



软土地基下城市超长地铁隧道的沉降与变形监测及时空数据插补方法

韩晨希¹, 黄宏伟^{1*}, 欧阳凌涵², 周鸣亮¹

1. 同济大学土木工程学院, 上海 200092;

2. 卡迪夫大学工学院, 卡迪夫 CF24 3AA

第一作者, E-mail: hcx@tongji.edu.cn

* 通信作者, E-mail: huanghw@tongji.edu.cn

2024-05-04 收稿; 2024-09-11 修回; 2024-09-18 接受

中图分类号: TU447; U234; U456

文章编号: 2096-8523(2024)06-0152-10

doi:10.19509/j.cnki.dzkg.tb20240217

摘要: 城市地铁隧道的沉降监测与收敛变形的精准监控对于保障运营安全及周边环境稳定性至关重要。传统的监测方式,如人工巡检和固定传感器监测,存在实时性差、数据有限等问题。以上海地铁 2 号线东延伸段(在软土地基下采用盾构技术建造的大型城市地下隧道工程)为例,介绍了一种创新的无线传感网络(wireless sensor network,简称 WSN)监测技术,针对无线传感网络监测数据可能存在缺失的问题,提出了一种适用于无线传感网络特性的缺失值补全算法,以填补长达 8 年的监测周期中可能出现的数据空白点。通过以上监测网络及算法获取了该隧道的完整监测数据及特征指标,并揭示了软土地基盾构隧道横向收敛变形的部分影响因素。本研究在确保了监测数据的有效性和完整性的基础上,为软土地基盾构隧道的施工安全和地铁运营安全提供了技术支持和数据保障。

关键词: 软土地基; 超长地铁隧道; 沉降监测; 无线传感网络; 缺失值补全算法

随着社会经济高质量的发展,城市化进程加快,国内很多城市都面临人口密度高、交通拥堵、土地及能源告急等问题,给人们的出行带来了极大的不便^[1]。在北京、上海、广州等特大城市中,轨道交通系统承担了城市公共客运总量的 40%~50%,而盾构法作为城市轨道交通的主要工法,其修建的隧道占据了城市轨道线路总长的 50%~70%^[2-5]。其中,相关研究人员建立了上海盾构收敛变形数据库并发现上海盾构隧道横向收敛具有逐年增大的变形规律^[3]。由于盾构隧道穿梭于城市复杂地层中,且周边构筑物基础施工及密集活动人群,盾构隧道在服役环境中存在许多不确定因素,这些因素构成了盾构隧道运营安全的潜在风险源。针对这些风险源,

选择合理的方法来评价运营盾构隧道健康状况尤为重要,为此,近年来我国学者对地铁运营盾构隧道结构的风险分析及健康状况展开了相关研究。隧道的安全问题中,沉降与收敛变形问题始终是受到高度重视而不可或缺的重要监测内容^[6-9]。

当前,传统的隧道健康监测方式一般为人工巡检和在隧道关键部位安装固定传感器 2 种方式。其中,人工巡检一般为工作人员定期进入隧道进行目视检查、使用锤子、尺子等手持工具进行敲击测试,或借助电子水平尺、裂缝宽度尺、激光测距、全站仪等仪器进行测量,进而评估隧道结构状况。由于现代城市的地铁隧道距离长、断面大,部分工程在深入地下或者更加复杂多变的环境中,使用人工方法持

著录信息: 韩晨希,黄宏伟,欧阳凌涵,等. 软土地基下城市超长地铁隧道的沉降与变形监测及时空数据插补方法[J]. 地质科技通报,2024,43(6):152-161.

HAN Chenxi, HUANG Hongwei, OUYANG Linghan, et al. Settlement and deformation monitoring and spatio-temporal data interpolation method for urban ultra long subway tunnels under soft soil foundation[J]. Bulletin of Geological Science and Technology, 2024, 43(6): 152-161.

续监测需要消耗大量人力物力,并且依赖于人的经验判断,主观性强,效率低下,不能实现连续、实时监测,且受限于人员安全、环境条件等因素,空间上难以覆盖隧道全区域,同时受运营期地铁隧道“窗口期”(通常为凌晨 00:30 至 3:00)的影响,时间域上监测数据极其有限且获取数据成本高^[10-11]。而传统的固定传感器虽然可以连续监测待测参数,但布设范围和监测密度有限,且数据收集难度和维护成本更高,如光纤光栅监测等,在隧道场景下无法实现大规模分布式感知,目前在大地探测中有所应用,但难以应用到隧道中来^[12],而针对边坡的监测已有关于机电系统(microelectro mechanical systems,简称 MEMS)相关研究^[13]。基于此现状,需要一种更加方便、易于操作且可持续监测的方法进行隧道收敛活动监测的自动化变形监测方法。

上海地铁 2 号线东延伸段,作为软土地基下运用盾构技术构筑的庞大城市交通动脉,其沉降与收敛变形的精准监控对于保障运营安全及周边环境稳定性具有决定性意义。本研究聚焦于上海地铁 2 号线东延伸段这一典型工程实例,详细阐述了在此区域内实施的创新无线传感网络监测技术及其显著成效。

1 研究区概况

1.1 基本概况与问题

软土地层下隧道的变形由多种因素导致,例如温度、地下水位波动、潮汐力作用、地层应力重分布以及施工扰动等,而研究隧道的收敛变形并对其变形量进行数据分析对于灾害预防有重要作用^[14]。通过对监测数据进行快速傅里叶变换等数据分析,可以研究影响隧道变形的因素。反映软土地基盾构隧道收敛变形机理的公式可以结合多因素作用下隧道所处软土地层的变形分析得到^[15-17]。

在上海地铁 2 号线东延伸路段,部署了由 518 个精密倾角感知支点构建的立体监测网络,这些支点以科学的密度分布于 259 个独立监测断面内,实现了对包含 6 个区间、12 条总长达 20.4 km 隧道空间的全方位覆盖。此监测网络自投入运行以来,已持续、高效地服务于隧道健康监测长达 8 a,积累了大量宝贵的实时监测数据,也是全球范围内首个实现对如此大规模、长距离地下隧道进行长期、稳定无线感知监测的成功案例。监测方式采用了隧道无线传感网络技术,利用 WSN 构建了一个高度集成、自

主协调、低功耗的分布式感知系统。该系统依托 MEMS 传感器技术捕获丰富的环境参数,通过高效的无线通讯技术将数据实时传输至远程控制中心进行深度分析与决策支持,从而实现对盾构隧道结构安全状态的精准、实时、智能化监控。

然而,面对软土层的不均匀性、地下水活动、地表荷载变化等因素引发的复杂地质响应,以及无线传感设备可能遭遇的故障、信号干扰、传输中断等问题,难免会出现数据缺失的现象。为确保数据分析的准确性和可靠性,本研究的核心目标在于构建一套适应于无线传感网络特性的缺失值补全算法,以有效填补长达 8 a 监测周期中可能出现的数据空白点。

1.2 缺失数据的补全方法

缺失数据补全是数据分析中常见的问题,尤其是在大数据和机器学习领域。根据数据的性质和缺失模式,已经开发出多种补全缺失数据的方法。例如:删除法、单一补全法、多重补全法、最大似然估计法、基于时间序列模型的方法以及机器学习方法。删除法是直接处理缺失值的最直观手段,其操作简单,但可能导致有效样本量显著减少,特别是在缺失值普遍存在的情况下,可能引发样本选择偏倚并丢失重要信息。单一补全法侧重于为每个缺失值提供一个确定的替代值,通常基于某种简化的假设或算法。此类方法包括均值/中位数/众数替换、热卡填补、冷卡填补、回归插补、K 最近邻法等。多重补全法旨在通过创建多个填充完整数据集来解决单一补全法可能引入的方差低估问题。基于模型的多重插补如使用贝叶斯方法或随机森林等算法进行多次插补,然后在各完整数据集上独立进行分析,最后合并分析结果,以反映缺失数据的不确定性。这种方法能更准确地估计参数、标准误差和统计检验力,体现了对缺失机制不确定性的合理处理。最大似然估计法通过构建包含缺失值的似然函数并进行优化来联合估计缺失数据与模型参数。例如期望最大化(EM 算法)是实现这一目标的一种迭代算法,它交替执行期望步骤(计算在当前参数下缺失数据的条件期望)和最大化步骤(根据这些期望值更新参数),直至收敛,从而实现对缺失数据和模型参数的同时估计。基于模型的方法则针对特定数据结构或分析需求,运用专门模型处理缺失值。例如,在处理时间序列数据时,可以借助 ARIMA 模型或状态空间模型等方法,通过模型的动态特性来预测和填补序列中的缺失值。对于具有潜在结构关系的变量集合,可以采用因子分析识别共性因子,基于因子得分来估

计缺失值。机器学习方法凭借其强大的非线性建模能力在缺失值预测中展现出优势。随机森林利用集成学习思想,结合多个决策树的预测结果,以其良好的泛化能力和对多重相关变量的处理能力来预测缺失值。深度学习技术如自编码器,通过学习数据的高层抽象表示,能够捕捉复杂非线性关系,进而用于填补缺失数据,尤其适用于高维且结构复杂的输入数据。

2 隧道无线监测传感网络

本软土地基盾构隧道健康监测项目使用无线传感网络(WSN)的方法对隧道进行健康监测,可以有效解决传统监测方式的不足。

整个无线传感网络由4个主要部分组成:无线支点、无线智能网关、无线传感网络以及控制管理中心。无线支点作为前端感知单元,配备传感器模块、数据处理模块、无线通讯模块和电源管理模块,可集成多种传感器,如温度、湿度、物质浓度、光强、压力、加速度、位移等传感器,实现对隧道环境全方位的监测。这些支点通过嵌入式无线传感网络协议,组成分布式无线网状网络,数据可以通过多跳方式直接传输给网关,或经由其他支点接力转发。无线智能网关作为网络与外界通信的桥梁,接收支点数据并通过公共或私有网络(有线或无线)传输至远程的控制管理中心,图1为无线传感网络 WSN 健康监测系统示意图。



图1 无线传感网络(WSN)健康监测系统示意图

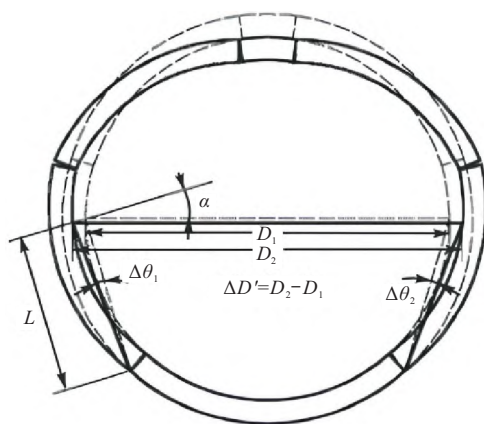
Fig.1 Schematic diagram of wireless sensor network for a health monitoring system

盾构隧道衬砌由多个预制管片精密拼接而成,其整体变形主要源于接头区的转动效应,而非单个管片自身形变。因此,接头变形对隧道稳定性与几何精确性起决定作用^[18]。而隧道收敛变形往往被用于结构安全性能和服役性能评价的关键性能指

标^[19-22]。张东明等^[23]针对上海地铁一号线、二号线、十号线开展了统计分析研究,研究范围为总计16个区间共3 024个管片的水平直径数据,研究表明盾构隧道衬砌的收敛变形绝大部分呈现“横鸭蛋”模式变形,因此可将水平收敛值作为上海盾构隧道健康监测的重要指标。王飞等^[9]提出了基于倾角的收敛算法以及最小误差布设方案,如图2所示,并给出了水平倾角计算公式如下:

$$\Delta D' = D_2 - D_1 = L \cdot (\Delta\theta_1 - \Delta\theta_2) \cdot \cos \alpha, \quad (1)$$

式中: ΔD 为盾构隧道横向收敛变形值; D_1, D_2 分别为隧道变形前后的水平直径; L 与 α 为隧道固定参数; $\Delta\theta_1, \Delta\theta_2$ 分别为隧道内外侧无线倾角智能测量传感器倾角值。



D_1, D_2 分别为隧道变形前后的水平直径; ΔD 为盾构隧道横向收敛变形值; L 与 α 为隧道固定参数; $\Delta\theta_1, \Delta\theta_2$ 分别为隧道内外侧无线倾角智能测量传感器倾角值。

图2 水平收敛计算示意图

Fig.2 Diagram of horizontal convergence calculation

上海地铁二号线东延伸段采用上海典型单圆无缝拼装隧道结构形式,每个单环由6个预制钢筋混凝土衬砌块组成,其圆心角分别为 $1 \times 16^\circ$ 、 $4 \times 65^\circ$ 、 $1 \times 84^\circ$ 。相邻衬砌块由2个5.8-M30钢螺栓连接,设计外径为6.2 m,环厚0.35 m,环宽1.2 m。测量水平收敛的倾角传感器布设在最优布设点即 120° 处,如图3所示。相应水平收敛公式参数为 $L = 2\,401\text{ mm}$, $\alpha = 16.4^\circ$ 。

因此,本监测项目通过在上海地铁二号线东延伸段隧道断面上使用 WSN 技术布设倾角感知支点,可以达到实时且长时段监测运营期盾构隧道在软土地层中发生的收敛变形。自2015年起,已经收集长达8 a的隧道收敛监测数据。



图3 倾角支点实地布设图

Fig. 3 Layout diagram of inclined support points on site

3 监测数据分析

截取一段比较完整的监测原始数据进行傅里叶变换小波变换等,从傅里叶变换中提取周期特性,并进行分析,说明可能与温度及年份有关等信息。

3.1 傅里叶变换简介

傅里叶级数提供了一种将函数按频率成分进行分解的数学工具,但局限于处理周期函数。对于傅里叶级数无法处理的非周期函数或无限大周期的信号,傅里叶变换在此基础上得以扩展,使得任何函数或信号都能够从时域(或空间域)转换至频域。连续傅里叶变换将时域信号转化为连续频谱表示,如图4所示。

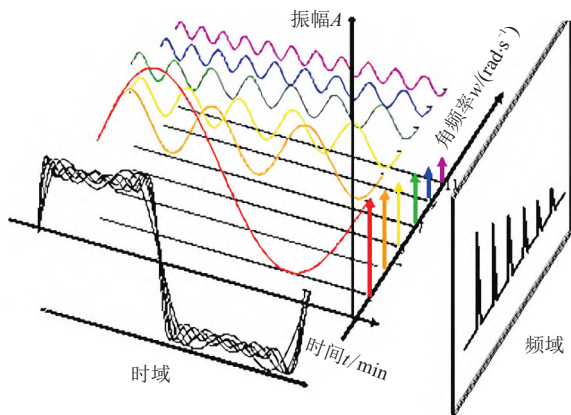


图4 傅里叶时域-频域转换示意图

Fig. 4 Schematic diagram of Fourier time-frequency domain conversion

对于一个周期为 T 的函数 $f(t)$,其傅里叶级数可表示为:

$$f(t) = a_0 + \sum_{n=1}^{\infty} [a_n \cos(n\omega t) + b_n \sin(n\omega t)], \quad (2)$$

式中: $\omega = \frac{2\pi}{T}$ 为角频率; a_n 和 b_n 为傅里叶系数,分别对应于不同成分的振幅,可以通过将 $f(t)$ 与正弦或余弦波相乘后积分来计算。

对于任意时域的信号 $f(t)$,其傅里叶变换(Fourier transform)到频域为:

$$F(\omega) = \int_{-\infty}^{\infty} f(t) e^{-i\omega t} dt, \quad (3)$$

式中: i 为虚数单位; ω 为角频率。

同样,对于已知频域信号,其对应的傅里叶逆变换(inverse Fourier transform)到时域为:

$$f(t) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} F(\omega) e^{i\omega t} d\omega. \quad (4)$$

快速傅里叶变换(Fast Fourier transform,简称FFT)是这一变换算法的一种快速实现,它能够更加高效地进行计算。例如,倘使需要处理的数据量为 N 个点,常规傅里叶变换需要涉及对所有输入点和输出频率进行复杂度为 $O(N^2)$ 的运算。快速傅里叶变换则高效利用信号的对称性和周期性等特征,将计算复杂度压缩至 $O(N \log N)$,极大的提升了计算效率。其中 $O(N^2)$ 与 $O(N \log N)$ 为计算机科学中表示一个算法复杂度的表示形式,此处表示快速傅里叶变换可将执行时间的增长速率降低在对数级增长,由于傅里叶算法基于二进制,所以此处默认以2为底。由于以上特性,FFT能够快速显示数据中的主要频率分量,这对于分析周期性波动信号特别是本监测项目的海量监测隧道数据尤为适用。

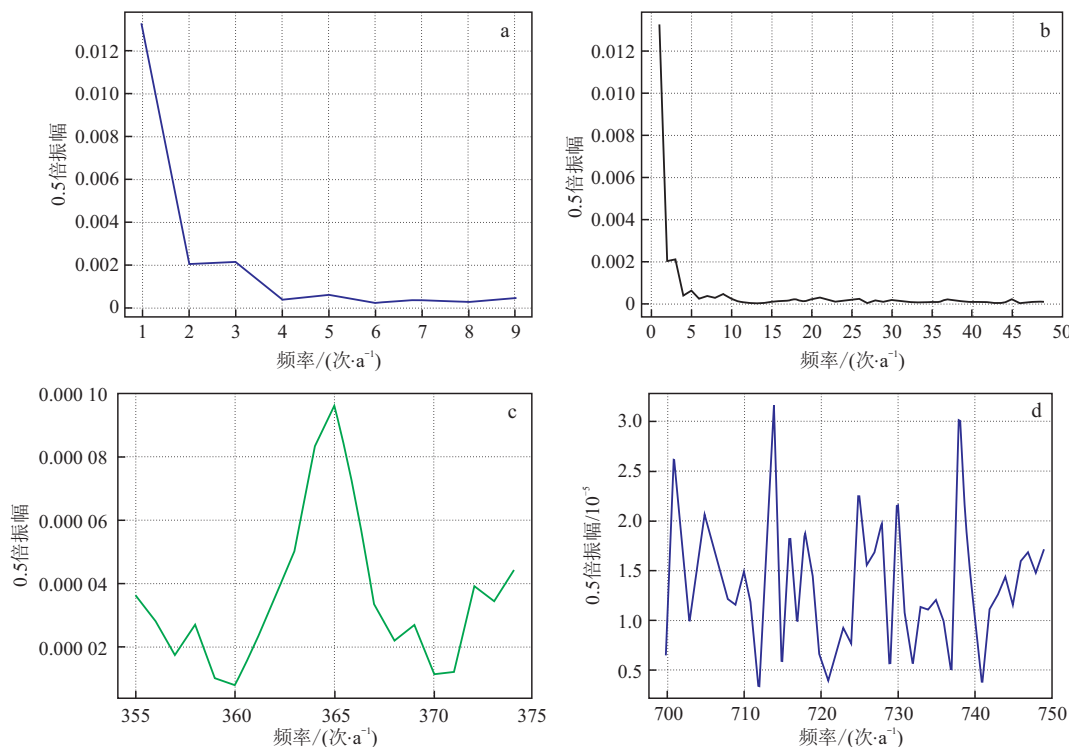
3.2 监测数据分析

上海市二号线东延伸段监测数据呈现出明显的周期性波动,使用快速傅里叶变换将时域上的监测数据变换至频域进行数据挖掘,随机选取金科路-广兰路上行1140环的横向收敛变形数据作为示例

进行快速傅里叶变换分析。

通过观察可知收敛变形图像可以发现其在频率为 1, 2, 3 以及 365 和 713 次/a 与邻近频率相比具有显著增大的振幅, 可以据此推测监测数据的存在周

期为一年、半年、四个月、一日和半日的波动振型 (图 5)。通过各个振型周期分别与外界扰动因素特性对照可以分析探究得到影响上海地铁盾构隧道运营状态下发生收敛变形的地层及外界扰动诱因。一



a. 频率为 1~10 次/a 的归一化幅度谱; b. 频率为 1~50 次/a 的归一化幅度谱; c. 频率为 355~375 次/a 的归一化幅度谱; d. 频率为 700~750 次/a 的归一化幅度谱

图 5 收敛变形幅度频谱图

Fig. 5 Spectrogram of convergence deformation amplitude

年为周期的隧道收敛变形通常与季节性变化有关, 具体包括温度变化和降雨量变化 2 种诱因。在地层受季节性影响而产生温度变化时, 隧道内外的温度和湿度变化可能导致材料膨胀或收缩, 从而影响隧道结构的稳定性。当降水量产生季节性变化而影响地下水位时, 隧道周围的地质条件和压力状态将会被影响从而对隧道的收敛变形产生影响。半年为周期的隧道收敛变形与地下水季节性波动有关。上海有梅雨和秋雨 2 个雨期, 从而使得地下水位在一年中会出现 2 次显著波动。一日为周期的隧道收敛变形与日夜温差和列车日常运营周期相关。半日为周期的隧道收敛变形与潮汐相关。上海地理位置位于长江入海口三角洲区域, 地层受附近大量水体的潮汐力影响, 导致地表和地下水位周期性的波动。这种波动可以传递到隧道结构中, 特别是软土地基下的上海地铁盾构隧道埋深较浅, 易收到水位周期性波动干扰。

3.3 拟合收敛公式

二号线东延伸段监测数据在采样值与真实值之间存在固有偏差, 即采集信号时存在噪声干扰从而呈现出一定程度的发散。目前的采集技术无法避免噪声的干扰, 只能通过统计学方法对监测数据进行滤波降低噪声的影响。然而信号的频率成分与噪声频率成分存在复杂的重叠关系, 通过滤波去噪可能引起数据信息丢失的风险。在隧道的收敛变形监测中, 由于安装支座的固有频率、电气设备间的电磁干扰或是传感器自身的固有误差, 使得监测数据中存在大量的白噪声。白噪声在频域中表现未在所有频率上具有相同的能量分布, 因此在频谱上呈现出平坦的形式而不蕴含特定的信息内容。通过快速傅里叶变换将时域的监测数据映射到频域中, 并通过上文提取其有价值的频率信号, 通过傅里叶逆变换的方式根据有效频率再次转换为时间域中, 从而得到滤去噪声的隧道变形随时间变化的复杂拟合函数。

根据本例,在频域中显示在频率为 1~10、355~375、700~750 次/a 区间内相较邻近频段有明显幅度增大现象并反映了隧道收敛变形随外界因素变化的,因此傅里叶逆变换通过在频率为 1~10、355~375、700~750 次/a 3 个区间积分从而达到滤波后的拟合效果。

$$f(t) = \frac{1}{2\pi} \left[\int_{2\pi}^{20\pi} F(\omega) e^{i\omega t} d\omega + \int_{710\pi}^{750\pi} F(\omega) e^{i\omega t} d\omega + \int_{1400\pi}^{1500\pi} F(\omega) e^{i\omega t} d\omega \right], \quad (5)$$

式中： f 为频率， $\omega = 2\pi f$ 。

根据以上傅里叶逆变换拟合公式得到的去噪效果如图 6 所示。通过快速傅里叶变换分析数据和逆变换拟合曲线,得到隧道监测数据的噪声清洗,并且得出基于傅里叶变换的一般化倾角值随时间变化拟合公式。此公式可以用于预测隧道横向收敛和填补监测数据缺失值。然而,此公式计算过程较为复杂,且公式本身解释性较差,难以直观反映隧道横向收敛变形与其特征之间的关系。根据王飞等^[9]提出的根据倾角变化值的盾构隧道横向收敛值计算公式,可以将布设在同一断面的倾角传感器监测数据映射为每一监测断面横向收敛值随时间变化的监测数据。在大尺度时间域上,隧道收敛变形呈周期性波动并持续上升,根据其形式及监测数据在快速傅里叶变换后的频域表现可确定盾构隧道收敛变形概念公式,式中参数具有实际物理意义。

$$\Delta D = \sum_{i=1}^n A_i \sin\left(\frac{2\pi t}{T_i} + \varphi\right) + kt + b, \quad (6)$$

式中： ΔD 为收敛变形值,mm; t 为收敛公式自变量,自监测开始时的时间,d; T_i 为第 i 阶振型周期,d; A_i

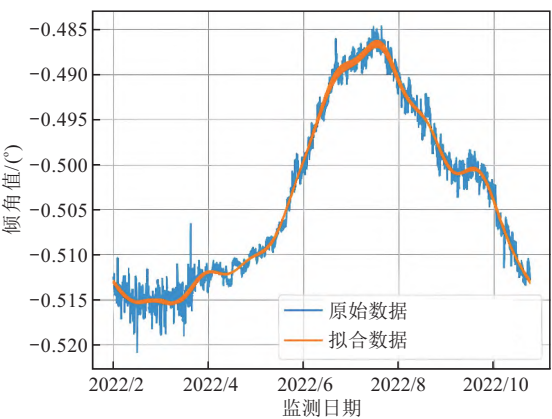


图 6 傅里叶逆变换拟合去噪示例

Fig. 6 Example of fitting denoising with inverse Fourier transform

为第 i 阶振型振幅,mm; k 为收敛变形增长系数,mm; b 为安装时既有变形参数,mm; φ 为初相位参数,rad。

从上海盾构隧道二号线东延伸段监测数据中随机抽取一个区间的 4 个监测断面进行上述概念公式的拟合示例。选择断面为广兰路-唐镇区间 1690 环、1840 环、1940 环和 1990 环。具体拟合参数如表 1 所示。

表 1 横向收敛变形关键参数拟合值

Table 1 Fitting values for key parameters of lateral convergence deformation

环号	主振幅/mm	主周期/d	年均增长/mm
1690 环	0.352 7	352	0.356
1840 环	0.325 6	376	0.342
1940 环	0.692 5	362	0.168
1990 环	0.884 9	367	0.571

4 监测数据填补及结果分析

4.1 机器学习方法

在机器学习的监督学习领域,为了增强模型的稳定性和准确性,经常会采用集成学习方法,其中 2 种广泛使用的技术是 Bagging 和 Boosting。这 2 种方法都通过构建多个模型并将它们的预测结合起来,以达到比单一模型更好的性能。随机森林和梯度提升树(extreme gradient boosting,简称 XGBoost)分别是 Bagging 和 Boosting 中的一个实用算法,可以通过分别应用 2 种算法达到补全数据的作用。

融合模型对复杂的训练精度提升有显著的作用,针对补全数据问题可使用 stacking 方法,采用 2 层模型,第 1 层作为初级学习器,利用 K 折交叉验证进行第 1 层模型的训练和预测,用于提取特征,构造与输入数据强相关的新数据集;第 2 层作为次级学习器,用于集成实现,提高单个模型的泛化能力。为了达到更好的效果,本研究选用了神经网络和树结构 2 种结构,提取两者优点,使得预测补全精度更高。本研究使用多层感知机(multilayer perceptron,简称 MLP)作为神经网络模型,XGBoost 作为树结构进行补全预测模型的构建。

由表 2 可知,各种机器学习方法在其测试集中均表现出了较低的均方差值,均可以学习到训练集数据分布规律,其中,融合模型使用了 2 层模型并

融合了神经网络以及树结构的优点,从而在测试集上表现出了最低的 *MSE* 值。经过大量数据的训练,各个模型的 *MSE* 值均为较低值,在可接受范围内,因此对于少量缺失数据可以起到补全作用。然而,在大段缺失数据部分,特别是电路产生故障继而导致的跨季度的传感器数据缺失部分,由于并无训练集数据分布,因此难以对该处按照数据分布规律进行补全。

表 2 机器学习补全方法均方差

方法	均方差 <i>MSE</i> /10 ⁻⁵
XGBoost	39.41
随机森林	77.56
MLP	33.74
融合模型	7.869

4.2 深度学习方法

长短期神经网络(long short-term memory,简称 LSTM)是一种深度学习方法,作为一种特殊的循环神经网络,可以解决传统循环神经网络(recurrent neural network,简称 RNN)在处理长期依赖问题时遇到的梯度消失和梯度爆炸问题,因此 LSTM 的这些性质可以用来预测长时序监测网络中缺失数据。

LSTM 的核心结构为记忆单元机制,具有 3 个门控单元,分别是输入门(input gate)、遗忘门(forget gate)和输出门(output gate)。遗忘门使得 LSTM 能够有效地控制信息的存储、遗忘和输出,决定记忆单元中哪些信息应该被遗忘,通过 sigmoid 函数产生一个 0~1 之间的向量,其中接近 1 的值表示保留信

息,接近 0 的值表示遗忘信息。输出门决定当前新输入的信息中哪些部分应当被存储到记忆单元中,使用 sigmoid 函数来确定哪些值重要,使用 tanh 函数来创建一个新的候选值向量,然后两者结合决定如何更新记忆单元。输出门决定记忆单元中的哪些信息应当被输出到当前时间步的隐藏状态,以及传递给下一个时间步,结合了 sigmoid 函数(决定哪些值应当输出)和 tanh 函数(调整记忆单元的值)。

本研究使用 LSTM 进行缺失数据的预测补全,通过上文傅里叶变换得到的监测数据频率周期信息,结合数据特性以及数据量,以及采样频率为每小时一次,采用 24 作为时间步数,代表着数据每日周期性波动。经过参数调整,其具体 LSTM 架构如表 3 所示。

表 3 LSTM 补全模型结构

层数	名称	单元数
1	LSTM 层	100
2	LSTM 层	150
3	LSTM 层	200
4	LSTM 层	100
5	全连接层	100
6	Leaky ReLU 激活层	—
7	输出层	—

选取缺失数据较为严重的创新至华夏上行段内侧第 10 环处的倾角支点记录数据,通过运行模型,得到的补全效果如图 7 所示。图 7 可以看出模型拟合数据在短缺失情况下表现良好,在大跨度缺失情况下由于缺少足够的训练标签而表现不佳,在大跨度缺失数据的情况下预测的数据来源于根据已有监

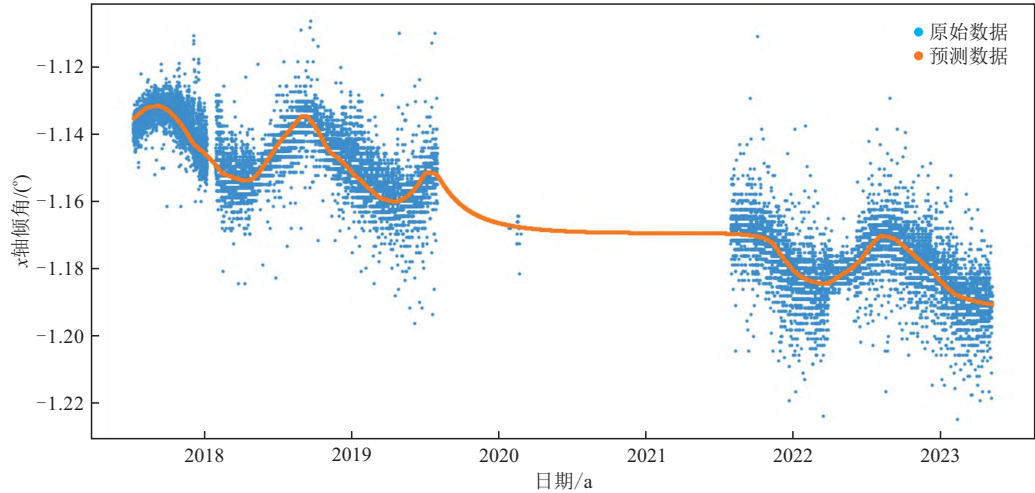


图 7 LSTM 补全示意图

Fig. 7 Schematic diagram of LSTM imputation model completion

测数据拟合的预测值而再次进行预测所得数据,如此造成了大量的累计误差,因此其在大跨度缺失数据上难以呈现出数据正常的波动形式,只能反映数据正常走势。

4.3 拟合公式法

针对大跨度缺失数据难以预测的问题,可利用本研究提出的基于快速傅里叶变换的隧道横向收敛

变形拟合公式进行数据补全,通过已有数据拟合隧道收敛变形的各项参数,同时给公式添加噪声扰动得到补全数据,如图8所示。可以看到在大跨度缺失数据段,在添加随机噪声的情况下拟合公式较好地补全了数据空缺值,与机器学习和深度学习方法相比,该公式在大段数据缺失部分保留了与原始数据分布相同的规律性波动情况。

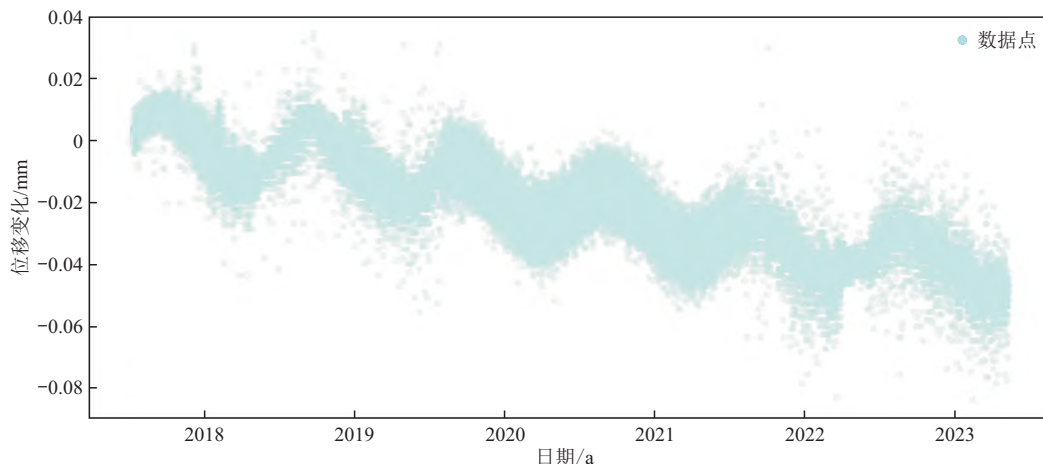


图8 拟合公式补全示意图

Fig. 8 Schematic diagram of fitting formula method completion

5 结论

(1)基于上海地铁2号线东延伸路段的收敛变形情况,部署建立了实时立体监测网络,并得到超长时空域软土地基盾构隧道横向收敛变形数据,以此构建数据库并形成数据资产,此数据资产对于研究隧道收敛变形机理具有重要意义。

(2)上海地铁2号线东延伸路段监测数据呈现出明显的周期性波动,使用快速傅里叶变换将时域上的监测数据变换至频域进行数据挖掘,随机选取金科路-广兰路上行1140环的横向收敛变形数据作为示例进行快速傅里叶变换分析。通过快速傅里叶变换分析数据和逆变换拟合曲线,得到隧道噪声清洗后的监测数据,并且得出基于傅里叶变换的一般化倾角值随时间变化拟合公式,该公式各个参数均为具有实际意义的隧道收敛变换指标。

(3)上海地铁2号线东延伸路段监测数据因信号干扰、监测设备故障等问题会出现监测数据空缺值,随机森林、XGBoost、MLP以及融合模型以及深度学习的LSTM算法在空缺数据邻近存在完整监测数据的情况下均可预测补全效果,而利用本研究提出的基于傅里叶变换的收敛公式可以预测出大跨度

数据缺失的情况,同时填补部分呈服从统计规律的波动形式。

所有作者声明不存在利益冲突。

The authors declare that no competing interests exist.

参考文献:

- [1] 黄震,傅鹤林,黄宏伟,等.一种运营地铁盾构隧道结构健康状况评价方法[J].地下空间与工程学报,2018,14(5):1410-1418.
HUANG Z, FU H L, HUANG H W, et al. A method for evaluating the health condition of operation metro shield tunnel structure[J]. Chinese Journal of Underground Space and Engineering, 2018, 14(5):1410-1418. (in Chinese with English abstract)
- [2] 张冬梅,刘印,黄宏伟.软土盾构隧道渗流引起的地层和隧道沉降[J].同济大学学报(自然科学版),2013,41(8):1185-1190.
ZHANG D M, LIU Y, HUANG H W. Leakage-induced settlement of ground and shield tunnel in soft clay[J]. Journal of Tongji University (Natural Science), 2013, 41(8):1185-1190. (in Chinese with English abstract)
- [3] 邵华,黄宏伟,王如路.上海运营地铁盾构隧道收敛变形规律研究[J].地下空间与工程学报,2020,16(4):1183-1191.
SHAO H, HUANG H W, WANG R L. Analysis on convergence deformation law of shield tunnel in Shanghai metro[J]. Chinese Journal of Underground Space and Engineering, 2020, 16(4):1183-

1191. (in Chinese with English abstract)
- [4] PROTOPAPADAKIS E, VOULODIMOS A, DOULAMIS A, et al. Automatic crack detection for tunnel inspection using deep learning and heuristic image post-processing[J]. Applied Intelligence, 2019, 49(7): 2793-2806.
- [5] KIM B, CHO S. Image-based concrete crack assessment using mask and region-based convolutional neural network[J]. Structural Control and Health Monitoring, 2019; e2381.
- [6] XU Y, WEI S Y, BAO Y Q, et al. Automatic seismic damage identification of reinforced concrete columns from images by a region-based deep convolutional neural network[J]. Structural Control and Health Monitoring, 2019, 26(3): e2313.
- [7] 朱付广, 徐东升, 谭瑞山, 等. 武汉地铁小洪山段隧道变形智能监测与分析[J]. 土木工程与管理学报, 2022, 39(2): 148-156. ZHU F G, XU D S, TAN R S, et al. Analysis of intelligent monitoring on tunnel deformation in Wuhan metro of Xiaohongshan section[J]. Journal of Civil Engineering and Management, 2022, 39(2): 148-156. (in Chinese with English abstract)
- [8] 杨光华, 黄致兴, 李志云, 等. 考虑侧向变形的软土地基非线性沉降计算的简化法[J]. 岩土工程学报, 2017, 39(9): 1697-1704. YANG G H, HUANG Z X, LI Z Y, et al. Simplified method for nonlinear settlement calculation in soft soils considering lateral deformation[J]. Chinese Journal of Geotechnical Engineering, 2017, 39(9): 1697-1704. (in Chinese with English abstract)
- [9] 王飞, 薛哲敏, 黄宏伟. 盾构隧道收敛变形倾角感知布设优化研究[J]. 天津大学学报(自然科学与工程技术版), 2019, 52(增刊 1): 63-69. WANG F, XUE Z M, HUANG H W. Layout optimization of tilt sensors for convergence monitoring in shield tunnel[J]. Journal of Tianjin University (Science and Technology), 2019, 52(S1): 63-69. (in Chinese with English abstract)
- [10] 李斯. 盾构隧道下穿高速铁路路基沉降监测与预警[J]. 铁道建筑, 2023, 63(11): 127-130. LI S. Monitoring and early warning of subgrade settlement for high speed railway undercrossed by shield tunnel[J]. Railway Engineering, 2023, 63(11): 127-130. (in Chinese with English abstract)
- [11] 宋新海. 盾构隧道施工地表沉降监测与 Peck 公式变形预测分析[J]. 铁道建筑技术, 2021(6): 11-16. SONG X H. Ground surface settlement monitoring and analysis on the deformation prediction by Peck formula in shield tunnel construction[J]. Railway Construction Technology, 2021(6): 11-16. (in Chinese with English abstract)
- [12] 刘威, 朱鸿鹄, 王涛, 等. 基于分布式声波传感的大地探测技术研究进展[J]. 地质科技通报, 2023, 42(1): 29-41. LIU W, ZHU H H, WANG T, et al. Research progress of earth exploration technologies based on distributed acoustic sensing[J]. Bulletin of Geological Science and Technology, 2023, 42(1): 29-41. (in Chinese with English abstract)
- [13] 吴迪, 梁泰铭, 吴静, 等. 基于 MEMS 传感器的滑坡监测算法设计与试验[J]. 地质科技通报, 2024, 43(6): 39-50. WU D, LIANG T M, WU J, et al. Design and experiment of landslide monitoring algorithm based on MEMS sensor[J]. Bulletin of Geological Science and Technology, 2024, 43(6): 39-50. (in Chinese with English abstract)
- [14] 曾鹏, 张志强, 李天斌, 等. 隧道围岩收敛变形预测模型动态选择与变形量概率预测[J]. 地质科技通报, 2024, 43(6): 15-25. ZENG P, ZHANG Z Q, LI T B, et al. Dynamic selection of optimal tunnel convergence prediction model for a probabilistic deformation prediction[J]. Bulletin of Geological Science and Technology, 2024, 43(6): 15-25. (in Chinese with English abstract)
- [15] 常乐. 城市地铁隧道基坑变形监测与分析[J]. 价值工程, 2023, 42(25): 156-158. CHANG L. Monitoring and analysis of foundation pit deformation of urban subway tunnel[J]. Value Engineering, 2023, 42(25): 156-158. (in Chinese with English abstract)
- [16] 李纳. 上海越江公路隧道沉降及收敛变形监测研究[J]. 工程建设与设计, 2019(10): 107-108. LI N. Monitoring study on settlement and convergence deformation of river-crossing highway tunnel in Shanghai[J]. Construction & Design for Engineering, 2019(10): 107-108. (in Chinese with English abstract)
- [17] 陈恺. 软土盾构隧道非达西渗流引起的沉降解析研究[J]. 地下空间与工程学报, 2023, 19(5): 1454-1461. CHEN K. Analytical solution for non-darcy flow induced settlement of shield tunnel in soft soil[J]. Chinese Journal of Underground Space and Engineering, 2023, 19(5): 1454-1461. (in Chinese with English abstract)
- [18] 薛哲敏. 盾构隧道结构横向变形的无线感知方法及养护策略[D]. 上海: 同济大学, 2017. XUE Z M. Wireless sensing method and maintenance strategy for lateral deformation of shield tunnel structure[D]. Shanghai: Tongji University, 2017. (in Chinese with English abstract)
- [19] LIN S S, ZHOU A N, SHEN S L. Multi-status Bayesian network for analyzing collapse risk of excavation construction[J]. Automation in Construction, 2024, 158: 105193.
- [20] LEE J, LEE Y, PARK S, et al. Implementing a digital twin of an underground utility tunnel for geospatial feature extraction using a multimodal image sensor[J]. Applied Sciences, 2023, 13(16): 9137.
- [21] HUANG H W, CHENG W, ZHOU M L, et al. Towards automated 3D inspection of water leakages in shield tunnel linings using mobile laser scanning data[J]. Sensors, 2020, 20(22): 6669.
- [22] PAN R Y, DAN D H, YAN X F. Interval uncertainty identification and application of strain modes in bridge structures based on monitoring big data[J]. International Journal of Structural Stability and Dynamics, 2024: 2450277.
- [23] 张东明, 黄宏伟, 王飞, 等. 盾构隧道结构安全智慧感知技术研究[C]//中国土木工程学会. 中国土木工程学会 2016 年学术年会论文集. [出版地不详]: [出版社不详], 2016. ZHANG D M, HUANG H W, WANG F, et al. Research on smart sensing technology for safety of shield tunnel structures[C]//China Civil Engineering Society. Proceedings of the China Civil Engineering Society Annual Conference. [S. l.]: [s. n.], 2016. (in Chinese with English abstract)

Summary for “软土地基下城市超长地铁隧道的沉降与变形监测及时空数据插补方法”

Settlement and deformation monitoring and spatio-temporal data interpolation method for urban ultra long subway tunnels under soft soil foundation

HAN Chenxi¹, HUANG Hongwei^{1*}, OUYANG Linghan², ZHOU Mingliang¹

1. Department of Civil Engineering, Tongji University, Shanghai 200092, China;

2. School of Engineering, Cardiff University, Cardiff CF24 3AA, UK

First author, E-mail: hcx@tongji.edu.cn

* Corresponding author, E-mail: huanghw@tongji.edu.cn

Abstract: [**Objective**] Precise monitoring of settlement and convergence deformation in urban subway tunnels is crucial for ensuring operational safety and the stability of the surrounding environment. Traditional methods, such as manual inspections and fixed sensor monitoring, suffer from poor real-time performance and limited data availability. [**Methods**] To address the limitations of traditional approaches, an innovative wireless sensor network (WSN) monitoring system is introduced in this study by taking the East Extension Section of Shanghai Metro Line 2, a large-scale urban underground tunnel constructed using shield technology in soft soil as the example. Additionally, a missing value imputation algorithm tailored to WSN characteristics is proposed to address the potential data gaps in WSN monitoring which may arise in the following 8-year monitoring period. [**Results**] The implementation of this monitoring network and algorithm provides full data and characteristic indicators for the tunnel monitoring, which aids in revealing the influencing factors of lateral convergence deformation in shield tunnels constructed in soft soil. [**Conclusion**] By ensuring the effectiveness and completeness of the monitoring data, this research offers technical support and data assurance for the safety of shield tunnels in soft soil and the operational safety of subways.

Key words: soft soil foundation; ultra long subway tunnel; settlement monitoring; wireless sensor network; missing value imputation algorithm

Received: 2024-05-04; Revised: 2024-09-11; Accepted: 2024-09-18

doi:10.19509/j.cnki.dzkq.tb20240217