

文章编号:1005-0523(2025)05-0030-08



地铁振动源强离散特征分析及预测方法研究

陈嘉梁^{1,2}, 何卫³, 孙从博³, 钟勤发³

(1. 北京东方雨虹防水技术股份有限公司, 北京 101111; 2. 北交振安轨道科技(北京)有限公司, 北京 101111;
3. 中国地质大学(武汉)工程学院, 湖北 武汉 430074)

摘要: 文章对国内多个城市的52个典型地下隧道断面进行了运营期全天连续振动源强测试。基于实测数据集, 分析了地铁振动源强的离散性特征及主要影响因素, 探讨了离散特性下振动源强的评价方法, 提出了基于多层感知器神经网络模型的地铁振动源强预测方法。实测地铁振动源强的离散程度可达20 dB。列车趟次取值对振动源强的稳定性影响很大, 采用5趟次和20趟次计算源强平均值, 其波动幅度分别达4.5, 2.2 dB, 而100趟次下波动幅度仅为0.3 dB。车轮不圆度是影响振动源强离散性的主要因素, 文章提出的基于多层感知器神经网络的预测模型能较好实现地铁振动源强的预测。

关键词: 地铁振动源强; 离散性特征; 评价方法; 预测方法; 实测数据

中图分类号: TB533+.2; X827

文献标志码: A

本文引用格式: 陈嘉梁, 何卫, 孙从博, 等. 地铁振动源强离散特征分析及预测方法研究[J]. 华东交通大学学报, 2025, 42(5): 30-37.

Analysis of Discrete Characteristics and Prediction Method for Subway Vibration Source Strength

Chen Jialiang^{1,2}, He Wei³, Sun Congbo³, Zhong Qinfa³

(1. Beijing Oriental Yuhong Waterproof Technology Co., Ltd., Beijing 101111, China; 2. Beijing Jiaotong Zhen'an Rail Technology (Beijing) Co., Ltd., Beijing 101111, China; 3. School of Engineering, China University of Geosciences, Wuhan 430074, China)

Abstract: The influential factors, assessment method, and prediction method for the discrete characteristics of subway vibration source strength were investigated through discrete characteristic analysis. All-day vibration source strength was monitored at 52 typical test sections in subway tunnels under operational conditions in several Chinese cities. The discrete characteristics and main influential factors of the vibration source strength were analyzed. Based on these data, an MLP neural network prediction method was proposed to estimate the subway vibration source strength. The fluctuation amplitude of the measured maximum Z-weighted vibration level exceeds 20 dB. The number of trials employed significantly affects the stability of the assessed vibration source strength. The fluctuation amplitude is 4.5 dB and 2.2 dB for 5 and 20 trains pass-by events, whereas the value reduces to 0.3 dB when 100 trials are adopted. The out-of-roundness of wheels is the main factor that leads to the discreteness of measured vibration levels. Moreover, the proposed MLP neural network prediction method shows high accuracy in predicting the subway vibration source strength.

收稿日期: 2024-10-03

基金项目: 国家自然科学基金项目(51508431); 住房和城乡建设部科学技术计划项目(2022-K-153)

Key words: subway vibration source; discretization characteristics; assessment method; prediction method; measured data

Citation format: CHEN J L, HE W, SUN C B, et al. Analysis of discrete characteristics and prediction method for subway vibration source strength[J]. Journal of East China Jiaotong University, 2025, 42(5): 30–37.

随着城市轨道交通的深入发展,地铁列车诱发的环境振动问题日益凸显^[1-3]。地铁振动源强是环境振动影响预测的基准参数,也是环境振动控制设计的基础。

地铁振动源强的大小受到列车状态(列车类型和编组、运行速度、车轮不圆度)和传播路径(隧道结构、轨道条件、地质条件)等多因素的耦合作用,实测结果存在较大的离散性^[4]。目前,已有学者陆续开展了车轮不圆度^[5-6]、列车轴重(载客量)^[7]、列车运行速度^[8]与振动源强关系的探讨。然而,受限于测试条件,大部分研究主要基于单一断面或者有限的几个断面数据,数据样本规模较为有限。

近年来,随着各大城市地铁通车里程的持续上升,开展大规模的地铁振动源强跟踪测试成为可能。已有部分学者利用目前较为成熟的机器学习或深度学习方法对数据样本进行训练,从而开展振动预测工作。如Connolly等^[9]考虑土体条件、埋深、列车速度等与地表振动之间的关系,通过神经网络算法对地表振动进行了预测。Panciro等^[10]将定量预测器(列车速度和距离)和定性预测器(铁路轨道类型、地质条件和建筑类型)相结合,采用独热编码方法考虑定性指标,通过多元线性回归预测地表振动。邱瑞辰^[11]考虑了列车速度、振源深度、距离、阻尼比、密度、泊松比、剪切波速等7种影响因素,基于神经网络算法实现了对地表振动Z振级的预测。Yao等^[12]考虑土体条件、列车速度、列车车型、建筑物高度与建筑物振动的关系,通过支持向量机算法预测了不同楼层的Z振级。

综上所述,目前关于地铁振动源强的大规模测试及实测数据集仍十分有限,基于实测数据集的振动源强预测工作仍有待丰富和完善。此外,考虑到地铁振动源强的离散性和不确定性,实践中往往取多趟过车结果的算术平均值作为源强代表值,而目前尚无统一的评价方法^[13]。本文开展了国内多个城市52个典型地下隧道断面全天候的连续振动监

测,基于实测数据分析了地铁振动源强的离散性特征及影响因素,探讨了地铁振动源强的评价方法。在此基础上,提出了基于实测数据的地铁振动源强多层感知器(multilayer perceptron, MLP)神经网络预测方法。研究工作可为地铁环境振动影响评价提供指导。

1 振动源强实测

1.1 地铁振动源强测试方案

近年来,课题组在石家庄、南昌、昆明、长沙、郑州、厦门等城市开展了一系列运营期全天候地铁振动源强测试工作。综合考虑车型、车速、隧道结构、地质条件等因素,选取代表性的线路区间共布置测试断面52个,涵盖了不同的轨道减振措施类型(无措施、中等、高等及特殊减振措施)、列车类型及编组、列车速度及土体条件。

测点布置参照《环境影响评价技术导则——城市轨道交通》(HJ 453—2018)的规定,在道床顶面和隧道壁(远离相邻隧道一侧,高于轨顶面1.5 m)分别布置垂向加速度传感器,通过光电传感器确定列车通过测试断面的瞬时速度。图1给出了测点布置示意图。

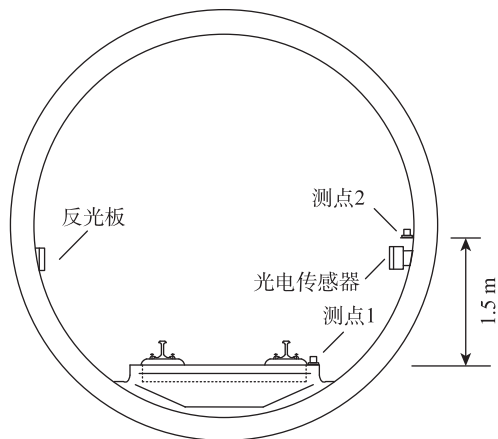


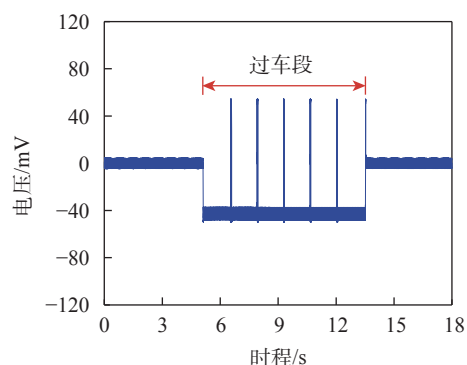
图1 测点布置示意图

Fig.1 Schematic view of test setup

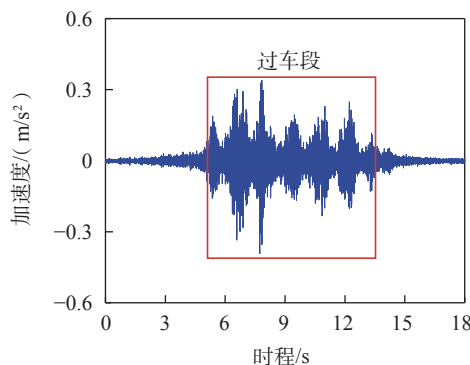
仪器采样频率设为1 000 Hz,可满足数据分析频率(1~80 Hz)的要求。开展了全天候连续采集,记录凌晨05:00至次日01:00之间的所有列车车次。

1.2 数据处理方法

由于数据样本很大,采用自编程序进行批量化处理。基本思路如下:首先基于光电传感器电压的波动情况确定过车段的起止时间(图2(a)所示),以此实现过车段加速度时程的自动截取(图2(b))。然后,进行数据预处理,获取有效数据。最后,计算单趟过车数据的最大Z振级和分频振级。图2给出了代表性的列车通过时段数据截取和处理结果。



(a) 光电门电压时程曲线



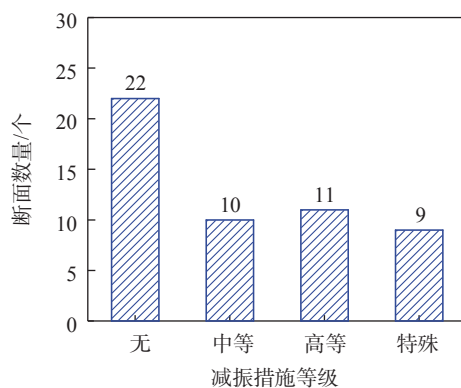
(b) 过车段隧道壁振动加速度

图2 数据截取与处理

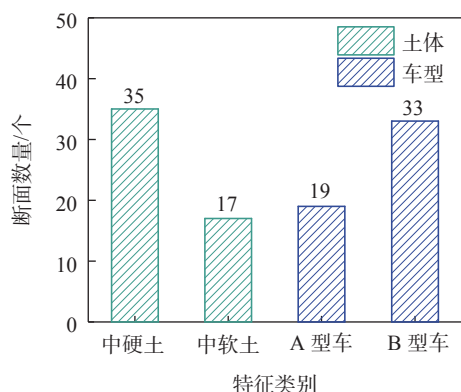
Fig.2 Data truncation and processing

1.3 数据集组成

52个测试断面,每断面全天过车约120~180趟次,共得到过车数据8 022趟次,剔除异常值后,剩余7 984趟次。以断面为单位计量,数据集组成如图3所示。其中减振措施等级依据《地铁噪声与振动控制规范》(DB11/T 838—2019),按Z振级插入损失进行分类。



(a) 各类减振措施断面数量



(b) 各类土体和车型断面数量

图3 数据集组成

Fig.3 Constitution of the database

2 振动源强离散性特征及影响因素分析

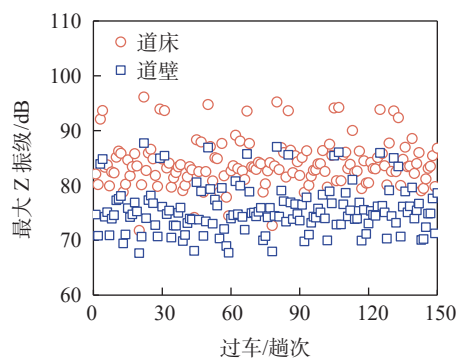
2.1 振动源强离散性特征

对地下线运营期全天候地铁振动源强数据进行分析。各隧道断面全天过车120~180趟次,部分断面全天最大Z振级如图4所示。

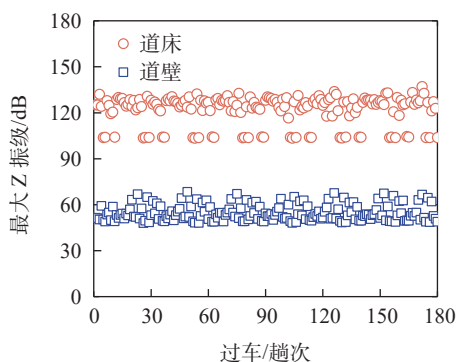
显然,同一隧道断面在全天过车趟次下最大Z振级大体较为集中,但仍表现出明显的离散性。图5给出了其中19个断面在全天时段上隧道壁最大Z振级的极差(最大最小值之差)。

如图5所示,隧道壁在全天所有过车趟次下的最大Z振级离散程度达8~22 dB,部分断面最大Z振级的波动值甚至超出了中等减振或高等减振措施的减振量。

以图4(a)中的普通断面为例,图6给出了全天所有列车趟次下隧道壁测点的三分之一倍频程曲线,其中曲线以上下包络线和均值的形式表示。显然,与最大Z振级类似,同一断面全天所有列车趟



(a) 无措施断面



(b) 特殊减振断面

图4 部分测试断面全天最大Z振级
Fig.4 Maximum Z-weighted vibration levels in a whole day

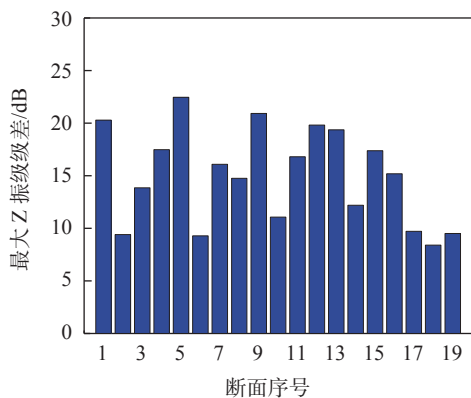


图5 断面最大Z振级极差

Fig.5 Extreme deviation of the maximum Z-weighted vibration levels for all test sections

次下的分频振级趋势一致,但仍表现出较为明显的离散性特征,曲线在63 Hz频点处出现了第一个峰值,对应轮轨共振一阶频率。

2.2 影响振动源强不确定性的因素分析

如前所述(图4~图6),地铁振动源强由于受到多因素的耦合作用,实测结果呈现出较大的离散性。

以图4(a)中的普通断面为例,图7给出了该线

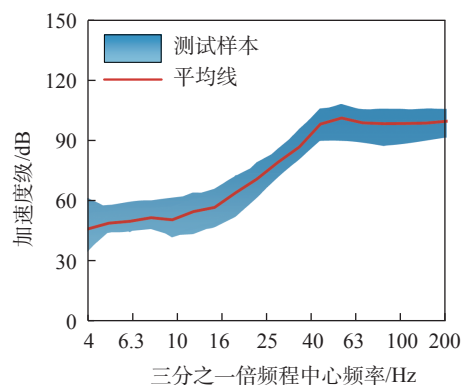


图6 振动加速度级三分之一倍频程曲线
Fig.6 Vibration levels in one-third octave band frequencies

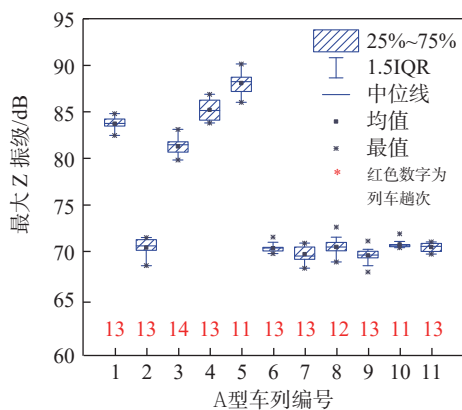


图7 各列车对应最大Z振级箱型图
Fig.7 Statistical results of the maximum Z-weighted vibration levels for all trains

路全天所有投运列车多次通过该断面的最大Z振级的统计箱型图,IQR为统计箱线图的四分位距。该线路共投运A型车11列(记为1~11),每列车全天开行11~14趟次,线路全天共过车139趟次。

由图7可知:①对于同一断面,全天运营时段下的实测最大Z振级出现两极分化,1、3、4、5四列车对应的振动水平显著高于其他7列列车;②同一趟车多次通过断面所引发的最大Z振级较为稳定(最大波动幅度为4.1 dB),而不同列车最大Z振级均值的差异很大(可达20 dB)。

同一线路,所用车型一致,全天候测试条件下,隧道结构、轨道条件、土体条件等的变异性较小,振动源强的离散性主要与车速、轴重和车轮不圆度有关。

1) 车速的影响。图8给出了断面全天所有趟次的实测最大Z振级与列车速度的关系曲线。显然,列车通过同一断面的速度基本一致,且对应速

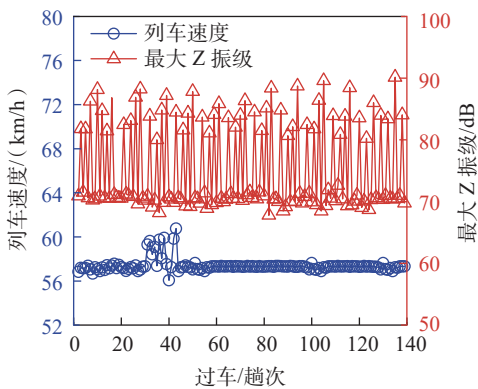


图8 最大Z振级与列车速度的关系曲线
Fig.8 Relationship between the measured maximum Z-weighted vibration levels and the train velocities

度波动区段的最大Z振级无显著变化,表明所测情况下振动源强对速度小幅波动不敏感。

2) 列车轴重的影响。同一列车全天时段下通过同一断面的最大Z振级随时间的变化曲线如图9所示。振动源强在早晚高峰时段(载客量较大)并未显著变化,说明列车轴重不是造成振动源强不确定性的主控因素。

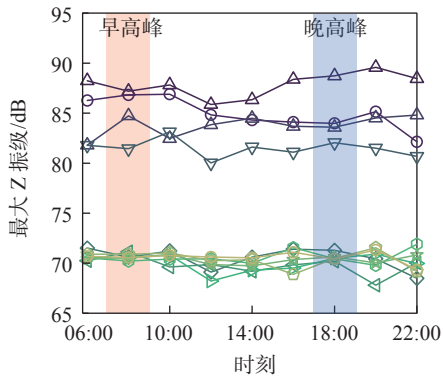


图9 同一列车全天不同时段通过断面的最大Z振级
Fig.9 Measured maximum Z-weighted vibration levels in a day for the same train

综上,对于同一断面,列车车型相同,运行速度基本一致,而载客量对振动源强的影响不大。因此可断定:车轮不圆度是振动源强不确定性的主控因素。

3 振动源强评价方法探讨

由于振动源强的离散性,现行规范往往取多组车次下的算术平均值,并将其作为列车振动源强代表值。由于目前不同规范对于过车趟次的取法并不统一(如表1所示),可能导致评价结果不一致。

本节将探讨不同规范中过车趟次取法对源强评价结果的差异。

表1 振动源强计量方法	
Tab.1 Assessment methods of vibration source in the guidelines	
标准	计量方法
《城市区域环境振动测量方法》(GB 10071—1988)	取20个连续趟次测量值的算术平均值
《环境影响评价技术导则#城市轨道交通》(HJ 453—2018)	取运营高峰期不少于5次测量值的算术平均值
《地铁振动源强测量规程》(T/CAMET 03001—2020)	对于正常运营的线路,宜测试全天通过断面的列车;若条件不允许,则测量量不少于100趟次

以普通断面为例,分别以5,20,100趟次为步距,采用移动窗口平均法对评价指标进行计算,图10给出了不同步距下的计算结果。

如图10所示,过车趟次的取值对振动源强稳定性影响很大。当采用5趟次和20趟次计算源强平均值,其波动幅度分别达到了4.5 dB和2.2 dB,而100趟次下的结果波动幅度仅为0.3 dB。

显然,采用《地铁振动源强测量规程》(T/CAM-ET 03001—2020)推荐的全部趟次或者100趟次数据求算术平均值能获得更为稳定的源强评价结果。

4 基于多层感知器神经网络模型的地铁振动源强预测方法

MLP是一种前馈神经网络,由多层神经元或节点组成,这些神经元或节点以分层结构排列^[14]。其结构由输入层、隐藏层和输出层组成。它是最简单且使用最广泛的神经网络之一,尤其适用于分类和回归等监督学习任务。

多层感知器运作的核心原理在于反向传播算法,是用于训练网络的关键方法。在反向传播过程中,网络通过将误差从输出层反向传播到输入层来调整其权重和偏差。这个迭代过程可以微调模型的参数,使其能够随着时间的推移做出更准确的预测。

4.1 模型结构与评价指标

4.1.1 模型结构与预测模式

选取减振措施类型、列车速度、列车轴重、土体类型、车轮不圆度5个特征,构建神经网络模型。其

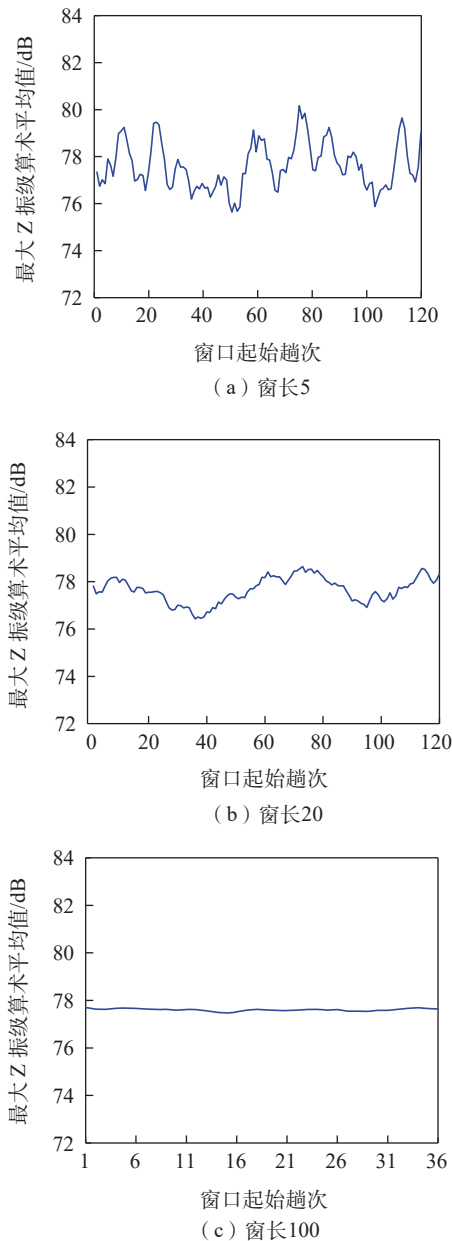


图10 普通断面最大Z振级移动窗口平均值
Fig.10 Average values of the maximum Z-weighted vibration levels for reference test section with different window lengths

中车轮不圆度为主控特征。

在确定的输入和输出特征中,振动源强、列车车速、列车轴重是定量特征,减振措施、土体、车轮状态聚类都为定性变量。为尽量减少分类特征的数量,确保模型能够有效地处理输入数据,在通过 k 均值聚类(k -means)算法完成对车轮不圆度的聚类后,对聚类结果进行独热编码(one-hot encoding),作为新的特征引入预测模型。

为描述实测结果的离散性特征,在输出层引入

可训练的高斯噪声,从而模拟其离散性。最终构建的MLP神经网络结构如图11所示。

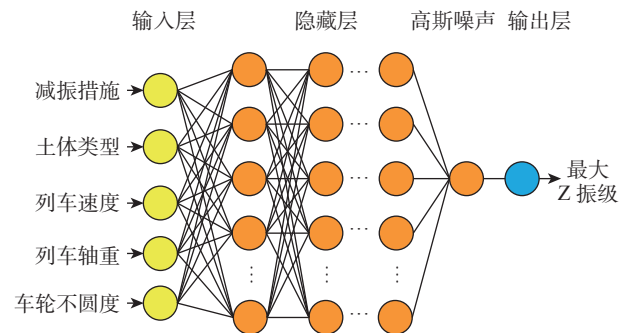


图11 MLP神经网络结构
Fig.11 MLP neural network structure

4.1.2 训练结果评价指标

预测模型的效果评价可基于对预测和实测数据集的相似性进行判断。结合应用实际,将均值、最值和核密度估计的重叠率作为评价指标。

4.2 数据预处理

针对上述5个特征,表2列出了所采用的数据预处理方法。其中,减振措施等级、土体类型和车轮不圆度聚类3类输入参数均为定性特征,通过独热编码方式进行预处理,而列车速度和列车轴重为定量特征,采用实测值直接输入方式进行预处理。各特征的通道数量根据其种类确定。

表2 数据预处理方法
Tab.2 Data preprocessing methods

特征名称	输入输出	特征类型	预处理方法	通道数量/个
减振措施等级	输入	定性特征	独热编码	4
列车速度	输入	定量特征	直接输入	1
列车轴重	输入	定量特征	直接输入	1
土体类型	输入	定性特征	独热编码	2
车轮不圆度聚类	输入	定性特征	独热编码	2
最大Z振级	输出	定量特征	直接输出	1

4.3 预测结果与分析

利用MLP神经网络对单一断面的最大Z振级进行预测,表3给出了神经网络模型的参数。

表3 神经网络参数
Tab.3 Parameters of neural network model

参数	神经元	学习率	交叉验证/折	迭代/次
数值	[10,10,10]	0.01	4	500

以断面5为例,对其最大Z振级进行 K 折交叉

验证训练,图12给出了MLP神经网络在训练过程中的训练损失和验证均方损失。

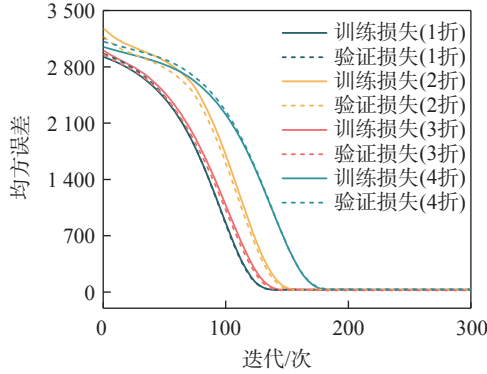


图12 训练和验证损失均方误差

Fig.12 RMS error of loss for training and verification

如图12所示,各折的训练损失和验证损失都在持续下降,迭代在200次左右已经趋于稳定,并且同一折的训练损失和验证损失之间的差距较小,这表示模型的训练过程是有效的,没有明显的过拟合迹象。总的来说,在规定的参数下,模型在各个折上表现出了良好的性能,并且在未见过的数据上也能够很好地泛化。

采用 K 折交叉验证法,取 $K=4$,在单断面上开展预测与验证。图13给出了单个断面的地铁振动源强预测结果。如图13所示,引入高斯噪声后,预测结果呈现出离散的两簇,但实测值与预测值并未全部落在理想曲线上,主要原因是加入噪声后采样,导致实测最大 Z 振级与预测值并非一一对应,而是在整体样本上趋同。

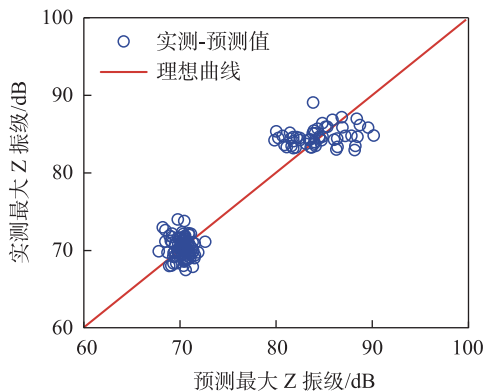


图13 最大 Z 振级预测结果

Fig.13 Prediction results of maximum Z -weighted vibration level

为直观呈现两组数据的分布,图14进一步对比

了预测值与实测值的核密度估计图。预测值与实测值的核密度估计曲线重叠率达94.6%,表明二者分布的相似度很高,本文提出的预测方法具有较好的精度。

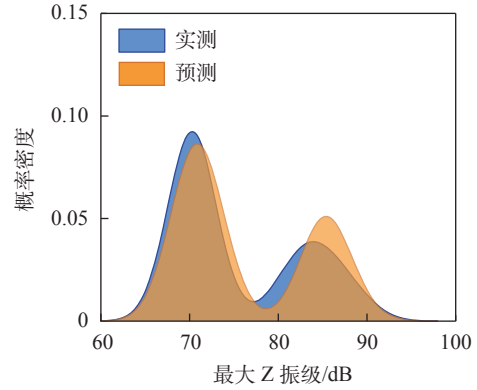


图14 预测值与实测值的核密度估计对比图

Fig.14 Comparison of Kernel density of predicted values with measured ones

5 结论

本文开展了国内多个城市地下线不同隧道断面全天候的连续振动监测,基于实测数据分析了地铁振动源强的离散性特征及主要影响因素,在此基础上探讨了地铁振动源强的评价方法,并基于实测数据集采用神经网络算法进行振动源强预测,得出主要结论。

1) 车轮不圆度是影响振动源强离散性的最主要因素,其导致的实测最大 Z 振级离散程度可达20 dB。

2) 采用《地铁振动源强测量规程》(T/CAMET 03001—2020)推荐的全部趟次或者100趟次数据求算术平均值能获得更为稳定的源强评价结果。

3) 本研究构建的地铁振动源强MLP神经网络预测模型,可实现对目标断面最大 Z 振级的准确预测。

参考文献:

[1] 刘维宁, 马蒙, 刘卫丰, 等. 我国城市轨道交通环境振动影响的研究现状[J]. 中国科学: 技术科学, 2016, 46(6): 547-559.

LIU W N, MA M, LIU W F, et al. Overview on current research of environmental vibration influence induced by urban mass transit in China[J]. Scientia Sinica (Techno-

- logica), 2016, 46(6): 547-559.
- [2] 张向东, 高捷, 闫维明. 环境振动对人体健康的影响[J]. 环境与健康杂志, 2008, 25(1): 74-76.
ZHANG X D, GAO J, YAN W M. Effects of environmental vibration on human health[J]. Journal of Environment and Health, 2008, 25(1): 74-76.
- [3] 王佳欣. 地铁运行引起住宅建筑振动对人体烦恼度影响研究[D]. 北京: 北京交通大学, 2021.
WANG J X. The influence of residential building vibration caused by metrotrains operation on human annoyance [D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2021.
- [4] 李明航, 马蒙, 刘维宁, 等. 地铁列车振动源强离散机理测试分析[J]. 振动、测试与诊断, 2020, 40(4): 738-744, 825-826.
LI M H, MA M, LIU W N, et al. Analysis mechanism of vibration source dispersion induced by metro trains through in situ test[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2020, 40(4): 738-744, 825-826.
- [5] 温士明, 李伟, 朱强强, 等. 地铁车轮多边形磨损对浮置板轨道振动特性的影响[J]. 噪声与振动控制, 2018, 38(4): 116-122.
WEN S M, LI W, ZHU Q Q, et al. Influence of polygonal wear of metro wheels on vibration characteristics of floating slab tracks[J]. Noise and Vibration Control, 2018, 38(4): 116-122.
- [6] MA M, LI M H, QU X Y, et al. Effect of passing metro trains on uncertainty of vibration source intensity: monitoring tests[J]. Measurement, 2022, 193: 110992.
- [7] 曲翔宇. 考虑列车系统状态的地铁列车振动源强参数研究[D]. 北京: 北京交通大学, 2020.
QU X Y. The parametric study on the source of metro train-induced vibration based on different train system states[D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2020.
- [8] 何卫, 谢伟平, 刘立胜. 地铁隧道列车振动特性试验研究[J]. 华中科技大学学报(自然科学版), 2016, 44(4): 85-89.
HE W, XIE W P, LIU L S. Experimental investigation of vibrations induced by subway train loading in tunnel[J]. Journal of Huazhong University of Science and Technology (Natural Science Edition), 2016, 44(4): 85-89.
- [9] CONNOLLY D P, KOUROUSSIS G, GIANNOPOULOS A, et al. Assessment of railway vibrations using an efficient scoping model[J]. Soil Dynamics and Earthquake Engineering, 2014, 58: 37-47.
- [10] PANEIRO G, DURÃO F O, COSTA E S M, et al. Prediction of ground vibration amplitudes due to urban railway traffic using quantitative and qualitative field data[J]. Transportation Research Part D: Transport and Environment, 2015, 40: 1-13.
- [11] 邱瑞辰. 基于机器学习算法的地铁交通环境振动数据库预测模型研究[D]. 北京: 北京交通大学, 2021.
QIU R C. Research on prediction model of train-induced vibration database based on machine learning algorithm [D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2021.
- [12] YAO J B, XIA H, ZHANG N, et al. Prediction on building vibration induced by moving train based on support vector machine and wavelet analysis[J]. Journal of Mechanical Science and Technology, 2014, 28(6): 2065-2074.
- [13] 杜林林, 刘维宁, 刘卫丰, 等. 城市轨道交通环境振动评价指标计算与分析[J]. 都市快轨交通, 2017, 30(5): 40-45.
DU L L, LIU W N, LIU W F, et al. Computation and analysis of evaluation indicators of environmental vibration induced by urban rail transit[J]. Urban Rapid Rail Transit, 2017, 30(5): 40-45.
- [14] ROSENBLATT F. The perceptron: a probabilistic model for information storage and organization in the brain[J]. Psychological Review, 1958, 65(6): 386-408.



第一作者: 陈嘉梁(1989—), 男, 博士, 研究方向为交通环境振动与噪声。E-mail: chen_galeon@tsinghua.edu.cn。



通信作者: 何卫(1987—), 男, 副教授, 硕士生导师, 研究方向为交通环境振动。E-mail: hewei2018@cug.edu.cn。

(责任编辑: 姜红贵)