

DOI: 10.11835/j.issn.2096-6717.2024.063



开放科学(资源服务)标识码 OSID:



盾构隧道壁后注浆智能检测的“云-边-端” 架构及应用

李康¹, 谢雄耀¹, 周彪¹, 曾里¹, 黄昌富^{1,2}

(1. 同济大学土木工程学院; 岩土及地下工程教育部重点实验室, 上海 200092;

2. 中铁十五局集团有限公司, 上海 200070)

摘要:随着城市轨道交通的不断发展,盾构隧道的建设需求和数量不断增加。盾构隧道壁后注浆是控制地层扰动和管片错台等工程问题的关键技术,对保障盾构施工和地表建筑安全都十分重要。为实现壁后注浆检测的自动化和智能化,针对传统探地雷达(ground penetrating radar, GPR)人工检测效率低的缺点,提出可实现壁后注浆质量 GPR 自动化快速检测的车架随行式机构,并详细说明了机构的硬件组成、工作模式和主要参数。针对不同工况开展的系列模型试验获得了超 60 万条高质量带标签的 A 扫描数据,基于 A 扫描和 B 扫描两种试验数据类型和训练策略得到具有优异性能的壁后注浆厚度智能识别模型。提出基于“云-边-端”架构的壁后注浆智能化检测方法,并开发了基于部分“云-边-端”架构的 GPR-AI Master 平台,实现对人工智能模型的云上部署和快速应用。提出基于车架随行式检测机构和智能分析结果的动态反馈机制,实现对隧道掘进的全过程守护。根据 16 个不同盾构隧道工程的应用结果,验证了智能检测方法的效果。

关键词:隧道工程;盾构隧道;壁后注浆;探地雷达;智能检测;云-边-端

中图分类号:U455.3 **文献标志码:**A **文章编号:**2096-6717(2025)05-0067-10

Cloud-edge-end architecture and application for intelligent detection of backfill grouting in shield tunnels

LI Kang¹, XIE Xiongyao¹, ZHOU Biao¹, ZENG Li¹, HUANG Changfu^{1,2}

(1. College of Civil Engineering; Key Laboratory of Geotechnical and Underground of Ministry of Education, Tongji University, Shanghai 200092, P. R. China; 2. China Railway 15th Bureau Group Co. Ltd, Shanghai 200070, P. R. China)

Abstract: With the continuous development of urban rail transit, the demand and quantity of shield tunnel construction are constantly increasing. Backfill grouting behind the shield tunnel lining is a crucial technology for controlling engineering issues such as ground disturbance and segment misalignment, which is vital for ensuring

收稿日期:2024-04-10

基金项目:国家重点研发计划(2023YFC3806705);国家自然科学基金(52038008、52378408);上海市科委项目(22dz1203004);
国网上海市电力公司项目(52090W23000B)

作者简介:李康(1995-),男,博士生,主要从事盾构隧道 GPR 壁后注浆检测和数据智能分析研究, E-mail: kon_li@163.com。
谢雄耀(通信作者),男,教授,博士生导师, E-mail: xiexiongyao@tongji.edu.cn。

Received: 2024-04-10

Foundation items: National Key R & D Program of China (No. 2023YFC3806705); National Natural Science Foundation of China (Nos. 52038008, 52378408); Science and Technology Innovation Plan of Shanghai Science and Technology Commission (No. 22dz1203004); State Grid Shanghai Municipal Electric Power Company (No. 52090W23000B)

Author brief: LI Kang (1995-), PhD candidate, main research interests: GPR detection of backfill grouting in shield tunnels and intelligent analysis of GPR data, E-mail: kon_li@163.com.

XIE Xiongyao (corresponding author), professor, doctoral supervisor, E-mail: xiexiongyao@tongji.edu.cn.

the safety of shield construction and surface buildings. In order to achieve automation and intelligence in backfill grouting detection, and to address the low efficiency of traditional Ground Penetrating Radar (GPR) manual detection, a Loaded-to-Frame (LTF) equipment capable of rapid automated GPR detection of grouting quality is proposed. The hardware composition, operating mode, and main parameters of the LTF equipment are described in detail. A series of model tests conducted under various conditions yielded over 600 000 high-quality labeled A-scan data. Based on both A-scan and B-scan data types and training strategies, intelligent models with excellent performance for backfill grouting thickness recognition are developed. An intelligent detection method for backfill grouting based on a “cloud-edge-end” architecture is proposed, and the GPR-AI Master platform, based on partial “cloud-edge-end” architecture, is developed to achieve cloud deployment and rapid application of the artificial intelligence model. A dynamic feedback mechanism based on the LTF equipment and intelligent analysis results is proposed, realizing comprehensive monitoring throughout the tunnel excavation process. The application is derived from 16 distinct shield tunnel projects domestically and internationally validate the effectiveness of the intelligent detection method, providing valuable references for the secure and intelligent construction of shield tunnels.

Keywords: tunnel engineering; shield tunnel; backfill grouting; ground penetrating radar; intelligent detection; cloud-edge-end

随着城市化进程的不断推进,城市轨道交通建设需求不断增加,截至2023年底,中国有66个城市已经开通了城市轨道交通,总里程达11 232.65 km^[1]。隧道穿越城市地下及江、河、湖、海等特殊环境,对地层扰动控制提出了更高的要求,通常采用施工扰动小的盾构法进行施工。为满足城市高质量发展的需求,大直径和超大直径盾构隧道的建设项目也逐渐增加^[2],盾构施工过程中地层扰动和地层变形沉降成为困扰施工技术人员的核心问题^[3]。盾构掘进过程中,刀盘超挖会产生盾尾间隙,通常采用壁后注浆的方式对盾尾间隙进行填充,以及时阻止地层发生进一步变形^[4]。由于盾尾注浆的过程是在管片和盾壳的遮挡下进行,浆液注入和成形的过程无法直接观测,传统的注浆质量控制主要通过控制注浆量和注浆压力等参数实现。然而,这些参数无法准确表征浆液在管片外围的实际分布情况,可能导致对局部注浆质量问题的忽视,引发更严重的安全事故。多年来,无损检测技术在隧道工程领域得到广泛应用,该技术不仅可克服传统钻芯取样对隧道结构造成损伤的缺点,还能实现更大范围和更高效率的检测。探地雷达(ground penetrating radar, GPR)作为一种成熟的无损检测技术,已成为隧道衬砌质量检测的主流工具之一^[5],其主要原理是利用高频电磁波在介质中的传播和反射规律,获得探测目标在时域信号中的信息^[6],不需要埋设任何传感器和探针便可实现移动检测。然而,当前针对隧道工程的GPR检测仍以人工检测为主,效率较低;数据的采集和分析也都依赖人工进行,导致分析结

果难定量、主观性强、时效性差,难以对隧道掘进过程进行及时反馈。随着自动化和人工智能(artificial intelligence, AI)技术的不断发展,结合盾构隧道高效、安全施工的需要,开展盾构隧道壁后注浆智能检测研究至关重要。要实现盾构隧道壁后注浆GPR检测的智能化,须实现GPR数据自动化采集和数据智能化分析两个关键目标。

在GPR数据自动采集方面,当前针对山岭隧道开发的检测车等自动检测设备已经显著提高了采集效率,但针对盾构隧道施工过程中壁后注浆质量检测,可配套应用的自动化检测设备较少。笔者所在团队开发的车架随行式(loaded-to-frame, LTF)检测机构是施工期隧道壁后注浆检测领域的主流设备^[7],目前已经具备较成熟的工程应用能力。例如,文献[8]采用车架随行式检测机构对超大直径盾构隧道双液同步注浆质量开展了足尺模型试验,对试验工况下注浆体厚度和缺陷进行探测,并对GPR频率的选择提供参考。

在GPR数据智能分析领域,学者们做了大量研究。张永恒等^[5]采用YOLOv5对隧道衬砌实测和数值模拟数据开展了衬砌空洞识别,准确率达到97.7%;Qin等^[9]采用ResNet 100对隧道衬砌、空洞和钢筋等进行目标识别;Zhu等^[10]基于数值模拟数据开展了基于CNN算法的衬砌空洞识别算法研究,提高了双曲线检测的准确性和自动化。Ge等^[11]提出了一种基于自注意力机制回归网络的GPR-TransUnet,实现了GPR数据的反演,并在数值数据和实测数据中进行了验证。当前,AI方法在GPR

数据分析方面的应用主要面临三大挑战:1)优质数据匮乏^[12-13]。数据是AI的基石,采用有监督的机器学习时,缺乏真实有效、带标签的高质量数据制约了AI在GPR数据智能化分析中的应用,而工程实测数据具有显著的复杂性,难以直接作为高质量数据用于AI模型训练。2)特征提取难^[14]。与主流的图像识别不同,探测目标自身的复杂性和环境干扰会导致GPR图像中特征难以识别和提取。当前,图像识别往往只能用于GPR数据中规则空洞和缺陷的识别,对复杂目标的识别能力有限。3)模型泛化能力差^[15]。主要表现为两方面——基于试验数据的AI模型对实测数据的泛化能力差,基于某一项目数据的AI模型对其他项目的泛化能力差。

综上所述,既有研究成果多集中于简单应用场景下的算法对比和模型训练策略,对自动化硬件开发、数据高效采集、AI模型部署及系统化应用方面的研究较少,导致现有研究成果的工程实用性不强。针对盾构隧道壁后注浆检测智能化这一目标,笔者从硬件构成、数据采集模式、智能算法、“云-边-端”架构和壁后注浆动态反馈机制等方面进行系统阐述。

1 车架随行式检测机构

1.1 GPR壁后注浆检测原理

GPR用于盾构隧道壁后注浆检测的原理如图1所示,GPR天线系统主要由发射天线T和接收天线R组成,T发射的高频电磁波经由管片表面入射进入更深介质,并在电性参数不同的介质界面发生反射和透射。当介质界面反射的雷达波被R捕获后,波形中会记录界面反射产生的时域信号突变,通过对这些信号位置、振幅分析便可确定探测目标的深度、位置和尺寸信息。随着探测深度的增加,GPR信号不断衰减,探测分辨率逐渐降低。

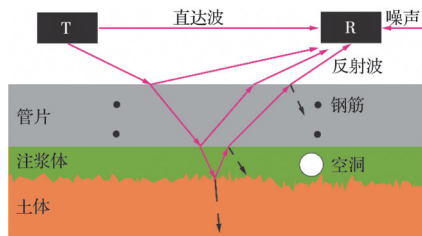


图1 GPR壁后注浆检测原理^[8]

Fig. 1 Principle of GPR for backfill grouting detection^[8]

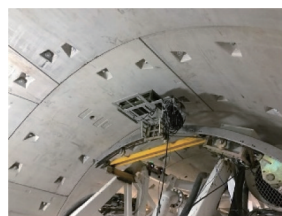
探测目标是由管片、浆液和土体形成的多层复合介质,且不同介质之间的电性参数存在一定差异,为采用GPR探测壁后注浆厚度提供了可能性。

GPR的探测结果多为时域波形,某一测点处的

单道波形称为A扫描,是波形振幅值在时域上的体现,可以显示某一点深度上的回波强度;将测线上的所有A扫描按顺序串联形成的二维数据称为B扫描,可以展示地下结构的分布、形态和变化,提供比A扫描更丰富的信息;C扫描是指在B扫描的基础上增加天线对数或通过多次采集,在纵横间距满足采样定律时组成的三维数据。

1.2 车架随行式检测机构组成

如图2所示,经过多年的发展,车架随行式检测机构的硬件设计已逐步成熟完善,从最初的简单功能性工具发展到当前的第4代科技产品。与第1代相比,第4代机构从结构设计、功能、外观等方面都更加科学,GPR天线也由单通道升级为现有的双通道。



(a) 第1代:简易结构



(b) 第2代:完善结构



(c) 第3代:单通道天线



(d) 第4代:双通道天线

图2 车架随行式检测机构发展历程

Fig. 2 Development history of the LTF detection equipment

如图3所示,第4代车架随行式检测机构主要由GPR天线、升降机构、步进电机、环向轨道、伺服控制箱和超声测距传感器等部分组成,机构可由支撑直接固定于盾构机上,随着盾构机的掘进向前移动;GPR可在步进电机的带动下沿环向轨道运动,实现对隧道环向测线的探测;升降机构和超声测距传感器可以实现动态调整GPR天线-管片之间空气耦合距离,保证其稳定在预设值,实现数据的稳定采集。

1.3 GPR天线及参数

GPR天线主要参数分为功能参数和探测参数,功能参数指GPR天线自身设定的参数,如频率、最大采样时窗和最大分辨率等,对GPR的应用场景和探测深度有决定性影响;探测参数是指在功能参数一定的情况下,结合探测环境和数据需求设定的参

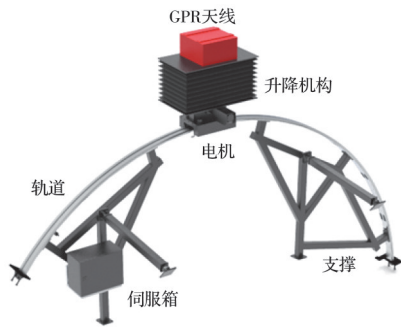


图 3 车架随行式检测机构硬件组成

Fig. 3 Hardware composition of the LTF detection equipment

数,如 GPR 空气耦合间距、移动速度、采样时窗、采样点数、收发天线间距和极化方向等。

为保证车架随行式机构对不同管片、不同注浆层厚度和不同浆液类型的盾构隧道都达到较好的探测效果,结合已有研究结果和工程经验,在实际应用中通常采用 300/700、400/600 MHz 两种型号的双通道 GPR 天线,样式如图 4 所示,关键的功能参数如表 1 所示。其中,300、400 MHz 作为较低频率可实现较大的探测深度,600、700 MHz 作为较高频率可保证较浅层的成像精度;GPR 的工作温度可满足隧道施工现场复杂的工程条件需求。

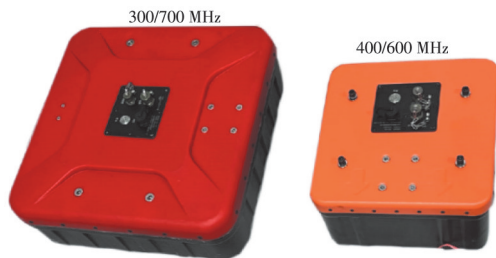


图 4 双通道 GPR 天线

Fig. 4 Dual-channel GPR antennas

表 1 GPR 功能参数

Table 1 GPR function parameters

工作温度/℃	最小时窗精度/ps	最大采样时窗/ns	工作电压/V
-30~+50	1	250	9~18

1.4 控制及数据采集系统

车架随行式检测机构控制系统如图 5 所示,主要由 8 个功能区域组成:1) I 为设备在线状态显示区域,对 GPR 天线、伺服系统和运行机构等部分的信号连接状态进行显示,只有所有组件信号连接时才可运行机构进行检测;2) II 为机构的运行状态展示区域,实时展示 GPR 的位置、运行速度和空气耦合间距等参数,帮助工作人员更好地了解机构的工作状态;3) III 为探测参数设置区域,设置 GPR 采集模式、管片编号、空气耦合间距、探测起始角度及终止角度、机构移动速度和步进度数等参数,对于某一具体工程而言,除管片环号外,其他参数均在区

域 III 中预设并在探测过程保持不变;4) IV 为机构指令控制区域,可手动控制 GPR 天线的上升或者下降、顺时针或者逆时针运动、检测开始和结束及设备复位等功能;5) V 和 VI 展示探测结果中两种 GPR 通道的实时 B 扫描结果,系统内置了增益等简单的数据处理功能,方便在探测过程中掌握探测数据的状态;6) VII 和 VIII 展示了两种 GPR 通道的 A 扫描结果。

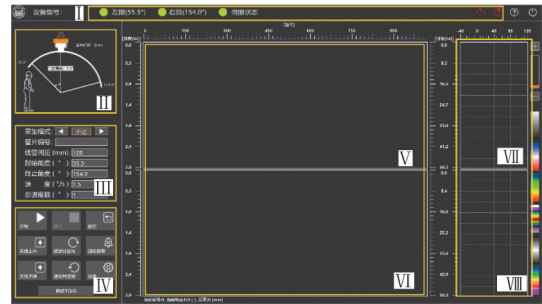


图 5 控制系统界面

Fig. 5 Control system interface

在工程应用中,控制系统实现了非常简单的应用模式。针对每环探测,工作人员仅需输入当前隧道掘进的环号,点击“开始”,启动检测,检测结束后点击“数据智能分析”,生成智能分析结果,则可实现整个检测流程。

1.5 壁后注浆检测过程

利用车架随行式检测机构对盾构隧道壁后注浆进行检测的流程分别如图 6 所示,主要包括复位(初始)、开始检测、检测结束和复位(结束)4 种状态。针对隧道某一环的检测流程为:开始检测后,机构由复位点 0 运行到检测起点 1,并在 1 处启动 GPR 数据采集,对 1~2 之间的范围进行探测,在 2 处结束检测,之后自动复位到 0 处。复位点 0 位于设备顶部,目的是为保证机构在不工作时不占用隧道两侧的作业空间,且能保证结构具有良好的受力状态。

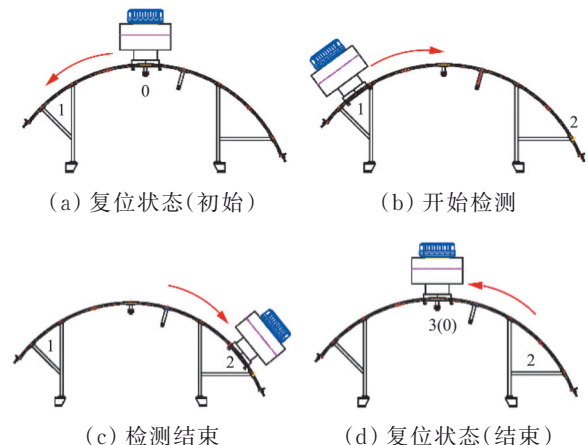


图 6 检测流程

Fig. 6 Detection process

2 数据智能分析及“云-边-端”架构

2.1 GPR智能分析方法

2.1.1 主要挑战的解决策略

AI算法在GPR数据分析中的应用须解决高质量数据匮乏、特征提取难和模型泛化能力差3个关键挑战,针对这些挑战,提出的解决办法如下:

1)通常采用模型试验、数值模拟和工程实测数据直接标记等方法解决高质量数据匮乏的问题。对于典型病害识别问题,可对工程数据处理过程中的典型特征进行提取,采用目标识别算法实现病害的快速识别和定位。对于注浆厚度识别问题,由于厚度的分布是定量的,往往难以通过工程实测数据进行精确标注,多采用试验数据和数值模拟数据作为样本进行AI训练。

2)GPR数据特征标注方面,对于可轻易辨识的波形特征,通常采用直接标注的方法;对于特征不明显、不精确的波形特征,可采用数据对应的注浆厚度值或者缺陷类别进行间接标注。由于注浆厚度的分布天然、随机且复杂,加上探测时GPR受环境噪声的影响,这类GPR数据难以进行波形特征直接标注,通常采用间接标注的方法。

3)泛化能力主要有两方面内涵,一是为了使基于试验数据的机器学习模型对工程具有良好的泛化能力,采用与真实工程完全相同的试验材料,设置随机分布的不均匀注浆厚度,并采用与工程应用中相同的GPR探测参数,获取高质量试验数据,保证试验数据对工程条件具有良好的代表性;二是为保证试验数据驱动的AI模型对不同工程具有良好的泛化能力,可开展一系列模型试验,并对不同源数据实行分类、标准化处理,不断丰富样本库。

2.1.2 GPR数据智能分析算法

AI方法已经广泛应用于土木工程领域,传统机器学习方法的回归器、分类器以及基于深度学习的图像识别、语义分割等都可用于GPR数据智能分析。用于AI分析的GPR数据也包括A扫描、B扫描、C扫描等多种类型以及时域、频域等多种域分解。基于试验数据的壁后注浆厚度智能识别的模型训练主要包括以下内容:

1)带标签的高质量GPR数据获取。带标签的GPR数据是指已知探测目标信息(例如注浆厚度、缺陷)的GPR探测数据,对于厚度探测而言,用于机器学习模型训练的数据必须知道浆液厚度的精确分布,但该信息往往无法通过工程数据直接获得并标记,通常需采用数值模拟或模型试验的方法获得。

GPR探测的主流数值模拟软件为gprMax,是一种基于时域有限差分法(finite difference time domain, FDTD)求解Maxwell方程组的数值软件^[16-17]。与真实数据相比,数值数据获取成本较低,但真实性存在显著不足,难以模拟出与实际工况相同的效果。因此,基于数值模拟得到的数据难以直接用于工程应用级别的模型训练,但可应用于简单特征(例如双曲线特征)的数据增强,或为算法适应性和参数选取等研究提供参考。

与数值模拟相比,模型试验在数据真实性方面具有明显优势。如图7所示,笔者所在团队根据不同的隧道类型、注浆材料、隧道结构等工况开展了一系列足尺模型试验,获取与真实工程具有相同结构、材料和探测参数的高质量GPR数据,用于训练指导工程应用的AI模型。其中:图7(a)为地铁小直径盾构隧道单液浆模型试验,其考虑了分布均匀的注浆厚度,并设置了一定厚度梯度,工况较为理想;图7(b)为超大直径盾构隧道水泥与水玻璃(cement-silicate, C-S)双液浆检测试验,其管片厚度为65 cm,注浆理论厚度为35 cm,试验中设置了不同厚度的非均匀注浆层;图7(c)也为地铁隧道壁后注浆检测模型试验,与图7(a)相比,试验中浆液的注入和形态分布更加自然,注浆厚度分布也更加广泛,基于本试验开展了300、400、600、700 MHz四种频率下的GPR检测,显著丰富了数据类型;图7(d)为隧道衬砌缺陷检测模型试验,内部考虑了空洞、含水空腔等多种工况,为隧道衬砌缺陷识别提供数据支撑。



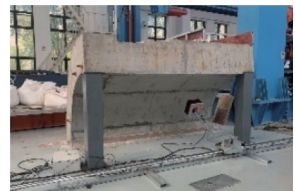
(a) 地铁小直径盾构单液浆



(b) 超大直径盾构C-S双液浆



(c) 地铁盾构单液浆



(d) 隧道病害探测

图7 不同工况的模型试验

Fig. 7 Model experiments for different conditions

当前,基于各类模型试验获得了大量带标签的GPR数据,形成了A扫描试验数据库约60万条数据。随着各种试验数据的不断加入,其包含的隧道

工况、注浆厚度、浆液类型、缺陷类型等变量越来越丰富,为AI提供了丰富的数据支撑,可以保证AI模型在复杂的隧道探测工况下具有更强的泛化能力。

2) 注浆厚度智能识别算法。当前,车架随行式检测机构的配套算法是基于GPR数据的浆液厚度回归算法。如图8(a)、(b)所示,根据数据类型不同,数据集样本可分为基于A扫描和B扫描两种模式。其中,A扫描模式采用各个测点处A扫描中的波形振幅值作为特征,并以对应测点处的注浆厚度值为标签;B扫描模式以整条测线的B扫描为样本,以整条测线对应的厚度分布(一维数组)为标签。壁后注浆检测目标是获得测线范围内注浆厚度的截面分布,以A扫描为样本可以保证数据更加灵活,数据量较充足,但可能损失测点间的关联信息。以B扫描为样本优点是可以包含比A扫描更多的全局信息,缺点是对数据量的要求较大。采用基于A扫描和B扫描的机器学习具有良好的适用性。C扫描虽然包含比A扫描和B扫描更丰富的特征信息,但难以获得足够的带标签的数据用于模型训练。

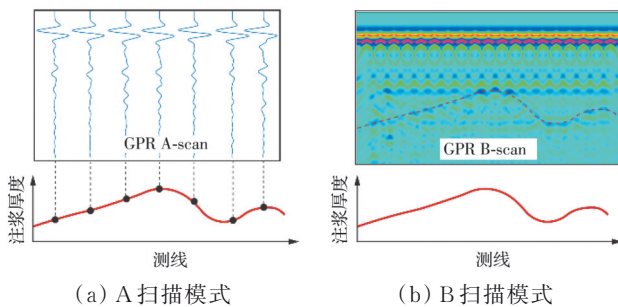


图8 基于A扫描和B扫描的数据集制作

Fig. 8 Dataset creation based on A-scan and B-scan

在回归问题中,通常采用如式(1)所示的回归决定系数 R^2 对模型性能进行评价。利用试验数据开展的一系列模型训练任务中,以A扫描数据集训练模型时,常见的机器学习算法有CatBoost、XGBoost、LightGBM等。当前,以超大直径盾构隧道为背景的最佳性能模型采用CatBoost算法训练,其 R^2 可达到0.89^[18];以小直径地铁盾构隧道为背景的最佳性能模型采用XGBoost算法训练,其 R^2 可达0.96^[19];基于B扫描数据集的深度学习算法可采用ResNet神经网络等框架。结果表明,ResNet-18在小直径盾构隧道中性能良好,在300、400、600、700 MHz下4种频率的数据集中都表现出良好的性能, R^2 分别达到0.982、0.963、0.973和0.976。

$$R^2 = 1 - \frac{\sum (\hat{y}_i - y_i)^2}{\sum (\bar{y}_i - y_i)^2} \quad (1)$$

式中: \hat{y}_i 为预测值; y_i 为真实值; \bar{y}_i 为真实值的平

均值。

不同试验工况对应的数据集存在一定差异,因此,针对多种工况、不同GPR频率开展模型试验,以获得更多高质量GPR数据,有利于提升模型的泛化能力。提出的双频相干向后投影(bi-frequency back projection, BBP)算法^[20]等频率融合算法也可帮助实现不同频率数据的协同应用,为GPR数据AI分析提供新的研究思路。

2.2 注浆厚度的评价

注浆厚度的评价主要目的是对已知注浆厚度进行合格性判定,以帮助实现针对不同的注浆质量采取更加合理的措施。为方便对GPR探测结果进行直观评价,采用如式(2)所示的计算公式对单环注浆的充盈率进行表征。

$$\eta = \frac{L}{L_0} \times 100\% \quad (2)$$

式中: η 为浆液充盈率; L 为实际浆液厚度; L_0 理论盾尾间隙。

根据长期的工程应用经验,可按照表2所示的评价标准对GPR检测得到的厚度进行评价。根据 η 的取值范围可将注浆质量评价为“优秀”“合格”和“不合格”3个等级,其中“优秀”和“合格”为满足工程施工要求的注浆,而“不合格”意味着必须对当前环进行二次注浆并复检,直到合格。为了对测线范围内注浆厚度的质量进行直观表述,以方便工程现场的应用,采用绿色、黄色和红色3种不同颜色对“优秀”“合格”和“不合格”进行标识。

表2 注浆厚度评价标准

Table 2 Evaluation criteria for grout thickness

评价结果	η 取值范围	代表颜色
优秀	$>110\%$	绿色
合格	$90\% \sim 110\%$	黄色
不合格	$<90\%$	红色

2.3 智能分析结果可视化

车架随行式检测机构的单环智能分析结果如图9所示,主要包括测线范围内管片-注浆-土体的厚度分布、注浆厚度评价结果和探测范围内的真实注浆厚度分布,分别位于分析结果的左上、左下和右侧。结果中还包括环号等必要信息,能全面、准确、定量地展示当前测线范围内的注浆情况并通过评价结果及时定位注浆厚度不合格的位置。

2.4 基于“云-边-端”架构智能化应用

2.4.1 “云-边-端”架构概念

GPR数据AI分析的数据获取、算法选择及模型训练完成后,对于解决复杂工程问题而言,其智能化应用具有重要意义。基于车架随行式检测机

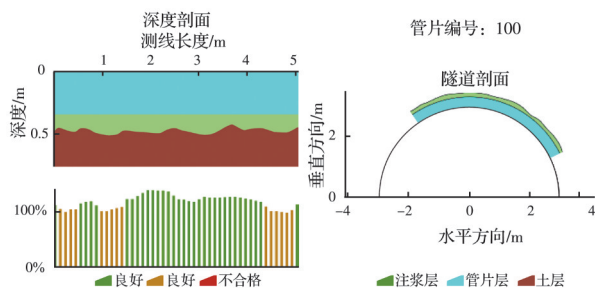


图9 壁后注浆智能实时分析结果

Fig. 9 Intelligent real-time analysis results of backfill grouting

构提出的“云-边-端”架构如图10所示,其中:“云”代表云服务器,主要提供云计算和云储存等能力,其超强算力和连通性可实现基于海量数据的储存、AI模型的训练和部署,与传统服务器相比,“云”能帮助用户实现高效的计算和连接能力;“边”是指边缘计算,主要目的是解决复杂工程数据的预处理,在该环节提高数据的信噪比,降低无用数据对传输资源的占用,实现数据的高效传输;“端”是指终端设备,在隧道工程中往往指数据采集传感器,主要目的是获取数据。

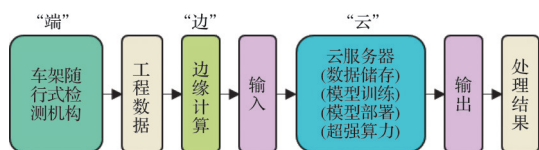


图10 基于“云-边-端”架构的智能化应用

Fig. 10 Intelligent application based on “cloud-edge-end” architecture

在盾构隧道壁后注浆智能化检测中,“端”即指车架随式检测机构,主要目的是实现对盾构隧道壁后注浆检测的GPR数据采集。在大量的工程应用中,采集的GPR数据经边缘服务器实现基础筛选和去噪后传输给云服务器,在服务器中自动生成样本进行训练,并将训练好的模型进行部署。用户可通过网页或移动应用等载体实现和模型的交互,实现数据的智能化分析。也可将分散训练的模型经云服务器直接进行部署和应用。

2.4.2 GPR-AI Master 平台

如图11所示,GPR-AI Master平台是当前基于部分“云-边-端”架构开发的一款基于B扫描和ResNet深度学习网络的GPR壁后注浆检测智能分析平台^[21],主要原理是:将基于模型试验数据训练的深度学习模型部署在阿里云弹性计算服务器(elastic compute service,ECS)上,实现对车架随式检测机构采集的实测数据进行“输入端”和“输出端”的智能化分析,用户输入GPR原始数据和关键探测参数,便可直接获得智能分析结果。

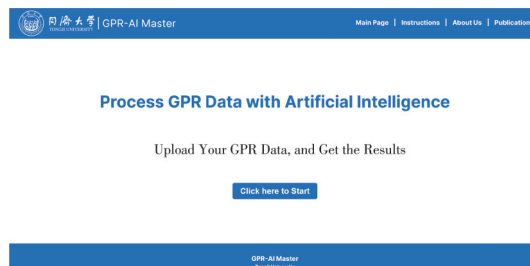


图11 GPR-AI Master 主页

Fig. 11 Main page of GPR-AI Master

与传统的人工数据分析和商业软件相比,GPR-AI Master省去了复杂的数据处理经验和软件技能学习过程,既提高了数据分析效率,也保证了分析结果的客观性和准确性。当前,GPR-AI Master更注重AI模型的部署和应用,随着工程应用中大量数据分析需求的增加,需完善边缘计算对大数据预处理和标准化的功能,以更完整的“云-边-端”架构实现数据的高效智能分析。

2.5 检测结果的动态反馈机制

如图12所示,壁后注浆智能检测的目的是保证隧道的安全施工,基于检测结果实现对工程施工的动态反馈。隧道掘进过程中,以既有注浆参数对当前环进行注浆,注浆结束后启动车架随式检测机构对注浆质量进行检测,测得的原始数据经智能分析,得到厚度分布和评价结果。若当前环的注浆质量合格,则无须对注浆参数进行调整,若当前环注浆质量不合格,则应进行二次注浆,并及时调整下一环的注浆参数,确保下一环质量合格。

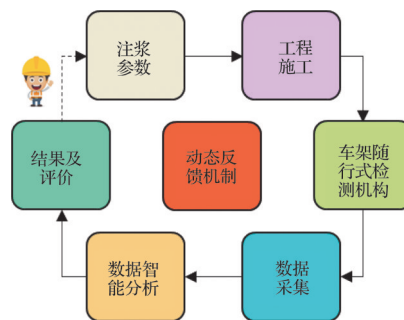


图12 壁后注浆检测结果动态反馈机制

Fig. 12 Dynamic feedback mechanism of backfill grouting inspection results

动态反馈机制是基于先验信息对未来注浆参数进行合理调整,使盾构隧道在整个掘进过程中都可以保持合理的注浆参数设置,对盾构隧道的施工安全和地表安全起到积极的促进作用。

3 工程应用

3.1 大直径/小直径隧道检测参数

中国地铁隧道小直径盾构隧道直径 $D \approx 6$ m,大

直径盾构隧道直径 $D>10\text{ m}$,超大直径盾构隧道直径 $D>14\text{ m}$ 。大小直径盾构隧道在管片厚度、盾尾间隙厚度和注浆厚度方面都存在明显差异,为了使车架随行式检测机构更具实用性和针对性,根据应用工程经验和试验结果,为大直径盾构隧道与小直径盾构隧道壁后注浆检测推荐如表 3 所示的参数设置。

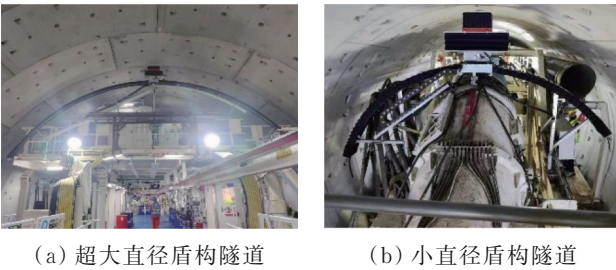
表 3 探测参数推荐值

Table 3 Recommended value of detection parameters					
隧道直径	GPR 频率/MHz	移动速度/(°/s)	采样步长/(°)	可探测范围/(°)	探测时长/min
大直径 ($D\geq 10\text{ m}$)	300/700	1.0	0.5	0~360	<5
小直径 ($D\approx 6\text{ m}$)	400/600、 400/900	0.1	0.1	0~360	<5

实际应用中,车架随行式检测机构在盾构机上的安装位置既要保证不干扰盾构机前方拼装机的工作空间及盾构机两侧通道的正常通行,又要考虑浆液凝固时间,在浆液完全凝固前获得检测结果,为人工干预不合格注浆质量预留窗口期。因此,通常将设备安装在盾尾后 2~3 环的位置。

3.2 应用概况

如图 13 所示,车架随行式检测机构已经在不同用途、不同直径、不同浆液类型的盾构隧道中进行技术的适应性改造和调整,并已经在如表 4 所示的众多工程中得到了广泛应用。



(a) 超大直径盾构隧道 (b) 小直径盾构隧道

图 13 车架随行式检测机构现场应用

Fig. 13 Field application of the LTF detection equipment

3.3 工程应用效果及验证

考虑到实际工程中难以对真实注浆厚度进行直接验证,当前,基于车架随行式检测机构的壁后注浆检测效果主要通过模型试验、工程实测数据分析和工程施工效果 3 种途径进行验证。以江阴-靖江长江隧道右线为例,该隧道下穿民房、长江大堤、长江、船厂、公园等多处重要建筑物,隧道过江段采用盾构法施工,管片内径 14.2 m,外径 15.5 m,右线长 4 952 m,左线长 4 937 m,盾尾间隙 30 cm;隧道最大覆土厚度超 53 m,最大水压达 820 kPa,先后穿越

表 4 车架随行式检测机构应用概况

Table 4 Statistics on the application of frame accompanying testing in China and abroad

编号	项目名称	省份或国家	开挖直径/m	浆液类型	GPR 频率/MHz
1	南宁 4 号线穿火车站	广西	6.28	单液浆	400
2	上海北横通道 II 标西段隧道	上海	15.56	单液浆	400
3	济南地铁 R3 线	山东	6.68	单液浆	400
4	南京和燕路过江通道左线	江苏	15.07	双液浆	400/900
5	南京和燕路过江通道右线	江苏	15.03	双液浆	400/900
6	天津地铁 6 号线	天津	7.10	单液浆	400/900
7	南宁机场线右线	广西	6.95	单液浆	400/900
8	南京建宁西路过江通道左线	江苏	15.07	双液浆	400/900
9	江阴靖江长江隧道右线	江苏	16.09	双液浆	400/900
10	深圳 13 号线二期北延左线	广东	7.08	单液浆	400/600
11	福州滨海快线 3 标 4 工区左线	福建	8.63	单液浆	400/900
12	厦门地铁 3 号线南延段	福建	6.30	单液浆	400/600
13	青岛第二海底隧道服务隧道	山东	8.18	双液浆	300/700
14	青岛第二海底隧道南线	山东	15.63	双液浆	300/700
15	青岛第二海底隧道北线	山东	15.63	双液浆	300/700
16	Cross Island Line	新加坡		单液浆	400/600

粉土、粉砂、粉质黏土、中粗砂、砾砂、中砂、粉细砂、淤泥质粉质黏土地层。由于隧道直径大、建设环境复杂以及穿越大堤周边建筑物的安全性需求,隧道掘进过程中地层沉降控制至关重要。

依托该工程背景的应用效果和验证方法:1)模型试验验证,即以工程为背景开展具有不同注浆厚度和注浆缺陷的注浆体模型试验,将采集的数据进行滤波、增益等处理后,与实现工况进行对比,试验数据可对试验工况进行验证^[8];2)工程实测数据分析结果验证是指将基于模型试验数据训练的机器学习模型用于对工程实测数据进行分析,将智能分析结果同传统数据处理方法得出的结果进行对比,从而验证试验数据和 AI 模型的有效性^[18];3)工程施工效果验证是指采用车架随行式检测机构进行辅助施工后,隧道在地表沉降控制和管片错台控制等实际工程问题中表现出良好的效果,也可作为其应用效果的间接验证。该项目采用车架随行式检测机构进行全程注浆质量检测跟踪,已实现隧道顺利贯通。经统计,隧道整体管片错台量控制在 $\pm 3\text{ mm}$,穿越大堤过程中地面整体沉降不超过 2 cm,证明注浆质量得到了良好控制。

4 结论

为实现盾构隧道壁后注浆智能化检测,提出了车架随行式检测机构和“云-边-端”架构,系统地阐述了壁后注浆 GPR 检测智能化应用场景和工作机制,对盾构隧道的施工安全和智能化掘进具有重要

意义,主要结论如下:

1)车架随行式检测机构可实现对大、小直径盾构隧道环向测线的自动化检测,单环检测时间小于5 min,已应用于16个隧道项目。

2)基于A扫描和B扫描的机器学习算法在壁后注浆厚度回归模型中已经取得良好的效果;智能分析结果和评价机制可直观展示浆液分布状况,

3)提出的基于“云-边-端”架构的智能应用体系可实现GPR数据采集、数据传输、模型训练、模型部署和应用等功能,有利于实现智能分析结果对注浆参数的动态反馈。基于部分“云-边-端”架构开发的GPR-AI Master平台,实现了AI模型的部署和智能化应用。

当前,车架随行式检测机构主要应用于施工期壁后注浆检测,运营期等其他应用场景有待于进一步开展研究;“云-边-端”架构在盾构隧道壁后注浆智能化检测中的大规模应用能力还有待进一步提高。

参考文献

- [1] 韩宝明,余怡然,习喆,等. 2023年世界城市轨道交通运营统计与分析综述[J]. 都市快轨交通, 2024, 37(1): 1-9.
HAN B M, YU Y R, XI Z, et al. Statistical analysis of urban rail transit operations worldwide in 2023: A review [J]. Urban Rapid Rail Transit, 2024, 37(1): 1-9. (in Chinese)
- [2] 夏振兴. 大直径盾构隧道掘进施工技术[J]. 现代制造技术与装备, 2023(增刊1): 7-9.
XIA Z X. Construction technology for large-diameter shield tunnel excavation [J]. Modern Manufacturing Technology and Equipment, 2023(Sup 1): 7-9. (in Chinese)
- [3] 范昭平,袁小会,韩月旺,等. 盾构隧道壁后注浆浆体变形特性[J]. 土木建筑与环境工程, 2009, 31(5): 65-68, 80.
FAN Z P, YUAN X H, HAN Y W, et al. Deformation properties of backfill grouting in shield tunnel [J]. Journal of Civil, Architectural and Environmental Engineering, 2009, 31(5): 65-68. (in Chinese)
- [4] 叶飞,王斌,韩鑫,等. 盾构隧道壁后注浆试验与浆液扩散机理研究进展[J]. 中国公路学报, 2020, 33(12): 92-104.
YE F, WANG B, HAN X, et al. Review of shield tunnel backfill grouting tests and its diffusion mechanism [J]. China Journal of Highway and Transport, 2020, 33(12): 92-104. (in Chinese)
- [5] 张永恒,徐海泽,王耀东,等. 基于探地雷达的隧道衬砌空洞检测方法[J]. 铁道建筑, 2024, 64(2): 98-101.
ZHANG Y H, XU H Z, WANG Y D, et al. Inspection method of tunnel lining cavity based on ground penetrating radar [J]. Railway Engineering, 2024, 64(2): 98-101. (in Chinese)
- [6] JOL H M. Ground penetrating radar: Theory and applications [M]. 1st ed. Amsterdam: Elsevier, 2009
- [7] XIE X, ZHOU B, ZHOU Y, et al. Loaded-to-frame detection equipment for backfill grouting of shield tunnel: US2019: US2019/0330984 A1 [P]. 2019-10-31.
- [8] 李康,谢雄耀,周彪,等. 盾构隧道双液同步注浆GPR检测模型试验[J]. 中国公路学报, 2024, 37(3): 330-341.
LI K, XIE X Y, ZHOU B, et al. Model test study on GPR detection for cement-sodium silicate synchronous grouting in shield tunnel [J]. China Journal of Highway and Transport, 2024, 37(3): 330-341. (in Chinese)
- [9] QIN H, ZHANG D H, TANG Y, et al. Automatic recognition of tunnel lining elements from GPR images using deep convolutional networks with data augmentation [J]. Automation in Construction, 2021, 130: 103830.
- [10] ZHU H M, HUANG M Q, ZHANG Q B. TunGPR: Enhancing data-driven maintenance for tunnel linings through synthetic datasets, deep learning and BIM [J]. Tunnelling and Underground Space Technology, 2024, 145: 105568.
- [11] GE J K, SUN H F, SHAO W, et al. GPR-TransUNet: An improved TransUNet based on self-attention mechanism for ground penetrating radar inversion [J]. Journal of Applied Geophysics, 2024, 222: 105333.
- [12] LIU Z, GU X Y, WU W X, et al. GPR-based detection of internal cracks in asphalt pavement: A combination method of DeepAugment data and object detection [J]. Measurement, 2022, 197: 111281.
- [13] 杨洋,赵广茂,张志厚,等. 铁路路基病害探地雷达智能识别方法[J]. 地球物理学进展, 2024, 39(6): 2471-2482.
YANG Y, ZHAO G M, ZHANG Z H, et al. Intelligent detection method for railway subgrade diseases based on ground penetrating radar [J]. Progress in Geophysics, 2024, 39(6): 2471-2482. (in Chinese)
- [14] 覃紫馨. 基于深度学习的探地雷达道路异常目标自动解译技术研究[D]. 桂林: 桂林电子科技大学, 2023.
QIN Z X. Research on automatic interpretation technology of ground penetrating radar road abnormal targets based on deep learning [D]. Guilin: Guilin University of Electronic Technology, 2023. (in Chinese)
- [15] YUE G H, LIU C L, LI Y S, et al. GPR data augmentation methods by incorporating domain knowledge [J]. Applied Sciences, 2022, 12(21): 10896.
- [16] WARREN C, GIANNOPOULOS A, GIANNAKIS I. gprMax: Open source software to simulate electromagnetic wave propagation for Ground Penetrating Radar

- [J]. Computer Physics Communications, 2016, 209: 163-170.
- [17] WARREN C, GIANNOPOULOS A, GRAY A, et al. A CUDA-based GPU engine for gprMax: Open source FDTD electromagnetic simulation software [J]. Computer Physics Communications, 2019, 237: 208-218.
- [18] LI K, XIE X Y, ZHOU B, et al. Thickness regression for backfill grouting of shield tunnels based on GPR data and CatBoost & BO-TPE: A full-scale model test study [J]. Underground Space, 2024, 17: 100-119.
- [19] ZENG L, ZHANG X B, XIE X Y, et al. Measuring annular thickness of backfill grouting behind shield tunnel lining based on GPR monitoring and data mining [J]. Automation in Construction, 2023, 150: 104811.
- [20] XIE X Y, ZHAI J L, ZHOU B. Back-fill grouting quality evaluation of the shield tunnel using ground penetrating radar with bi-frequency back projection method [J]. Automation in Construction, 2021, 121: 103435.
- [21] 李康, 谢雄耀, 周韞捷, 等. GPR-AI Master盾构隧道壁后注浆探地雷达数据云端智能分析系统: 2024SR0118122 [CP/OL]. 北京: 中国版权保护中心, 2023-11-16.
- LI K, XIE X Y, ZHOU Y J, et al. Cloud-based intelligent analysis system for ground penetrating radar data of backfill grouting in shield tunnel based on GPR-AI master: 2024SR0118122. [CP/OL]. Beijing: China Copyright Protection Center, 2023-11-16. (in Chinese)

(编辑 王秀玲)