至 20 r/min,保持此转速持续录像 2 min;最后,将相机设置为单张拍摄模式,缓慢转动调速器旋钮,使旋转托盘转速逐渐从 20 r/min 减至 5 r/min,保持此转速持续拍摄静态图像 50 张,图像采集过程中,使用自编软件可进行静态图像与视频文件中目标的实时识别.

与实际工程的检测对比可知,若含有特征目标物的纸带包含的图像信息与实际工程较为接近,则获得的静态图像或视频与现场拍摄获得的相近.因此,对于采用实际衬砌病害图像打印在纸带上作为目标物的模拟方法,可根据现有衬砌病害图像采集原理,将事先采集好含有裂缝等病害的衬砌图像打印在 200 mm 宽的纸带上,并贴于正八边形的物料架外侧(图 13b).当物料架开始旋转时,即与摄像采集设备形成连续的相对运动关系,此时获得的图像或视频等信息与实际病害检测工程中获取的信息比较接近,以此可用于近似模拟隧道衬砌病害的实际检测场景.

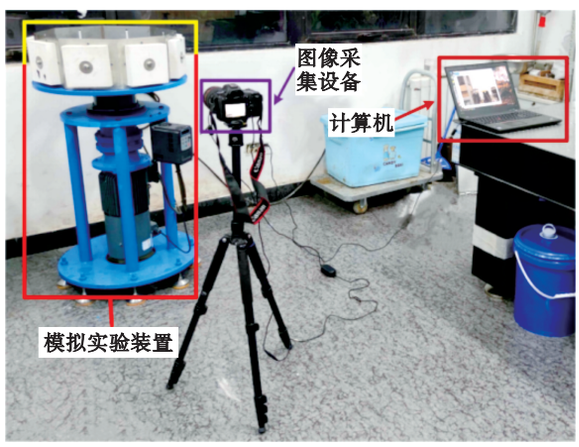
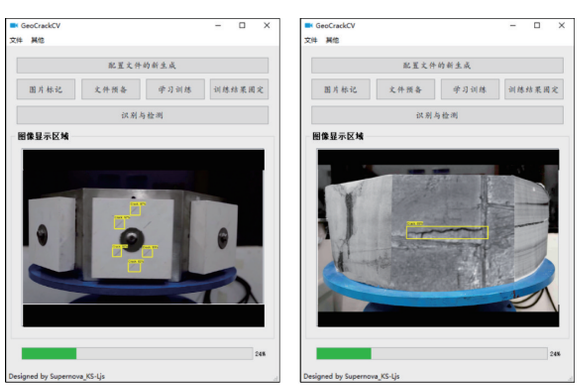


图 12　模拟实验系统

Fig. 12　Simulation experiment system



(a)　(b)

图 13　隧道衬砌裂缝模拟测试结果

Fig. 13　Simulation test results of tunnel lining cracks

(a)—模拟试块;(b)—衬砌图像.

5　影响因素的实验研究

完成模拟检测装置测试以及软件的可靠性与效果验证后,对病害识别的影响因素进行了初步探究.

影响从工程现场获得的真实衬砌图像检测效果有 2 个主要因素:①光线条件.投入使用前的施工阶段,隧道内光照条件一般较差,采集到图像的初始亮度较低,施工完毕进入使用阶段,使用采集设备自带照明时,因光源条件较固定,采集到图像的初始亮度较恒定.②拍照角度.在实际图像采集过程中,照相或摄像镜头轴线常与衬

砌表面接近垂直状态,获得的图像所包含的目标物为近似对正状态.

这2个因素造成了深度学习模型的训练图像集在亮度与观测角度2个维度上的单一性,将会影响基于此训练结果的泛化能力.为定量研究这2个维度与识别效果的关系,基于上述模拟实验装置与自编软件,采用自制隧道模拟衬砌进行相关实验研究.

5.1 亮度因素

图像亮度是指画面的明亮程度,主要取决于物体表面的照度[17],其与光源的亮度成正比与光线照射距离的平方成反比.

$$E=\frac{I}{D^2}. \tag{3}$$

式中:E为物体表面的照度;I为光源的亮度;D为光线照射距离.

图像采集设备感光元器件的光电成像过程决定了图像的清晰度.当物体表面的照度较低时,反射进入感光元器件的光线能量不足,光电成像过程不充分,获取图像的清晰度较低;反之,当物体表面的照度较高时,获取图像的清晰度较高.但光电转换特性为非线性,随着物体表面照度的升高,图像清晰度亦呈现非线性增加趋势.由此可知,光照条件通过影响图像清晰度,进而对训练图像集的质量产生影响.

针对上述现象,本文将训练集图像中物体表面的照度平均值定义为初始照度(E_O),将目标检测物的照度定义为目标照度(E_T).初始照度的计算方法如下:

$$E_O=\frac{\sum_{n=1}^{t}E_n}{t}. \tag{4}$$

式中:E_O为初始照度,lx;E_n为第n张图像目标物的物面照度,lx;t为图像集中的总图像数.

将E_T与E_O的差值定义为照度偏移(ΔE),表示训练集图像与目标检测物的照度差异.

以下实验均采用自行配制的病害模拟材料拍摄的图像集.首先,在环境照度为2 klx的情况下拍摄2 000张图像作为训练集,训练得到结果文件;然后,采集多张不同环境光线强度的待测物图像(照度分别为0.1,0.5,1,1.5,2,4,6,8,10 klx)作为待测图集;最后,采用自编程序进行待检测目标物的检测效果测试.识别效果如图14所示.

基于深度学习的目标检测效果评价指标主要包括目标物的检测数量与检测训练集标记数量的比值(检出率F)、目标物检测正确数量与总数量的比值(识别精度P)与检测图像的平均速度(识别用时).本文训练与测试环境为64位Windows 10操作系统、Core i7−12700F CPU,32 GB内存、RTX 3060 Ti显卡.

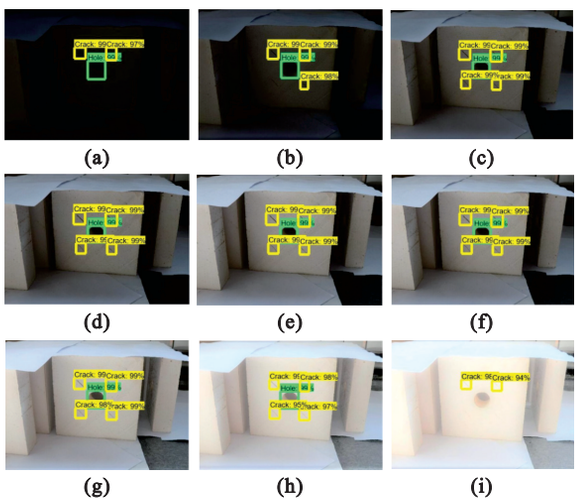


图14 不同物面照度下的识别效果

Fig. 14 Recognition effect under different object surface illumination

(a)—0.1 klx;(b)—0.5 klx;(c)—1 klx;(d)—1.5 klx;(e)—2 klx;(f)—4 klx;(g)—6 klx;(h)—8 klx;(i)—10 klx;

本次实验检出率、识别精度与照度偏移的关系如图15所示.

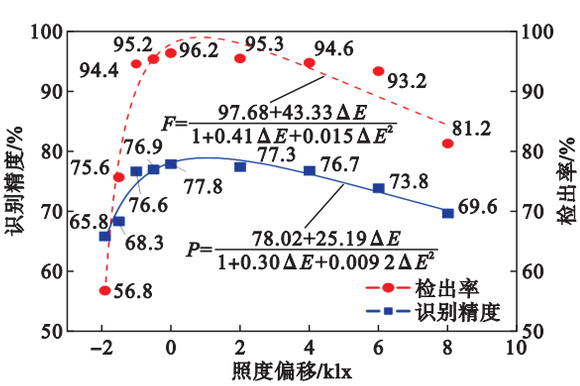


图15 照度偏移与检测效果的关系

Fig. 15 Relationship between illumination offset and detection effect

由图15可知,随照度偏移增大,检出率与识别精度降低,呈负相关关系.利用X−Y坐标系进行拟合,检出率与照度偏移间的关系满足$F=(97.68+43.33\Delta E)/(1+0.41\Delta E+0.015\Delta E^2)$,识别精度与照度偏移间的关系满足$P=(78.02+25.19\Delta E)/(1+0.30\Delta E+0.009\,2\Delta E^2)$.此外,在极低光照强度($0.1\Delta E$−1.9 klx)条件下,图像及目标物

的可见度和清晰度过低,造成上述指标出现明显劣化现象.本组实验的检测用时(输出结果所消耗时间)均在0.110 s左右,从侧面反映出识别用时仅与模型本身及硬件条件有较大关联.

5.2　观测角度

不同的观测角度将导致同一待测物呈现出不同的形态,包括但不限于水平及竖直方向的压缩和拉伸以及2种变形的组合,如图16所示.

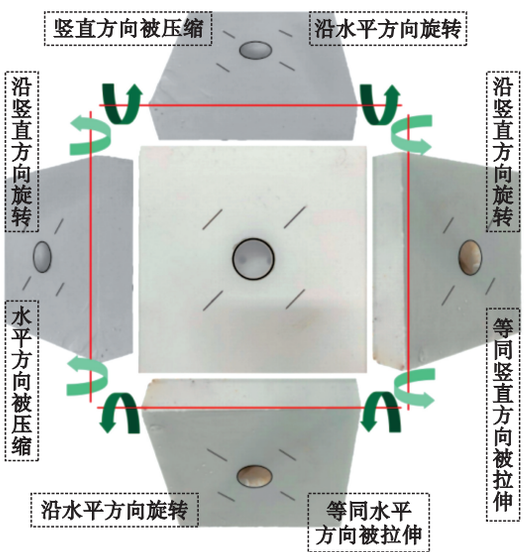


图16　不同观测角度的图像变化

Fig. 16　Image variation from different observation angles

在实际工程检测中,图像采集设备是1套由多台相机组成的环形装置,每组相机正对隧道衬砌内侧进行扫描拍照(图9),该方式决定了图像的采集均为垂直物体表面进行.使用这种观测角度单一的图像作为训练集,将显著降低训练结果的鲁棒性.鉴于此,开展了观测角度与识别效果的相关性研究.

定义相机镜头轴线与被拍摄物体表面夹角为观测角,即正对物体进行拍摄时观测角为90°;将用于训练的图像集观测角度平均值定义为初始观测角(θ_O),目标检测物的观测角度定义为目标观测角(θ_T).初始观测角计算方法如下:

$$\theta_O=\frac{\sum_{n=1}^{t}\theta_n}{t}. \tag{5}$$

式中:θ_O为初始观测角,(°);θ_n为第n张图像的观测角,(°).

将初始观测角(θ_O)与目标观测角(θ_T)的差值定义为观测角偏移($\Delta\theta$),表示训练集图像与目标检测物之间的观测角差异.

使用4.2节所述的硬件环境,控制除观测角以外的其他变量不变.首先,采集2 000张观测角为90°的图像作为训练集,训练得到结果文件;然后,间隔15°,拍摄多组不同观测角的图像作为待测图像;最后,采用与5.1节探究实验类似的步骤,利用自编程序进行识别与检测效果的验证.

本次实验的检出率、识别精度、识别用时与观测角偏移的关系如表2所示.

表2　观测角偏移与检测效果

Table 2　Deviation of observation angle and detection effect

观测角/(°)	观测角偏移/(°)	检出率/%	识别精度/%	识别用时/s
15	75	—	—	—
30	60	5.1	10.3	0.111
45	45	46.4	52.7	0.110
60	30	83.2	76.9	0.109
75	15	90.7	77.8	0.111
90	0	96.2	77.8	0.112

由表2可知,观测角偏移对检测效果的影响非常明显.随着观测角偏移增大,检出率与识别精度均呈现非线性下降趋势,且在观测角偏移大于30°时,两个指标均出现显著降低;在观测角偏移超过60°时,几乎无法正确检测出预期目标.在观测角度这一影响因素的研究中,识别用时仍然保持稳定.

6　结　　论

1)通过交换图像采集装置与隧道衬砌的相对运动关系,研制了隧道衬砌病害模拟检测装置,建立了基于计算机视觉的实际隧道衬砌病害识别与检测的室内模拟实验平台.

2)基于TensorFlow框架和Python语言,研究编制了隧道衬砌病害的目标识别与检测程序,实现了对视频文件和实时摄像特征目标病害的实时识别及首次出现的报警功能.

3)分析了物面照度与观测角度对衬砌病害识别的影响,定义了照度偏移和观测角偏移2个概念,实验得出检出率、识别精度与照度偏移、观测角偏移呈非线性负相关关系,而检测用时保持稳定的规律.

参考文献:

[1] 周中, 闫龙宾, 张俊杰, 等. 基于深度学习的公路隧道表观病害智能识别研究现状与展望[J]. 土木工程学报, 2022, 55(sup2): 38-48.

(Zhou Zhong, Yan Long-bin, Zhang Jun-jie, et al.Review and prospect of intelligent identification of apparent diseases in highway tunnels based on deep learning[J]. *China Civil Engineering Journal*, 2022, 55(sup2): 38-48.)

[2] LeCun Y, Bengio Y, Hinton G. Deep learning[J]. *Nature*, 2015, 521(7553): 436-444.

[3] Huang H W, Li Q T, Zhang D M. Deep learning based image recognition for crack and leakage defects of metro shield tunnel [J]. *Tunnelling and Underground Space Technology*, 2018, 77: 166-176.

[4] Xue Y D, Li Y C. A fast detection method via region-based fully convolutional neural networks for shield tunnel lining defects [J]. *Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering*, 2018, 33(8): 638-654.

[5] Fang Q, Li H, Luo X C, et al. Detecting non-hardhat-use by a deep learning method from far-field surveillance videos [J]. *Automation in Construction*, 2018, 85: 1-9.

[6] Asakura T, Kojima Y. Tunnel maintenance in Japan [J]. *Tunnelling and Underground Space Technology*, 2003, 18 (2/3): 161-169.

[7] Liu J, Zhao Z Y, Lyu C S, et al. An image enhancement algorithm to improve road tunnel crack transfer detection [J]. *Construction and Building Materials*, 2022, 348: 128583.

[8] Maraveas C, Vrakas A A. Design of concrete tunnel linings for fire safety [J]. *Structural Engineering International*, 2014, 24(3): 319-329.

[9] Lai J X, He S Y, Qiu J L, et al. Characteristics of seismic disasters and aseismic measures of tunnels in Wenchuan earthquake [J]. *Environmental Earth Sciences*, 2017, 76 (2): 94.

[10] Lai J X, Qiu J L, Fan H B, et al. Structural safety assessment of existing multiarch tunnel: a case study [J]. *Advances in Materials Science and Engineering*, 2017, 2017: 1697041.

[11] 朱合华, 王曙光, 彭立敏, 等. 城市轨道交通地下结构性能演化与感控基础理论综述[J]. 南京工业大学学报(自然科学版), 2021, 43(3): 273-283, 310.
(Zhu He-hua, Wang Shu-guang, Peng Li-min, et al. Review on fundamental theory for the performance evolution and sensing-control of urban metro structures[J]. *Journal of Nanjing Tech University (Natural Science Edition)*, 2021, 43(3): 273-283, 310.)

[12] Deng J H, Lu Y, Lee V C. Imaging-based crack detection on concrete surfaces using You Only Look Once network [J]. *Structural Health Monitoring*, 2021, 20(2): 484-499.

[13] 江桁, 刘学增, 朱合华. 基于隧道快速检测车数据的公路隧道衬砌开裂识别模型研究[J]. 现代隧道技术, 2020, 57 (5): 61-65.
(Jiang Heng, Liu Xue-zeng, Zhu He-hua. Research on crack identification of highway tunnel linings based on data obtained from the testing vehicle [J]. *Modern Tunnelling Technology*, 2020, 57(5): 61-65.)

[14] Xue Y D, Cai X Y, Shadabfar M, et al. Deep learning-based automatic recognition of water leakage area in shield tunnel lining [J]. *Tunnelling and Underground Space Technology*, 2020, 104: 103524.

[15] Sun H L, Xu Z W, Yao L B, et al. Tunnel monitoring and measuring system using mobile laser scanning: design and deployment[J]. *Remote Sensing*, 2020, 12(4): 730.

[16] 刘宇, 王鹏宇, 王述红, 等. 隧道结构病害机理及理论量化方法[J]. 东北大学学报(自然科学版), 2019, 40(8): 1185-1190.
(Liu Yu, Wang Peng-yu, Wang Shu-hong, et al. Disease mechanism and theoretical quantification method of tunnel structure [J]. *Journal of Northeastern University (Natural Science)*, 2019, 40(8): 1185-1190.)

[17] 刘金杉. 基于计算机视觉的隧道衬砌病害实时检测系统初探[D]. 徐州: 中国矿业大学, 2020.
(Liu Jin-shan. Preliminary study on real-time detection system of tunnel lining defects based on computer vision [D]. Xuzhou: China University of Mining and Technology, 2020.)

[18] 李元海, 靖洪文. 基于数字散斑相关法的变形量测软件研制及应用[J]. 中国矿业大学学报, 2008, 37(5): 635-640.
(Li Yuan-hai, Jing Hong-wen. Software development of a digital speckle correlation method and its application [J]. *Journal of China University of Mining & Technology*, 2008, 37(5): 635-640.)

[19] 叶剑可, 林志, 缪存雀, 等. 运营公路隧道典型病害调查分析及控制措施研究[J]. 现代隧道技术, 2018, 55 (sup2): 981-988.
(Ye Jian-ke, Lin Zhi, Miao Cun-que, et al. Investigation and analysis of typical diseases and control measures in operating highway tunnels [J]. *Modern Tunnelling Technology*, 2018, 55(sup2): 981-988.)

[20] Farahani B V, Barros F, Sousa P J, et al. A coupled 3D laser scanning and digital image correlation system for geometry acquisition and deformation monitoring of a railway tunnel [J]. *Tunnelling and Underground Space Technology*, 2019, 91: 102995.

[21] Liu W, Anguelov D, Erhan D, et al. SSD: single shot multibox detector [C]//Computer Vision-ECCV 2016. Cham: Springer, 2016: 21-37.

[22] Huang H W, Sun Y, Xue Y D, et al. Inspection equipment study for subway tunnel defects by grey-scale image processing [J]. *Advanced Engineering Informatics*, 2017 (32): 188-201.

[23] 李庆桐, 黄宏伟, 薛亚东, 等. 隧道衬砌图像清晰度影响因素的模型试验研究[J]. 岩石力学与工程学报, 2017, 36 (sup2): 3915.
(Li Qing-tong, Huang Hong-wei, Xue Ya-dong, et al. Model test study on factors affecting image sharpness of tunnel lining[J]. *Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering*, 2017, 36(sup2): 3915.)