

文章编号:1005-0930(2023)06-1461-016 中图分类号:U457 文献标识码:A
doi:10.16058/j.issn.1005-0930.2023.06.007

融合机器视觉与性能分析的运营盾构隧道 结构安全状态评价

周鸣亮^{1,2}, 汪长松^{1,3}, 黄宏伟^{1,2}, 程文¹,
邵华⁴, 张东明^{1,2}

(1.同济大学土木工程学院地下建筑与工程系,上海 200092;2.同济大学,岩土及地下工程教育部重点实验室,上海 200092;3.同济大学,上海自主智能无人系统科学中心,上海 200092;4.上海地铁维护保障有限公司,上海 200070)

摘要:在地铁盾构隧道运维过程中,隧道结构变形和衬砌表观病害是常见的两大类结构安全状态评价指标.为了平衡专家评价的主观性和物理力学模型的客观性,提出了融合机器视觉结构病害检测信息和不同病害下结构性能分析的隧道安全状态评价方法,基于隧道工程专家对于不同分类病害权重比例的评估,同时综合了位置、面积、体积等细化指标对于各项病害的加权影响.该评价方法以移动激光扫描获取的三维点云作为数据基础,通过椭圆拟合计算出盾构隧道横断面的收敛变形值、椭圆度以及环间错台值,采用提出的深度学习模型对衬砌表观的渗漏水及剥落病害进行自动化识别和量化,基于有限元数值模拟分析量化了渗漏水以及剥落病害在不同位置的安全状态权重,并通过信息熵法确定了横向收敛变形以及椭圆度两种病害的权重,得到了隧道结构安全状态评价公式.最后采用无监督机器学习 Kmeans++ 聚类算法得到了安全状态分级的阈值,现场实例验证结果表明,提出的评价方法在效率、客观、全面性等方面均体现了一定的优越性,能够为盾构隧道维保部门制定运维决策提供参考.

关键词:盾构隧道;机器视觉;深度学习;结构病害识别;结构安全评价

目前,随着我国城市化快速发展,城市人口以及城市交通流量持续增加,我国的城市轨道交通运营线路长度以及客运量均呈现出大幅度的增长趋势.盾构法施工的预制装配式衬砌结构是城市地铁隧道的最主要结构形式,随着地铁盾构隧道运营时间的增长和内外环境的影响,盾构隧道管片结构会出现结构变形、渗漏水、剥落等病害,这为地铁轨道的运营安全带来了严重的隐患^[1-2].如果不能及时开展运营期隧道结构病害的检测和维

收稿日期:2023-05-14;修订日期:2023-09-13

基金项目:国家重点研发计划项目(2021YFB2600804);上海申通地铁集团有限公司科研计划项目(JS-KY22R005-3);上海市科技创新行动计划技术标准项目(22DZ2206200);同济大学学科交叉联合攻关项目(2023-2-YB-07,2022-3-YB-12)

作者简介:周鸣亮(1988—),男,副教授.E-mail:zhoum@tongji.edu.cn

通信作者:汪长松(1997—),男,博士研究生.E-mail:2211053@tongji.edu.cn

护,将有可能造成重大的经济损失,甚至人员伤亡.隧道结构安全状态评价等级作为一种综合性的结构服役性能鉴定指标,能够相对客观地通过分析病害量化指标与结构安全稳定性之间的相关性,直观表达当前隧道结构的安全性能状态,指导后续的隧道治理措施,从而有效防治隧道结构发生不可逆的损伤^[3-5].

通过某些病害指标的量值对隧道结构当前的安全状态进行客观准确地判断,是一种典型的多指标综合评价问题,也是隧道管理人员进行维保决策的重要理论支撑^[6-7].极限承载力、可靠度指标、强度折减系数等在一定程度上能够对隧道结构当前的安全状态进行评价,但隧道结构安全状态是一个外延不太明确却内涵丰富的概念.运营盾构隧道结构的安全状态与病害指标的量值紧密相关,但这些指标之间本身存在着随机性以及模糊性,较难通过单一的结构性能指标或病害特征来描述.常用的专家评价法结合了专业人员的科学背景以及工程经验,通过结合主观经验对各类病害进行权衡取舍.李晓军等^[8]提出的地铁盾构隧道安全综合性评价方法(TSI),考虑了横向收敛变形、纵向沉降变形、裂缝、渗漏水等隧道结构病害,以专家评价法的结果作为基准,提出了隧道适用性指标.然而,TSI方法未能考虑病害的位置、体积等量化信息对结构性能影响的综合指标,专家的经验判断难以对病害细化指标的相对权重进行选取,需通过数值分析来确定不同病害对结构性能的影响^[9-12].值得注意的是,基于物理力学的数值分析也无法准确评价隧道结构的安全状态^[13-15],为实现盾构隧道结构安全状态的智能感知与精准评价,亟需将前沿感知技术和结构性能分析方法进行交叉融合,保障地铁盾构隧道长寿命安全运营.

近年来,以机器视觉技术为核心的新型隧道病害检测方式快速发展,主要将高分辨率的线阵相机或者移动激光扫描搭载在移动式检测小车上,可以随着隧道中的轨道或者轴线前行,实现隧道衬砌表观和轮廓信息的获取,采用各种深度学习算法实现衬砌病害的高精度高效率检测^[16-20].近年来,国内外多家研究机构和公司研发了一系列隧道机器视觉检测系统,比如德国 SPACETEC 研发的 TS3 三维激光检测系统,该系统通过三维激光和红外线对隧道衬砌结构的腐蚀、剥落、裂缝、渗漏水等病害实现 360°无损检测^[21],瑞士 Amberg 公司研发了基于线阵 CCD 相机的 GRP5000 系统,可在 2~4km/h 时速下获取高清晰的图像^[22],同济大学研制的 MTI-100 检测系统采用多个线阵 CCD 相机和补光系统,该检测系统在 5km/h 设计速度下的裂缝分辨精度可达到 0.3mm,且能量化隧道衬砌裂缝、混凝土剥落和渗漏水病害^[23].随着隧道快速自动化检测设备的推广,深度学习在隧道衬砌图像病害的智能检测算法中的应用也越来越广泛,已有学者将深度学习技术运用在渗漏水、裂缝和混凝土剥落等病害识别和量化上^[24-25],对比传统算法具有优良的泛化能力和鲁棒性.

笔者以移动激光扫描获取的三维点云作为数据基础,基于深度学习算法智能化识别、分割与量化盾构隧道结构病害特征,通过综合专家评价主观性与物理力学模型客观性,建立起量化病害信息与结构安全状态之间的相关关系,提出一种简单有效的隧道安全综合性评价方法,技术路线包括隧道点云数据处理、结构病害自动识别及量化提取、病害相对权重的确定、分级指标的确定和实例验证(图 1).

1 基于机器视觉的结构病害自动化检测方法

为了解决传统站式结构的变形检测手段效率低的问题,采用移动激光扫描技术作为一

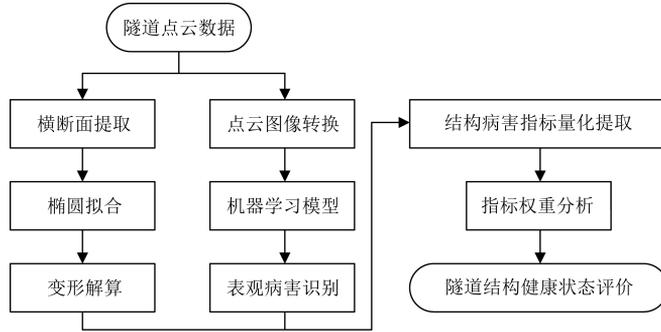


图1 基于移动激光扫描技术的盾构隧道结构安全状态评价流程

Fig.1 Flow diagram of shield tunnel structure health evaluation based on mobile laser scanning technology

种新型的隧道病害机器视觉检测方法,每秒可以采集上百万个激光点云数据,通过与移动检测小车进行集成,能够实现隧道区间内全断面的扫描,极大提升了结构病害检测的效率以及自动化程度^[26-29].基于移动激光扫描技术,所得的点云数据是海量离散点的集合,每一个点包含了4个维度的信息(X, Y, Z, I),分别对应每一个点的三维空间坐标以及激光强度值(图2).激光强度值主要与物体表面的反射率、入射角以及测量距离等参数相关,可以反映出隧道表观的颜色特征,为表观病害的识别量化研究提供了数据基础.移动激光扫描仪以恒定检测速度采集得到隧道结构的点云数据,根据获得的隧道衬砌点云数据,采用相关的断面提取和表观病害提取算法,可实现对盾构隧道的结构变形病害和表观病害

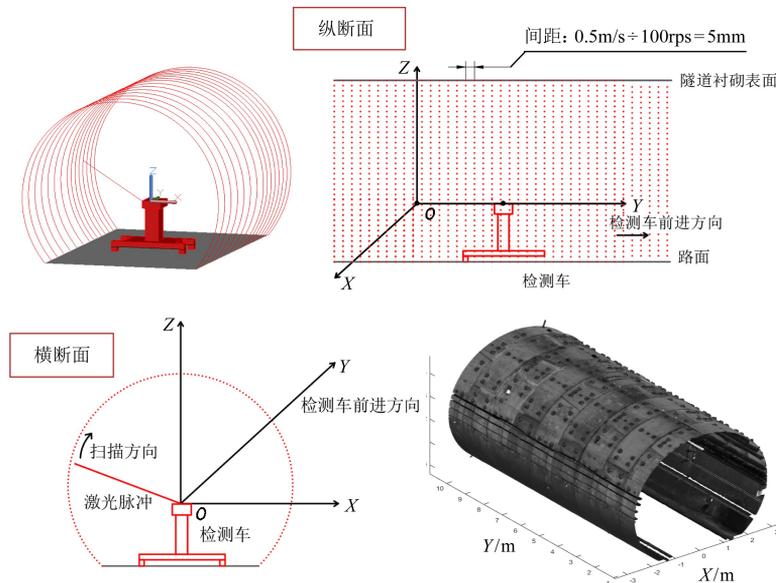


图2 移动激光扫描系统的扫描原理和纵横断面点云数据

Fig.2 Principle of a mobile laser scanning system and the point cloud data of longitudinal and transverse cross-section

的自动识别和量化提取。

1.1 盾构隧道结构变形检测

隧道横向断面定义为垂直于隧道长度方向的法向平面,准确提取隧道横向断面对于横向收敛、椭圆度、环间错台等病害的检测具有至关重要的作用.如图3所示,红色的部分为该环块的切片点云数据,蓝色的切面为该隧道环块对应的横向断面,得到环块的横向断面点云数据可用于隧道变形病害检测的计算。

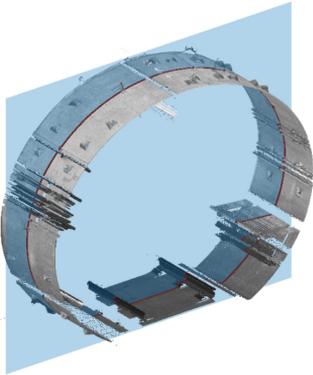


图3 横断面提取示意

Fig.3 Schematic diagram of cross-section extraction

通过上述的横断面提取,可得到隧道衬砌的断面点云数据.基于盾构隧道的变形模式特征,假定变形后的隧道断面形态为椭圆形,结合拟合得到的椭圆方程与椭圆心的坐标求解出椭圆的长轴和短轴.为了更好地对隧道变形状态进行评估,使用最大横向变形量和椭圆度作为隧道变形的量化指标.通过对逐环断面点云进行计算,可以快速输出整个隧道区间的结构变形检测报表,为隧道结构安全状态的评价研究提供数据基础。

环间错台量为表征盾构隧道纵向结构变形状态的常用量化指标,通常,环间错台指的是在隧道纵向方向上相邻环片之间发生错动的现象,由于环间错台量表现为环缝两边衬砌块的落差.因此,可以通过先定位环缝的具体坐标,通过比较环缝两侧点云之间的差距,从而可以求解出

环间错台值。

1.2 隧道表观病害的自动化检测

为了将三维点云数据生成隧道结构表观病害图像,为方便进行隧道病害的自动化识别,通过空间坐标转换,把隧道断面中心当作投影的中心,用正射投影的方式将断面三维点云展开二维平面,再通过建立从点云强度值到图像灰度值的映射关系,将平面点云进行栅格化处理(图4),其中每个栅格对应着图像中的像素点, T 的数值代表着该像素点对应的灰度值,从而实现了从隧道三维点云数据到二维图像的格式转换.为了提升图像深度模型的预测效果,采用数据增强的方法对原始病害数据集进行扩容,即通过图像翻转、添加随机噪声、调整亮度等方式增加病害样本库的多样性,建立了盾构隧道结构表观病害图像样本库。

在构建好隧道结构表观病害图像样本库后,基于图像深度学习技术实现了隧道结构表观病害(渗漏、剥落)的自动化检测与量化分析^[30],如图5所示.渗漏水病害的自动量化检测主要是通过改进的Mask R-CNN模型,该模型总体为网络架构,主要包括3部分,即主干结构、颈部结构以及头部结构,实现从隧道灰度图像中自动化识别渗漏水,并生成高质量的分割掩码(Mask),并且在原图像中生成高精度的二值图像,令病害区域的灰度值被预测为1,而背景区域的灰度值则被预测为0,渗漏水的实际面积即为白色像素的区域面积.在剥落病害的自动化检测算法研究中,提出了融合深度图像和强度图像信息的SIDNet模型.该模型由两个主要构件组成,分别为三支数据流的特征学习模块(FLM)和强度图像净化单元(IDU).FLM主要由3个包含编码与解码的模块组成,即DepthNet、

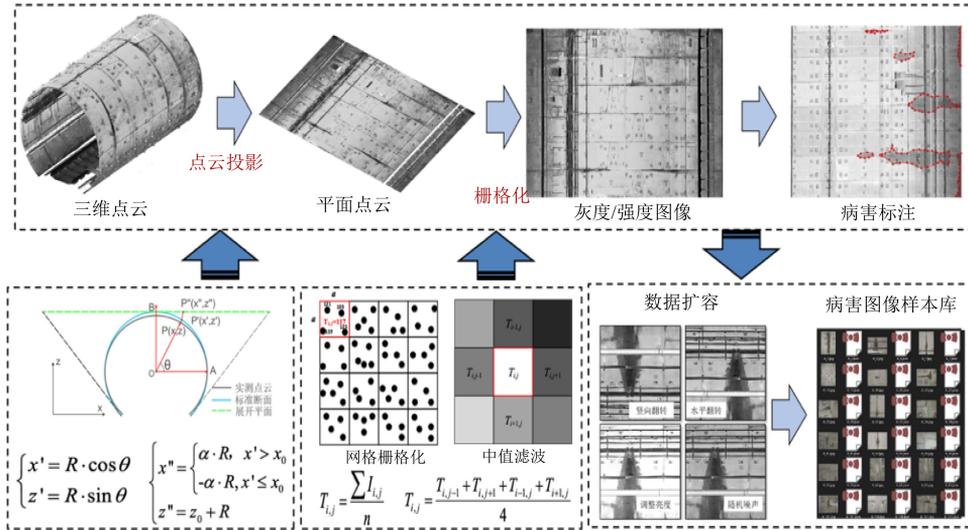


图4 利用三维点云数据生成隧道结构表观病害图像样本库

Fig.4 Tunnel structure apparent defects image sample library generated by 3D point cloud

IDNet 以及 IntenNet, 可从强度与深度图像中提取剥落病害的语义特征.IDU 通过接收 FLM 输出的 3 个识别结果, 选取最佳的模型输出, 可融合强度与深度图像, 实现剥落病害的精准识别与分割. 通过建立二维图像与三维空间坐标系之间的联系, 实现隧道结构表观病害的空间坐标信息的定量化分析.

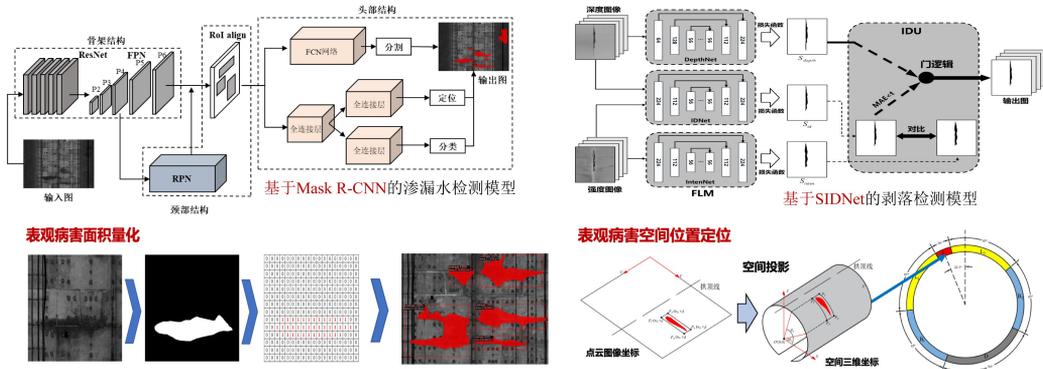


图5 隧道结构表观病害(渗漏、剥落)的自动化检测与量化分析

Fig.5 Automated detection and quantitative analysis of apparent defects (such as leakage and delamination) in tunnel linings

2 盾构隧道综合安全状态评价体系

盾构地铁隧道的日常检测项目繁多,包括但不限于以下:隧道纵向沉降、横向收敛变形、渗漏水、剥落、裂缝、接缝张开、环间错台等.数项指标均能够在一定程度上反映当前的隧道结构性能,但不可否认的是,这些指标之间存在着相关性,如果全部将其输入到安全

评价的模型中,不仅增添冗余度,也会因为某些项目难以检测从而降低了隧道结构健康评价的可操作性^[31-35].选取横向收敛、椭圆度、环间错台、剥落以及渗漏水 5 个变量,分别用以表征隧道结构在横向变形、纵向变形以及衬砌表面病害 3 个层面的响应.《盾构法隧道结构服役性能鉴定规范》^[36]详细描述了剥落的不同深度所对应的构件服役状态等级.因此,病害空间位置等细化指标对隧道的结构安全状态有直接的影响^[37-39].考虑到移动激光扫描技术能够采集高精度的空间坐标值,对于病害位置、深度等量化信息的获取具有优势,提出了基于移动激光扫描技术的隧道病害指标体系(Tunnel Defects Index based on MLS, TDIM),不仅考虑了隧道工程专家对于不同分类病害权重比例的评估,同时综合了面积、位置、体积等细化指标对于各项病害的加权影响,是一种主观与客观相并重的赋权方法,TDIM 的表达式为

$$TDIM = \lambda_{L_p} Leak + \lambda_{s_p} Spal + \lambda_c Cov + \lambda_d Dis + \lambda_e Ell \quad (1)$$

式中: $Leak$ 、 $Spal$ 、 Cov 、 Dis 、 Ell 分别为标准化后的渗漏水面积、剥落体积、横向收敛、椭圆度以及环间错台量; λ_{L_p} 和 λ_{s_p} 分别为渗漏水位置和剥落位置的影响系数; λ_c 、 λ_d 和 λ_e 分别为横向收敛、错台量与椭圆度的相对权重.

3 综合评价指标权重的确定

3.1 盾构隧道病害数值分析模型

为了揭示表观病害量化指标对隧道安全性能的影响规律,以上海典型地铁隧道结构作为工程背景,建立有限元实体模型(图 6),通过数值模拟分析确定各病害指标的相对权重.上海地铁盾构隧道整环衬砌分别由 1 块封顶块、2 块邻接块、2 块标准块以及 1 块封底块组成,环宽为 1.2m,内径为 5.5m,管片厚度为 0.35m,通缝拼装.使用有限元软件 ABAQUS 建立盾构隧道结构的地质结构模型,隧道圆心距离地表 18.1m,该模型以隧道的竖向中心线作为对称轴,左右两侧土层边界分别取隧道外径的 5 倍,即 31m,底部边界距离隧道圆心 34.1m,土层宽度取值 3 倍的隧道环宽,即 3.6m.隧道周围的土层参数和混凝土管片参数的取值参考了上海市某地铁盾构隧道的工程背景,如表 1 和表 2 所示,地下水位设置在地表.土层的模拟采用了摩尔库伦模型,衬

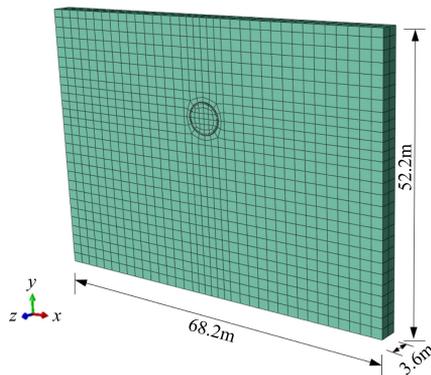


图 6 基于地层结构法的盾构隧道三维实体模型

Fig.6 3D model of shield tunnel based on stratum structure method

砌混凝土管片的模拟采用了双折线弹塑性模型.

3.2 病害量化指标的权重分析

渗漏水病害通过设置管片接头的渗透系数来实现模拟.为了保证接头渗流路径的连续性,使用了接头弱化模型来模拟隧道衬砌管片(图 7),即通过弱化接头处的模量来使其接近真实状态下的盾构隧道横向刚度.已有研究表明,上海盾构地铁隧道的横向刚度有效率为 0.67^[40].此外,根据上海市的地铁防水设计要求,防水接头宽度为 5mm,因此将接头

的宽度也设置为 5mm.

表 1 上海典型土层的物理力学参数

Table 1 Material properties of typical Shanghai stratum

土层编号	厚度/m	重度/ $\text{kN}\cdot\text{m}^{-3}$	孔隙比	弹性模量/MPa	泊松比	粘聚力/kPa	摩擦角/ $(^\circ)$	渗透系数/ $\text{m}\cdot\text{s}^{-1}$
1	1.5	18.70	0.923	2.0	0.30	5	10.0	6.67E-9
2-1	2.0	18.81	0.947	2.7	0.30	22	14.0	1.60E-9
3	6.5	17.90	1.178	2.1	0.35	13	12.0	1.03E-7
4-1	7.5	17.13	1.359	2.4	0.36	14	9.5	8.50E-9
5-1-1	5.0	17.36	1.302	2.8	0.33	14	9.5	5.51E-9
5-1-2	5.0	18.41	1.018	7.5	0.32	16	13.5	2.04E-7
6	3.0	19.72	0.727	11.9	0.25	40	15.5	1.90E-9
7-1	7.5	18.99	0.827	28.2	0.24	8	26.5	2.07E-5
7-2	16.3	19.21	0.774	35.3	0.22	4	30.0	4.93E-5

表 2 混凝土管片的物理力学参数

Table 2 Material properties of the segmental tunnel lining

混凝土标号	重度/ $\text{kN}\cdot\text{m}^{-3}$	弹性模量/MPa	塑性模量/MPa	临界应力/MPa	极限应力/MPa	泊松比
C55	25	35 500	592	25.3	36.7	0.167

表 3 渗漏水病害模拟的工况设置

Table 3 Condition setting for simulation of seepage water damage

工况	渗漏位置	渗水量/ $\text{L}/(\text{m}^2\text{d})^{-1}$	接头渗透系数 $\text{m}\cdot\text{s}^{-1}$
1-1	无	0	3.0E-12
1-2	接头 1	0.1	9.0E-07
1-3	接头 2	0.1	8.0E-07
1-4	接头 3	0.1	3.0E-07
1-5	接头 1	0.15	2.5E-05
1-6	接头 2	0.15	3.5E-06
1-7	接头 3	0.15	3.0E-06

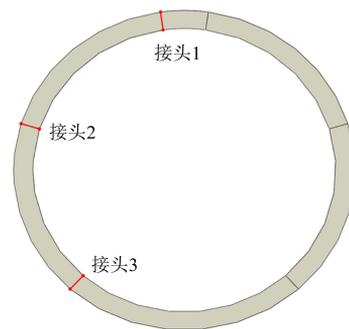


图 7 管片接头示意图

Fig.7 Schematic diagram of pipe joint

根据《地下工程防水技术规程》的描述^[12],隧道的最大容许渗水量为 $0.1\text{L}/(\text{m}^2\text{d})$.将渗水量设置为 3 个水平: $0\text{L}/(\text{m}^2\text{d})$ 、 $0.1\text{L}/(\text{m}^2\text{d})$ 以及 $0.15\text{L}/(\text{m}^2\text{d})$,工况设置如表 3 所示.在单元的选择上,选择了 ABAQUS 中的 C3D8P 单元用来模拟有限元模型的渗流固结场,在水头边界的设置上,将模型的顶部孔压设置为 0MPa ,模型四周的初始孔压设为初始静水压力大小,隧道内表面与空气接触,因此将其孔压值设为 0MPa .此外,为了简化运算,将模型的四周和底部视为不透水的边界.具体数值分析设置为:(1)地应力平衡;(2)开挖土体,激活隧道衬砌;(3)设置长期渗流固结,直到渗流场稳定.

基于数值模拟分析结果,可得到渗漏水病害引起的隧道附加变形与结构整体位移(表 4).当只有接头 1 处发生渗漏水病害时,由于渗漏位置较高,对隧道下部土层的固结沉降影响程度较小,相应地产生的隧道整体位移量也较小;而当接头 2 处发生渗漏水病害时,在相同的渗漏水量的前提下,由于此时渗漏水病害距离拱底更近,对隧道下部的土层再

固结的影响范围更大,因此所导致的竖向沉降量得到了显著提高,同时由于此时的渗漏点较为靠左,导致了隧道整体结构在水平方向上向左发生较大的侧移;而在接头3处发生渗漏水病害时,上述规律得到了同样的验证.

表4 渗漏水模拟的计算结果(单位:mm)

Table 4 Calculation results of seepage water simulation(unit:mm)

工况	水平收敛量	竖向收敛量	水平位移量	竖向沉降量	整体位移量
1-1	0	0	0	0	0
1-2	0	0	-0.7	-6.1	6.2
1-3	0.3	-0.2	-5.9	-13.3	14.5
1-4	0.1	-0.1	-5.3	-20.9	21.5
1-5	0.1	-0.1	-0.8	-10.4	10.4
1-6	0.4	-0.4	-7.8	-19.2	18.8
1-7	0.2	-0.2	-7.4	-32.9	33.7

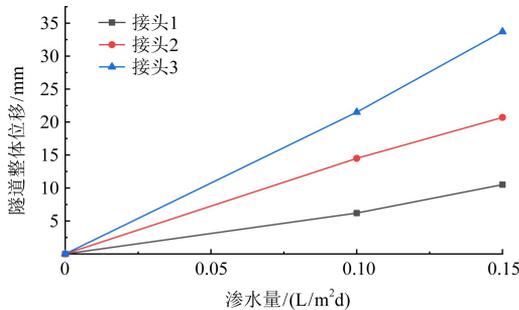


图8 接头渗漏水对结构位移的影响

Fig.8 Influence of water leakage from joints on structural displacement

为了量化渗漏水病害的空间位置影响效应,对不同接头发生渗漏水时所对应的整体位移量进行了统计,如图8所示,横轴所表示的为渗漏量,纵轴为所对应的结构整体位移量.可以看出,不同渗漏部位表示的曲线斜率代表了其对隧道结构健康的影响程度.经计算,渗漏点发生在接头1、接头2和接头3时所对应的斜率比例约为3:6:10,在隧道结构综合性安全评价研究中,该比例关系可以表示不同渗漏位置对隧道结构健康影响的权重,为了在

TDIM指标的表达式中体现这种关系,以接头2处发生渗漏水时的状态设为基准,通过加强接头3以及削弱接头1处的相对权重,来实现对不同渗漏位置的病害进行量化的安全评价,因此在TDIM的指标计算式中, λ_{L_p} 的取值为

$$\lambda_{L_p} = \begin{cases} 0.5, & \text{渗漏点靠近接头1} \\ 1, & \text{渗漏点靠近接头2} \\ 1.7, & \text{渗漏点靠近接头3} \end{cases} \quad (2)$$

基于《盾构法隧道结构服役性能鉴定规范》,假设剥落的面积为 0.4m^2 ,剥落深度为 0.035m ,此时对应的体积为 0.014m^3 时,为盾构隧道服役所限定的最大值.出于对病害空间位置的考虑,将剥落病害的位置设计在封顶块、邻接块以及标准块的接缝旁边(图9).在剥落病害的模拟方面,可以通过杀死部分衬砌单元的方式进行实现.与渗漏水病害模拟的分析方法类似,对隧道剥落病害引起的附加变形量与位移量进行统计与分析,具体的计算结果如表5所示.从表中可以看到,在同一剥落体积水平内,剥落病害导致的隧道附加变形以及位移量的差异较小,这也说明在一定范围范围内,不同位置的衬砌剥落对隧道结构的横向刚度影响程度不大,差距在 0.1mm 以内,在考虑到测量数据与计算模型自身也

具有误差的情况下,可以忽略剥落病害的位置影响效应,因此,在 TDIM 的计算式中,将剥落病害的位置折减系数 $\lambda_{s,p}$ 规定为 1.

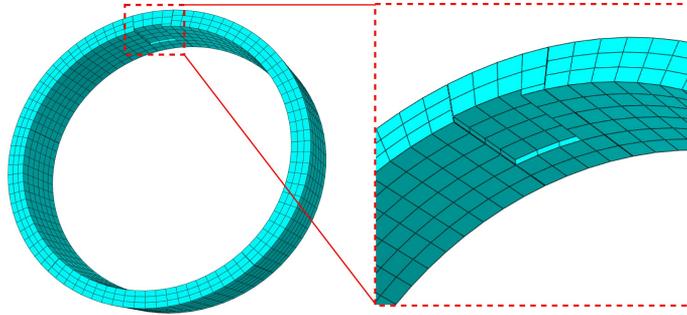


图9 剥落病害数值模拟示意

Fig.9 Schematic diagram of spalling defect in the numerical model

表5 剥落病害模拟的计算结果(单位:mm)

Table 5 Calculation results of spalling simulation(unit:mm)

工况	剥落位置	体积/m ³	水平收敛量	竖向收敛量	水平侧移量	竖向沉降量
2-1	封顶块	0.014	-0.03	0.02	0	0.02
2-2	邻接块	0.014	0.04	-0.03	-0.01	-0.02
2-3	标准块	0.014	0.03	-0.02	-0.01	-0.01
2-4	封顶块	0.030	-0.05	0.04	0	0.02
2-5	邻接块	0.030	0.07	-0.06	-0.01	-0.03
2-6	标准块	0.030	0.06	-0.06	0	-0.03

3.3 横向变形指标的权重分析

在隧道病害指标 TDIM 的计算表达式中,运营期的隧道结构发生横向变形主要由横向收敛值以及椭圆度两个指标来表征,其中 λ_c 、 λ_e 为病害指标间的相对权重,反映的是病害对结构健康的影响效应.在隧道结构安全状态评价中,如果某个病害指标在不同的样本中没有体现差异,那么可以认为该病害指标所包含的信息随机性和不确定性较小,相应的所包含的信息也越少,因此在结构健康评价中应当减少对该指标的依赖,赋予较小的权值^[23-25].关于求解离散数据的权值,熵权法是一种较为常用的客观赋权方法.信息熵是对数据不确定性或者随机性的一种度量手段,数据越离散,变异程度越大,熵值越大,所包含的信息也越丰富,对最终评价的结果影响也越大,因此在隧道安全评价研究中应被赋予更大的权重.对 800 环地铁某区间的点云数据进行了变形解算,输出每一环的横向收敛以及椭圆度(图 10 所示为其中 200 环测量结果).基于熵权法的计算方法,得出横向收敛(λ_c)权值为 0.25、椭圆度(λ_e)权值为 0.16.

4 隧道安全状态等级评估

综上所述,隧道安全状态评价指标 TDIM 的最终表达式为

$$TDIM = 0.32\lambda_{Lp}Leak + 0.05Spal + 0.25Cov + 0.22Dis + 0.16Ell \quad (3)$$

其中: λ_{Lp} 的取值如式(2)所示,其他参数含义见式(1).将结构病害的实测数据带入其中,

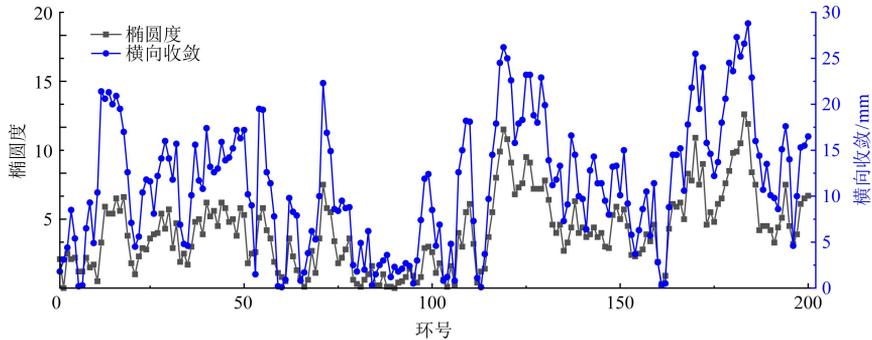


图 10 移动激光扫描获得的横向收敛与椭圆度测量结果

Fig.10 Lateral convergence and ellipticity measurements obtained by moving laser scanning

即可计算出各区段隧道所对应的 TDIM 值。

目前国内许多相关规范在隧道状态等级划分问题上进行了阐述^[41-42],上海市工程建设规范《盾构法隧道结构服役性能鉴定规范》根据病害的检测结果,将隧道结构服役性能分成了 5 个等级:正常、退化、劣化、恶化以及危险,并给出了相应的评判标准.北京市地方标准《城市轨道交通设施养护维修技术规范》指出隧道结构安全状态可以分为 5 个等级,其中一级为轻微病害,二级为中等病害,三级为较重病害,四级为严重病害,五级为极严重病害.参考了以上规范的分级指标,将盾构地铁隧道结构的安全状态等级划分为 5 级,并利用 TDIM 指数作为结构安全状态的度量指标,以下将分析 TDIM 指数中不同等级对应的阈值。

针对上述 800 环的隧道区间点云数据,以每 40 环划分为 1 个区段,得到了 20 个原始数据样本.对于渗漏水与剥落两类剥落病害,将其面积值以及体积值与位置折减效应系数进行相乘,随后分别进行累加;对于收敛变形、椭圆度两类结构变形病害,首先分别计算出每环中的变形量值,进而对其进行累加;对于错台病害,则统计在此区间内的管片最大错台量并进行输出,最终得到了 5 类病害在每一个的隧道区段中的病害量值.与此同时,作为无病害样本的参考基准,设置了 1 个对照组,取值为其余所有样本的量化参数的最小值,如表 6 所示的 1 号数据样本,然后将各病害的参数进行了标准化处理,计算式如下

$$m'_{ij} = \frac{m_{ij} - x_{1j}}{\max(m_j) - x_{1j}} \quad (4)$$

其中: m_{ij} 为隧道样本内的某一类病害样本的初始量值; m'_{ij} 为标准化后的病害样本参数; m_j 为隧道内某一病害的样本参数集合; x_{1j} 为对照组(即 1 号样本)的病害参数值.最终的各项本数据统计结果如表 6 所示,其中每一个样本共包含 5 个数据维度,分别与 TDIM 内的病害指标一一对应,将其带入 TDIM 的表达式,计算出 TDIM 的指标。

为了能较为客观地评价病害样本的安全状态等级,采用无监督机器学习 Kmeans++方法,基于隧道检测病害样本的 TDIM 参数,在不依赖初始化条件的情况下取得最优安全状态等级分类结果^[14,17],主要计算流程如下:

(1) 数据点中随机选取中心点 u_i 作为第 1 个初始聚类中心,数据集为不同样本的

TDIM 值(表 6);

(2) 计算剩余所有样本点到 u_i 的距离 $D(u_i)$; 根据该距离, 求出下一组中心点 u_i 加权概率分布 $P(u_i)$, 其中 m 为数据集的数量

$$P(u_i) = \frac{D(u_i)}{\sum_{j=1}^m D(u_j)} \quad (5)$$

(3) 计算每个样本点被选为下一个聚类中心的概率, 最后选择最大概率值所对应的样本点作为下一个簇中心;

(4) 将每个样本划分到距离最近的簇, 更新簇中心, 并重新分类, 直至收敛.

表 6 隧道检测的病害样本参数

Table 6 Disease sample parameters for tunnel detection

数据样本编号	渗漏水	剥落	收敛变形	椭圆度	错台量	TDIM
1	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
2	0.198	0	0.148	0.151	0.087	0.167
3	0.198	0	0.146	0.155	0	0.134
⋮						
9	1.000	0.486	0.730	0.777	0.700	0.705
⋮						
19	0.524	0.349	0.504	0.521	0.157	0.437
20	0.515	0.203	0.351	0.358	0.282	0.395
21	0.260	0.266	0.244	0.240	0.245	0.267

采用 21 个病害样本的 TDIM 值(表 6) 进行 Kmeans++ 无监督机器学习, 聚类结果如图 11 所示, 可以看到, Kmeans++ 算法通过分析不同簇之间的数据规律, 能够自适应地对病害样本进行分类, 同时尽可能地保持了各簇之间较远的距离. 根据该聚类结果, 对 TDIM 特征值不同等级的划分进行了量化的规定: 一级 (0~0.19)、二级 (0.20~0.33)、三级 (0.34~0.55)、四级 (0.56~0.80) 以及五级 (0.80~1), 各等级含义分别对应着隧道结构等级评价中安全、较安全、中等安全、较不安全以及不安全等不同状态, 如表 7 所示.

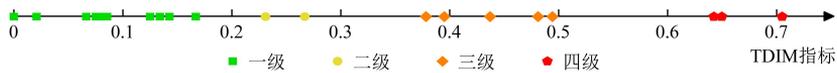


图 11 基于 Kmeans++ 算法的聚类结果

Fig.11 Clustering results based on Kmeans++ algorithm

表 7 隧道安全状态评价等级以及相应的 TDIM 特征值

Table 7 Tunnel health status evaluation grades and corresponding TDIM eigenvalues

安全评价等级	一级	二级	三级	四级	五级
含义	安全	较安全	中等安全	较不安全	不安全
TDIM 特征值	0~0.19	0.19~0.33	0.34~0.55	0.56~0.80	0.81~1

为了验证上述方法的可行性, 对上海 1 400 环隧道区间进行实例分析, 并对该隧道区间数据进行了病害统计与安全综合性评价. 选择了以 40 环作为间隔将其划分为 35 个隧

道区段,随后以隧道结构区段作为基本单位,通过相应的病害检测算法获得各项病害的特征参数,将各样本数据经过标准化后的结果进行输出,图 12 展示了各病害特征参数在不同隧道区段的变化趋势.将病害特征值的结果带入式(3),计算出各病害样本的 TDIM 值,根据基准(表 7),进而给出结构安全状态的分级指标,如图 13(a)所示.为了进一步展现 TDIM 病害指标的优势,将通过规范方法对隧道安全评价结果进行对比验证,在采用上述方法得到 35 个病害样本的安全状态等级后,参考《盾构法隧道结构服役性能鉴定规范》的评价方法分别对各隧道区段的安全状态进行鉴定,如图 13(b)所示.

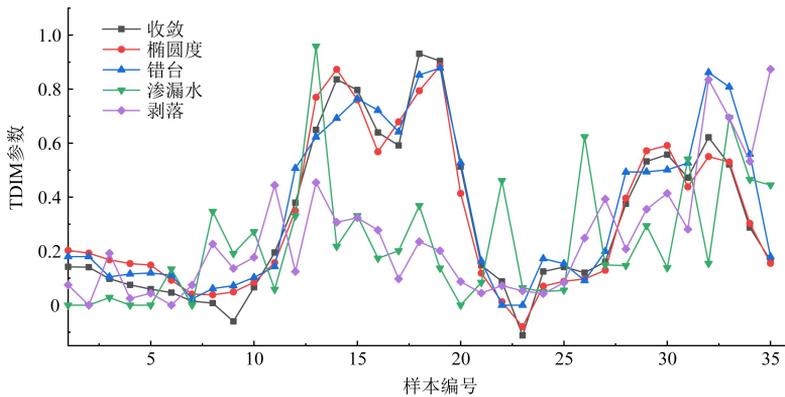


图 12 隧道各病害指标的 TDIM 值统计结果

Fig.12 Statistical results of TDIM value of each tunnel disease index

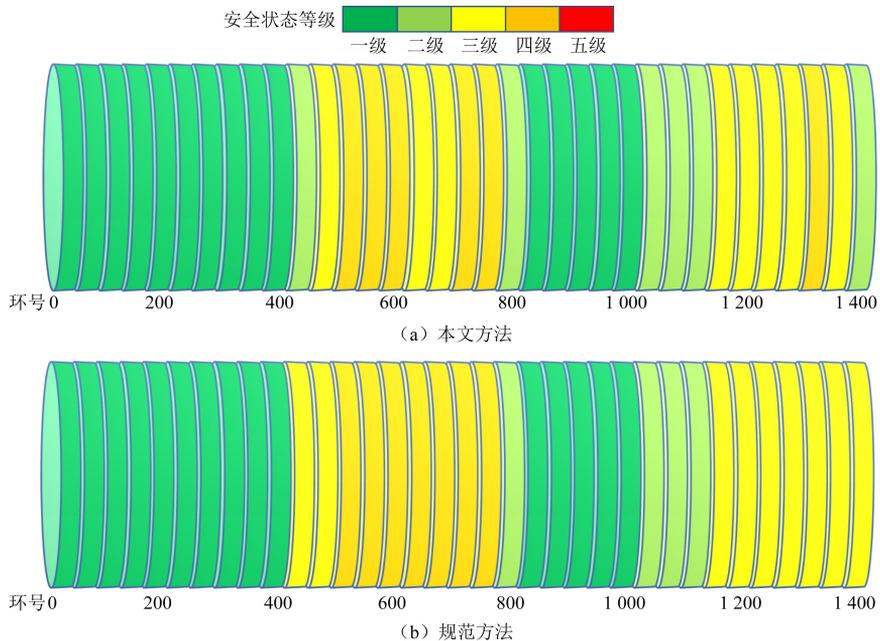


图 13 两种评价方法结果的对比

Fig.13 Comparison of the results of the two evaluation methods

通过二者的对比,基于 TDIM 指标的隧道结构安全状态评价方法综合考虑了面积、位置、体积等细化指标对于各项病害的加权影响,相比于规范方法只采用单一指标来度量表观病害的影响,能够相对全面地考虑表观病害的量化参数,并且通过 TDIM 特征值来进行安全状态分级,比起规范方法繁琐复杂的评价过程,效率得到显著的提升.基于移动激光扫描技术的三维坐标信息可以精确定位隧道区间内的危险区域,并且能够给出量化的评价指标,为隧道维保部门制定安全决策提供参考.

5 结论

基于隧道移动激光扫描系统的检测结果,融合机器视觉和结构性能分析开展了运营盾构隧道结构安全状态的综合性评价研究,得出主要结论如下:

(1)在隧道结构病害自动化检测上,基于深度学习技术,分别搭建了 Mask R-CNN 与 SIDNet 两个深度卷积神经网络,用于渗漏水与剥落病害的图像识别,通过建立二维图像与三维空间之间的映射关系,提出了隧道表观病害特征的量化方法,可以高效准确计算结构病害的面积、空间坐标以及深度信息;

(2)提出了基于移动激光扫描技术的隧道病害指标体系,在考虑专家主观经验评价的同时,添加结构病害位置、渗水量、剥落体积等细化病害指标,通过客观的有限元数值分析确定二级指标的权重,并采用信息熵方法对横向收敛变形以及结构椭圆度的相对权重进行了量化估计;

(3)采用无监督机器学习 Kmeans++ 聚类算法得到了安全状态分级的阈值,提出了融合机器视觉结构病害检测信息和不同病害下结构性能分析的隧道安全状态评价方法,现场实例验证结果表明,该评价方法在效率、客观、全面性等方面均体现了一定的优越性,能够为盾构隧道维保部门制定运维决策提供参考.

参 考 文 献

- [1] 李术才,石少帅,李利平,等.山岭隧道塌方风险评价的属性识别模型与应用[J].应用基础与工程科学学报,2013,21(1):147-158
Li Shucui, Shi Shaoshuai, Li Liping. Attribute recognition model and application of mountain tunnel collapse risk assessment[J].Journal of Applied Basic and Engineering Science,2013,21(1):147-158
- [2] 陈湘生,李克,包小华,等.城市盾构隧道数字化智能建造发展概述[J].应用基础与工程科学学报,2021,29(5):1057-1074
Chen Xiangsheng, Li Ke, Bao Xiaohua, et al. Overview of the development of digital intelligent construction of urban shield tunnels[J].Journal of Applied Basic and Engineering Science,2021,29(5):1057-1074
- [3] Lai J, Qiu J, Fan H, et al. Structural safety assessment of existing multiarch tunnel: A case study[J]. Advances in Materials Science and Engineering,2017,2017:1697041
- [4] 林楠,黄宏伟.地铁结构健康评估指标体系的初步研究[J].现代隧道技术,2008,45(增1):82-85
Lin Nan, Huang Hongwei. Preliminary study on the index system of subway structural health assessment[J]. Modern Tunnel Technology,2008,45(S1):82-85
- [5] 罗鑫.公路隧道健康状态诊断及系统的研究[M].上海:同济大学,2007
Luo Xin. Research on the health status diagnosis method and system of highway tunnel[M]. Shanghai: Tongji University,2007
- [6] 胡群芳,周博文,王飞,等.基于模糊层次分析的公路隧道结构健康评估技术[J].自然灾害学报,2018,27(4):41-49

- Hu Qunfang, Zhou Bowen, Wang Fei, et al. Health assessment technology for highway tunnel structures based on fuzzy analytic hierarchy process[J]. Journal of Natural Hazards, 2018, 27(4):41-49
- [7] 胥 彝, 王华牢, 夏才初. 盾构隧道结构病害状态综合评价方法研究[J]. 地下空间与工程学报, 2010, 6(1): 201-207
- Xu Ben, Wang Hualao, Xia Caichu. Research on comprehensive evaluation method of shield tunnel structural damage state[J]. Journal of Underground Space and Engineering, 2010, 6(1):201-207
- [8] Li X, Lin X, Zhu H, et al. Condition assessment of shield tunnel using a new indicator: The tunnel serviceability index [J]. Tunnelling and Underground Space Technology, 2017, 67:98-106
- [9] Fan D, Lin Z, Zhang Z, et al. Rethinking RGB-D salient object detection: Models, data sets, and large-scale benchmarks [J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2020, 32(5):2075-2089
- [10] 王如路. 上海地铁盾构隧道纵向变形分析[J]. 地下工程与隧道, 2009, (4):1-6+56
- Wang Rulu. Longitudinal deformation analysis of shanghai metro shield tunnel [J]. Underground Engineering and Tunnel, 2009, (4):1-6+56
- [11] Wu H, Shen S, Chen R, et al. Three-dimensional numerical modelling on localised leakage in segmental lining of shield tunnels[J]. Computers and Geotechnics, 2020, 122:103549
- [12] 国家标准编写组. 地下工程防水技术规范(GB 50108—2008)[S]. 北京: 中国计划出版社, 2008
- National Standards Writing Group. Technical specifications for waterproofing of underground engineering(GB 50108—2008)[S]. Beijing: China Planning Press, 2008
- [13] 程 曦, 薛亚东, 张 森. 基于云模型理论的地铁隧道结构健康评估新方法研究[J]. 现代隧道技术, 2018, 55(增 2):1295-1303
- Cheng Xi, Xue Yadong, Zhang Sen. Research on a new method for structural health assessment of subway tunnels based on cloud model theory[J]. Modern Tunnel Technology, 2018, 55(S2):1295-1303
- [14] Koch C, Vonthron A, König M. A tunnel information modelling framework to support management, simulations and visualisations in mechanised tunnelling projects[J]. Automation in Construction, 2017, 83:78-90
- [15] 魏 丹. 基于故障树和层次分析法的地铁施工风险评价—以隧道竖井基坑围护结构失稳为例[J]. 安全与环境工程, 2018, 25(1):100-104
- Wei Dan. Risk assessment of subway construction based on fault tree and analytic hierarchy process—Take the instability of tunnel shaft foundation pit enclosure structure as an example[J]. Safety and Environmental Engineering, 2018, 25(1):100-104
- [16] Zhou M L, Cheng W, Huang H W, et al. A novel approach to automated 3d spalling defects inspection in railway tunnel linings using laser intensity and depth information[J]. Sensors, 2021, 21(17):5725
- [17] Zhang L, Yang F, Zhang Y D, et al. Road crack detection using deep convolutional neural network[C]. IEEE, 2016: 3708-3712
- [18] Yung An Hsieh. Machine learning for crack detection: review and model performance comparison[J]. Journal of Computing in Civil Engineering, 2020, 34(5):04020038
- [19] Young Jin Cha. Deep learning—Based crack damage detection using convolutional neural networks[J]. Computer Aided Civil and Infrastructure Engineering, 2017, (32):361-378
- [20] Li Zhao X. Convolutional neural networks-based crack detection for real concrete surface[C]. International Society for Optics and Photonics, 2018:10598
- [21] 杨 俊, 刘笑娣, 刘新根, 等. 公路隧道结构快速检测车综述[J]. 华东交通大学学报, 2018, 35(4):30-38
- Yang Jun, Liu Xiaodi, Liu Xingen, et al. Summary of highway tunnel structure quick inspection vehicle[J]. Journal of East China Jiaotong University, 2018, 35(4):30-38
- [22] Stent S, Gherardi R, Stenger B, et al. Visual change detection on tunnel linings[J]. Machine Vision and Applications, 2016, 27(3):319-330
- [23] 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
- [24] Jenkins M D, Carr T A, Iglesias M I, et al. A deep convolutional neural network for semantic pixel wise segmentation of road and pavement surface cracks[C]. IEEE, 2018:2120-2124
- [25] Zou Q, Zhang Z, Li Q, et al. Deepcrack: Learning hierarchical convolutional features for crack detection[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2018, 3(28):1498-1512

- [26] 陈鹏.基于GA-BP神经网络的运营高速公路隧道健康评价[D].石家庄:石家庄铁道大学,2019
Chen Peng. Health evaluation of operating expressway tunnels based on GA-BP neural network [D]. Shijiazhuang: Shijiazhuang Railway University, 2019
- [27] Xue Y, Li Y. 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
- [28] Dang L M, Wang H, Li Y, et al. Automatic tunnel lining crack evaluation and measurement using deep learning [J]. Tunnelling and Underground Space Technology, 2022, 124: 104472
- [29] Zhao S, Zhang D, Huang H. Deep learning-based image instance segmentation for moisture marks of shield tunnel lining [J]. Tunnelling and Underground Space Technology, 2020, 95: 103156
- [30] 李庆桐.盾构隧道结构病害图像的深度学习识别与诊断[M].上海:同济大学,2018
Li Qingtong. Deep learning recognition and diagnosis of structural damage images of shield tunnels [M]. Shanghai: Tongji University, 2018
- [31] 周鸣亮,程文,张东明,等.运营期盾构隧道结构病害的自动化检测与三维可视化[J].应用基础与工程科学学报,2021,29(5):1265-1279
Zhou Mingliang, Cheng Wen, Zhang Dongming, et al. Automatic detection and 3D visualization of structural defects of shield tunneling during operation period [J]. Journal of Applied Basic and Engineering Science, 2021, 29(5): 1265-1279
- [32] 薛亚东,贾非,郭春生,等.基于深度学习的盾构隧道渗漏水病害混合样本集构建与精细分割[J].应用基础与工程科学学报,2023,31(4):1032-1042
Xue Yadong, Jia Fei, Guo Chunsheng, et al. Construction and fine segmentation of mixed sample set and fine segmentation of shield tunnel leakage water disease based on deep learning [J]. Journal of Basic Science and Engineering, 2023, 31(4): 1032-1042
- [33] Wu X, Jiang Y, Wang J, et al. A new health assessment index of tunnel lining based on the digital inspection of surface cracks [J]. Applied Sciences, 2017, 7(5): 507
- [34] Wu X, Jiang Y, Masaya K, et al. Study on the correlation of vibration properties and crack index in the health assessment of tunnel lining [J]. Shock and Vibration, 2017b, 2017
- [35] Li P, Zhang Y W, Jiang F Y, et al. Comprehensive health assessment of shield tunnel structure based on prototype experiment [J]. Journal of Central South University, 2018, 25(3): 681-689
- [36] 上海市地方标准编写组.盾构法隧道结构服役性能鉴定规范;DG/TJ08-2123-2013[S].上海:上海市城乡建设和交通委员会,2013
Shanghai Local Standards Writing Group. Specification for service performance appraisal of shield tunnel structures; DG/TJ08-2123-2013 [S]. Shanghai: Shanghai Urban-Rural Development and Transportation Commission, 2013
- [37] 陈福勇,仇文岗.基于条件随机场的重庆李家坪地铁隧道可靠度分析[J].应用基础与工程科学学报,2022,30(1):166-182
Chen Fuyong, Zhang Wengang. Reliability analysis of chongqing lijiaoping subway tunnel based on conditional random field [J]. Journal of Basic Science and Engineering, 2022, 30(1): 166-182
- [38] 黄宏伟,彭铭,胡群芳.上海长江隧道工程风险评估研究[J].地下空间与工程学报,2009,5(1):182-187
Huang Hongwei, Peng Ming, Hu Qunfang. Research on risk assessment of Shanghai Yangtze River tunnel project [J]. Journal of Underground Space and Engineering, 2009, 5(1): 182-187
- [39] 谢欣,吕波,王利宁,等.基于数据融合的山岭隧道围岩稳定性评价方法[J].地下空间与工程学报,2020,16(4):1108-1115
Xie Xin, Lu Bo, Wang Lining, et al. Evaluation method for surrounding rock stability of mountain tunnels based on data fusion [J]. Journal of Underground Space and Engineering, 2020, 16(4): 1108-1115
- [40] 黄宏伟,徐凌,严佳梁,等.盾构隧道横向刚度有效率研究[J].岩土工程学报,2006,28(1):11-18
Huang Hongwei, Xu Ling, Yan Jialiang, et al. Study on transverse effective rigidity ratio of shield tunnels [J]. Chinese Journal of Geotechnical Engineering, 2006, 28(1): 11-18.
- [41] Huang H, Cheng W, Zhou M, et al. Towards automated 3D inspection of water leakages in shield tunnel linings using mobile laser scanning data [J]. Sensors, 2020, 20(22): 6669
- [42] 吴昌睿.基于激光扫描的地铁盾构隧道病害检测及安全评价[D].上海:同济大学,2019
Wu Changrui. Damage detection and safety evaluation of subway shield tunnel based on laser scanning [D]. Shanghai: Tongji University, 2019

Safety State Evaluation of Operational Shield Tunnel Structures by Integrating Computer Vision and Performance Analysis

ZHOU Mingliang^{1,2}, WANG Changsong^{1,3}, HUANG Hongwei^{1,2}, CHENG Wen¹,
SHAO Hua⁴, ZHANG Dongming^{1,2}

(1.Department of Underground Engineering, School of Civil Engineering, Tongji University, Shanghai 200092, China; 2. Key Laboratory of Geotechnical and Underground Engineering, Ministry of Education, Tongji University, Shanghai 200092, China; 3. Shanghai Research Institute for Intelligent Autonomous Systems, Tongji University, Shanghai 200092, China; 4. Shanghai Metro Maintenance & Support Co., Ltd., Shanghai 200070, China)

Abstract

In the operation and maintenance of subway shield tunnels, deformation of tunnel structures and apparent lining damage are common indicators for evaluating structural safety states. To balance the subjectivity of expert assessments and the objectivity of physical-mechanical models, a tunnel safety state evaluation method was proposed, integrated computer vision-based structural damage detection information with structural performance analysis. The expert assessment of the weight ratios for different categorized damages was considered, and the weighted influence of refined indicators such as location, area, and volume on various types of damage also were incorporated. 3D point clouds obtained from mobile laser scanning is used as the data foundation. The convergence deformation value, ellipticity and dislocation value of the shield tunnel section are calculated through ellipse fitting, and a deep learning model is used to automatically identify and quantify obvious lining leakage and spalling damage. The finite element numerical model was used to quantitatively analyze the safety state weights of leakage and spalling damage at different locations. The information entropy method was used to determine the weights of the two types of damage, lateral convergence deformation and ellipticity, and the tunnel structure safety status evaluation formula was obtained. The unsupervised machine learning method Kmeans++ clustering algorithm is used to determine the threshold for safety status classification. Field example verification results show that the evaluation method proposed in this article has advantages in efficiency, objectivity and comprehensiveness, and can provide a reference for maintenance and operation decisions of the shield tunnel department.

Keywords: shield tunnel; computer vision; deep learning; structural damage identification; structural safety assessment