

# 基于 WaveNet 网络的盾构刀盘扭矩超前预测方法\*

王伯芝<sup>1</sup> 丁爽<sup>2,3</sup> 黄永亮<sup>1</sup> 陈文明<sup>2,4</sup> 谢浩<sup>1</sup>  
彭子晖<sup>5</sup> 吴炜枫<sup>5</sup> 王嘉烨<sup>5</sup>

(1. 济南轨道交通集团有限公司, 250013, 济南; 2. 上海同岩土木工程科技股份有限公司, 200092, 上海;  
3. 土木信息技术教育部工程研究中心, 200092, 上海;  
4. 上海地下基础设施安全检测与养护装备工程技术研究中心, 200092, 上海;  
5. 上海市隧道工程轨道交通设计研究院, 200235, 上海)

**摘要** [目的]刀盘扭矩是表征盾构掘进安全和设备运行状态的关键参数,为了解决刀盘扭矩预测难、掘进参数难以及时修正的问题,提出一种基于 WaveNet 网络的盾构刀盘扭矩超前预测方法。[方法]介绍了工况数据的预处理方法,并提出基于 WaveNet 网络的初始静态模型基本架构和构建方式;提取初始 50 m 掘进距离内的盾构施工监控历史数据,并构建训练集;基于当前状态前 20 个施工步的盾构监控数据,超前预测 5 个施工步后的刀盘扭矩;随着盾构掘进距离的增加,每隔 5 个施工步就利用新产生的数据集重新训练和更新模型,提出刀盘扭矩超前预测的长期动态模型;以济南轨道交通 1 号线玉符河站—王府庄站区间盾构隧道左线数据为例,对刀盘扭矩预测效果进行分析及验证。[结果及结论]前 50 m 掘进距离超前预测的刀盘扭矩值与实际值变化趋势基本一致,且其平均相对误差为 10.07%,初始静态模型具有较高的预测精度。随着掘进距离的增加,初始静态模型相对误差从 10% 上升至 30% 左右,而连续更新的长期动态模型相对误差始终稳定在 10% 左右。长期动态模型每次的更新时间基本分布在 1~6 s,平均耗时为 3.92 s,可满足模型高效动态更新的需求。

**关键词** 城市轨道交通; WaveNet 网络; 刀盘扭矩预测

**中图分类号** U455.43

**DOI:**10.16037/j.1007-869x.2024.07.005

## Advanced Prediction Method for Shield Tunneling Cutterhead Torque Based on WaveNet Network

WANG Bozhi<sup>1</sup>, DING Shuang<sup>2,3</sup>, HUANG Yongliang<sup>1</sup>, CHEN Wenming<sup>2,4</sup>, XIE Hao<sup>1</sup>, PENG Zihui<sup>5</sup>, WU Weifeng<sup>5</sup>, WANG Jiaye<sup>5</sup>

(1. Jinan Rail Transit Group Co., Ltd., 250013, Jinan, China; 2. Shanghai Tongyan Civil Engineering Technology Co., Ltd., 200092, Shanghai, China; 3. Engineering Re-

search Center of Ministry of Civil Information Technology Education, Tongji University, 200092, Shanghai, China; 4. Shanghai Underground Infrastructure Safety Testing and Maintenance Equipment Engineering Technology Research Center, 200092, Shanghai, China; 5. Shanghai Tunnel Engineering & Rail Transit Design and Research Institute, 200235, Shanghai, China)

**Abstract** [Objective] Cutterhead torque is a crucial parameter that characterizes the safety of shield tunneling and the operating status of equipment. To address the difficulties in cutterhead torque prediction and excavation parameters timely correction, an advanced prediction method for shield tunneling cutterhead torque based on WaveNet network is proposed.

[Method] The preprocessing method for working condition data is introduced, and the basic structure and construction method of the initial static model based on WaveNet network are proposed. A training set is constructed by extracting historical data of shield construction monitoring within the initial 50 m tunneling distance, and advanced prediction of the cutterhead torque is made after five construction steps based on the shield construction monitoring data of the previous 20 construction steps. With the increase of shield excavation distance, the model is retrained and updated every five construction steps using newly generated data set, thus a long-term dynamic model for cutterhead torque advanced prediction is proposed. Taking the left-line data of the Yufuhe Sta.-Wangfuzhuang Sta. shield tunnel interval of Jinan Rail Transit Line 1 as example, the prediction effect of cutterhead torque is analyzed and verified.

[Result & Conclusion] The cutterhead torque values by advanced prediction for the first 50 m tunneling distance show a basic consistency with the changing trend of actual values, with an average relative error of 10.07%. The initial static model exhibits relatively high prediction accuracy. As the tunneling

\* 山东省重点研发计划项目(2019JZZY010428);上海市“科技创新行动计划”启明星项目(扬帆专项)(22YF1446100)

distance increases, the relative error of the initial static model increases from 10% to about 30%, while that of the continuously updated long-term dynamic model remains stable at around 10%. The update time of the long-term dynamic model is generally distributed between 1 and 6 seconds, with an average time consumption of 3.92 s, meeting the requirement for efficient dynamic model updates.

**Key words** urban rail transit; WaveNet network; cutterhead torque prediction

盾构法具有施工效率高、对地面环境影响小、作业较为安全等优点<sup>[1]</sup>,正越来越多地应用于地下隧道的建设<sup>[2]</sup>。然而,由于地质环境复杂多变,仅仅依靠地质勘察很难准确地反映真实的地质信息,因此盾构机司机通常需要凭借经验进行掘进参数的调整<sup>[3]</sup>,而司机的判断往往存在较大的不确定性,尤其当遇到复杂地质时,仅依靠人工经验很难对掘进参数做出及时的调整,容易导致盾构机卡机,甚至更严重的安全事故<sup>[4]</sup>。因此,实时预测合理的掘进参数取值,为盾构机司机提供参考具有较大的现实意义。

在众多的掘进参数中,刀盘扭矩是需要关注的核心参数之一,实现刀盘扭矩的超前预测对盾构机正常掘进有着重要的指导意义。掘进参数之间存在着极其复杂的非线性关系,而诸如 SVM(支持向量机)、神经网络、RF(随机森林)等机器学习算法具有强大的非线性表达能力,因此利用机器学习算法进行刀盘扭矩的预测研究已经成为研究热点。文献[5-7]分别采用 BPN(反向传播神经网络)、RF 和 SVM 三类机器学习方法预测盾构刀盘扭矩,其中:文献[5]主要考虑了地质条件对盾构刀盘扭矩的影响;文献[6-7]则重点考虑刀盘转速、掘进速度等盾构施工参数对盾构刀盘扭矩的影响。文献[8]采用 RNN(循环神经网络)、LSTM(变体长短期记忆神经网络)和 GRU(门控神经网络)实现了刀盘扭矩、推进速度等施工参数的实时预测,并验证了其预测精度高于多元回归模型的预测精度。LSTM 在现有文献中应用较多,但该网络循环结构过于复杂且无法并行计算,训练效率较低。

目前,已有文献研究主要集中在两个方面:①仅考虑地质特征参数,预测包含刀盘扭矩在内的关键掘进参数,但该种预测方法难以量化复杂的地质状况,如卵石的形状、大小、位置等,且较难通过离散的勘察点精准获取未勘察地质段的特征参数;②

在脱离地质参数条件下,通过提取历史掘进参数的时序变化规律实现刀盘扭矩的预测,其本质在于掘进参数与地质状况是相互反馈的,因此可以通过提取掘进参数的时序规律预测刀盘扭矩。同时,该方法还可以实现较短掘进距离内的超前预测,但该种预测方法均在某特定地质情况下建立固定的预测模型,目前较难应用于不同的地质状况。

相较于循环神经网络,WaveNet 网络可进行高度并行计算,建模效率较高,尚未有研究将其应用于预测掘进参数。基于此,为了提高基于掘进参数时序变化规律来预测刀盘扭矩的建模效率,以及刀盘扭矩预测模型在不同地质状况下的适用性,本文提出一种基于 WaveNet 网络的盾构刀盘扭矩超前预测方法(以下简称“刀盘扭矩预测方法”)。基于工程实际监控量测数据构建数据样本集,建立并训练刀盘扭矩预测的初始静态模型和自动更新的动态模型,实现了不受地质条件影响的刀盘扭矩长期准确预测。本文研究可为盾构施工风险、设备状态的预判及提前采取相应管控措施提供理论支撑。

## 1 WaveNet 网络原理

WaveNet 网络是由谷歌公司 DeepMind 研究团队在 2016 年提出的一种深度学习模型,其基本原理为:时序数据是由一个个采样点组成的,而每个采样点都要受到历史采样点的约束。整个时序数据的联合概率密度  $p(x)$  可以表示为:

$$p(x) = \prod_{t=1}^N p(x_{t+1} | x_1, x_2, \dots, x_t) \quad (1)$$

式中:

$x$ ——时序数据;

$x_t$ —— $t$ 时刻的数据采样点;

$N$ ——时序长度。

WaveNet 网络使用 CC(因果卷积)和 DCC(膨胀因果卷积)对式(1)中的条件概率进行建模。其中,因果卷积是指当前时刻的状态仅由当前时刻之前的历史状态决定,即卷积计算时,只使用过去时间步的数据,而不使用未来时间步的数据。CCN(因果卷积网络)架构示意图如图 1 所示。

为了获得更长的历史信息,需要进一步增大 CCN 的感受野,因此需增加网络层个数或增大卷积核尺寸,这会导致 CCN 训练参数过多,且模型自身变得极为复杂,进而导致训练效率低下,因此引入 DCC。在 DCC 中,保持因果卷积的卷积核尺寸不

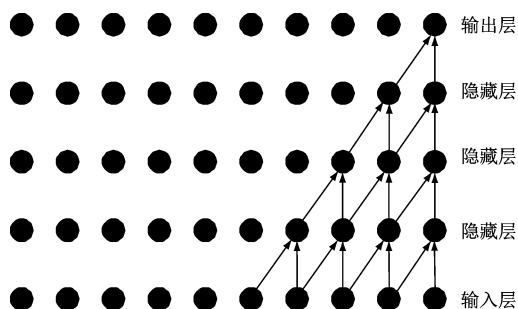


图 1 CCN 架构示意图

Fig. 1 Diagram of CCN (causal convolutional network) architecture

变,通过改变扩散率来增大感受野。 $t$  时刻的 DCC 计算式  $F(t)$  可以表示为:

$$F(t) = \sum_{i=0}^{k-1} f(i)x_{t-d \cdot i} \quad (2)$$

式中:

- $f$ ——因果卷积的一维卷积核;
- $k$ ——因果卷积的一维卷积核大小;
- $t-d \cdot i$ ——参与膨胀因果卷积的时序;
- $d$ ——膨胀系数。

将 DCC 进行堆叠可以形成 WaveNet 网络,其架构示意图如图 2 所示。WaveNet 网络结构中,一般从低层到高层以 2 的指数幂增大扩散率,使用较低的卷积层用于短期数据学习,而较高的卷积层用于长期数据学习。相比一般的 CCN, WaveNet 网络能较为高效地处理长序列数据。

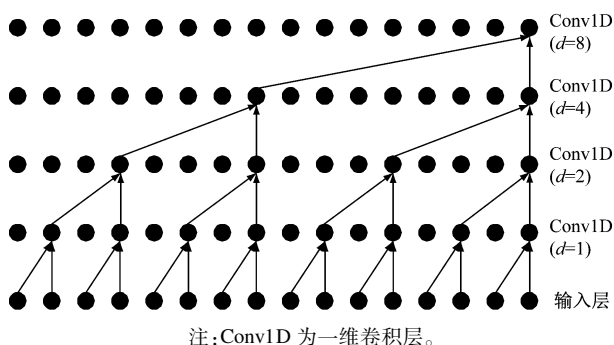


图 2 WaveNet 网络架构示意图

Fig. 2 Diagram of WaveNet network architecture

基于 WaveNet 网络的盾构刀盘扭矩超前预测方法总体思路为:根据实际工况数据,以掘进 0.1 m 为单元划分序列时间点,提取设定距离范围内时间序列点上的掘进数据,并建立 WaveNet 网络预测,即每掘进一段距离后,掘进段的刀盘扭矩以新开挖面为基准更新时间序列点数据,重新训练模型并进

行预测,不断动态训练模型与预测即将掘进段多步的刀盘扭矩。

## 2 工况数据介绍

本文以济南轨道交通 1 号线玉符河站—王府庄站区间盾构隧道左线数据为例,采用型号为 CTE6650 的土压平衡盾构机进行隧道掘进施工,开挖直径为 6 680 mm,衬砌环外径为 6 400 mm,内径为 5 800 mm,环宽为 1 200 mm。根据地质勘察及掘进施工记录可知,隧道主要穿越的地层有粉质黏土、黄土、卵石土层及上述土层形成的复合土层,地质状况变化较大。由于管片拼装、故障等原因,盾构机会处于停滞状态,因此所采集的数据中包含了非掘进状态数据,当满足掘进速度、刀盘扭矩、刀盘转速、总推进力任一物理量为 0 时,即可认为盾构机处于非掘进状态<sup>[9]</sup>。剔除非掘进状态数据后,以每 0.1 m 掘进长度为一个施工步长,在一个步长中对各掘进参数取均值进行统计,每一个施工步即为时序数据的一个采样点。盾构机参数统计指标如表 1 所示。

表 1 盾构机参数统计指标

Tab. 1 Statistical indicators of shield machine parameters

参数	统计指标			
	最小值	最大值	平均值	标准差
刀盘扭矩 $T$ /(kNm)	739.22	2 555.00	1 545.76	316.17
总推进力 $F$ /kN	5 210.42	11 066.12	8 198.33	1 326.70
推进速度 $v$ /(mm/min)	19.70	74.80	46.64	9.17
土舱压力 $q$ /MPa	0.053	0.143	0.104	0.016
注浆压力 $q_z$ /MPa	0.037	0.322	0.160	0.034
刀盘转速 $n_c$ /(r/min)	0.90	1.28	1.01	0.03
螺机转速 $n_s$ /(r/min)	0	12.65	6.74	1.44
总功率 $P$ /kW	410.69	706.15	540.73	49.51
滚动角 $\theta_r$ /(°)	0.01	0.85	0.21	0.16
俯仰角 $\theta_p$ /(°)	0.09	1.22	0.67	0.18

由上述分析可知,各掘进参数变化范围较大,尤其是刀盘扭矩、总推进力的调整较为频繁,可通过 Pearson 相关系数进行两个参数之间的关联性分析。Pearson 相关系数可用于衡量两个参数之间的线性关系,其取值范围为 $[-1, 1]$ 。Pearson 相关系数的绝对值越接近于 1,说明两个参数的关联性越强。任意两个参数的时序数据  $a = \{a_i\}$ 、 $b = \{b_i\}$  之



间的 Pearson 相关系数  $r$  可以表示为:

$$r = \frac{N \sum_{i=1}^N a_i b_i - \sum_{i=1}^N a_i \sum_{i=1}^N b_i}{\sqrt{N \sum_{i=1}^N a_i^2 - \left( \sum_{i=1}^N a_i \right)^2} \sqrt{N \sum_{i=1}^N b_i^2 - \left( \sum_{i=1}^N b_i \right)^2}} \quad (3)$$

盾构机两个参数间的 Pearson 相关系数热力图如图 3 所示。由图 3 可知:刀盘扭矩与总推进力、刀盘扭矩与总功率、土舱压力与总推进力呈现出强相关性,其相关系数均超过了 0.8;刀盘扭矩与推进速度、刀盘扭矩与土舱压力、螺机转速与推进速度等也呈现出较强的相关性,其相关系数均超过了 0.5。总体来看,各参数之间存在较为复杂的关联关系。

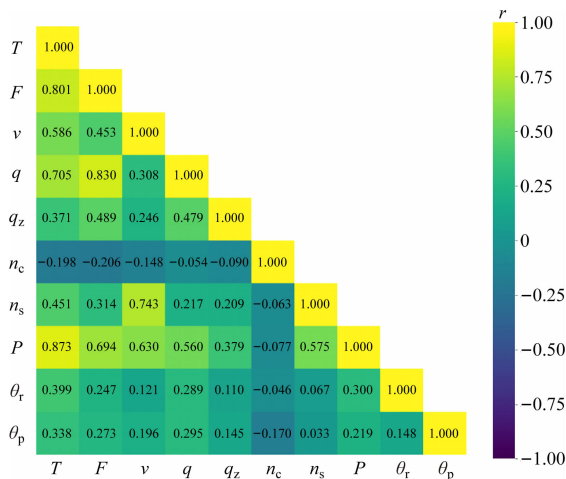


图3 盾构机两个参数间的 Pearson 相关系数热力图

Fig.3 Heatmap of Pearson correlation coefficients among every two parameters of shield machine

### 3 刀盘扭矩预测分析

#### 3.1 WaveNet 网络架构

在进行 WaveNet 网络搭建时,隐藏层选取为堆叠的 4 个卷积层,其扩散率分别为 1、2、4、8,而后为两层连续的全连接层,模型的输入参数为表 1 中的 10 个参数,设定样本的训练施工步长度为 20,输出参数为未来 5 个施工步的刀盘扭矩。

WaveNet 网络各层结构参数如表 2 所示。在每层卷积运算中,所选取的卷积核数目均为 16 个,一维卷积核尺寸均为 2。第 1 层中的待优化参数数量共有  $(10 \times 2 + 1) \times 16 = 336$  个;第 1 层卷积运算完成后,每个样本形状变为  $20 \times 16$ 。由于在后续 3 层卷积运算中,卷积核个数及卷积核尺寸保持不变,则待优化参数数量相同,均为  $(16 \times 2 + 1) \times 16 =$

528 个。值得注意的是,在连续两层全连接层中引入 Dropout 层,该层随机选择一定比例的神经元使其失活而降低过拟合发生的风险,此处选取的神经元失活比例为 30%。

表 2 WaveNet 网络各层结构参数

Tab.2 Structural parameters of each WaveNet network layer

网络层	输出形状	参数量/个	作用
Conv1D	(None, 20, 16)	336	4 层 DCC 层
Conv1D	(None, 20, 16)	528	
Conv1D	(None, 20, 16)	528	
Conv1D	(None, 20, 16)	528	
Flatten	(None, 320)	0	多维数据一维化
Dense	(None, 128)	41 088	全连接层
Dropout	(None, 128)	0	防止过拟合
Dense	(None, 5)	645	输出后 5 个施工步的预测值

注:None 表示可接受任何数量的样本。

#### 3.2 初始静态模型

提取前 500 施工步(对应掘进距离 50 m)掘进数据进行训练,所设定的训练施工步长为 20,预测的刀盘扭矩施工步长为 5,则训练数据可以表示为  $\{(X_1, X_2, \dots, X_{20}, T_{21}, T_{22}, \dots, T_{25}), (X_2, X_3, \dots, X_{21}, T_{22}, T_{23}, \dots, T_{26}), \dots, (X_{476}, X_{477}, \dots, X_{495}, T_{496}, T_{497}, \dots, T_{500})\}$ ,其中:  $X = \{T, F, v, q, q_z, n_c, n_s, P, \theta_r, \theta_p\}$ ;  $X_i$  为输入参数集合(见表 1);  $T_i$  为刀盘扭矩集合。将提取后的数据划分为训练集和验证集,其中,前 80% 数据(前 40 m 掘进距离的数据)作为训练集,后 20% 数据作为验证集。训练集主要用于训练初始静态模型,每轮训练结束后,在验证集上计算误差,当验证集的误差随着迭代次数不再减小时,提前终止训练,这在一定程度上可以抑制静态模型过拟合的发生概率。采用均方误差  $\gamma_{mse}$  表征损失值,可以表示为:

$$\gamma_{mse} = \frac{1}{N_s} \sum_{j=1}^{N_s} (T_j - \hat{T}_j)^2 \quad (4)$$

式中:

$N_s$ ——样本数量;

$T_j$ ——第  $j$  个样本的刀盘扭矩实际值;

$\hat{T}_j$ ——第  $j$  个样本的刀盘扭矩预测值。

Adam 算法能够有效避免网格陷入局部最优,加快网络收敛,提高算法的鲁棒性,故基于 Ad-

am 算法优化初始静态模型中的参数。模型训练过程中,不同迭代次数下,训练集和验证集最终的均方误差损失值对比如图 4 所示。由图 4 可知:训练集和验证集的均方误差损失值均随着迭代次数的增加而快速收敛至较小的稳定值;训练集和验证集最终的均方误差损失值分别为 0.024 和 0.027。由此可见,所训练模型的收敛性和鲁棒性基本良好。

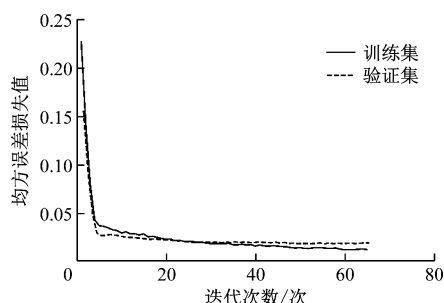


图 4 不同迭代次数下的训练集和验证集均方误差损失值对比

Fig. 4 Comparison of mean square error loss values between training and verification sets under different iteration times

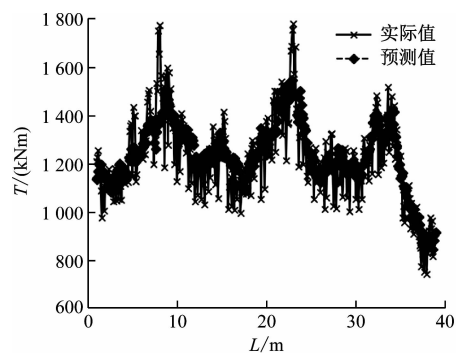
采用平均相对误差对模型进行评估,平均相对误差  $\varepsilon$  可以表示为:

$$\varepsilon = \frac{1}{N_s} \sum_{j=1}^{N_s} \left| \frac{T_j - \hat{T}_j}{T_j} \right| \quad (5)$$

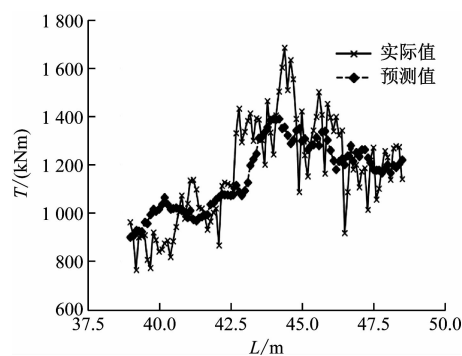
不同掘进距离  $L$  下,训练集和验证集的刀盘扭矩实际值与预测值对比如图 5 所示。由图 5 可知:无论是训练集还是验证集,随着掘进距离的增加,刀盘扭矩的预测值均能较好地反映实际值的变化趋势。从整体来看,由于噪声的存在,刀盘扭矩实际值波动性较大,其预测值则较为稳定。此外,训练集和验证集中,刀盘扭矩预测的平均相对误差分别为 6.82%、9.65%。由此可见,初始静态模型具有较高的预测精度。

### 3.3 长期动态模型

初始静态模型是基于前 50 m 掘进距离的地质状况建立的,然而地质状况会逐渐发生改变,为了可以实现长期刀盘扭矩的超前预测,每当模型实现 5 个施工步预测后,待掘进至预测末尾点,则更新一次模型,即不断动态训练模型,动态预测超前 5 个施工步的刀盘扭矩。在进行长期动态模型搭建时,模型架构与初始静态模型保持一致,仅训练数据发生了改变,每次的训练数据均来源于当前开挖点临近的 50 m。



a) 训练集



b) 验证集

图 5 不同掘进距离下训练集和验证集刀盘扭矩实际值与预测值对比

Fig. 5 Comparison between cutterhead torque predicted and actual values of training and verification sets under different tunneling distance conditions

将长期动态模型应用于掘进距离为 50 ~ 300 m 的开挖隧道中。不同掘进距离下,长期动态模型和初始静态模型的刀盘扭矩预测结果对比如图 6 所示,两种模型的刀盘扭矩误差分析如表 3 所示。由图 6 可知:当掘进距离小于 100 m 时,初始静态模型与长期动态模型的预测结果相差不大;但随着盾构掘进距离的增加,初始静态模型预测值开始逐渐偏离实际值;当掘进距离大于 150 m 时,初始静态模型

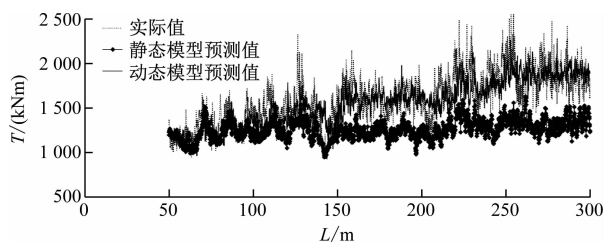


图 6 不同掘进距离下长期动态模型和初始静态模型的刀盘扭矩预测结果对比

Fig. 6 Comparison of cutterhead torque prediction results between long-term dynamic model and initial static model under different tunneling distance conditions

表 3 两种模型刀盘扭矩误差分析  
Tab.3 Cutterhead torque error analysis of two models

L/m	刀盘扭矩实际值/ (kNm)	初始静态模型		长期动态模型	
		刀盘扭矩预测值/ (kNm)	相对误差/ %	刀盘扭矩预测值/ (kNm)	相对误差/ %
50.0	1 308.60	1 225.24	6.37	1 225.24	6.37
50.1	1 368.90	1 191.13	12.99	1 191.13	12.99
50.2	1 346.10	1 237.65	8.06	1 237.65	8.06
50.3	1 281.66	1 242.93	3.02	1 242.93	3.02
50.4	1 245.22	1 263.82	1.49	1 263.82	1.49
50.5	1 208.78	1 254.24	3.76	1 216.22	0.62
50.6	1 233.37	1 225.51	0.64	1 183.13	4.07
50.7	1 050.25	1 240.30	18.10	1 154.84	9.96
50.8	1 180.22	1 214.58	2.91	1 163.83	1.39
50.9	1 179.39	1 202.99	2.00	1 153.68	2.18
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
299.1	1 975.22	1 450.99	26.54	1 968.72	0.33
299.2	1 879.92	1 508.66	19.75	1 997.84	6.27
299.3	1 806.43	1 487.97	17.63	1 986.75	9.98
299.4	1 955.39	1 401.04	28.35	1 739.40	11.05
299.5	1 750.04	1 438.97	17.77	1 817.18	3.84
299.6	1 750.13	1 399.95	20.01	1 803.56	3.05
299.7	1 764.83	1 377.92	21.92	1 882.72	6.68
299.8	1 683.54	1 311.12	22.12	1 904.20	13.11
299.9	1 698.36	1 296.45	23.66	1 915.65	12.79
300.0	1 601.83	1 240.71	22.54	1 884.43	17.64

注:初始静态模型的平均相对误差为 21.38%;长期动态模型的平均相对误差为 10.07%。

预测值与实际值之间发生了较大的偏差。结合表 3 可知:当掘进距离为 50~300 m 时,初始静态模型的刀盘扭矩平均相对误差为 21.38%,动态模型的刀盘扭矩平均相对误差仅为 10.07%。由此可知,动态模型在长期预测中具有更高的预测精度。

计算表 3 中每 50 m 掘进距离下,两种模型的刀盘扭矩平均相对误差,如图 7 所示。由图 7 可知:随着掘进距离的增加,长期动态模型预测结果的相对误差始终稳定在 10% 左右;初始静态模型预测结果随着掘进距离的增大而逐渐增大,从初始的 10% 逐渐上升到 30%,这是由于地质状况发生了变化导致的。根据地质勘察报告可知,地层由粉质黏土、黄土组成的复合地层逐渐向夹杂着少量卵石的黄土地层变化,所对应的刀盘扭矩不断变大,地质状况的改变导致前 50 m 训练的模型已经不再适用,即刀盘扭矩的时序变化规律已经发生改变。而长期动

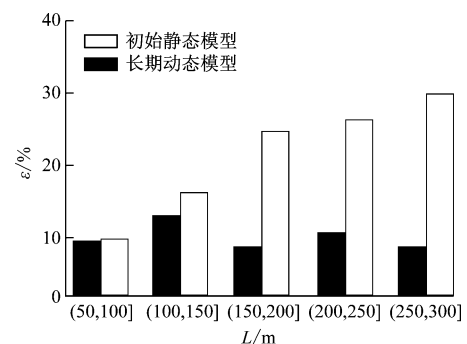


图 7 每 50 m 掘进距离下两种模型的刀盘扭矩平均相对误差

Fig. 7 Cutterhead torque average relative error of two models at every 50 m tunneling distance

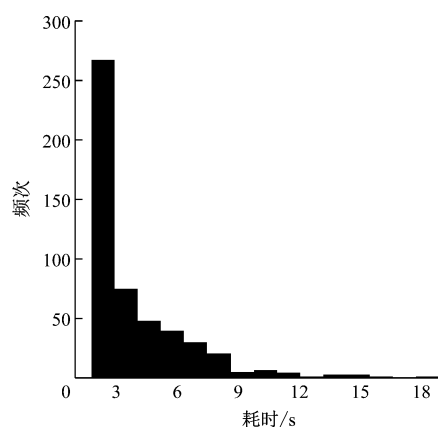
态模型由于每次进行模型更新时,及时有效地捕捉了变化的地质状况,因此可以及时进行刀盘扭矩修正,从而可以在长距离内准确地给出合理的刀盘扭

矩取值。由此可知,为了实现不受地质变化影响的刀盘扭矩精准预测,长期动态模型的不断更新是十分必要的。

### 3.4 模型训练效率评估

由于长期动态模型需要不断更新,因此必须保证模型训练足够高效。本文统计了当掘进距离为300 m时,连续500次动态模型的训练耗时。测试基本环境为:Windows 10 操作系统、64 G 内存、NVIDIA GeForce RTX 2080 Ti GPU(图形处理单元)、Intel(R) Core(TM) i9-10920X CPU @ 3.50 GHz CPU(中央处理单元)。

长期动态模型更新耗时频次统计直方图如图8所示。由图8可知:模型耗时基本稳定在1~6 s,其平均耗时为3.92 s,标准差为2.43 s。由此可见,模型训练非常高效。在表1的掘进参数统计中,平均掘进速度约为47 mm/min,则在模型训练过程中约掘进3.07 mm,远小于5个施工步长(0.5 m掘进距离),因此可满足实时更新模型的需求。



注:频次表示更新时间在横坐标耗时范围内的次数。

图8 长期动态模型更新耗时频率统计直方图

Fig.8 Histogram of long-term dynamic model update time consumption frequency statistics

## 4 结论

1) 提取50 m盾构掘进数据,设定训练步长为20个施工步、预测步长为5个施工步,建立刀盘扭矩超前预测的初始静态模型,其收敛性和鲁棒性良好,训练集和验证集的均方误差损失值分别为0.024和0.027,刀盘扭矩预测的平均相对误差分别为6.82%、9.65%。

2) 将前50 m掘进距离内训练的初始静态模型应用在50~300 m掘进范围内,刀盘扭矩预测值的

相对误差随着掘进距离的增加而不断变大,平均相对误差从10%逐渐增大至30%,而长期动态模型平均相对误差始终稳定在10%左右。由此可见,所提出的长期动态模型可实现长距离内刀盘扭矩的超前预测。

3) 基于WaveNet网络建立的刀盘扭矩长期动态模型,其训练时间基本为1~6 s,平均耗时仅3.92 s,可满足模型高效动态更新的需求。

## 参考文献

- [1] 陈丹,刘喆,刘建友,等. 铁路盾构隧道智能建造技术现状与展望[J]. 隧道建设(中英文), 2021, 41(6): 923.  
CHEN Dan, LIU Zhe, LIU Jianyou, et al. State-of-art and prospects for intelligent construction technology for railway shield tunneling[J]. Tunnel Construction, 2021, 41(6): 923.
- [2] 吴奔,刘维,史培新,等. 盾构隧道掘进面失稳螺旋破坏机制分析[J]. 岩土力学, 2021, 42(3): 767.  
WU Ben, LIU Wei, SHI Peixin, et al. Two-dimensional spiral failure model of the heading face of shield tunneling[J]. Rock and Soil Mechanics, 2021, 42(3): 767.
- [3] 尹苏江,严仕舜,裴柏铮,等. 岩质地层盾构掘进施工控制参数分析[J]. 现代隧道技术, 2021, 58(4): 218.  
YIN Sujang, YAN Shishun, PEI Baizheng, et al. Analysis of construction control parameters in rock shield-driven tunnelling[J]. Modern Tunnelling Technology, 2021, 58(4): 218.
- [4] 李港,李晓军,杨文翔,等. 基于深度学习的TBM掘进参数预测研究[J]. 现代隧道技术, 2020, 57(5): 154.  
LI Gang, LI Xiaojun, YANG Wenxiang, et al. Research on prediction of TBM driving parameters based on deep learning[J]. Modern Tunnelling Technology, 2020, 57(5): 154.
- [5] 李超,李涛,李正,等. 基于BP神经网络的复合地层盾构掘进参数预测与分析[J]. 土木工程学报, 2017, 50(增刊1): 145.  
LI Chao, LI Tao, LI Zheng, et al. Prediction and analysis of shield tunneling parameters in composite strata based on BP neural network[J]. China Civil Engineering Journal, 2017, 50(S1): 145.
- [6] 李锟. 地铁盾构掘进参数模型优化分析[D]. 西宁: 青海大学, 2021.  
LI Kun. Optimization analysis of parameter model of metro shield tunneling[D]. Xining: Qinghai University, 2021.
- [7] 王超,龚国芳,杨华勇,等. NSVR硬岩隧道掘进机刀盘扭矩预测分析[J]. 浙江大学学报(工学版), 2018, 52(3): 479.  
WANG Chao, GONG Guofang, YANG Huayong, et al. NSVR based predictive analysis of cutterhead torque for hard rock TBM[J]. Journal of Zhejiang University (Engineering Science), 2018, 52(3): 479.

(下转第42页)



- status of surface settlement of a bored subway tunnel with a shallow overburden [J]. Modern Tunnelling Technology, 2017, 54 (4): 25.
- [3] 师刚, 袁浩旭, 张澄宏, 等. 基于 Peck 公式的双线隧道地面沉降模型及参数研究[J]. 城市轨道交通研究, 2022, 25 (1): 161.
- SHI Gang, YUAN Haoxu, ZHANG Chengxuan, et al. Study on ground settlement model and parameters of twin-line tunnel based on Peck's formula[J]. Urban Mass Transit, 2022, 25(1): 161.
- [4] VERRUIJT A, BOOKER J R. Surface settlements due to deformation of a tunnel in an elastic half plane[J]. Géotechnique, 1996, 46(4): 753.
- [5] 马险峰, 王俊淞, 李削云, 等. 盾构隧道引起地层损失和地表沉降的离心模型试验研究[J]. 岩土工程学报, 2012, 34 (5): 942.
- MA Xianfeng, WANG Junsong, LI Xiaoyun, et al. Centrifuge modeling of ground loss and settlement caused by shield tunnelling in soft ground[J]. Chinese Journal of Geotechnical Engineering, 2012, 34(5): 942.
- [6] BURD H J, HOULSBY G T, AUGARDE C E, et al. Modelling tunnelling-induced settlement of masonry buildings[J]. Proceedings of the Institution of Civil Engineers-Geotechnical Engineering, 2000, 143(1): 17.
- [7] 朱语聪, 曾彬, 叶四桥, 等. 双圆盾构隧道开挖引起邻近桩土位移试验研究[J]. 地下空间与工程学报, 2023, 19 (5): 1504.
- ZHU Yucong, ZENG Bin, YE Siqiao, et al. Experimental research on double-O-tube shield tunneling-induced adjacent pile-soil displacement[J]. Chinese Journal of Underground Space and Engineering, 2023, 19(5): 1504.
- 收稿日期:2022-01-13 修回日期:2022-05-24 出版日期:2024-07-10  
Received:2022-01-13 Revised:2022-05-24 Published:2024-07-10  
· 通信作者:曹元均,高级工程师,374184892@qq.com  
· ©《城市轨道交通研究》杂志社,开放获取 CC BY-NC-ND 协议  
© Urban Mass Transit Magazine Press. This is an open access article under the CC BY-NC-ND license

## (上接第 33 页)

- [8] GAO X, SHI M, SONG X, et al. Recurrent neural networks for real-time prediction of TBM operating parameters[J]. Automation in Construction, 2019, 98: 225.
- [9] 王飞, 龚国芳, 段理文, 等. 基于 XGBoost 的隧道掘进机操作参数智能决策系统设计[J]. 浙江大学学报(工学版), 2020, 54(4): 633.
- WANG Fei, GONG Guofang, DUAN Liwen, et al. XGBoost based intelligent determination system design of tunnel boring machine operation parameters[J]. Journal of Zhejiang University (Engineering Science), 2020, 54(4): 633.
- 收稿日期:2022-02-22 修回日期:2022-03-22 出版日期:2024-07-10  
Received:2022-02-22 Revised:2022-03-22 Published:2024-07-10  
· 第一作者:王伯芝,正高级工程师,740825286@qq.com  
通信作者:丁爽,工程师,dingshuang525@hotmail.com  
· ©《城市轨道交通研究》杂志社,开放获取 CC BY-NC-ND 协议  
© Urban Mass Transit Magazine Press. This is an open access article under the CC BY-NC-ND license

## (上接第 37 页)

- LIN Fengtao, WANG Ruitao, YANG Yang, et al. Analysis on the influence of flat spot on wheel-rail impact[J]. Machine Tool & Hydraulics, 2021, 49(3): 140.
- [4] 凌亮, 曹亚博, 肖新标, 等. 车轮擦伤对高速轮轨接触行为的影响[J]. 铁道学报, 2015, 37(7): 32.
- LING Liang, CAO Yabo, XIAO Xinbiao, et al. Effect of wheel flats on the high-speed wheel-rail contact behavior[J]. Journal of the China Railway Society, 2015, 37(7): 32.
- [5] 刘国云, 曾京, 郭平波, 等. 车轮扁疤所引起的车辆系统振动特性分析[J]. 机械工程学报, 2020, 56(8): 182.
- LIU Guoyun, ZENG Jing, WU Pingbo, et al. Vibration characteristic analysis of vehicle systems due to wheel flat[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2020, 56(8): 182.
- [6] 杨光, 任尊松, 袁雨青. 车轮扁疤损伤对高速列车轮对动力学性能影响[J]. 北京交通大学学报, 2018, 42(3): 103.
- YANG Guang, REN Zunsong, YUAN Yuqing. Influence of wheel flat on dynamic performance of high-speed train wheelset [J]. Journal of Beijing Jiaotong University, 2018, 42(3): 103.
- [7] 邹航宇, 张卫华, 王志伟. 车轮扁疤对高速列车齿轮箱动态特性影响分析[J]. 铁道机车车辆, 2018, 38(3): 29.
- ZOU Hangyu, ZHANG Weihua, WANG Zhiwei. Influence analysis of wheel flat on dynamic characteristics of high-speed train gearbox[J]. Railway Locomotive & Car, 2018, 38(3): 29.
- 收稿日期:2021-07-27 修回日期:2021-09-01 出版日期:2024-07-10  
Received:2021-07-27 Revised:2021-09-01 Published:2024-07-10  
· 通信作者:陈光圆,讲师,1513879549@qq.com  
· ©《城市轨道交通研究》杂志社,开放获取 CC BY-NC-ND 协议  
© Urban Mass Transit Magazine Press. This is an open access article under the CC BY-NC-ND license