

引文格式: 王晓静,唐超,杨晓飞.激光点云在地铁盾构隧道病害诊断中的应用[J].测绘通报,2020(9):33-37.DOI: 10.13474/j.cnki.11-2246.2020.0278.

## 激光点云在地铁盾构隧道病害诊断中的应用

王晓静,唐超,杨晓飞

(北京城建勘测设计研究院有限责任公司,北京 100101)

**摘要:** 移动式三维激光扫描技术在地铁盾构隧道安全监测工作中应用较为成熟。本文以地铁盾构隧道监测点云数据为基础进行研究,实现了地铁盾构隧道病害智能诊断。首先通过激光点云生成灰度图像;在此基础上运用卷积神经网络 CNN,对地铁盾构隧道中的渗漏水 and 裂缝的识别技术进行了深入研究;最终生成隧道病害智能诊断系统,为地铁安全运营提供了智能监测方法,有效提高了我国地铁运营监测的技术水准。

**关键词:** 地铁盾构隧道; 渗漏水; 裂缝; 病害诊断; 激光点云; 机器学习

中图分类号: P258

文献标识码: A

文章编号: 0494-0911(2020)09-0033-05

## Application of laser point cloud for disease diagnosis in subway shield tunnel

WANG Xiaojing, TANG Chao, YANG Xiaofei

(Beijing Urban Construction Exploration and Surveying Design Research Institute Co., Ltd., Beijing 100101, China)

**Abstract:** As a new type of measurement technology, mobile three-dimensional laser scanning technology is maturely used in subway tunnel safety monitoring. In this paper, we study 3D laser point cloud data to realize intelligent diagnosis of subway shield tunnel diseases. Firstly, the 3D laser point cloud data is converted into grayscale images, and on this basis, a convolutional neural network CNN is used to study the identification technology of water leakage and cracks in subway shield tunnels. Finally, an intelligent diagnosis system for tunnel diseases is generated. This technology provides an intelligent monitoring method for the safe operation of subways and effectively improves the technical level of subway operation monitoring in our country.

**Key words:** subway shield tunnel; seepage water; crack; disease diagnosis; laser point cloud; machine learning

日趋完善的地铁路网极大缓解了城市交通压力,但是由于水文地质条件,以及在前期设计、施工和后期运营管理等诸多环节中的各种不利因素的影响,地铁在运营中会出现各种不同程度的病害,威胁到地铁的正常运营。病害的及时治理是行车安全与隧道能否长期健康运营的先要条件<sup>[1]</sup>。隧道病害诊断作为病害治理的必备环节,其准确率对治理方案的制定至关重要。

目前主要的地铁盾构隧道病害监测是使用测缝计、位移计、收敛计、倾斜仪、测斜仪等静态传感器,以及全站仪等测量设备,监测周期长且只能获取有限的离散监测点变化,效率低,无法全面反映隧道内部病害状况<sup>[2]</sup>。移动式三维激光扫描技术作为新型的测量技术,其作业过程中主动发射激光光源,克服了地铁盾构隧道光线不足的缺点,目前在地铁盾构隧道病害监测上应用较为成熟<sup>[3-6]</sup>。

地铁盾构隧道病害主要有隧道收敛异常、管片椭圆度变大、侵界、衬砌脱落、裂缝、渗漏水、错台等。

本文针对地铁盾构隧道病害提取速度慢、准确率低、维护盲目的问题,结合激光雷达采集数据,以隧道裂缝和渗漏水为主进行技术研究,实现地铁盾构隧道病害智能诊断算法,达到提升监测效率和准确率的目的。

### 1 隧道病害智能诊断技术路线

利用机器学习实现在激光点云中进行病害诊断,首先需要搜集直观的样本特征,多次尝试后发现,将激光点云转换成灰度图再进行提取效果最好。基于灰度图建立隧道病害智能诊断模型,首先筛选高质量的病害样本训练集;然后对训练集进行特征分析,提取关键特征值,形成丰富的隧道病害特征集合;最终采用卷积神经网络 CNN 生成隧道病害智能诊断模型,将此模型运用到地铁监测项目上,并在项目应用过程中不断优化模型经验,提高诊断准确率。病害智能诊断技术路线设计如图 1 所示。

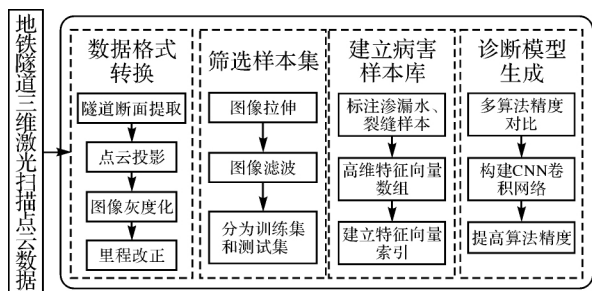


图1 病害智能诊断技术路线

## 2 隧道病害智能诊断技术实现

隧道病害智能诊断按照灰度图像生成、筛选病害样本集、建立病害样本库及诊断模型生成4个过程实现。

### 2.1 基于激光点云的灰度图生成

灰度图的生成步骤主要分为基于点云的隧道断面提取、点云投影、图像灰度化和里程改正4步。

#### 2.1.1 基于点云的隧道断面提取

提取隧道断面是点云投影的数学基础,本文运用逐步椭圆拟合方法。首先将点云通过 Taubin 方法拟合为椭圆<sup>[7-8]</sup>。椭圆的方程通过式(1)一式(5)计算。然后计算截面点与拟合椭圆之间的距离,排除距离大于0.01 m的截面点。剩下的横截面点将经过多次椭圆拟合和距离排除的迭代过程直至没有任何一点被排除,最终留下的截面点拟合出的椭圆即为隧道横截面。

$$Ax^2+Bxy+Cy^2+Dx+Ey+1=0 \quad (1)$$

$$X_c = \frac{BE-2CD}{4AC-B^2} \quad (2)$$

$$Y_c = \frac{BD-2AE}{4AC-B^2} \quad (3)$$

$$a^2 = \frac{2(A X_c^2 + C Y_c^2 + B X_c Y_c - 1)}{A + C + \sqrt{(A - C)^2 + B^2}} \quad (4)$$

$$b^2 = \frac{2(A X_c^2 + C Y_c^2 + B X_c Y_c - 1)}{A + C - \sqrt{(A - C)^2 + B^2}} \quad (5)$$

#### 2.1.2 点云投影

将点云进行投影,首先根据每一帧滤去轨面及以下的隧道断面点云后拟合出圆心,再依据该圆心与该帧点云的夹角将隧道断面点云展开为一个图像,一般规定竖直方向为0°,顺时针方向为正方向,最后根据相邻两帧数据灰度值内插出图像中间的数据,得到隧道正射影像。

#### 2.1.3 图像灰度化

灰度图像包含的信息能够充分反映图像的整体

和局部特征,且信息量少,计算简单。为方便后续病害的提取,将隧道正射影像转换为灰度图。首先为RGB分配不同的权值,并计算结果;然后将加权后的均值作灰度化的结果。根据测试,按式(6)权重对输入的图像信号进行灰度化

$$f(x, y) = 0.3R(x, y) + 0.59G(x, y) + 0.11B(x, y) \quad (6)$$

灰度值直接体现点云强度信息。但是在将点云进行投影的过程中可能会出现问题,可采用RGB方式读取投影图像,再采用加权平均法进行灰度化,得到隧道初始灰度图。

#### 2.1.4 里程改正

隧道环境下无GNSS信号,一般定位方式通过里程桩号实现。将灰度图接入里程信息即可得到环片的位置信息。在初始里程定位时,识别里程桩上的具体数字,一般格式为KXX+XXX,如果在灰度图片中不方便辨别出数字,可以通过生成三维点云识别出数值。外业工作过程中在百米里程桩放置黑白相间的棋盘格靶标,这样在内业处理时方便找出里程桩号的大致位置,如图2所示。

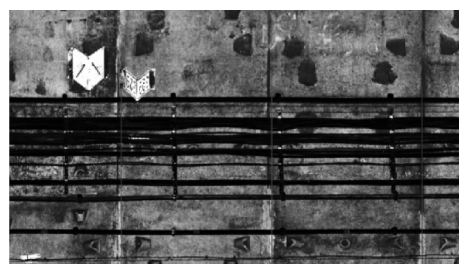


图2 里程桩号

点云投影时定义的灰度图像宽度决定了其像素之间的距离,根据该距离定义合适的灰度图长度。移动扫描过程速度或快或慢,此时编码器的单个脉冲时间产生的距离值与像素长度不对等,需要内插出不足的帧数和剔除重复的帧数。

经过点云投影、图形灰度化和里程改正步骤后,即可得到标准隧道灰度影像图,如图3所示。

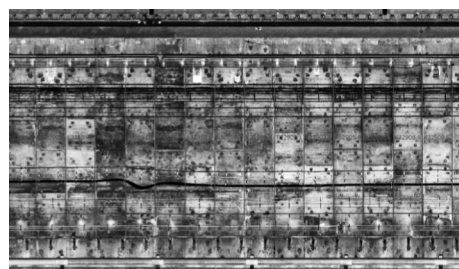


图3 隧道灰度

## 2.2 筛选地铁盾构隧道病害样本集

地铁盾构隧道的大量监测数据存在质量差异,主要原因为采集时出现物体遮挡、环片表面污渍,以及扫描速度快导致点密度低,无法提取足够的点云数据,这些数据会在诊断中带来负面效果,采用预处理操作增强图像对比度,便于后续病害诊断。本文主要采用拉伸增加图像对比度,并采用滤波降低非病害特征。

拉伸处理:将转换后的隧道灰度图像拉伸操作,充分考虑每个灰度图像区域内全部像素点要素,对比度拉伸对图像中的像素点灰度进行非线性变换,以提高裂缝对比度,其过程如下式

$$g(x, y) = m / [f(x, y) + \text{eps}]^e \quad (7)$$

式中,  $f(x, y)$  为原始图像像素值;  $g(x, y)$  为经对比度拉伸后对应点的像素值;  $m$  为原始图像像素平均值;  $\text{eps}$  为计算时选取的迭代精度;  $e$  为自然对数底数。

滤波处理:拉伸处理后的灰度图像,病害纹理得到增强的同时其他噪声信息也被增强,因此需要通过滤波降低噪声信息。首先提取图像  $I(x, y)$  中的连通区域  $A_k(x, y)$ , 根据式(8)分别计算每个区域的零阶矩  $N_k$ 。利用式(9)提取其中的散点噪声成分  $i_a(x, y)$ , 再进行滤除。

$$N_k = \sum_x \sum_y [1 - A_k(x, y)] \quad (8)$$

$$i_a(x, y) = \{A_k(x, y) | N_k < T_n, k = 1, 2, \dots, N_n\} \quad (9)$$

式中,  $N_n$  为该幅图像中连通区域的数目;  $T_n$  为零阶矩阈值。像素点数目小于阈值  $T_n$  的连通区域则为散点噪声区域。提出噪声后,将该连通区域像素值全部置为 1, 便完成散点噪声的滤除。

在模型训练时为避免过拟合的现象,将样本集分为训练集和测试集两大类。本文采用简单交叉验证的拆分方法,将全部的点云样本数据集随机选择 80% 的样本作为训练集,剩余的 20% 作为测试集。通过对训练集进行训练得到诊断模型,再用测试集中每一个样本验证诊断模型,求出正确率。

## 2.3 提取隧道病害样本特征集合

由于病害类型较多,需要基于隧道病害样本集构建丰富的特征集合,以满足每一类病害的提取;并在病害特征提取后,构建病害特征库,为以后病害监测提供数据标准。通过分析,裂缝特征包括:①裂缝图像与周围背景区域颜色的对比;②裂缝图像像素个数占比;③裂缝几何因子结构特征的形状。渗漏特征有:①渗漏水区域性出现;②渗漏水反光率

低<sup>[9]</sup>。

业务人员在灰度图像上标注渗漏水 and 裂缝,构建隧道病害样本库。同时,根据隧道裂缝和渗漏水的特征规律,提取样本特征转换为高维特征向量数组,并建立特征向量索引。建立特征向量索引的好处为在计算时通过向量索引可以快速搜索到与之相似的图像,支持返回向量距离及按照向量距离进行排序。如图 4 所示。

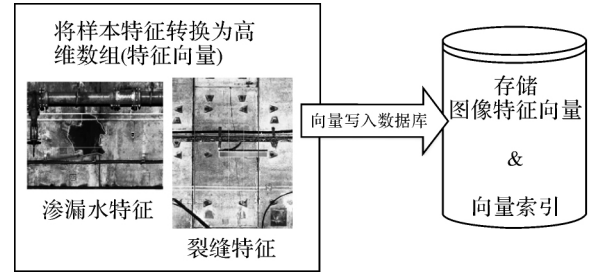


图 4 隧道渗漏水、裂缝特征

## 2.4 生成隧道病害智能诊断模型

本文对隧道的裂缝和渗漏水分别建立对应的模型。隧道病害智能诊断目标是要基于灰度图诊断出病害情况,问题可转换为机器学习的多分类模型<sup>[10]</sup>。机器学习多分类算法有逻辑回归、朴素贝叶斯、xgboost、随机森林及卷积神经网络等,采用以上 5 种算法对隧道裂缝和渗漏水进行模型训练和测试验证。

### 2.4.1 算法精度对比

对 5 种算法精度进行对比,选取精度高的进行最后模型构建。本文采用 MAP (mean average precision) 均值平均精确率对验证集数据库中的所有目标类别的平均精确率再求平均值,进而衡量算法针对不同类别目标检测的整体效果,计算过程为

$$\text{MAP} = \frac{\sum_{j=1}^{N_c} AP_j}{N_c} \quad (10)$$

式中,该数据库中包含  $N_c$  类目标。

模型生成后,采用隧道渗漏水 and 裂缝的 20% 训练集样本对诊断模型精度进行验证,得出各模型的诊断精度如图 5 所示。

由图 5 可知,对于裂缝和渗漏水的诊断,卷积神经网络 CNN 的准确率最高,因此本文最终采用卷积神经网络 CNN 算法构建隧道病害智能诊断模型。

### 2.4.2 CNN 卷积网络结构

基于 TensorFlow 框架+Python 语言,采用卷积神经网络 CNN,对地铁监测灰度图像进行训练调优,

实现隧道病害智能诊断模型算法。通过试验对比, CNN 网络结构采用三层卷积和一层全连接, 如渗漏水诊断 CNN 网络结构如图 6 所示。

针对尺寸为  $6848 \times 5131$  的地铁盾构隧道灰度图像, 在 CNN 网络拓扑结构中, 使用了 3 个卷积层<sup>[11-13]</sup>, 每个卷积层的 kernel 的大小设为  $5 \times 5$ , 3 个卷积层的 channel 数分为 4、6、6, 为了防止模型过拟合, 每个卷积层后面添加一个池化层, 使用  $2 \times 2$  max\_pooling 的方式, 最后一层接一个全连接层。

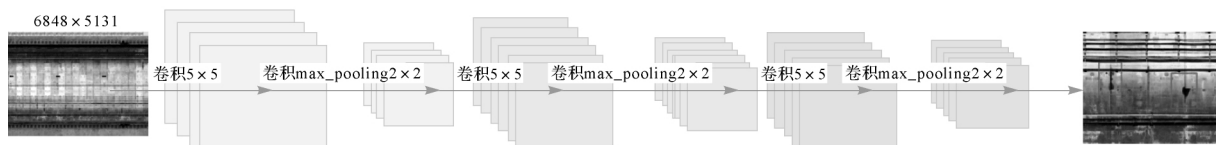


图 6 渗漏水诊断 CNN 网络结构

模型上线后, 随着采集样本的丰富, 后续会持续迭代模型, 以便模型能够取得更高的精度。但基于激光点云的地铁盾构隧道病害智能诊断结果存在其局限性<sup>[14-15]</sup>: 按照国家标准《城市轨道交通设施运营监测与评价方法 第 3 部分: 隧道》要求, 对宽度 0.2 mm 以上隧道裂缝进行监测, 由于激光点云的点密度在 1 mm 以上, 因此基于激光点云的隧道裂缝提取精度为 1 mm。

### 3 案例成果分析

应用隧道病害智能诊断技术, 对苏州地铁 1 号线全线进行地铁盾构隧道移动三维激光扫描监测和病害诊断工作, 完成隧道收敛、管片椭圆度变大、侵界、衬砌脱落、裂缝、渗漏水、错台等成果调查。

#### 3.1 诊断效果

通过对苏州地铁 1 号线进行扫描和病害提取, 共发现隧道裂缝情况 233 处, 其东方之门—星海广场右线隧道裂缝数量扫描识别最多, 为 26 处, 如图 7 所示。

东方之门-星海广场右线隧道病害检测结果					
线别:	苏州地铁 1 号线			左/右线:	右线
线路区间:	东方之门-星海广场			里程桩号:	K17+778.127-K17+238.012
序号	里程	环号	病害类型	角度/(°)	裂缝长度/m
1	k17+773.435	445	裂缝	61	0.242
2	k17+773.514	445	裂缝	61	0.137
3	k17+773.544	445	裂缝	59	0.263
4	k17+773.558	445	裂缝	60	0.504
5	k17+775.621	446	裂缝	56	0.681

图 7 隧道裂缝监测效果

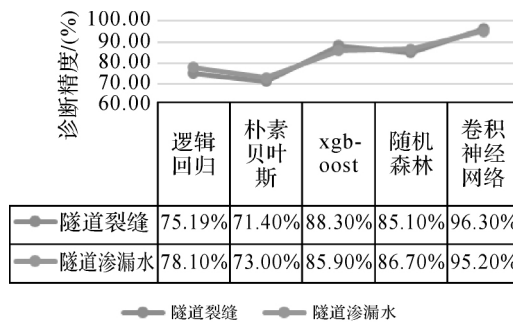


图 5 算法分类精度对比

东方之门—星海广场右线区间, 共发现渗漏水 12 处, 如图 8 所示。

东方之门-星海广场右线隧道病害检测结果					
线别:	苏州地铁 1 号线			左/右线:	右线
线路区间:	东方之门-星海广场			里程桩号:	K17+778.127-K17+238.012
序号	里程	环号	病害类型	角度/(°)	润湿面积/m²
1	k17+240.426	3	渗水区	133	0.14
2	k17+293.494	47	渗水区	172	0.07
3	k17+306.540	57	渗水区	157	0.12
4	k17+331.703	78	渗水区	6	0.1
5	k17+364.288	105	渗水区	39	0.05

图 8 隧道渗漏水监测效果

#### 3.2 与传统方法比较

在三维激光扫描和病害诊断基础上, 为验证其准确性与可靠性, 分别抽样对 5 个隧道区间进行人工复测, 对 2 个隧道区间进行重复扫描。

通过对比人工复测与重复扫描数据, 得出现场环片渗漏水情况同智能诊断结果数据一致, 现场隧道裂缝情况同智能诊断结果数据一致, 基本满足隧道病害监测精度要求。

### 4 结论与展望

本文以激光点云数据为基础, 首先进行点云数据到灰度图数据的转换; 然后在此基础上运用卷积神经网络 CNN, 对地铁盾构隧道中的渗漏水 and 裂缝的智能识别关键技术进行了深入研究, 并实现了隧道病害智能识别与提取。本文为地铁安全运营提供

了技术和方法,有效提高了我国地铁运营技术水准,促进了轨道交通工程跨领域渗透应用,改变了传统隧道健康及结构变形监测模式,实现了由传统劳动密集型转向技术密集型的转型。

但受激光点云密度限制,智能诊断模型对于 1 mm 宽度以下的隧道裂缝不能精准识别。因此,需要进一步进行科技创新,将高速线阵相机引入地铁盾构隧道监测上。

#### 参考文献:

- [1] 宋云记,王智.利用三维激光扫描技术进行地铁隧道施工质量管控及病害检测[J].测绘通报,2020(5): 150-154.
- [2] 高洪,李凯,马全明,等.移动三维激光测量系统在地铁运营隧道病害监测中的应用研究[J].测绘通报,2019(8): 96-101,161.
- [3] 刘冠兰.地铁隧道变形监测关键技术与分析预报方法研究[D].武汉:武汉大学,2013.
- [4] 万冠军,马全明,丁林磊.三维激光扫描技术在地铁隧道断面测量中的应用[J].都市快轨交通,2017,30(4): 60-64.
- [5] 张蕴明,马全明,李丞鹏,等.三维激光扫描技术在地铁隧道收敛监测中的应用[J].测绘通报,2012(S1): 438-440.
- [6] 徐源强,高井祥,王坚.三维激光扫描技术[J].测绘信息与工程,2010,35(4): 5-6.
- [7] 艾海波.基于图像处理技术的隧道裂缝检测综述[J].现代计算机(专业版),2018(24): 72-75.
- [8] 邹家喻.基于图像处理技术的裂缝检测综述[J].电子世界,2020(7): 21-22.
- [9] 何国华,刘新根,陈莹莹,等.基于数字图像的隧道表面病害识别方法研究[J].重庆交通大学学报(自然科学版),2019,38(3): 21-26.
- [10] 朱力强,白彪,王耀东,等.基于特征分析的地铁隧道裂缝识别算法[J].铁道学报,2015,37(5): 64-70.
- [11] 倪彤元,张武毅,杨杨,等.基于图像处理的桥梁混凝土裂缝检测研究进展[J].城市道桥与防洪,2019(7): 258-263.
- [12] 王耀东,余祖俊,白彪,等.基于图像处理的地铁隧道裂缝识别算法研究[J].仪器仪表学报,2014,35(7): 1489-1496.
- [13] 许敬,张合,王晓锋.基于特征点和区域生长的目标图像分割方法[J].探测与控制学报,2012,34(1): 6-9,14.
- [14] 元大鹏.地铁隧道图像数据分析系统[D].北京:北京交通大学,2016.
- [15] 董安国,梁苗苗.基于灰度相关性的裂缝检测算法[J].计算机应用研究,2013,30(10): 3121-3123,3132.

(责任编辑:纪银晓)

#### (上接第 32 页)

- [8] NISHIYAMA S, MINAKATA N, KIKUCHI T, et al. Improved digital photogrammetry technique for crack monitoring [J]. Advanced Engineering Informatics, 2015, 29(4): 851-858.
- [9] MENENDEZ E, VICTORES J G, MONTERO R, et al. Tunnel structural inspection and assessment using an autonomous robotic system [J]. Automation in Construction, 2018, 87: 117-126.
- [10] 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.
- [11] 王平让.隧道病害快速检测技术现状及分析比较[J].公路与汽运,2016(3): 241-245.
- [12] CAI Z, VASCONCELOS N. Cascade R-CNN: delving into high quality object detection [C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Salt Lake City, UT: IEEE, 2018: 6154-6162.
- [13] LECUN Y, BENGIO Y, HINTON G. Deep learning [J]. Nature, 2015, 521(7553): 436-444.
- [14] XIE S, GIRSHICK R, DOLLAR P, et al. Aggregated Residual Transformations for Deep Neural Networks [C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Honolulu, HI: IEEE, 2017: 5987-5995.
- [15] LIN T Y, GOYAL P, GIRSHICK R, et al. Focal loss for dense object detection [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2020, 42(2): 318-327.
- [16] CHENG Chuanqi, HAO Xiangyang, LI Jiansheng, et al. A robust Gaussian mixture model for mobile robots' vision-based pose estimation [J]. Journal of Geodesy and Geoinformation Science, 2019, 2(3): 79-90.
- [17] SHANG Yang, X SUN iaoliang, ZHANG Yueqiang, et al. Research on 3D target pose tracking and modeling [J]. Journal of Geodesy and Geoinformation Science, 2019, 2(2): 60-69.

(责任编辑:杨瑞芳)