

DOI:10.3876/j.issn.1000-1980.2024.01.007

地质突变条件下基于组合模型的围岩等级和 TBM 掘进参数预测

满 轲¹, 曹子祥¹, 刘晓丽², 宋志飞¹, 柳宗旭¹, 刘沛琳¹, 武立文¹

(1. 北方工业大学土木工程学院, 北京 100144; 2. 清华大学水沙科学与水利水电工程国家重点实验室, 北京 100084)

摘要: 为了提高硬岩隧道掘进机(TBM)施工的安全性和智能化, 基于 TBM 掘进数据, 提出了一种将双向长短期记忆(BiLSTM)网络与支持向量机回归(SVR)算法相结合的可以同时预测围岩等级和 TBM 掘进参数的组合模型(BiLSTM-SVR 模型)。实例验证结果表明: BiLSTM-SVR 模型对围岩等级的预测准确度较高, 均方根误差均小于 0.0265、平均绝对百分比误差均小于 0.95%; BiLSTM-SVR 掘进参数预测中, 推力和扭矩的预测准确度最高, 净掘进速度和开挖比能的预测准确度最低; BiLSTM-SVR 模型比 BiLSTM 模型和 SVR 模型的掘进参数预测准确度有较大的提高, 因此进行单一模型的组合可以有效提高模型预测的准确度和鲁棒性。

关键词: TBM; 地质突变; 围岩等级; 掘进参数; BiLSTM-SVR 模型

中图分类号: U455.43 **文献标志码:** A **文章编号:** 1000-1980(2024)01-0055-08

Prediction of surrounding rock grades and TBM tunnelling parameters based on combined model under geological mutation conditions

MAN Ke¹, CAO Zixiang¹, LIU Xiaoli², SONG Zhifei¹, LIU Zongxu¹, LIU Ruilin¹, WU Liwen¹

(1. College of Civil Engineering, North China University of Technology, Beijing 100144, China;

2. State Key Laboratory of Hydrosience and Hydraulic Engineering, Tsinghua University, Beijing 100084, China)

Abstract: In order to enhance the safety and intelligence in the tunnelling of hard rock tunnel boring machines (TBM), this paper proposed a prediction model (BiLSTM-SVR model) that combined the bidirectional long short-term memory (BiLSTM) neural network with the support vector regression (SVR) algorithm, and the proposed model was capable of concurrently predicting surrounding rock grades and TBM tunnelling parameters based on the TBM tunnelling data. Example verification results show that the BiLSTM-SVR model demonstrates high accuracy in predicting surrounding rock grades, with the root mean square error (RMSE) and the mean absolute percentage error (MAPE) both being less than 0.0265 and 0.95%, respectively. In the prediction of tunnelling parameters using the BiLSTM-SVR model, the accuracy in predicting thrust and torque is the highest, while the accuracy in predicting net excavation speed and excavation efficiency is the lowest. The proposed model exhibits significantly improved accuracy in predicting tunnelling parameters compared to the BiLSTM model and the SVR model individually, thereby combining single model effectively enhances the accuracy and robustness of model prediction.

Key words: TBM; geological mutation; surrounding rock grades; tunnelling parameters; BiLSTM-SVR model

硬岩隧道掘进机(TBM)施工具有可连续操作、机械化程度高、开挖速度快、工程质量高等优点, 已被广泛应用于深埋隧道的施工中^[1-2]。TBM 多应用于城市地铁、穿山隧道和深地实验室等工程, 这些工程所处的地质环境均较复杂。当 TBM 施工遇到地质突变时, 仅依靠主司机的施工经验进行掘进参数调整会大幅降低工程的掘进效率和安全性^[3-4]。TBM 开挖深埋隧道时, 围岩等级的变化会产生一系列的深部岩石力学问题, 如果处理不当会出现坍塌、卡机、埋机等事故^[5-6]。因此, 有必要对地质突变条件下, 掌子面前方的围岩等级和

基金项目: 国家重点研发计划项目(2018YFC1504801, 2018YFC1504902); 清华大学水沙科学与水利水电工程国家重点实验室资助项目(2019-KY-03); 北方工业大学毓杰项目(216051360020XN199/006)

作者简介: 满轲(1982—), 男, 教授, 博士, 主要从事岩土工程及智能建造研究。E-mail: man_ke@sina.cn

通信作者: 刘晓丽(1978—), 女, 研究员, 博士, 主要从事岩土水力学及智能建造研究。E-mail: xiaoli.liu@tsinghua.edu.cn

引用本文: 满轲, 曹子祥, 刘晓丽, 等. 地质突变条件下基于组合模型的围岩等级和 TBM 掘进参数预测[J]. 河海大学学报(自然科学版), 2024, 52(1): 55-62.

MAN Ke, CAO Zixiang, LIU Xiaoli, et al. Prediction of surrounding rock grades and TBM tunnelling parameters based on combined model under geological mutation conditions[J]. Journal of Hohai University(Natural Sciences), 2024, 52(1): 55-62.

TBM 掘进参数进行预测,以指导主司机科学地调整掘进参数,并辅助施工人员采取较安全的围岩支护方式。

近年来,众多学者采用机器学习算法分析 TBM 掘进参数与围岩地质情况的相关性来预测 TBM 掘进参数和围岩等级^[7-10]。围岩等级预测方面:张海龙等^[11]基于 TBM 掘进参数(推力、扭矩、贯入度),构建了围岩强度快速估算的新方法;卢瑾等^[12]通过 3DEC 建立了 TBM 滚刀破岩三维仿真模型,分析了不同地质条件对 TBM 掘进速率的影响;Liu 等^[13]通过构建 SA-BPNN 模型,对单轴抗压强度、脆性指数、薄弱面之间的距离、不连续面的方向 4 个岩体参数进行了预测分析;李宏波^[14]以推力切深指数(FPI)和刀盘扭矩旋转切深指数(TPI)为输入参数,通过自组织神经网络聚类 and 最小二乘支持向量机的组合模型(SOM-SVM)改进围岩等级识别预测,对Ⅱ、Ⅲ、Ⅳ级围岩识别的平均准确率为 83.67%;张娜等^[15]以花岗岩和石灰岩地层为例,分别采用分步回归法和聚类分析法对岩石单轴抗压强度、岩体体积节理数和围岩等级进行预测,岩石单轴抗压强度和岩体体积节理数的预测结果误差均小于 18%,围岩等级预测值与实际值基本相符;奚明华^[16]通过对不同围岩条件下 TBM 掘进参数和掘进载荷分布规律的分析,利用随机森林算法以刀盘转速、刀盘扭矩、推进速度、总推进力为输入,围岩等级为输出,建立了围岩等级识别模型,识别准确率高达 98.8%。掘进参数预测方面:闫长斌等^[17]基于岩体指标和 TBM 掘进参数构建了多元非线性回归 TBM 净掘进速率预测模型,总体预测误差未超过 10%;Mahdevari 等^[18]基于岩体特性和 TBM 掘进参数运用 SVR 模型预测了掘进速度,预测结果的均方误差为 0.0013、拟合优度 R^2 为 0.9903;Zhu 等^[19]利用人工神经网络模型将刀盘扭矩、刀盘转速、总推力和推进速度作为输入变量,对净掘进速度进行预测分析,最终验证了通过历史数据预测 TBM 掘进性能的可能性;罗华等^[20]建立了以岩石饱和单轴抗压强度和完整性系数为变量的 TBM 掘进速率经验模型,并对吉林引松供水隧道工程的掘进参数贯入度、推力、扭矩进行了预测,预测结果的平均相对误差均小于 15.5%;张哲铭等^[21]基于最小二乘支持向量机(LS-SVM)算法构建了 TBM 掘进参数(推进速度、刀盘转速、总推力、刀盘扭矩)的预测模型,其中刀盘转速和总推力预测结果的 R^2 均大于 0.8;Ma 等^[22]基于秦岭隧道南段施工数据,采用随机森林算法选取了影响 TBM 掘进速度的主要特征因素:推力、转速、单轴抗压强度、体积节理数,利用 BPNN 模型和 SVR 模型对推进速度进行预测分析;Gao 等^[23]采用 RNN 模型、LSTM 模型、GRU 模型实现了扭矩、速度、推力、腔室压力的实时预测,预测精度高于多元回归模型,并且可以对 TBM 掘进时采集的时间连续原位数据进行分析 and 预测;Zhang 等^[24-25]分别提出了 BiGRU-ATT 模型和 PSO-BiLSTM 模型,可对刀盘扭矩、推进速度、总推力、刀盘功率进行准确预测。

现有对围岩等级和 TBM 掘进参数的预测多数是采用传统机器学习算法,这些算法并没有充分利用 TBM 掘进参数数据集的历史信息,预测准确度偏低。利用优化算法与深度学习算法结合的 TBM 掘进参数预测模型的输入参数较多,模型复杂,导致模型在其他工程中应用的难度较大。由于实际工程中的岩体参数是通过实验室测得的,与岩体真实值存在一定误差,所以将岩体参数作为预测模型输入会进一步增大预测误差,预测结果对实际工程的指导意义较小。并且现在地质突变条件对围岩等级和 TBM 掘进参数预测的影响(有利或不利)研究较少。

为了充分利用 TBM 掘进参数数据集的历史信息,充分发挥深度学习算法与传统机器学习算法各自的优势,本文构建了双向长短期记忆(bidirectional long short-term memory, BiLSTM)网络与支持向量机回归(support vector regression, SVR)算法相结合的 BiLSTM-SVR 模型,以期提高预测模型准确度和鲁棒性。目前, TBM 隧道工程掘进参数预测研究最多的包括推力(F)、扭矩(T)、转速(N)、净掘进速度(ν_{PR})和施工速度(ν_{AR})^[24, 26-29],又由于掘进参数开挖比能(E_{SE})对工程中围岩支护和成本控制具有重要影响,故选择掘进参数 F 、 T 、 ν_{PR} 、 ν_{AR} 、 N 、 E_{SE} 进行研究,将其作为 BiLSTM-SVR 模型的输入变量,实现对围岩等级和各个掘进参数的预测。

1 BiLSTM-SVR 模型

TBM 掘进过程中,掘进参数数据集具有明显的时序性。由于 TBM 掘进参数是围岩和 TBM 之间相互作用的结果^[30-31],因此掘进参数可以反映围岩地质信息。BiLSTM 网络和 SVR 算法都已在掘进参数的时间序列样本预测上取得了较好成果^[32-34]。

1.1 BiLSTM 网络

循环神经网络(recurrent neural networks, RNN)可以对具有时间序列的样本进行预测,但当处理较长序列样本时, RNN 训练时往往会出现样本信息梯度消失或梯度爆炸现象,严重影响训练效果^[35]。因此,在

RNN 的隐藏层节点上引入“门”控操作,产生了一种长短期记忆(long short-term memory,LSTM)网络^[36],引入的“门”控操作较大地提高了神经网络的性能。

双向循环神经网络((bidirectional recurrent neural networks,BRNN)是在 RNN 结构基础上加了一个反向循环传播层,双向传播网络结构可以同时利用前向传播和反向传播的信息。基于 BRNN 结构,将 LSTM 单元代替 RNN 单元,从而形成了 BiLSTM 网络。BiLSTM 网络可以弥补 LSTM 不能进行反向传播信息的缺点^[37]。BiLSTM 网络隐藏层输出值的具体计算方法见文献[25,32,38]。

1.2 SVR 算法

SVR 算法在没有增加计算复杂度的同时通过非线性映射方法将训练样本映射到高维空间,在高维空间实现样本的线性或非线性回归。SVR 算法对中、小规模数据样本集的学习效果较好,可以有效解决神经网络算法中经常出现的局部极值问题,引入的核函数有效避免了维度灾难问题^[39]。SVR 算法详细推导过程见文献[35]。

1.3 BiLSTM-SVR 模型构建

用于围岩等级预测和 TBM 掘进参数预测的 BiLSTM-SVR 模型预测流程如图 1 所示。

各数据集在进行 BiLSTM-SVR 模型的训练之前先进行归一化处理^[38],达到消除数据间量纲差异的目的。归一化处理之后的训练集数据通过 BiLSTM 模型和 SVR 模型的训练分别得到各自模型的输出值,以 BiLSTM 模型和 SVR 模型预测结果的误差绝对值最小为损失函数,通过该损失函数确定各单一模型的最优权重(式(1)),最后 BiLSTM-SVR 模型利用训练集计算出的最优权重进行测试集数据预测,得到围岩等级预测值和 TBM 掘进参数预测值。

$$\min B = \sum_{i=1}^N |\beta y_{1i} + (1 - \beta) y_{2i} - \hat{y}_i| \tag{1}$$

式中: $\hat{y}_i$ 为真实值; y_{1i} 和 y_{2i} 为预测值; β 为模型的权重系数; N 为样本个数。

2 BiLSTM-SVR 模型验证

2.1 工程概况及数据集建立

本文的工程背景为新疆某引水隧洞工程,隧洞埋深为 200 ~ 700 m,标段全长为 34.751 km,开挖断面直径为 7.8 m;TBM 型号为 QJYC078。本标段利用 BQ 法进行隧道围岩稳定性评价,主要分为Ⅱ级、Ⅲ级和Ⅳ级,将进一步将Ⅲ级围岩细分为Ⅲ-a 级围岩与Ⅲ-b 级围岩。TBM 主要技术参数及掘进数据集参见文献[40],其中Ⅱ级围岩掘进数据共 67 组、Ⅲ-a 级围岩掘进数据共 75 组、Ⅲ-b 级围岩掘进数据共 61 组、Ⅳ级围岩掘进数据共 53 组。

为了使现有的各单一围岩等级达到地质突变条件,将各围岩等级(Ⅱ级、Ⅲ-a 级、Ⅲ-b 级和Ⅳ级)进行排列组合,共形成了 24 种组合类型,见表 1。各地质突变类型的数据集由各单一围岩等级数据集的前 50 组数据构成,共 200 组数据,其中训练集 180 组数据,测试集 20 组数据。将Ⅱ级、Ⅲ-a 级、Ⅲ-b 级、Ⅳ级围岩等级用数值 1、2、3、4 替代,便于预测模型的预测值输出。

表 1 围岩等级的组合类型

Table 1 Combination form of surrounding rock grades

序号	组合类型	序号	组合类型	序号	组合类型
1	Ⅱ Ⅲ-a Ⅲ-b Ⅳ	9	Ⅲ-a Ⅲ-b Ⅱ Ⅳ	17	Ⅲ-b Ⅳ Ⅱ Ⅲ-a
2	Ⅱ Ⅲ-a Ⅳ Ⅲ-b	10	Ⅲ-a Ⅲ-b Ⅳ Ⅱ	18	Ⅲ-b Ⅳ Ⅲ-a Ⅱ
3	Ⅱ Ⅲ-b Ⅲ-a Ⅳ	11	Ⅲ-a Ⅳ Ⅱ Ⅲ-b	19	Ⅳ Ⅱ Ⅲ-a Ⅲ-b
4	Ⅱ Ⅲ-b Ⅳ Ⅲ-a	12	Ⅲ-a Ⅳ Ⅲ-b Ⅱ	20	Ⅳ Ⅱ Ⅲ-b Ⅲ-a
5	Ⅱ Ⅳ Ⅲ-a Ⅲ-b	13	Ⅲ-b Ⅱ Ⅲ-a Ⅳ	21	Ⅳ Ⅲ-a Ⅱ Ⅲ-b
6	Ⅱ Ⅳ Ⅲ-b Ⅲ-a	14	Ⅲ-b Ⅱ Ⅳ Ⅲ-a	22	Ⅳ Ⅲ-a Ⅲ-b Ⅱ
7	Ⅲ-a Ⅱ Ⅲ-b Ⅳ	15	Ⅲ-b Ⅲ-a Ⅱ Ⅳ	23	Ⅳ Ⅲ-b Ⅱ Ⅲ-a
8	Ⅲ-a Ⅱ Ⅳ Ⅲ-b	16	Ⅲ-b Ⅲ-a Ⅳ Ⅱ	24	Ⅳ Ⅲ-b Ⅲ-a Ⅱ

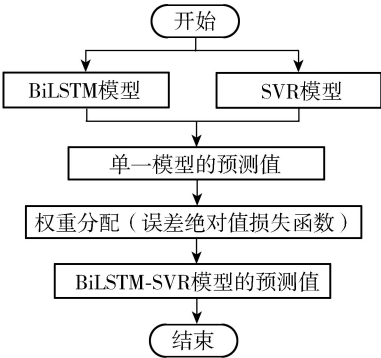


图 1 BiLSTM-SVR 模型预测流程
Fig.1 Prediction process of BiLSTM-SVR model

2.2 围岩等级预测

将 F 、 T 、 ν_{PR} 、 ν_{AR} 、 N 、 E_{SE} 作为 BiLSTM-SVR 模型的输入变量,各围岩等级替代值作为 BiLSTM-SVR 模型的输出变量。

对训练集采用五折交叉验证法选取 BiLSTM-SVR 模型的参数值;BiLSTM 模型设置 3 层隐藏层;最大迭代周期为 800,学习率下降周期为 500;初始学习率为 0.005,学习率下降因子为 0.2;模型采用 Adam 算法进行权重更新;模型的损失函数为均方误差。SVR 模型的超参数 C 和 γ 采用网格搜索方法进行优化处理,其搜索范围为 $(2^{-10}, 2^{10})$,搜索步距为 $2^{0.5}$,RBF 函数作为核函数。

选择均方根误差(RMSE)、平均绝对百分比误差(MAPE)和平均绝对误差(MAE)对预测围岩等级的准确度进行评价。RMSE、MAPE 和 MAE 越小,均表明预测模型对测试样本的预测准确度越高。

由表 2 可知,BiLSTM-SVR 模型对围岩等级的预测准确度较高,RMSE 均小于 0.026 5、MAPE 均小于 0.95%;10、18、22、24 组合的误差较大,MAPE 均大于 0.79%,即在地质突变条件下预测 II 级围岩时准确度较低。III-b 级和 IV 级围岩预测时,各组合类型的误差均较小,MAPE 基本小于 0.4%,即在地质突变条件下预测 III-b 级和 IV 级围岩时准确度较高。TBM 开挖 II 级和 III-a 级围岩时,由于围岩稳定性高,掘进参数的波动范围较小,TBM 在开挖 III-b 级和 IV 级围岩时则相反。TBM 掘进参数的波动范围越大、数据集越复杂,越有利于预测模型挖掘到岩机相互作用规律,但数据集信息过度复杂时会造成预测模型预测结果的过度拟合。当预测 II 级和 III-a 级围岩等级时,各种组合训练集的数据信息较复杂导致了 BiLSTM-SVR 模型的预测结果存在过拟合现象。

表 2 BiLSTM-SVR 模型预测围岩等级误差分析

Table 2 Error analysis of predicting surrounding rock grades with BiLSTM-SVR model

组合序号	RMSE	MAPE/%	MAE	组合序号	RMSE	MAPE/%	MAE
1	0.0194	0.39	0.0157	13	0.0198	0.33	0.0132
2	0.0170	0.28	0.0084	14	0.0176	0.59	0.0118
3	0.0161	0.17	0.0067	15	0.0150	0.16	0.0065
4	0.0179	0.79	0.0158	16	0.0179	0.63	0.0063
5	0.0081	0.18	0.0053	17	0.0197	0.69	0.0138
6	0.0217	0.71	0.0142	18	0.0148	0.83	0.0083
7	0.0190	0.34	0.0136	19	0.0127	0.32	0.0097
8	0.0170	0.32	0.0095	20	0.0160	0.43	0.0087
9	0.0194	0.39	0.0157	21	0.0187	0.47	0.0141
10	0.0130	0.89	0.0089	22	0.0261	0.91	0.0091
11	0.0144	0.41	0.0123	23	0.0165	0.68	0.0135
12	0.0158	0.74	0.0074	24	0.0210	0.80	0.0080

BiLSTM-SVR 模型预测围岩等级的结果看似过于理想(表 2),主要包括该组合模型集成了 BiLSTM 模型和 SVR 模型各自的优势,模型的预测准确度和鲁棒性较高,对于挖掘复杂数据集输入特征与输出特征之间规律的能力更强;模型输入特征与输出特征之间的相关性较高(关联度均大于 0.75),模型输入特征可以较准确地反映输出特征的变化趋势。但如果遇到更复杂的地质环境仍需对 BiLSTM-SVR 模型的预测效果做进一步的研究。

2.3 掘进参数预测

将掘进参数 F 、 T 、 ν_{PR} 、 ν_{AR} 、 N 、 E_{SE} 作为 BiLSTM-SVR 模型的输入变量,依次取这 6 个参数之一作为 BiLSTM-SVR 模型的输出变量。

对训练集采用五折交叉验证法来选取 BiLSTM-SVR 模型的参数值;BiLSTM 模型设置 2 层隐藏层;最大迭代周期为 1000,学习率下降周期为 700;初始学习率为 0.005,学习率下降因子为 0.2;模型采用 Adam 算法进行权重更新;模型的损失函数为均方误差。SVR 模型的超参数 C 和 γ 采用网格搜索进行优化处理,其搜索范围为 $(2^{-10}, 2^{10})$,搜索步距为 $2^{0.1}$,Sigmoid 函数作为核函数。

选择误差评价指标 R^2 、RMSE、MAPE、MAE 对 BiLSTM-SVR 模型预测各掘进参数的结果进行准确度评价。由图 2 可知,BiLSTM-SVR 模型对 F 和 T 的预测准确度最高,对 ν_{PR} 和 E_{SE} 的预测准确度最低。 ν_{AR} 的 R^2 最大,RMSE、MAPE、MAE 相对较小,即 ν_{AR} 的预测准确度相对较高。BiLSTM-SVR 模型预测各掘进参数的 R^2 平

均值均大于 0.8715、RMAE 平均值均小于 0.1722、MAPE 平均值均小于 0.5%、MAE 平均值均小于 0.1324。

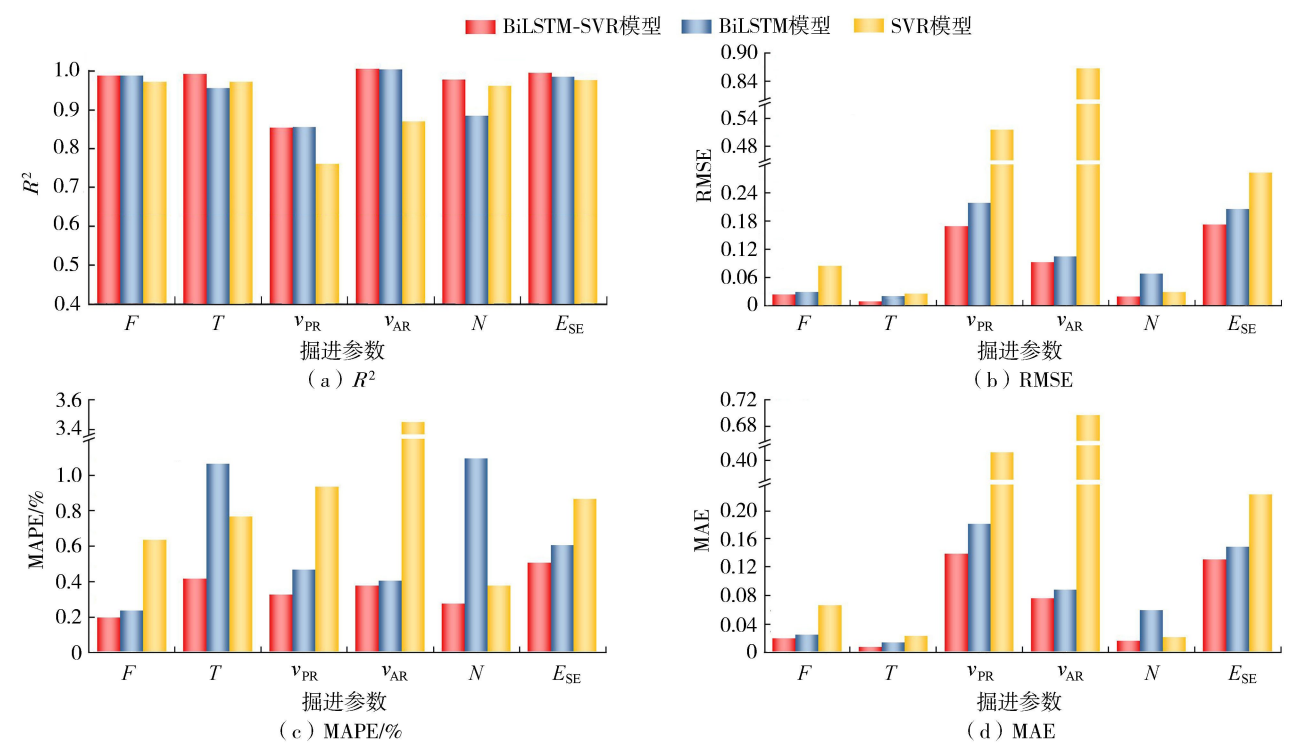


图 2 各预测模型预测掘进参数误差平均值
Fig.2 Average error of predicting tunnelling parameters for each prediction model

BiLSTM-SVR 模型比单一 BiLSTM 模型和 SVR 模型的 R^2 平均提高了 6.53%,RMSE 平均降低了 41.96%,MAPE 平均降低了 40.60%,MAE 平均降低了 0.4101。BiLSTM-SVR 模型的预测准确度高于单一的 BiLSTM 模型和 SVR 模型,即进行单一预测模型组合可以有效提高预测模型的预测准确度。TBM 掘进参数数据集具有较强的时序性,因此可以充分利用 BiLSTM 网络具有记忆信息和拥有反向传播机制的优点;在现有数据集规模有限的情况下,也可以充分利用 SVR 算法适合中、小样本学习、强鲁棒性的优点。BiLSTM-SVR 模型很好地整合了 BiLSTM 模型和 SVR 模型各自的优势,从而其预测准确度比单一预测模型高。BiLSTM 模型的预测准确度高于 SVR 模型说明处理时序数据时预测模型具有记忆信息机制会提高模型的预测准确度。

定义最后 2 个围岩等级相邻时的组合形式为渐进突变,若不相邻则为间隔突变。由图 2 可知,渐进突变的组合形式相较于间隔突变的组合形式 BiLSTM-SVR 模型预测准确度更高。

围岩突变条件下围岩的稳定性较低,会加剧岩爆、突涌水、卡机等现象的出现,进而掘进参数的变化范围会加大。TBM 掘进参数的波动范围越大、数据集越复杂,越有利于预测模型充分挖掘到岩机相互作用规律,但当数据集信息过度复杂时会造成预测模型过度拟合。当测试集的掘进参数数据来自 II 级围岩和 III-a 级围岩时,各种组合的训练集数据信息较复杂导致了 BiLSTM-SVR 模型的预测结果存在过拟合现象,预测准确度变低。同样当组合形式是间隔突变时,数据集信息较复杂使得 BiLSTM-SVR 模型的预测结果出现过拟合现象,导致预测准确度变低。

一般的 TBM 数据采集频率为 0.2 Hz,即每 5 s 就有 TBM 参数写入传感器。以此采集频率来计算采集 50 个数据大约需要 100 s,TBM 大约掘进 4~10.5 cm,说明人为创建的 24 种地质突变类型在较短距离内围岩等级就会发生改变。这些地质突变条件已经属于较复杂的地质环境,而 BiLSTM-SVR 模型仍有如此高的预测准确度和鲁棒性,证明此模型可以为 TBM 智能化施工提供一定的参考。

3 结 语

a. BiLSTM-SVR 模型预测 24 种组合类型的围岩等级的准确度较高,预测结果的 RMSE 均小于 0.0265、MAPE 均小于 0.95%,MAE 均小于 0.0160。测试样本为低围岩等级的预测准确度比高围岩等级高。当预测围岩等级的训练集数据信息较复杂以及组合类型是间隔突变时会导致 BiLSTM-SVR 模型的预测结果存在

过拟合现象,导致预测准确度变低。

b. BiLSTM-SVR 模型的推力和扭矩的预测准确度最高,净掘进速度和开挖比能的预测准确度最低。净掘进速度和开挖比能受不良地质环境的影响较大,它们的岩机相互作用规律较难充分挖掘。BiLSTM-SVR 模型各掘进参数的 R^2 平均值均大于 0.871 5、RMSE 平均值均小于 0.172 2、MAPE 平均值均小于 0.5%、MAE 平均值均小于 0.132 4。

c. BiLSTM-SVR 模型比单一 BiLSTM 模型和 SVR 模型的拟合优度平均提高了 6.53%,均方根误差平均降低了 41.96%,平均绝对百分比误差平均降低了 40.60%,平均绝对误差平均降低了 0.410 1。BiLSTM-SVR 模型预测掘进参数时的预测准确度和鲁棒性高于单一的 BiLSTM 模型和 SVR 模型,即进行单一模型的组合可以有效地提高预测模型的准确度和鲁棒性。

d. 本文构建的 BiLSTM-SVR 模型具有较高的预测准确度和鲁棒性,如果 TBM 场景和参数信息有较大改变,该模型的通用性依然能够得到保障。开挖比能的大小对规划工期和预估施工成本具有重要的指导意义,提高开挖比能预测精度是下一步工作的重点。由于验证 BiLSTM-SVR 模型在地质突变条件下预测准确度的数据集有限,所以还需进一步通过大量工程数据验证该预测模型的泛化性。

参考文献:

[1] 钱七虎,李朝甫,傅德明.隧道掘进机在中国地下工程中应用现状及前景展望[J].地下空间,2002(1):1-11. (QIAN Qihu, LI Chaofu,FU Deming. The present and prospect of application of tunneler in China's underground engineering[J]. Underground Space,2002(1):1-11. (in Chinese))

[2] 张娜,李建斌,荆留杰,等. TBM 掘进参数智能控制系统的应用[J].隧道建设(中英文),2018,38(10):1734-1740. (ZHANG Na,LI Jianbin,JING Liujie,et al. Study and application of intelligent control system of TBM tunneling parameters[J]. Tunnel Construction,2018,38(10):1734-1740. (in Chinese))

[3] ZHOU J,QIU Y G,ARMAGHANI D J,et al. Predicting TBM penetration rate in hard rock condition:a comparative study among six XGB-based metaheuristic techniques[J]. Geoscience Frontiers,2021,12(3):207-219.

[4] LIU S L,YANG K H,CAI J,et al. Prediction of geological parameters during tunneling by time series analysis on in situ data[J]. Computational Intelligence and Neuroscience,2021,2021:1-15.

[5] 张坤勇,文德宝,沈波.埋深对 TBM 法掘进隧道应力变形的影响[J].解放军理工大学学报(自然科学版),2012,13(3):298-304. (ZHANG Kunyong,WEN Debao,SHEN Bo. Depth effects on stress and displacements of tunnel excavated with TBM [J]. Journal of PLA University of Scienceand Technology (Natural Science Edition),2012,13(3):298-304. (in Chinese))

[6] 张照太,丰光亮,陈竹,等.喜马拉雅山区深埋软硬互层地质条件下敞开式 TBM 施工方法研究[J].隧道建设,2017,37(3):348-353. (ZHANG Zhaotai,FENG Guangliang,CHEN Zhu,et al. Research on construction technologies for open TBM in deep-buried soft and hard alternant strata in Himalayas[J]. Tunnel Construction,2017,37(3):348-353. (in Chinese))

[7] 毛奕喆,龚国芳,周星海,等.基于马尔可夫过程和深度神经网络的 TBM 围岩识别[J].浙江大学学报(工学版),2021,55(3):448-454. (MAO Yizhe,GONG Guofang,ZHOU Xinghai,et al. Identification of TBM surrounding rock based on Markov process and deep neural network [J]. Journal of Zhejiang University (Engineering Science),2021,55(3):448-454. (in Chinese))

[8] 赵光祖,王亚旭,李尧,等.基于优化 BP 神经网络的 TBM 性能预测[J].河南理工大学学报(自然科学版),2020,39(5):139-145. (ZHAO Guangzu,WANG Yaxu,LI Yao,et al. Prediction of TBM performance based on optimized BP neural network [J]. Journal of Henan Polytechnic University (Natural Science),2020,39(5):139-145. (in Chinese))

[9] 闫长斌,杜旭阳,戴晓亚,等.基于围岩力学参数的 TBM 净掘进速率多元回归预测模型[J].隧道建设(中英文),2019,39(1):48-53. (YAN Changbin,DU Xuyang,DAI Xiaoya,et al. Multiple regression prediction model for TBM net boring rate based on mechanical parameters of surrounding rock[J]. Tunnel Construction,2019,39(1):48-53. (in Chinese))

[10] SALIMI A,ROSTAMI J,MOORMANN C,et al. Application of non-linear regression analysis and artificial intelligence algorithms for performance prediction of hard rock TBMs[J]. Tunnelling and Underground Space Technology,2016,58:236-246.

[11] 张海龙,汤杨,任汀,等.复合地层隧道围岩强度实时估算研究[J].岩土力学,2022,43(7):1877-1883. (ZHANG Hailong,TANG Yang,REN Ding,et al. Real-time estimation of surrounding rock strength in composite strata tunnels[J]. Rock and Soil Mechanics,2022,43(7):1877-1883. (in Chinese))

[12] 卢瑾,吴继敏,廖小帆.适于全断面岩石掘进机的围岩分类方法[J].重庆大学学报,2011,34(2):136-141. (LU Jin,WU

- Jimin, LIAO Xiaofan. Rock classification method for tunnel boring machine[J]. Journal of Chongqing University, 2011, 34(2): 136-141. (in Chinese))
- [13] LIU B, WANG R R, ZHAO G Z, et al. Prediction of rock mass parameters in the TBM tunnel based on BP neural network integrated simulated annealing algorithm[J]. Tunnelling and Underground Space Technology, 2020, 95:1-12.
- [14] 李宏波. 基于掘进参量反演的 TBM 围岩等级预测识别方法研究[J]. 隧道建设(中英文), 2022, 42(1):75-82. (LI Hongbo. Prediction and identification method of tunnel boring machine surrounding rock grade based on tunneling parameters inversion[J]. Tunnel Construction, 2022, 42(1):75-82. (in Chinese))
- [15] 张娜, 李建斌, 荆留杰, 等. 基于隧道掘进机掘进过程的岩体状态感知方法[J]. 浙江大学学报(工学版), 2019, 53(10): 1977-1985. (ZHANG Na, LI Jianbin, JING Liujie, et al. Prediction method of rock mass parameters based on tunnelling process of tunnel boring machine[J]. Journal of Zhejiang University (Engineering Science), 2019, 53(10):1977-1985. (in Chinese))
- [16] 奚明华. 基于工程数据分析的 TBM 围岩类型识别与操作参数决策研究[D]. 杭州:浙江大学, 2020.
- [17] 闫长斌, 姜晓迪. 基于岩体指标和掘进参数的 TBM 净掘进速率预测模型[J]. 现代隧道技术, 2020, 57(2):26-33. (YAN Changbin, JIANG Xiaodi. Prediction model of TBM net advance rate based on parameters of rock mass and tunnelling[J]. Modern Tunnelling Technology, 2020, 57(2):26-33. (in Chinese))
- [18] MAHDEVARI S, SHAHRIAR K, YAGIZ S, et al. A support vector regression model for predicting tunnel boring machine penetration rates[J]. International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences, 2014, 72:214-229.
- [19] ZHU M Q, WANG X, ZHU H H, et al. Dynamic prediction of penetration rate based on TBM operational data[J]. IOP Conference Series:Earth and Environmental Science, 2021, 861(7):072044.
- [20] 罗华, 陈祖煜, 龚国芳, 等. 基于现场数据的 TBM 掘进速率研究[J]. 浙江大学学报(工学版), 2018, 52(8):1566-1574. (LUO Hua, CHEN Zuyu, GONG Guofang, et al. Advance rate of TBM based on field boring data[J]. Journal of Zhejiang University (Engineering Science), 2018, 52(8):1566-1574. (in Chinese))
- [21] 张哲铭, 李晓瑜, 姬建. 基于 LS-SVM 的 TBM 掘进参数预测模型[J]. 河海大学学报(自然科学版), 2021, 49(4):373-379. (ZHANG Zheming, LI Xiaoyu, JI Jian. TBM excavation parameter prediction model based on LS-SVM method[J]. Journal of Hohai University (Natural Sciences), 2021, 49(4):373-379. (in Chinese))
- [22] MA T H, JIN Y, LIU Z, et al. Research on prediction of TBM performance of deep-buried tunnel based on machine learning[J]. Applied Sciences-Basel, 2022, 12(13):6599.
- [23] GAO X J, SHI M L, SONG X G, et al. Recurrent neural networks for real-time prediction of TBM operating parameters[J]. Automation in Construction, 2019, 98:225-235.
- [24] ZHANG Q L, YANG B Y, ZHU Y W, et al. Prediction method of TBM tunneling parameters based on Bi-GRU-ATT model[J]. Advances in Civil Engineering, 2022, 2022:3743472.
- [25] ZHANG Q L, ZHU Y W, MA R, et al. Prediction method of TBM tunneling parameters based on PSO-Bi-LSTM model[J]. Frontiers in Earth Science, 2022, 10:854807.
- [26] 侯少康, 刘耀儒, 张凯. 基于 IPSO-BP 混合模型的 TBM 掘进参数预测[J]. 岩石力学与工程学报, 2020, 39(8):1648-1657. (HOU Shaokang, LIU Yaoru, ZHANG Kai. Prediction of TBM tunnelling parameters based on IPSO-BP hybrid model[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2020, 39(8):1648-1657. (in Chinese))
- [27] 李建斌, 郑赢豪, 荆留杰, 等. 基于岩体聚类分级的 TBM 掘进参数预测方法[J]. 岩石力学与工程学报, 2020, 39(增刊 2): 3326-3337. (LI Jianbin, ZHENG Yinghao, JING Liujie, et al. TBM tunneling parameters prediction method based on clustering classification of rock mass[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2020, 39(Sup2):3326-3337. (in Chinese))
- [28] ZHOU J, QIU Y G, ZHU S L, et al. Optimization of support vector machine through the use of metaheuristic algorithms in forecasting TBM advance rate[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2021, 97:104015.
- [29] WANG X, ZHU H H, ZHU M Q, et al. An integrated parameter prediction framework for intelligent TBM excavation in hard rock[J]. Tunnelling and Underground Space Technology, 2021, 118:104196.
- [30] 夏毅敏, 柯杰, 齐梦学, 等. TBM 掘进参数与不同岩性地层相关性分析[J]. 东北大学学报(自然科学版), 2021, 42(3): 401-407. (XIA Yimin, KE Jie, QI Mengxue, et al. Correlation analysis of TBM operating parameters and different lithologic strata[J]. Journal of Northeastern University (Natural Science), 2021, 42(3):401-407. (in Chinese))
- [31] JING L J, LI J B, YANG C, et al. A case study of TBM performance prediction using field tunnelling tests in limestone strata[J]. Tunnelling and Underground Space Technology, 2019, 83:364-372.
- [32] 周小雄, 龚秋明, 殷丽君, 等. 基于 BLSTM-AM 模型的 TBM 稳定段掘进参数预测[J]. 岩石力学与工程学报, 2020, 39(增

刊2):3505-3515. (ZHOU Xiaoxiong,GONG Qiuming,YIN Lijun,et al. Predicting boring parameters of TBM stable stage based on BLSTM networks combined with attention mechanism[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering,2020,39 (Sup2):3505-3515. (in Chinese))

[33] 闫长斌,汪鹤健,周建军,等. 基于 Bootstrap-SVR-ANN 算法的 TBM 施工速度预测[J]. 岩土工程学报,2021,43(6):1078-1087. (YAN Changbin,WANG Hejian,ZHOU Jianjun,et al. Prediction of TBM advance rate based on Bootstrap method and SVR-ANN algorithm[J]. Chinese Journal of Geotechnical Engineering,2021,43(6):1078-1087. (in Chinese))

[34] 朱宝强,王述红,张泽,等. 基于时间序列与 DEGWO-SVR 模型的隧道变形预测方法[J]. 浙江大学学报(工学版),2021,55(12):2275-2285. (ZHU Baoqiang,WANG Shuhong,ZHANG Ze,et al. Prediction method of tunnel deformation based on time series and DEGWO-SVR model[J]. Journal of Zhejiang University (Engineering Science),2021,55(12):2275-2285. (in Chinese))

[35] 牛欣怡,鲁程鹏,卢佳赞,等. 机器学习模型在地下水埋深模拟中的适应性分析[J]. 河海大学学报(自然科学版),2022,50(4):74-82. (NIU Xinyi,LU Chengpeng,LU Jiayun,et al. Adaptability analysis of machine learning model in groundwater depth simulation[J]. Journal of Hohai University (Natural Sciences),2022,50(4):74-82. (in Chinese))

[36] HUANG X,ZHANG Q T,LIU Q S,et al. A real-time prediction method for tunnel boring machine cutter-head torque using bidirectional long short-term memory networks optimized by multi-algorithm[J]. Journal of Rock Mechanics and Geotechnical Engineering,2022,14(3):798-812.

[37] 张庆龙,朱燕文,马睿,等. 基于注意力加强 Bi-LSTM 模型的 TBM 掘进参数预测研究[J]. 现代隧道技术,2022,59(4):69-80. (ZHANG Qinglong,ZHU Yanwen,MA Rui,et al. Study on prediction of TBM tunnelling parameters based on attention-enhanced Bi-LSTM model[J]. Modern Tunnelling Technology,2022,59(4):69-80. (in Chinese))

[38] LI J H,LI P X,GUO D,et al. Advanced prediction of tunnel boring machine performance based on big data[J]. Geoscience Frontiers,2021,12(1):331-338.

[39] 徐卫亚,徐伟,闫龙,等. 基于 LM-BP 和 SVR 的倾倒变形体变形预测[J]. 河海大学学报(自然科学版),2021,49(1):64-69. (XU Weiya,XU Wei,YAN Long,et al. Deformation prediction of toppling deformed slope based on LM-BP and SVR[J]. Journal of Hohai University (Natural Sciences),2021,49(1):64-69. (in Chinese))

[40] 傅康. 基于机器学习的 TBM 隧道围岩分级方法及掘进参数优化研究[D]. 济南:山东大学,2021.

(收稿日期:2023-01-18 编辑:刘晓艳)

(上接第 45 页)

[21] FAVRE F,BOIVIN P,WOPEREIS M C S. Water movement and soil swelling in a dry,cracked vertisol[J]. Geoderma,1997,78 (1/2):113-123.

[22] LIU C W,CHENG S W,YU W S,et al. Water infiltration rate in cracked paddy soil[J]. Geoderma,2003,117(1/2):169-181.

[23] LIU C W,CHENG S W,YU W S,et al. Dual-permeability model for flow in shrinking soil with dominant horizontal deformation [J]. Water Resources Research,2012,48(8):WR011376.

[24] STEWART R D,RUPP D E,ABOU NAJM M R,et al. A unified model for soil shrinkage,subsidence,and cracking[J]. Vadose Zone Journal,2016,15(3):1-15.

[25] STEWART R D. A dynamic multidomain Green-Ampt infiltration model[J]. Water Resources Research,2018,54(9):6844-6859.

[26] STEWART R D,ABOU NAJM M R,RUPP D E,et al. Modeling multidomain hydraulic properties of shrink-swell soils[J]. Water Resources Research,2016,52(10):7911-7930.

[27] SELKER J S,ASSOULINE S. An explicit,parsimonious,and accurate estimate for ponded infiltration into soils using the Green and Ampt approach[J]. Water Resources Research,2017,53(8):7481-7487.

[28] MOREL-SEYTOUX H J, MEYER P D, NACHABE M, et al. Parameter equivalence for the Brooks-Corey and van Genuchten soil characteristics: Preserving the effective capillary drive[J]. Water Resources Research,1996,32:1251-1258.

[29] LUO Y,ZHANG J M,ZHOU Z,et al. Investigation and prediction of water infiltration process in cracked soils based on a full-scale model test[J]. Geoderma,2021,400(18):11511.

(收稿日期:2023-03-27 编辑:刘晓艳)