

# 复杂地层中盾构掘进速度的调控分析 ——以新建铁路横琴至珠海机场段 HJZQ-2 标隧道工程为例

朱小藻

(中铁十六局集团北京轨道交通工程建设有限公司, 北京 101100)

**摘要:**为解决复杂软弱地层中土压平衡盾构掘进速度难以用理论方法预测调控的问题,基于皮尔森相关系数分析了掘进参数与掘进速度的相关性,并提出盾构掘进速度的深度学习预测模型。模型运用粒子群优化算法对BP神经网络的权值与偏置值进行优化,以克服基于梯度下降算法的传统BP神经网络易陷入局部最小值和预测误差大等缺点,预测模型将地质参数与掘进参数作为输入值,盾构掘进速度作为输出值(预测值)。以新建铁路横琴至珠海机场段 HJZQ-2 标隧道工程为依托,基于贯入度与掘进速度的相关性最高且呈正相关的分析结果,采用监测数据对模型进行训练,利用训练后的深度学习模型对掘进速度进行预测分析。结果显示,具有2层隐藏层的深度学习 PSO-BP 模型的预测误差基本控制在 $\pm 4$  mm/min(误差在10%以内),满足实际工程要求,从而验证了模型的有效性与适用性。

**关键词:**隧道工程;土压平衡盾构;掘进速度;PSO-BP深度学习预测模型

**DOI:** 10.3973/j.issn.2096-4498.2020.S1.014

**中图分类号:** U 45

**文献标志码:** A

**文章编号:** 2096-4498(2020)S1-0107-08

## Analysis of EPB Shield Advancing Speed Control in Composite Strata: a Case Study on Tunnel Project of HJZQ-2 Bid of Newly-built Hengqin-Zhuhai Airport Section

ZHU Xiaozao

(China Railway 16 Bureau Group Beijing Metro Engineering Construction Co., Ltd., Beijing 101100, China)

**Abstract:** The deep learning prediction model of advancing speed is proposed based on the analysis of Pearson correlation coefficient between shield tunneling parameters and advancing speed, so as to solve the problem that the advancing speed of EPB shield in complex soft strata cannot be predicted and controlled by theoretical method. In the proposed model, particle swarm optimization (PSO) algorithm is applied to optimize the weight and bias value of BP network to overcome the shortcomings of traditional BP neural network based on gradient descent algorithm, such as easily falling into local minimum value and large prediction error. The geological and shield tunneling parameters are selected as input values while advancing speed is determined as output. Based on the result that penetration has highest and positive correlation with advancing speed, a case study on a tunnel project of Hengqin to Zhuhai Airport HJZQ-2 Bid Section is conducted to check performance of proposed model. The measured data is used to establish advancing speed prediction model. The result displayed that prediction error is basically controlled within  $\pm 4$  mm/min (error within 10%) which is obtained via PSO-BP deep learning model with two hidden layers. The predicted error meets requirement of engineering project which verifies effectiveness and applicability of the proposed model.

**Keywords:** tunnel engineering; EPB shield; advancing speed; PSO-BP deep learning prediction model

收稿日期: 2020-02-08; 修回日期: 2020-06-01

基金项目: 中铁十六局集团有限公司科技研发计划(JSHT-20190421)

作者简介: 朱小藻(1974—),男,安徽潜山人,1998年毕业于哈尔滨建筑大学,土木工程专业,本科,高级工程师,现从事隧道与地下工程的施工管理工作。E-mail: zhuxiaozao@126.com。

## 0 引言

近年来,土压平衡盾构法施工技术在沿海复合软土地层中得到广泛的应用。盾构在软土地层掘进施工时会对周围地层产生不同程度的扰动,进而引起地面沉降,地面沉降值过大将会对周围建(构)筑物、地下管线的安全构成威胁<sup>[1]</sup>。基于此,国内外专家学者对盾构掘进产生沉降的因素进行了广泛深入的研究。在盾构掘进过程中,掘进速度是影响沉降的主要因素之一。若盾构掘进速度过大,将会增大掌子面的土体卸荷速率,影响掌子面前方的土体强度,进而会产生过大的地表沉降;若掘进速度过慢,将会降低掌子面土体的卸荷速率,也会对外产生过大变形或沉降<sup>[2-3]</sup>。掘进速度与多种掘进参数和地质参数存在强烈的非线性,传统理论分析难以建立简单有效的预测关系<sup>[4-6]</sup>。因此,如何控制与预测盾构掘进速度,成为盾构施工的重点与难点。

近年来,人工智能技术的发展为隧道与地下工程的智能化建设和非线性问题的解决提供了强有力的工具。李彦杰等<sup>[7]</sup>运用遗传算法——BP神经网络对基坑变形进行预测;陈艳茹<sup>[8]</sup>运用遗传算法和极限学习机智能算法对基坑的变形进行预测;孙钧等<sup>[9]</sup>运用人工神经网络对基坑施工和盾构掘进的施工变形进行预测,并指出人工智能技术有利于地下工程建设的精细化管理。目前,将智能优化算法运用于掘进速度预测的研究较少。此外,常用的传统神经网络存在局部优化问题,易导致预测结果误差大。

因此,本文提出运用粒子群算法(PSO)优化BP网络的深度学习模型(PSO-BP)对土压平衡盾构施工的掘进参数进行预测分析,主要从确定盾构掘进速度影响因素以及建立掘进速度预测模型2方面进行论述。

## 1 工程概况

### 1.1 工程简介

新建铁路横琴至珠海机场段 HJZQ-2 标隧道施工里程为 DK35+550~DK37+700,双洞单行线,单线长 2 150 m。隧道埋深平均为 14 m 左右,属于浅埋隧道。隧道内净空 8.0 m,管片厚度 400 mm,管片宽度 1.8 m,采用复合式土压平衡盾构。本区间左线线路起点出三灶东站后,以 30‰ 下坡;在 DK36+000 处变坡,以 3.2‰ 的纵坡上行,坡长 1 650 m;在 DK37+650 处变坡,以 2‰ 的纵坡下行至珠海机场站,然后出机场站到达本项目终点。

### 1.2 工程地质条件

该段隧道工程盾构推进施工段位于海积平原区,部分位于震动液化地层、淤泥地层、富水砂层、软硬不均地层,部分区段存在孤石和基岩凸起。地表为 272 省道机场大道,道路填高 3~10 m,成分以黏土夹砂为

主,局部夹碎石。隧道洞顶埋深 5.40~16.00 m。

地层主要为人工填土、海陆相沉积的淤泥、黏土、粉质黏土、粉砂及粗砂地层。地表人工填土层平均层厚 3.9 m;淤泥,灰色—深灰色,流塑,平均层厚 3.64 m,平均埋深 12.16 m;粉质黏土,褐黄色,可塑,夹薄层中粗砂,淤泥等,地层不稳定,平均层厚 6.03 m,平均埋深 12.87 m;粉砂、粗砂,褐黄色、灰白色等,稍密—中密,饱和,平均层厚 2.84 m,平均埋深 18.81 m;下伏基岩为燕山期花岗岩,肉红色,全—弱风化。花岗岩,全风化,岩芯呈砂土状;强风化,节理、裂隙极其发育,岩芯呈短状及块状;弱风化,节理、裂隙发育,质地坚硬,为硬质岩。

该段隧道洞身主要位于流塑淤泥及可塑的黏土中,局部为砂土及花岗岩全风化地层。洞底主要位于可塑的粉质黏土、黏土中,局部位位于流塑淤泥、砂土及全风化花岗岩中。隧道洞身围岩软弱,易变形,施工过程需要及时支护;洞底地基软弱,需要进行地基加固处理。砂层以及花岗岩全风化地层含水量丰富,有涌水的风险。隧道段区间地下水埋深 1~3.5 m,地下水具有氯盐侵蚀性。由于地表为城市道路,对沉降控制要求较高。隧道 DK35+550~+700 段花岗岩岩面起伏较大,施工中易遇到花岗岩不均匀风化导致的纵向、横向地层软硬不均。DK35+700 处隧道埋深范围内存在花岗岩孤石。不同的地质情况对盾构的掘进速度密切相关。例如软土地层中,可以相应提高盾构的掘进速度,而在孤石或者硬质岩层时,将降低盾构的掘进速度<sup>[10-11]</sup>。图 1 为盾构掘进过程中穿越的部分地层剖面图。

## 2 盾构掘进速度影响因素

### 2.1 地质参数

一般情况下,在软土地层或粉砂地层中,可适当加快盾构掘进速度来缩短工期。当盾构在掘进过程中遇到孤石或破碎带(微风化、风化岩石)时,将降低盾构掘进速度来减少刀具的磨损。盾构掘进速度的快慢将会引起地面出现不同程度的沉降,盾构掘进速度快或者盾构正常与非正常停机时间越短,将降低地面沉降量;若盾构长时间停机后恢复掘进时,将加剧地面沉降<sup>[2]</sup>。当地表沉降过大,一般通过提高注浆量来减少沉降的影响,而提高注浆量将降低盾构掘进速度<sup>[12]</sup>。地层、沉降与盾构掘进速度相互影响,而地层情况起到决定性的作用。通过整理盾构区间的地质勘察报告,将盾构隧道顶部的覆土深度与盾构隧道内不同地层的厚度作为盾构掘进速度的影响因素(地质参数),图 2 为相应地质参数简化示意图。在本工程中,盾构范围内穿越的地层有淤泥质黏土、粉质黏土、粗砂、微风化花岗岩与花岗岩地层。

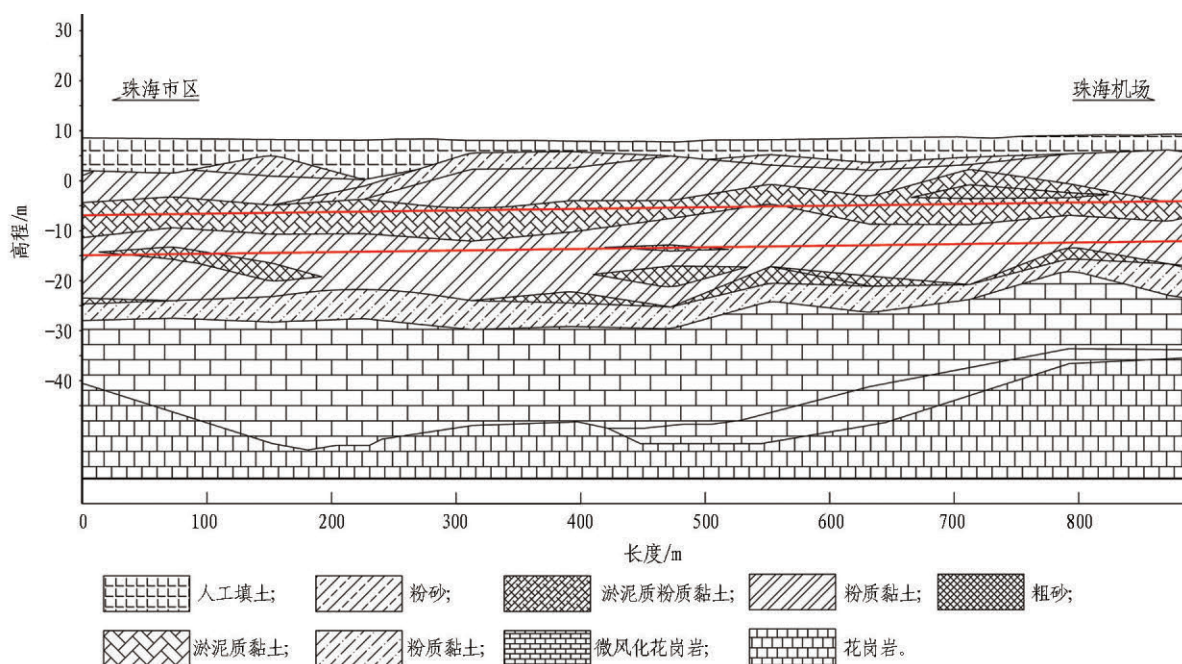


图 1 地层剖面图

Fig. 1 Geological profile of construction site

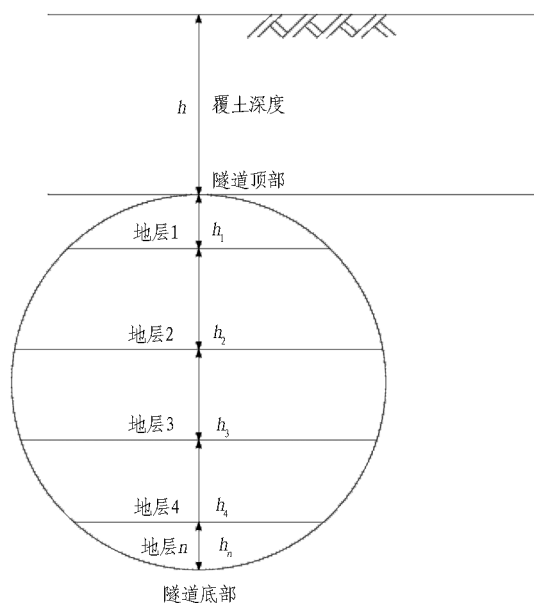


图 2 地质参数简化示意图

Fig. 2 Geological conditions within tunnel

## 2.2 掘进参数

盾构在施工掘进过程中,对区间每环的总推力、螺旋输送机转速、刀盘转矩、土舱压力、刀盘转速、贯入度、注浆量、注浆压力与掘进速度进行记录,结果如图 3 所示。

由图 3 可知:除了刀盘转速、注浆量与注浆推力 3 个掘进参数的数值总体上恒定在一个数值附近外,其余掘进参数在大范围内都出现了不同程度的波动,尤其刀盘转矩与总推力数值的调整较为频繁,这些数据的调整与盾构掘进的地层情况密切相关。

不同的地质参数与掘进参数,其值域存在较大差异,例如刀盘转矩参数数值在 1 500~7 500 kN·m,而刀盘转速的数值在 1.5~1.8 r/min。有些参数与盾构掘进速度呈现正相关关系,即数值越大,掘进速度越大;而有些参数与掘进速度呈负相关关系,即数值越大,掘进速度越小。

## 3 盾构掘进速度调控技术

本研究依托新建铁路珠海市区至珠海机场城际轨道交通工程横琴至珠海机场段 HJZQ-2 标 2 工区左线隧道工程,应用深度学习模型对盾构穿越复杂地层的掘进速度进行预测与调控,并对预测结果进行验证分析。

### 3.1 粒子群方法

在粒子每次迭代中,粒子的更新速度与位置的计算公式为:

$$V_i(t+1) = \omega(k) \cdot V_i(t) + c_1 \cdot \text{rand1} \cdot (P_i(t) - x_i(t)) + c_2 \cdot \text{rand2} \cdot (P_g(t) - x_i(t)); \quad (1)$$

$$x_i(t+1) = x_i(t) + V_i(t+1). \quad (2)$$

式(1)和式(2)中:  $c_1$  与  $c_2$  为学习因子,其值通常设置为 2;  $\text{rand}()$  是用于生成  $[0,1]$  之间的随机函数;  $w(k)$  为惯性权。

### 3.2 BP 网络模型

BP 网络能够对大量数据进行并行处理,具有一定的容错性与鲁棒性特点<sup>[13]</sup>。图 4 为 BP 网络模型的结构,包括单层网络与多层网络模型结构。



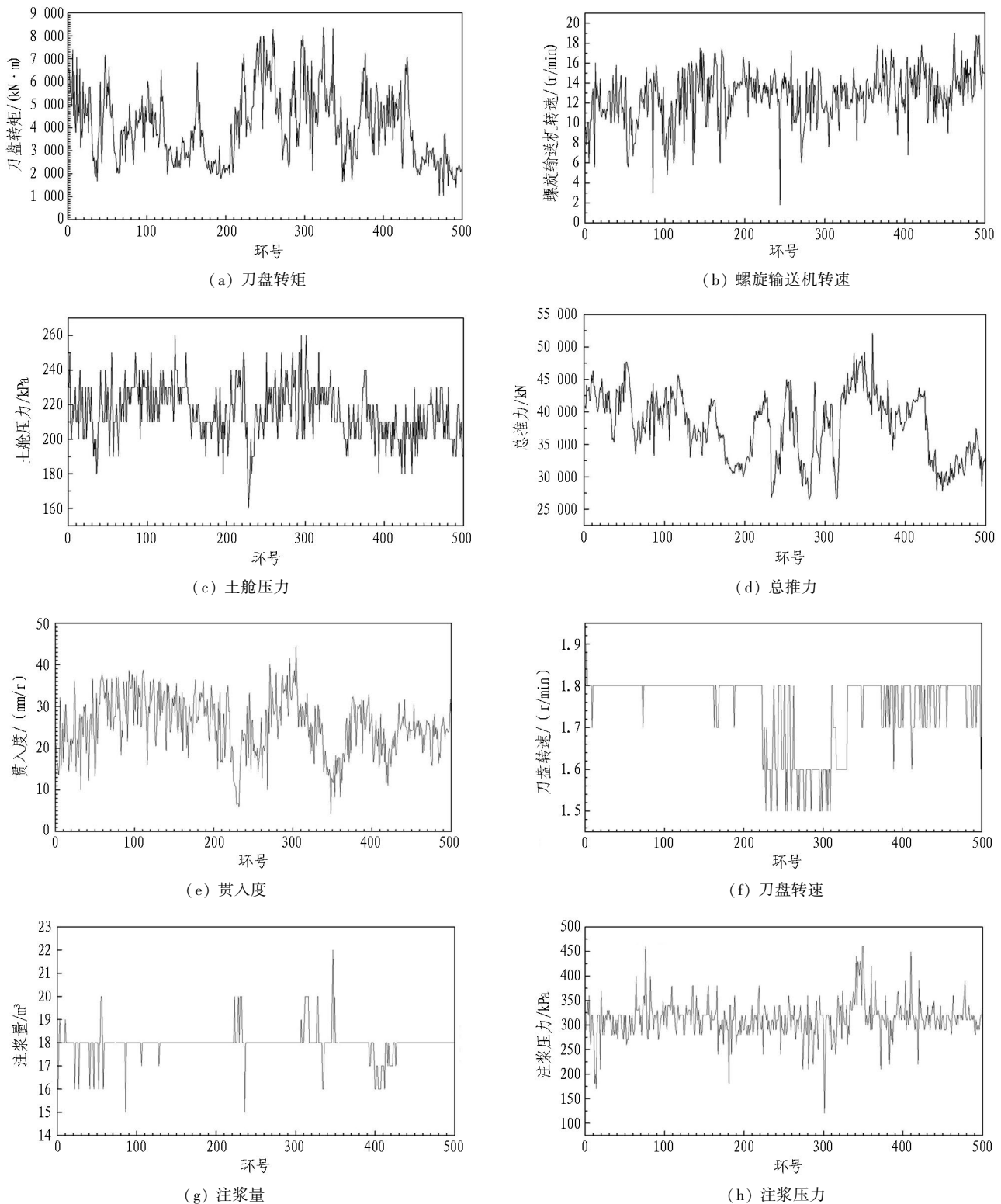


图3 盾构区间掘进参数

Fig. 3 Shield tunneling parameters

### 3.3 掘进参数与掘进速度关系分析

掘进参数与掘进速度关系分析结果见图5。

由于岩土工程具有很大的模糊性与不确定性,掘进参数之间的关系非常复杂。为了定性分析掘进速度与掘进参数之间的关系,引用皮尔森相关系数(如式(3)所示),该系数的取值范围为 $[-1, 1]$ ,系数绝对值

越大,表明相关性越大;正值表示两者之间呈正相关,负值表示两者为负相关。

$$r_{xy} = \frac{n \sum_{i=1}^n x_i y_i - \sum_{i=1}^n x_i \sum_{i=1}^n y_i}{\sqrt{n \sum_{i=1}^n x_i^2 - (\sum_{i=1}^n x_i)^2} \sqrt{n \sum_{i=1}^n y_i^2 - (\sum_{i=1}^n y_i)^2}} \quad (3)$$

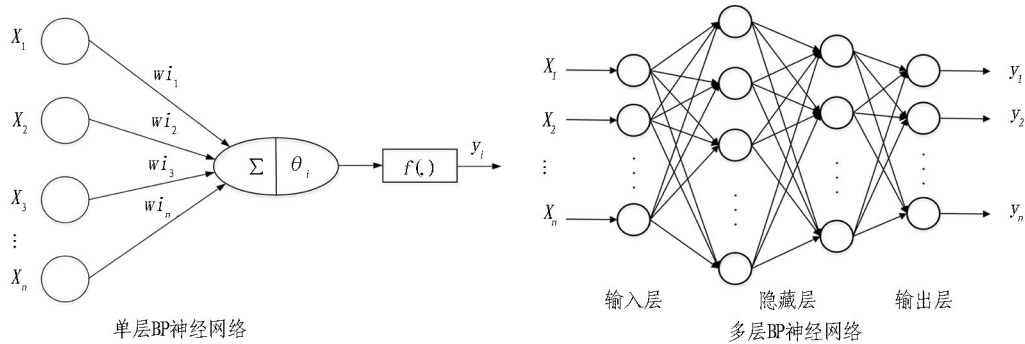


图 4 BP 网络结构

Fig. 4 BP neural network structure

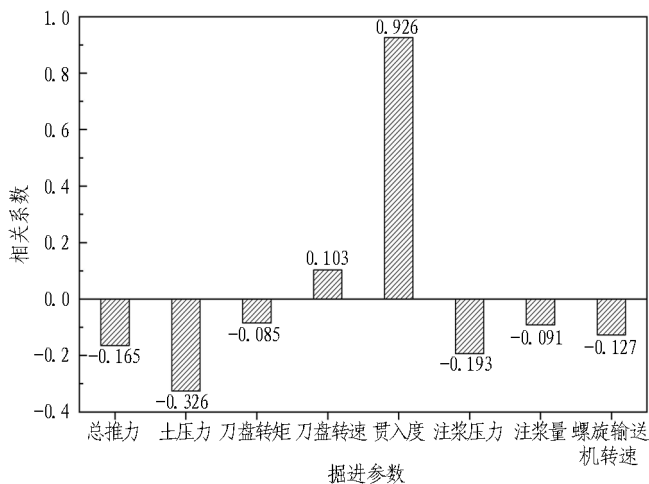


图 5 掘进参数与掘进速度关系分析结果

Fig. 5 Correlation analysis between tunneling parameters and advancing speed

由图 5 可知：贯入度的相关性最大，且呈正相关关系；其余参数与掘进速度相关性较低，说明这些掘进参数共同作用于掘进速度，且存在一定的非线性关系，而神经网络模型是解决这种非线性关系的强有力的工具。

### 3.4 建立预测模型

基于粒子群优化 BP 网络算法的深度学习预测模型构建过程如图 6 所示<sup>[13-15]</sup>。

在模型建立过程中，由于粒子群算法具有较好的全局寻优能力，用粒子群算法对 BP 网络的权值与偏置值进行优化。在优化过程中，BP 网络的权值与阈值设置为粒子群的位置参数，经过粒子群算法中的位置与速度更新进而获得 BP 网络新的权值与阈值，经过不断的优化与更新，最终得到一个最优权值与阈值矩阵，从而不断提高 BP 网络的预测精度。对从实际工程中搜集到的数据进行初步处理，将 80% 的数据用于训练模型，20% 的数据用于验证所建立模型的预测性能，此时模型有较好的预测性能。在监测数据搜集的过程中，还有其他的监测数据，考虑到数据的完备性与质量，选择总推力、土压力、刀盘转

矩、刀盘转速、贯入度、注浆压力、注浆量、螺旋输送机转速等 8 个掘进参数，与覆土深度、地层厚度作为深度学习预测模型的输入参数，进而对盾构的掘进速度进行预测。

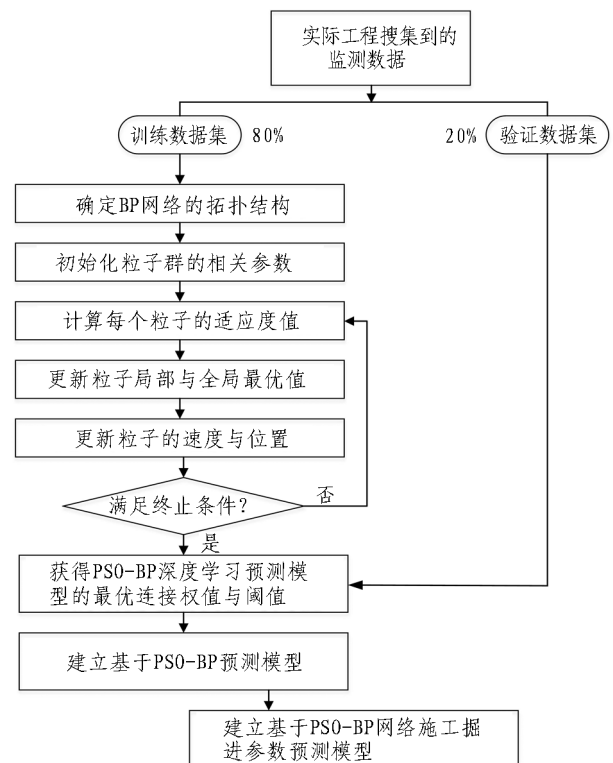


图 6 深度学习预测模型构建过程

Fig. 6 Workflow of deep learning prediction model

### 3.5 模型的评价指标

采用均方根误差 (RMSE) 评估模型的预测性能，其计算公式如式 (4) 所示，该值越小表示模型的预测精度越高。

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \hat{x}_i)^2} \quad (4)$$

式中：\$x\_i\$ (\$i=1, 2, \dots, n\$) 和 \$\hat{x}\_i\$ (\$i=1, 2, \dots, n\$) 分别为第 \$i\$ 个数据点的实际测量值与模型预测值；\$n\$ 表示样本数目。

### 3.6 预测结果分析

根据3.4节所述的深度学习 PSO-BP 预测模型,将数据分为训练数据集、验证数据集2部分。在本研究中,选取盾构掘进的500环数据作为研究对象,将前400环数据划分为训练集数据,剩余的100环数据划分为验证集数据。通过训练数据集,构建深度学习盾构掘进速度预测模型,并进行预测。

为了提高模型的预测精度,增加粒子群数量、迭代次数、预测模型的隐藏层数目与隐藏层神经元数目,经过反复训练,由于进一步增加隐藏层层数与神经元数目并不会对预测精度有显著的提升,反而会大量增加计算成本。相关参数最终确定如下:粒子群数目为500个、迭代次数为100次、隐藏层数目设置为2层、每层隐藏层的神经元数目为15个<sup>[16]</sup>。

图7是由2层隐藏层,每层隐藏层神经元个数为15个得到的预测结果。由图7可知,盾构掘进速度基本分布在40~50 mm/min,预测结果与实测值的数值基本在直线斜率为1的直线附近。图8更加直观地展示了模型预测的误差,预测误差基本维持在 $\pm 4$  mm/min,基本满足工程要求。但从预测结果可知,个别预测结果与实测数值存在较大的误差,其原因是有一些影响掘进速度的参数并没有考虑到。同时,由图8可以看出训练集的均方根误差比验证集的均方根误差小,原因是训练集的数据较多。

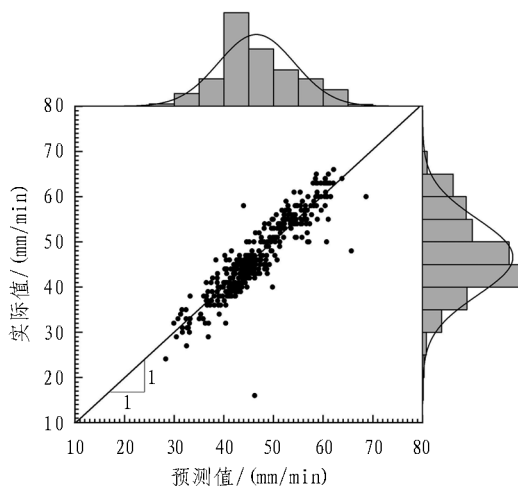


图7 PSO-BP 深度学习网络预测结果

Fig. 7 Prediction result obtained via PSO-BP model

为了验证所建立的深度学习 PSO-BP 预测模型的有效性、实用性,通过划分的数据集(训练集与验证集)分别对深度学习预测模型与基本的 BP 神经网络模型进行训练并进行预测。采用均方根误差(RMSE)评估每个预测模型对验证集数据的预测性

能。不同模型的比较结果如图9所示。从图9可以看出,深度学习预测模型的预测误差明显比 BP 神经网络的预测误差要小,具有2层隐藏层的深度学习模型的预测误差已经基本满足实际工程的要求。为了提高模型的预测精度,增加数据量也是一种有效途径,随着隧道工程的精细化建设,数据量将会越来越多,模型的计算时间将会增加。在本研究中,通过引入粒子群优化算法,能提高预测模型的精度与实用性。

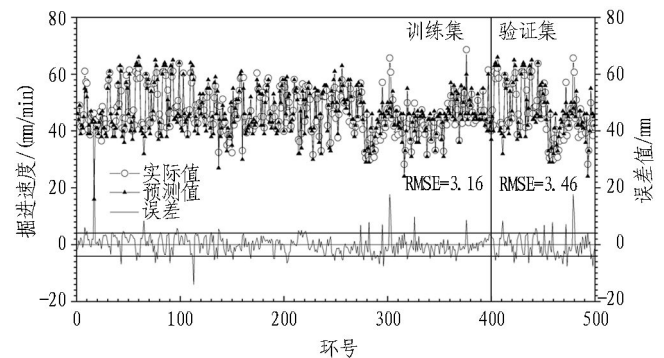


图8 深度学习 PSO-BP 模型预测结果(2层隐藏层)

Fig. 8 Predicted result obtained via PSO-BP deep learning network

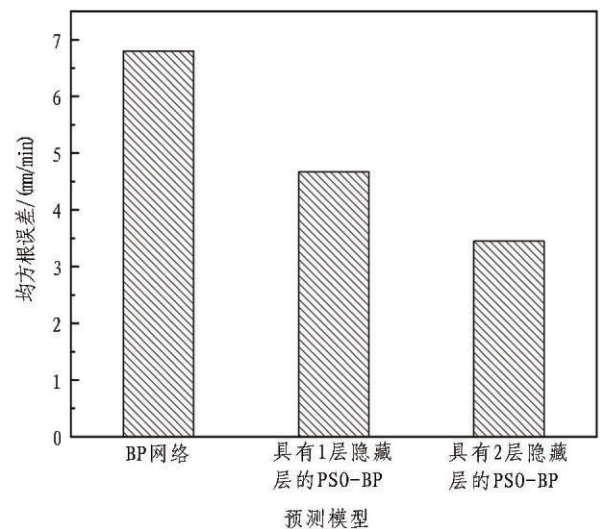


图9 不同模型预测误差对比

Fig. 9 Comparison of prediction errors among different models

## 4 结论与建议

本文依托新建铁路横琴至珠海机场段 HJZQ-2 标隧道工程,基于现场地质勘察报告与监测数据建立深度学习 PSO-BP 预测模型,对隧道施工过程中的盾构掘进速度进行分析与预测,得到以下结论。

1)盾构掘进速度是地质与施工(总推力、刀盘转矩、刀盘转速)参数影响下的综合反映,通过皮尔森相关系数可知,贯入度与掘进速度的相关性最高,且正相关;其余掘进参数与掘进速度的相关性较低,

相关系数绝对值大小排序为：贯入度、土压力、注浆压力、总推力、螺旋输送机转速、刀盘转速、注浆量、刀盘转矩。

2) 利用粒子群优化算法对 BP 网络中的权值与偏置值进行优化, 从而构建深度学习预测模型。通过工程监测值与预测结果进行对比, 深度学习 PSO-BP 预测模型比 BP 网络的预测精度高, 使用有 2 层隐藏层的深度学习模型对掘进速度进行预测, 其预测误差基本控制在  $\pm 4 \text{ mm/min}$ , 误差在 5%~10%, 满足实际工程要求。

3) 运用智能优化算法对盾构掘进速度进行分析和预测, 忽略了对盾构掘进速度快慢机制的研究; 同时, 由于数据的缺失, 只选择了部分影响因素对掘进速度进行预测。因此, 建议进一步考虑将机制与智能优化算法预测相结合, 考虑更多的影响因素, 从而更好地发挥智能优化算法的优点。

#### 参考文献 (References):

- [1] 郑刚, 路平, 曹剑然. 基于盾构掘进参数对地表沉降影响敏感度的风险分析[J]. 岩石力学与工程学报, 2015, 34(增刊 1): 3604.
- ZHENG Gang, LU Ping, CAO Jianran. Risk analysis based on the parameters sensitivity analysis for ground settlement induced by shield tunneling[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2015, 34(S1): 3604.
- [2] 林存刚, 吴世明, 张忠苗, 等. 盾构掘进速度及非正常停机对地面沉降的影响[J]. 岩土力学, 2012, 33(8): 2472.
- LIN Cungang, WU Shiming, ZHANG Zhongmiao, et al. Influences of shield advance rate and abnormal machine halt on tunneling-induced ground surface settlement[J]. Rock and Soil Mechanics, 2012, 33(8): 2472.
- [3] 刘镇, 黎杰明, 杨旭, 等. 考虑邻近土洞影响的盾构掘进速度控制[J]. 工程地质学报, 2017, 25(6): 1633.
- LIU Zhen, LI Jieming, YANG Xu, et al. Optimal control of TBM excavation rate construction engineering soil void[J]. Journal of Engineering Geology, 2017, 25(6): 1633.
- [4] 王梦恕. 中国盾构和掘进机隧道技术现状、存在的问题及发展思路[J]. 隧道建设, 2014, 34(3): 179.
- WANG Mengshu. Tunneling by TBM/shield in China: State-of-art, problems and proposals [J]. Tunnel Construction, 2014, 34(3): 179.
- [5] 肖超, 阳军生, 褚东升, 等. 长沙地铁典型板岩地层土压平衡盾构掘进参数精细化控制[J]. 中南大学学报(自然科学版), 2015, 46(1): 261.
- XIAO Chao, YANG Junsheng, CHU Dongsheng, et al. Detailed control for shield excavation parameters in typical of Changsha metro [J]. Journal of Central South University (Science and Technology), 2015, 46(1): 261.
- [6] 宋克志, 袁大军, 王梦恕. 基于盾构掘进参数分析的隧道围岩模糊判别[J]. 土木工程学报, 2009, 42(1): 107.
- SONG Kezhi, YUAN Dajun, WANG Mengshu. Fuzzy identification of surrounding rock conditions based on analysis of shield tunneling data [J]. China Civil Engineering Journal, 2009, 42(1): 107.
- [7] 李彦杰, 薛亚东, 岳磊, 等. 基于遗传算法-BP 神经网络的深基坑变形预测[J]. 地下空间与工程学报, 2015, 11(增刊 2): 741.
- LI Yanjie, XUE Yadong, YUE Lei, et al. Displacement prediction of deep foundation pit based on genetic algorithm and BP neural network[J]. Chinese Journal of Underground Space and Engineering, 2015, 11(S2): 741.
- [8] 陈艳茹. 基于遗传算法和极限学习机的智能算法在基坑变形预测中的应用[J]. 隧道建设(中英文), 2018, 38(6): 941.
- CHEN Yanru. Application of intelligent algorithm based on genetic algorithm and extreme learning machine to deformation prediction of foundation pit [J]. Tunnel Construction, 2018, 38(6): 941.
- [9] 孙钧, 温海洋. 人工智能科学在软土地下工程施工变形预测与控制中的应用实践: 理论基础、方法实施、精细化智能管理(示例)[J]. 隧道建设(中英文), 2020, 40(1): 1.
- SUN Jun, WEN Haiyang. Application of artificial intelligent science to construction deformation prediction and control of underground engineering in soft soil: Case study on theoretical foundation, method application and fine intelligent technical management[J]. Tunnel Construction, 2020, 40(1): 1.
- [10] 魏新江, 周洋, 魏纲. 土压平衡盾构掘进参数关系及其对地层位移影响的试验研究[J]. 岩土力学, 2013, 34(1): 73.
- WEI Xinjiang, ZHOU Yang, WEI Gang. Research of EPB shield tunneling parameters relations and their influence on stratum displacement [J]. Rock and Soil Mechanics, 2013, 34(1): 73.



- [11] 李承辉, 贺少辉, 刘夏冰. 粗粒径砂卵石地层中泥水平衡盾构下穿黄河掘进参数控制研究[J]. 土木工程学报, 2017, 50(增刊2): 147.
- LI Chenghui, HE Shaohui, LIU Xiabing. Study on main parameters control of tunneling through the yellow river by a slurry balance shield in sandy gravel stratum with some large-size grains [J]. China Civil Engineering Journal, 2017, 50(S2): 147.
- [12] 武铁路. 基于深度学习的破碎带盾构施工沉降分析[J]. 隧道建设(中英文), 2019, 39(2): 197.
- WU Tielu. Ground settlement prediction of shield tunneling in fractured zone based on deep learning method [J]. Tunnel Construction, 2019, 39(2): 197.
- [13] 王磊, 郝若颖, 刘玮, 等. 基于粒子群算法和BP神经网络的多因素林火等级预测模型[J]. 林业工程学报, 2019, 4(3): 137.
- WANG Lei, HAO Ruoying, LIU Wei, et al. A multi-factor forest fire risk rating prediction model based on particle swarm optimization algorithm and back-propagation neural network [J]. Journal of Forestry Engineering, 2019, 4(3): 137.
- [14] 齐银峰, 谭荣建. 基于改进粒子群优化算法的BP神经网络在大坝变形分析中的应用[J]. 水利水电技术, 2017, 48(2): 118.
- QI Yinfeng, TAN Rongjian. Application of improved particle swarm optimization algorithm-based BP neural network to dam deformation analysis [J]. Water Resource and Hydropower Engineering, 2017, 48(2): 118.
- [15] 涂图, 王建, 张梦迪. 基于改进粒子群算法的BP神经网络在初始地应力场反演优化中的应用[J]. 水电能源科学, 2017, 35(12): 123.
- TU Tu, WANG Jian, ZHANG Mengdi. Application of BP neural network based improved PSO in initial geostress field inversion optimization [J]. Water Resources and Power, 2017, 35(12): 123.
- [16] 鄢秉红. 基于BP神经网络的既有桥墩变位分析方法研究[J]. 公路, 2020(3): 148.
- YAN Binghong. Research on displacement analysis method of existing pier based on BP neural network [J]. Highway, 2020(3): 148.