

DOI:10.3876/j.issn.1000-1980.2026.01.014

基于 CNN-Transformer-ARG 的双护盾 TBM 掘进速度预测模型

刘永胜^{1,2}, 沈军宏³, 李 达³, 侯 超³

(1. 隧道掘进机及智能运维全国重点实验室; 2. 盾构及掘进技术国家重点实验室; 3. 河南科技大学土木建筑学院)

摘要: 为准确预测双护盾 TBM 掘进速度,提出了一种结合 CNN、Transformer 以及自适应残差门控 (ARG) 机制的智能预测模型。该模型通过双层卷积模块提取不同视角下掘进参数的局部特征,通过 Transformer 捕捉掘进参数的全局特征,并引入 ARG 机制动态加权所提取的局部和全局特征,基于历史掘进段监测数据预测未来掘进段的掘进速度均值、最大值和最小值。采用四川某山地轨道交通项目提取的 927 组掘进数据对模型进行了验证,结果表明:模型预测的均方误差、平均绝对误差、均方根误差和决定系数分别为 0.07、0.21、0.26 和 0.86,均优于 3 个对比模型;模型提取的多源特征经过权重分配关注重点信息后提升了预测结果的精度,验证了 ARG 机制对于多源模型的有效性,可为类似结构模型多源特征数据流的处理提供参考。

关键词: 双护盾 TBM; 掘进速度预测; Transformer; 自适应残差门控

Prediction model of tunneling speed for double-shield TBM based on CNN-Transformer-ARG

Liu Yongsheng^{1,2}, Shen Junhong³, Li Da³, Hou Chao³

(1. State Key Laboratory of Tunnel Boring Machine and Intelligent Operations;

2. State Key Laboratory of Shield Machine and Boring Technology;

3. School of Civil Engineering and Architecture, Henan University of Science and Technology)

Abstract: An intelligent prediction model integrating convolutional neural networks (CNN), Transformer, and an adaptive residual gating (ARG) mechanism was proposed, so as to accurately predict the tunneling speed of double-shield tunnel boring machines (TBMs). The model utilized a dual-layer CNN to extract local features of tunneling parameters from different perspectives, employed a Transformer to capture global features among these parameters, and incorporated the ARG mechanism to dynamically weight the extracted local and global features. Based on the monitoring data from historical tunneling segments, the mean, maximum, and minimum tunneling speeds of future tunneling segments were predicted. The model was validated using 927 sets of tunneling data extracted from a mountain rail transit project in Sichuan Province. The results indicate that the model achieves a mean square error of 0.07, a mean absolute error of 0.21, a root mean square error of 0.26, and a coefficient of determination of 0.86, all outperforming the other three comparative models. By assigning weights to the multi-source features extracted by the model, key information is emphasized, thereby improving prediction accuracy. This validates the effectiveness of the ARG mechanism in multi-source models and provides insights for similar structured models.

Key words: double-shield TBM; tunneling speed prediction; Transformer; adaptive residual gating

目前,隧道掘进过程中对于完整性较好的围岩,通常采用敞开式或单护盾隧道掘进机(tunnel boring machine, TBM)^[1-4],而对于软岩、破碎围岩等复杂条件,则更适合采用双护盾 TBM^[5-6]。双护盾 TBM 能够在掘进的同时完成管片安装,从而有效保障施工人员的安全,但是在高地应力软岩环境下,易发生掘进不平稳、卡机和坍塌等事故,影响掘进安全和效率,且会造成巨大的经济损失^[7-8]。随着我国地下工程建设不断向深部和复杂地质区域推进,双护盾 TBM 掘进面临更多挑战。在隧道施工过程中,掘进速度不仅关系到整体施工进度,对掘进安全以及掘进控制参数的调控也具有重要的影响。因此,建立合理的双护盾 TBM 掘进速度预测模型,实现对不同地质条件下掘进速度的有效预测,具有重要的工程意义。

基金项目: 河南省科技攻关项目(242102220037); 盾构及掘进技术国家重点实验室开放课题项目(SKST-2024-01)

作者简介: 刘永胜(1980—),男,正高级工程师,博士,主要从事隧道及地下工程技术创新研究。E-mail:249674805@qq.com

通信作者: 李达(1983—),男,教授,博士,主要从事岩土及地下工程理论和不良地质灾害治理研究。E-mail:49620364@qq.com

TBM 掘进参数预测模型可以归纳为理论模型、经验模型以及基于机器学习的智能模型三大类^[9-11]。理论模型通常是基于物理、力学等基本原,通过对掘进过程中岩石破碎、机器受力等的深入分析,建立数学方程或物理模型来描述掘进参数与地质条件、机器性能之间的关系^[12]。然而,这类模型在实际应用中存在假设条件多、计算复杂、适应性差等问题。经验模型则是依据大量的工程实践数据,通过统计分析、回归分析等方法建立的掘进参数预测模型。这类模型虽然在实际工程中应用广泛,但也存在对历史数据依赖性强、泛化能力弱等缺点。基于上述原因,近年来基于机器学习的智能模型逐渐成为研究热点,此类模型能够自动提取数据特征、学习复杂关系、实现实时预测和优化控制,为 TBM 掘进参数预测提供了新的思路和方法^[13-16]。例如:Armaghani 等^[17]结合粒子群优化算法、帝国竞争主义算法两种优化算法构建了一种用于预测掘进速度的人工神经网络模型,结果表明,优化后的人工神经网络模型预测精度相较于未优化前有了显著提升;满轲等^[18]基于哈里斯鹰优化算法对 LSTM-SVR 组合模型进行参数调优,结合改进的最小二乘数据融合方法,构建了面向 TBM 掘进参数预测的智能优化模型;李宏波等^[19]为减少 TBM 掘进参数设定中的人为主观因素,提出了一种融合粒子群优化与最小二乘支持向量机 (PSO-LSSVM) 的 TBM 掘进参数智能预测方法,有效提高了掘进效率;Zhang 等^[20]采用融合图卷积网络 (GCN) 和长短期记忆 (LSTM) 的深度学习模型,实现了对 TBM 掘进参数的实时预测,并采用多目标优化法,对主要操作参数进行了优化。

上述智能模型大部分是以 LSTM 为核心融合卷积神经网络 (CNN)、GCN 等其他卷积算法的融合模型,其核心优势在于引入滑动卷积核在实际回归预测之前对输入数据进行特征提取,这种操作使 CNN 非常擅长从具有局部性特征的邻近参数变化中发现规律。相较于传统人工神经网络模型,上述智能模型在 TBM 掘进参数预测中表现出较强的时序建模能力,但 LSTM 模型本身依赖逐层序列处理,易受梯度消失影响,且在长序列数据上的计算效率较低,难以高效捕捉全局动态关联关系^[21-22]。相比之下,Transformer 通过多头注意力机制,能够并行处理输入序列,有效提取特征之间的相互依赖关系,特别适合捕捉掘进参数间的复杂全局关系^[23]。然而,Transformer 对局部时空特征的提取能力较弱,而 CNN 通过多尺度卷积核能够高效捕捉短期参数关联关系。基于上述研究背景,针对双护盾 TBM,本文通过结合 CNN 和 Transformer 模型的优势,实现对原始数据空间和时间特征的有效提取,并引入自适应残差门控 (adaptive residual gating, ARG) 机制在多源特征流之间自适应地选择更有价值的信息,从而构建基于 CNN-Transformer-ARG 的双护盾 TBM 掘进速度预测模型 (以下简称“本文模型”)。该模型基于历史掘进环段统计数据预测下一环段掘进速度平均值的取值范围,可为双护盾 TBM 掘进施工提供指导。

1 模型原理与构建

1.1 CNN

CNN 的典型架构中卷积层通过滑动窗口机制实现局部特征捕获,池化层执行特征降维以抑制过拟合,而全连接层则完成全局特征分类或回归任务。卷积操作是一种局部加权的计算方式,可协助模型输入序列中的局部特征。对于时序数据预测而言,一般采用一维卷积核挖掘参数间的关联关系。

1.2 Transformer

Transformer 是一种基于注意力机制的新型神经网络架构,该网络架构彻底摒弃了传统的循环或卷积结构,通过编码器-解码器架构和多头注意力与前馈网络的设计,实现了对输入序列中元素间任意距离依赖关系的高效建模,并显著增强了对长序列全局信息的捕获能力。本文分析的是时间序列预测任务,故只采用 Transformer 编码器部分进行全局特征提取。Transformer 因其卓越的并行计算特性,解决了传统循环神经网络在处理长序列时可能存在的计算效率低下和梯度传播困难的问题,它通过计算序列中所有元素两两之间的权重,捕捉上下文信息进行预测。图 1 为 Transformer 编码器的基本结构,输入数据首先经编码层进入多头注意力层捕捉全局动态关联关系,随后通过前馈网络 (包括全连接层和 ReLU) 实现非线性变换;多头注意力机制与前馈网络层之后都连接残差连接层,其目的在于增强梯度传播。

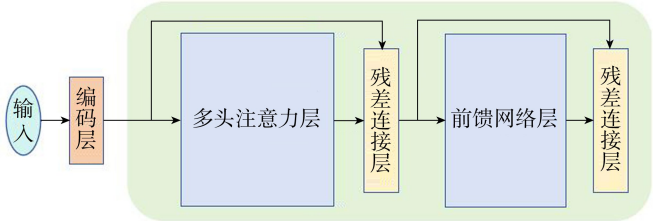


图 1 Transformer 编码器结构示意图
Fig. 1 Transformer encode structure

1.3 模型构建

本文模型是一个融合了 CNN 和 Transformer 优势的混合模型,能同时在时间和特征维度上进行建模,并通过一个 ARG 单元来优化信息流动。模型结构如图 2 所示。

本文模型主体由两个 1D CNN 和两个 Transformer 层构成,以形状为(6,11)的输入数据为例,数据首先经嵌入层后加入位置编码(positional encoding),形状变为(6,64);接着进入双分支 CNN 模块(多尺度卷积,核尺寸为 3 和 5,目的在于以不同视角高效捕捉短期参数关联关系)提取局部时序特征;随后分两部分,一部分输入 Transformer 层(具体结构如图 1 所示),捕捉全局依赖,另一部分同 Transformer 层出来的数据一起进入 ARG 层动态加权融合 CNN 和 Transformer 特征,实现多源特征的融合与选择。模型具体构建过程如下:

a. 位置编码。对于原始的 TBM 时序数据采用滑动窗口法进行分割得到特征序列。在正式进入模型训练前特征序列需要通过线性嵌入层映射到高维空间,为了保留时间序列位置信息,本文采用同 Transformer 模型相同的策略,使用正弦函数以及余弦函数进行位置编码。

b. 多尺度卷积特征提取。原始数据经过第一层映射和位置编码后进入 CNN 层进行卷积操作,该层采用双分支并行结构捕捉局部时序模式,其中卷积核分别设计为 3 和 5,获取不同时间尺度特征,多尺度特征通过通道进行平均融合。

c. Transformer 全局依赖建立。经过 CNN 层提取后的特征将进入 Transformer 层,其包含两个层级,每层由多头注意力机制和前馈网络组成,多头注意力可并行捕捉样本不同视角下的时序依赖。

d. ARG 机制。数据经过 CNN 层和 Transformer 层提取到局部卷积特征和全局时序特征两种不同尺度的时间序列依赖关系。为了在多源特征流之间自适应地选择更有价值的信息,本文引入 ARG 机制,该机制通过门控函数对不同路径的特征进行动态加权,自动调节信息流的通道贡献,从而提升模型对不同时间尺度特征的适应能力。具体而言,该机制通过一个门控网络生成门控权重来控制两者的融合比例。

2 模型验证

2.1 工程背景

四川某山地轨道交通项目的隧道穿越区位于青藏高原东缘过渡带,横跨四川盆地西缘与邛崃山北段,属强烈隆升背景下形成的冰川侵蚀型深切峡谷地貌。地面高程 2 750~4 300 m,隧道起讫里程左线 D1K101+415~D1K109+340,长 7 925 m,隧道最大埋深约 575 m;右线 DY1K101+360~DY1K109+222,长 7 862 m,隧道最大埋深约 545 m。隧道施工采用双护盾 TBM,设备由主机和后配套系统组成,整机长度约 194 m,总质量约 1 000 t。采用的 TBM 主要技术参数如下:刀盘开挖直径 6 480 mm,面刀 24 个,边滚刀 12 个,中心双刃滚刀 4 个,滚刀间距 78 mm,刀盘功率 2 450 kW,刀盘最大旋转速度 7.2 r/min,最大转速下扭矩 2 600 kN·m,脱困扭矩 12 120 kN·m,额定扭矩 8 080 kN·m。

2.2 掘进数据处理

2.2.1 数据集构建

用于模型训练的数据样本主要采集自隧道 DYK101+706.36~DYK102+532.60 段,根据地质勘察报告,该段穿越三叠系中统杂谷组地层,主要为变质砂岩夹板岩、灰岩,围岩等级主要为Ⅲ、Ⅳ、Ⅴ级。TBM 数据采集频率为 1 次/min,采集的数据为包含贯入度、刀盘转矩在内的 80 余项参数数据,左线包含 79 d 的数据,右线包含 136 d 的数据。表 1 为部分数据统计信息。

针对 TBM 运行数据的非连续性特征,本文基于二值转台判别函数构建了多参数协同判定模型:通过同步总推力、刀盘扭矩和贯入度的参数组合,仅当三者均处于非零激活状态时,才能判定设备处于有效掘进工

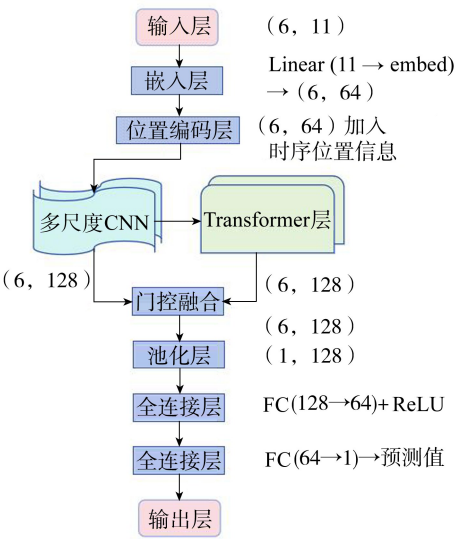


图 2 模型结构示意图

Fig. 2 Model structure

表 1 TBM 掘进数据统计
Table 1 TBM tunneling data statistics

围岩等级	刀盘转速/(r/min)			刀盘扭矩/(kN·m)			总推力/kN			贯入度/(mm/r)			掘进速度/(mm/min)		
	最大	平均	最小	最大	平均	最小	最大	平均	最小	最大	平均	最小	最大	平均	最小
Ⅲ	6.22	4.56	2.33	3466.06	1522.49	440.21	18311.90	9271.03	4083.81	18.95	10.42	4.43	70.09	46.60	20.01
Ⅳ	5.91	4.70	3.87	1896.59	1029.25	481.17	15599.20	9992.20	4070.24	13.10	9.08	5.02	67.26	40.58	22.72
Ⅴ	5.50	4.16	2.85	1879.82	838.80	252.14	14411.10	6251.87	2776.29	20.70	11.95	6.29	69.26	46.02	26.13

况,以此实现掘进环段的分割。经过提取掘进环段并去除单个掘进环段长度明显不合理的掘进环段,最终得到左线 462 组数据、右线 465 组数据,按围岩等级划分如下:Ⅲ级围岩 376 组数据,Ⅳ级围岩 110 组数据,Ⅴ级围岩 441 组数据。

2.2.2 异常值判定与核心参数筛选

孤立森林算法是一种基于树的集成方法,其基本思想是将异常样本视为在特征空间中的孤立点而正常样本则比较密集地分布在特征空间中。孤立森林算法通过构建一组随机划分的二叉树来实现这一目标。本文通过孤立森林算法快速识别数据中的异常值并采用线性插值的方法进行替换。异常值比例设置为 5%,该值基于 TBM 掘进数据的经验分布确定(异常值通常占总数据的 5%~10%),以避免过度剔除正常数据^[24];树的数量设置为 100,该值通过初步敏感性分析确定,能在计算效率和检测准确性之间取得平衡,树的数量过多会导致计算开销增加,而过少则可能降低模型鲁棒性。图 3 为 TBM 某一掘进环段掘进速度平均值的修正示意图。

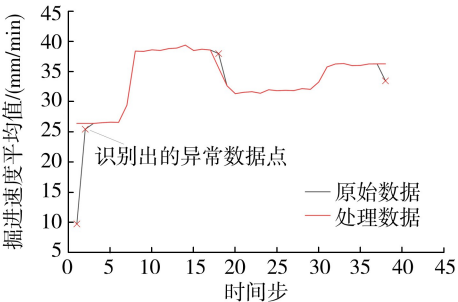


图 3 孤立森林算法异常值修正示意图
Fig.3 Isolated forest algorithm anomaly correction

接下来对处理好的掘进数据进行特征分析,依次采用皮尔逊相关系数法和互信息法进行特征提取,前者能够快速识别与关键目标变量(如掘进速度平均值)有线性关系的传感器参数,并衡量变量之间的线性相关程度进行初步筛选,后者捕捉地质参数与机械响应的复杂非线性关系作为补充筛选。具体过程如下:

- a. 使用皮尔逊相关系数法计算各参数之间的相关系数 r ,并采用双重阈值特征筛选策略进行特征筛选:先基于皮尔逊相关系数($|r|>0.2$)保留与掘进速度相关的参数,继而以冗余阈值($r>0.9$)消除共线性特征,并依据目标相关性强弱确定保留优先级。图 4 为经过皮尔逊相关系数法初步筛选之后的特征热力图。
- b. 使用互信息法计算初步筛选后的特征之间的互信息,然后设定互信息阈值为 0.5,以互信息值大于或等于 0.5 进行特征提取。采用阈值为 0.5,既有效保留了与掘进速度具有显著非线性关联的关键参数,又能有效减小特征维度,有助于后续模型训练。

通过上述两步特征提取过程,最终从 80 余项原始 TBM 监测参数中筛选保留 8 个核心参数,包括撑紧盾倾角、D 组油缸主推进压力、主驱动冷却回水流量、B 组油缸主推进压力、主驱动电机 1 速度、贯入度、A 组油缸主推进压力、刀盘扭矩等关键特征。精简后的特征集既保留了与掘进性能强关联的机械驱动参数(如刀盘扭矩、油缸压力),又涵盖了反映岩机相互作用的地质响应参数(如贯入度),在确保关键信息完整性的同时,显著降低了数据维度,为后续优化掘进参数模型奠定了数据基础。

2.2.3 滑动平均法降噪

在 TBM 掘进数据的处理过程中,由于设备振动、环境噪声等影响,采集到的数据往往含有一定的噪声。虽然进行了异常值的筛选与剔除,但为了提高预测模型的准确性,还需要对数据进行降噪处理。本文采用滑动平均法进行数据降噪。滑动平均法的原理简单来说就是对选定窗口内的观测值取平均,通过这样处理可以显著降低数据中的高频噪声,同时保留主要变化趋势。

采用滑动平均法降噪的窗口大小设置为 5,该值通过比较不同窗口大小(3、5、7)的降噪效果实验确定。窗口过小如 3 时降噪不足,过大如 7 时可能过度平滑导致趋势失真,窗口为 5 时,既能有效降低高频噪声(如设备振动引起的波动)又能保留掘进参数的主要变化趋势。

2.3 预测结果与分析

使用已筛选的 8 个核心参数作为模型输入,来分析模型在双护盾 TBM 掘进过程中的预测效果。将采集

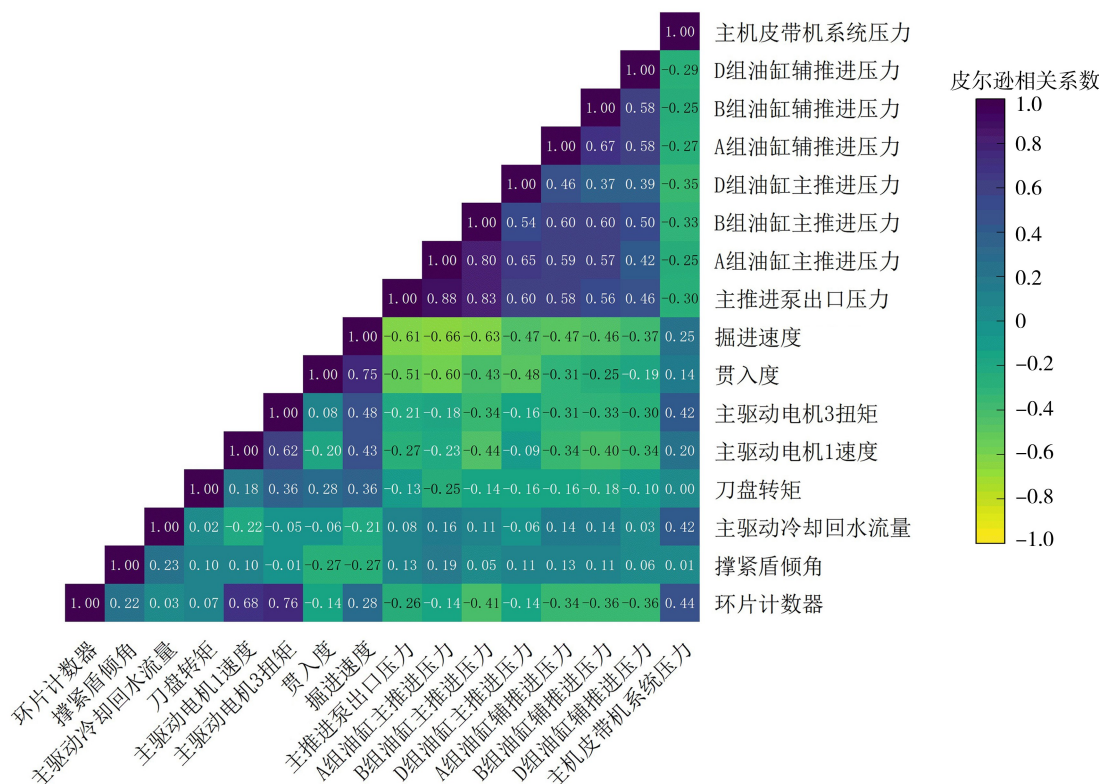


图 4 皮尔逊相关系数法特征热力图

Fig. 4 Characteristic heat map of Pearson correlation coefficient method

到的 927 组数据按 8 : 2 的比例进行划分,即 80%的数据用于训练,20%的数据用于测试预测结果。此外,为全面评估模型的预测性能,选取均方误差 (MSE)、平均绝对误差 (MAE)、均方根误差 (RMSE) 以及决定系数 (R^2) 作为评价指标。其中,MSE 和 RMSE 更注重模型对较大误差的敏感性,MAE 提供了误差的平均水平,而 R^2 则衡量了模型对目标变量的解释能力。通过对上述指标的对比分析,可以全面反映模型的预测效果。

2.3.1 预测结果

为了验证本文模型的可靠性,将本文模型与其他深度学习模型 (CNN-LSTM-Attention、CNN-LSTM 和 LSTM) 的预测结果进行了对比分析,结果如图 5 所示。各模型采用相同数据处理方法,时间序列样本分割窗口均为 6,模型训练及验证均采用相同的优化策略即贝叶斯优化和时间序列交叉验证。

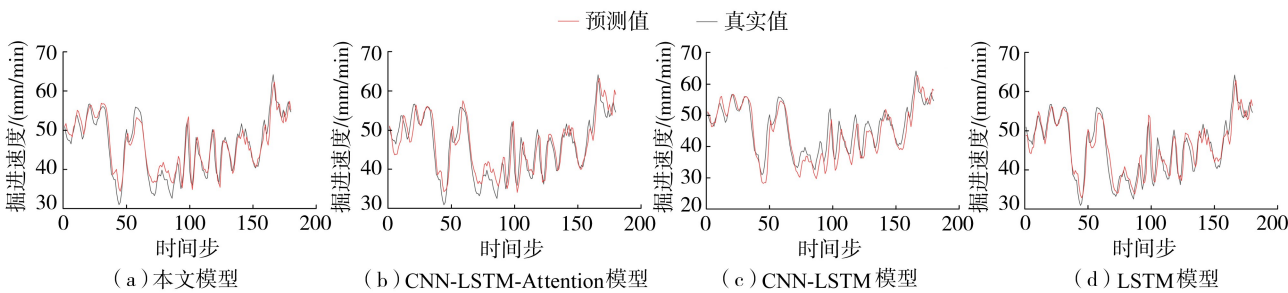


图 5 4 个模型预测值与真实值对比

Fig. 5 Comparison of predicted and actual values from four models

4 个模型预测评价指标见表 2,综合 4 项评价指标,本文模型展现了最优的预测性能,其 R^2 表现最优,预测误差 (MSE、MAE、RMSE) 均为最低。LSTM 模型表现优异,与本文模型非常接近,其 R^2 达 0.856,各项误差指标略高于本文模型。CNN-LATM-Attention 模型预测性能明显弱于本文模型和 LSTM 模型,表明注意力机制和 CNN 结构的 LSTM 模型在本任务中未能显著提升预测精度。CNN-LSTM 模型表现最不理想,其预测精度和对数据趋势的解释能力显著低于其他模型。

表 2 4 个模型预测评价指标统计

Table 2 Statistics of prediction evaluation metrics for four models

模型	MSE/(mm/min) ²	MAE/(mm/min)	RMSE/(mm/min)	R ²
本文模型	0.069	0.215	0.263	0.862
CNN-LATM-Attention 模型	0.105	0.253	0.327	0.811
CNN-LSTM 模型	0.128	0.262	0.358	0.756
LSTM 模型	0.071	0.228	0.278	0.856

可见,本文模型能够更有效地捕捉双护盾 TBM 掘进速度数据中的复杂时序模式和特征关系,验证了模型在掘进速度预测任务上的可靠性和优越性。但值得注意的是,CNN-LATM-Attention 和 CNN-LSTM 模型的表现均不及纯时序模型 LSTM,这表明当前 TBM 掘进速度预测任务可能更依赖于强时序动态特性。

2.3.2 ARG 机制对模型的影响

对于 CNN 层和 Transformer 层提取的两种特征,采用动态加权残差连接(模式 1)和直接融合(模式 2)两种不同的处理方法分别预测均值、最大值、最小值,以验证 ARG 机制的作用,结果如表 3 所示。

表 3 ARG 机制对模型的影响评价

Table 3 Evaluation of influence of ARG mechanism on model

模式	数据集	MSE/(mm/min) ²	MAE/(mm/min)	RMSE/(mm/min)	R ²
模式 1	均 值	0.069	0.215	0.263	0.862
	最大值	0.243	0.493	0.357	0.801
	最小值	0.099	0.241	0.315	0.810
模式 2	均 值	0.125	0.288	0.353	0.761
	最大值	0.277	0.358	0.526	0.773
	最小值	0.160	0.399	0.308	0.695

由表 3 可见,在均值预测中,模式 1 各评价指标全面优于模式 2;在最大值预测中,模式 1 的 MAE 略劣于模式 2,R²、MSE 和 RMSE 优于模式 2;在最小值预测中,模式 1 的 MSE、MAE 和 R² 表现更优, RMSE 则略劣于模式 2。总体来看,模式 1 的表现优于模式 2,尤其在均值和最小值预测中优势显著。此外值得注意的是两种模式下对于最大值的预测表现都不如均值和最小值,这种现象可能是源于模型对大误差的敏感性。综上所述,动态加权残差连接优于直接融合,验证了 ARG 机制在提升模型性能中的重要作用。

本文模型可用于实时预测双护盾 TBM 掘进施工掘进速度的均值、最大值和最小值,为施工参数优化(如刀盘转矩和推进压力调整)和安全预警(如卡机或坍塌风险)提供决策支持。相较于 CNN-LSTM 和 LSTM 等传统模型,本文模型通过 Transformer 的并行计算和 ARG 机制的动态融合,实现了更高的预测精度,在复杂地质条件下的多源数据处理中表现出一定的优势。此外,由于模型训练数据源自单一 TBM 隧道,对于和训练样本差异较大隧道的预测精度有待验证,若预测值与实际数据偏差较大,可采取措施如动态调整模型权重以偏向最新数据,或结合现场工程师经验进行手动校正,确保预测的可靠性。在实际施工中,可采用在线学习机制,持续更新模型参数以适应地质变化,辅以实时监控系统,及时调整掘进策略,从而减小对施工进度和安全的潜在影响。未来,可通过多项目数据验证,进一步推广该模型在不同 TBM 隧道类型中的应用。

3 结 语

本文构建了一种集成 CNN、Transformer 与 AGR 机制的复合型深度学习模型,旨在解决双护盾 TBM 掘进施工条件下的掘进速度预测问题。采用多指标评价了模型的有效性,并与已有模型预测结果进行了对比分析。实例验证结果表明,该模型在 MSE、MAE、MRE 和 R² 等多项指标上均优于 CNN-LSTM-Attention、CNN-LSTM 和 LSTM 等对比模型,验证了其预测的有效性;ARG 机制能够自适应调节 CNN 与 Transformer 提取的多源特征权重,有效提升了模型的稳定性与精度,可为类似结构模型多源特征数据流的处理提供参考。

参考文献:

[1] Flor A,Sassi F,La Morgia M,et al. Artificial intelligence for tunnel boring machine penetration rate prediction[J]. Tunnelling and Underground Space Technology,2023,140:105249.

[2] 丁 自伟,高成登,张玲,等. 基于数据驱动的 TBM 掘进地层岩性识别预测方法[J]. 采矿与安全工程学报,2025,42(1):

147-160. (Ding Ziwei, Gao Chengdeng, Zhang Ling, et al. Prediction method for data-driven lithology identification of TBM tunneling strata[J]. Journal of Mining & Safety Engineering,2025,42(1):147-160. (in Chinese))

[3] 王春萍,马洪素,陈亮,等. TBM 边刀作用下花岗岩围岩裂纹特征研究[J]. 岩石力学与工程学报,2024,43(12):2968-2979. (Wang Chunping, Ma Hongsu, Chen Liang, et al. Cracking characteristics of granite surrounding rock under TBM edge cutter fragmentation[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering,2024,43(12):2968-2979. (in Chinese))

[4] 张金良,许弘毅,龚秋明,等. TBM 滚刀与高压水射流布局对滚刀破岩效率影响的室内试验[J]. 中国公路学报,2024,37(7):204-217. (Zhang Jinliang, Xu Hongyi, Gong Qiuming, et al. Experimental study on effect of layouts of TBM cutter and high-pressure water jet on cutting efficiency[J]. China Journal of Highway and Transport,2024,37(7):204-217. (in Chinese))

[5] 梁芝军. 基于掘进物理规律与 LSTM 的双护盾 TBM 掘进姿态预测方法[J]. 铁道建筑技术,2024(12):5-9. (Liang Zhijun. Prediction method of double shield TBM tunnelling attitude based on tunnelling physical Law and LSTM [J]. Railway Construction Technology,2024(12):5-9. (in Chinese))

[6] 刘俊豪,胡甄巍,周小雄,等. 不同岩体条件下双护盾 TBM 施工性能分析[J]. 施工技术(中英文),2024,53(18):7-12. (LIU Junhao, HU Zhenwei, ZHOU Xiaoxiong, et al. Analysis of double-shield TBM construction performance under different rock mass conditions[J]. Construction Technology,2024,53(18):7-12. (in Chinese))

[7] 崔光耀,麻建飞,王明胜. 双护盾 TBM 不良地质段卡机脱困技术研究[J]. 中国安全生产科学技术,2021,17(11):152-157. (Cui Guangyao, Ma Jianfei, Wang Mingsheng. Research on releasing technology of double-shield TBM jamming in poor geological section[J]. Journal of Safety Science and Technology,2021,17(11):152-157. (in Chinese))

[8] 刘远程,邓荣贵,傅支黔,等. 双护盾 TBM 掘进过程中隧道围岩强度及变形测试研究[J]. 铁道科学与工程学报,2021,18(10):2679-2687. (Liu Yuancheng, Deng Ronggui, Fu Zhiqian, et al. Study on strength and deformation test of tunnel surrounding rock during double shield TBM tunneling [J]. Journal of Railway Science and Engineering, 2021, 18 (10): 2679-2687. (in Chinese))

[9] 仇文岗,唐理斌,陈福勇,等. 基于 4 种超参数优化算法及随机森林模型预测 TBM 掘进速度[J]. 应用基础与工程科学学报,2021,29(5):1186-1200. (Zhang Wengang, Tang Libin, Chen Fuyong, et al. Prediction for TBM penetration rate using four hyperparameter optimization methods and random forest model[J]. Journal of Basic Science and Engineering,2021,29(5):1186-1200. (in Chinese))

[10] 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))

[11] Kahraman S, Bilgin N, Feridunoglu C. Dominant rock properties affecting the penetration rate of percussive drills[J]. International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences,2003,40(5):711-723.

[12] 钱向东,侯成昊. TBM 掌子面力学模型与滚刀破岩力推力预测[J]. 河海大学学报(自然科学版),2023,51(5):97-103. (Qian Xiangdong, Hou Chenghao. Mechanical model of TBM working face and prediction of rock breaking thrust for disc cutters [J]. Journal of Hohai University (Natural Sciences),2023,51(5):97-103. (in Chinese))

[13] Pan Yue, Zhou Xiaojing, Qiu Shuigen, et al. Time series clustering for TBM performance investigation using spatio-temporal complex networks[J]. Expert Systems with Applications,2023,225:120100.

[14] Xue Yadong, Wang Jiaxuan, Zhou Mingliang, et al. Prediction of optimum TBM penetration strategy with minimum energy consumption in hard rocks[J]. Computers and Geotechnics,2022,148:104844.

[15] 刘颖彬,廖少明,杜华,等. 基于机器学习的地铁盾构掘进参数智能预测与控制方法研究[J]. 铁道标准设计,2023,67(7):137-145. (Liu Yingbin, Liao Shaoming, Du Hua, et al. Research on intelligent predicting and controlling method of shield tunneling parameters based on machine learning[J]. Railway Standard Design,2023,67(7):137-145. (in Chinese))

[16] 孙峻枫,陈凡,宋天田,等. 基于神经网络的双模盾构复合地层掘进参数预测模型[J]. 铁道标准设计,2023,67(5):100-108. (Sun Junfeng, Chen Fan, Song Tiantian, et al. Tunneling parameter prediction model of dual-mode shield in composite strata based on neural network[J]. Railway Standard Design,2023,67(5):100-108. (in Chinese))

[17] Armaghani D J, Mohamad E T, Narayanasamy M S, et al. Development of hybrid intelligent models for predicting TBM penetration rate in hard rock condition[J]. Tunnelling and Underground Space Technology,2017,63:29-43.

[18] 满轲,曹子祥,刘晓丽,等. 利用 HHO-LSTM-SVR 模型预测 TBM 掘进参数[J]. 铁道标准设计,2025,69(8):123-132. (Man Ke, Cao Zixiang, Liu Xiaoli, et al. Prediction of TBM tunnelling parameters using HHO-LSTM-SVR model[J]. Railway Standard Design,2025,69(8):123-132. (in Chinese))

[25] Berman D,Levy D,Avidan S,et al. Underwater single image color restoration using haze-lines and a new quantitative dataset[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence,2021,43(8):2822-2837.

[26] Randall Y. FLSea:underwater visual-inertial and stereo-vision forward-looking datasets[D]. Haifa:University of Haifa,2023.

[27] Balntas V,Lenc K,Vedaldi A,et al. HPatches:a benchmark and evaluation of handcrafted and learned local descriptors[C]// Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Honolulu:IEEE,2017:3852-3861.

(收稿日期:2025-06-18 编辑:刘晓艳)

(上接第118页)

[19] 李宏波,张冬月,葛学元. 基于 PSO-LSSVM 算法的隧道掘进机掘进参数预测方法[J]. 科学技术与工程,2023,23(14):6230-6237. (Li Hongbo,Zhang Dongyue,Ge Xueyuan. Tunnel boring machine tunneling parameters prediction method based on PSO-LSSVM algorithm[J]. Science Technology and Engineering,2023,23(14):6230-6237. (in Chinese))

[20] Zhang Liamo,Guo Jing,Fu Xianlei,et al. Digital twin enabled real-time advanced control of TBM operation using deep learning methods[J]. Automation in Construction,2024,158:105240.

[21] 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. (in Chinese))

[22] 徐卫亚,陈世壮,张贵科,等. 基于 PSO-LSSVM-BP 模型的高边坡力学参数反分析及稳定性评价[J]. 河海大学学报(自然科学版),2024,52(5):52-59. (Xu Weiya,Chen Shizhuang,Zhang Guike,et al. Inverse analysis of mechanical parameters of high slope based on PSO-LSSVM-BP model and stability evaluation[J]. Journal of Hohai University (Natural Sciences),2024,52(5):52-59. (in Chinese))

[23] 赵宇,郑东健. 基于 QR-KOA-ITransformer-BiLSTM 的混凝土坝变形区间预测模型[J/OL]. 河海大学学报(自然科学版),2025-02-24. <https://link.cnki.net/urlid/32.1117.tv.20250224.1500.004>. (Zhao Yu,Zheng Dongjian. A deformation interval prediction model for concrete dams based on QR-KOA-ITransformer-BiLSTM[J/OL]. Journal of Hohai University (Natural Sciences),2025-02-24. <https://link.cnki.net/urlid/32.1117.tv.20250224.1500.004>. (in Chinese))

[24] Liu Feitony,Ting Kaiming,Zhou Zhihua. Isolation forest[C]//Proceedings of the 2008 Eighth IEEE International Conference on Data Mining. Pisa,Italy:IEEE,2008:413-422. doi:10.1109/ICDM.2008.17.

(收稿日期:2025-07-02 编辑:熊水斌)

(上接第128页)

[28] 邹敏,尹平保,贺炜. 交通荷载下镍铁渣-黏土路基动力响应特性分析[J]. 公路与汽运,2024,40(6):71-75. (Zou Min,Yin Pingbao,He Wei. Analysis of characterization of dynamic response of nickel-iron slag-clay roadbed under traffic loading[J]. Highways & Automotive Applications,2024,40(6):71-75. (in Chinese))

[29] Gao Xuhe,Tian Weiping,Li Jiachun,et al. Analysis of deformation characteristics of filled subgrade treated by micro-pile[J]. Advances in Civil Engineering,2021,2021(1):5755796.

[30] 马晓凡,陈红,刘瑾,等. CT 扫描视域下黏土干湿循环劣化机理[J]. 河海大学学报(自然科学版),2023,51(5):111-118. (Ma Xiaofan,Chen Hong,Liu Jin,et al. Deterioration mechanism of clay in dry-wet cycle under CT scanning[J]. Journal of Hohai University (Natural Sciences),2023,51(5):111-118. (in Chinese))

[31] 黄玉纯. 降雨入渗对土工格室加筋路基动力响应的影响研究[J]. 公路交通科技,2023,40(11):61-71. (Huang Yuchun. Study on influence of rainfall infiltration on dynamic response of geocell-reinforced subgrade[J]. Journal of Highway and Transportation Research and Development,2023,40(11):61-71. (in Chinese))

[32] 余云燕,刘武通,付艳艳,等. 交通荷载作用红层填料道路沉降细观模拟[J]. 地震工程学报,2023,45(1):1-11. (Yu Yunyan,Liu Wutong,Fu Yanyan,et al. Meso-simulation of road settlement of red beds filling under traffic load[J]. China Earthquake Engineering Journal,2023,45(1):1-11. (in Chinese))

[33] 陈剑,苏跃宏. 交通荷载作用下公路路基动力特性的数值模拟研究[J]. 公路交通科技,2011,28(5):44-48. (Chen Jian,Su Yuehong. Numerical simulation of dynamic performance of highway subgrade under traffic loads[J]. Journal of Highway and Transportation Research and Development,2011,28(5):44-48. (in Chinese))

(收稿日期:2025-06-08 编辑:熊水斌)