

DOI: 10.7672/sgjs2025070032

基于模糊算法的土压平衡盾构机掘进速率研究*

李 露

(中铁十八局集团第三工程有限公司,河北 涿州 072750)

[摘要] 在地铁隧道掘进中,全断面钻掘机广泛应用于机械化掘进,但由于地面结构、沉降及城市设施等复杂因素,城市隧道掘进面临特殊的挑战。土压平衡盾构机可有效降低沉降风险,并在确保掘进安全的同时,提高掘进效率,其中掘进速率的预测对于保障隧道施工安全至关重要。影响 EPB 盾构机掘进速率的因素包括地质岩土、机械和操作参数等。为此,本研究通过主成分分析方法,确定扭矩、推力、速度等关键因素,这些因素可解释超过 95%的掘进速率变化。在剔除离群数据并归一化处理后,利用基于 Mamdani 和 Sugeno 算法的模糊逻辑以及拟神经模糊方法,进行掘进速率的预测。研究结果表明,Sugeno 算法的均方根误差比 Mamdani 算法低 23.51%,且性能指标高约 6%;拟神经模糊方法的均方误差分别比 Mamdani 和 Sugeno 算法低 33.14%和 12.58%,显示出更优的预测效果。

[关键词] 地铁;隧道;盾构;土压平衡;模糊逻辑算法;掘进速率

[中图分类号] U459

[文献标识码] A

[文章编号] 2097-0897(2025)07-0032-06

Research on Penetration Rate of Earth Pressure Balance Boring Machine Based on Fuzzy Algorithm

LI Lu

(China Railway 18th Bureau Group Third Engineering Co., Ltd., Zhuozhou, Hebei 072750, China)

Abstract: In subway tunnel construction, full-face tunneling machines are widely used for mechanized excavation. However, due to complex factors such as surface structures, settlement, and urban facilities, urban tunnel excavation faces unique challenges. Earth Pressure Balance (EPB) shield machines can effectively reduce settlement risks, ensuring both excavation safety and improved efficiency. Among these, predicting the excavation rate is crucial for ensuring tunnel construction safety. The factors influencing the EPB shield machine's excavation rate include geological, mechanical, and operational parameters. Therefore, this study uses principal component analysis (PCA) to identify key factors, such as torque, thrust, and speed, which explain over 95% of the variation in excavation rate. After removing outliers and normalizing the data, excavation rate predictions are made using fuzzy logic based on Mamdani and Sugeno algorithms, as well as a neuro-fuzzy method. The results show that the root mean square error (RMSE) of the Sugeno algorithm is 23.51% lower than that of the Mamdani algorithm, and its performance index is approximately 6% higher. The neuro-fuzzy method shows a mean square error (MSE) that is 33.14% and 12.58% lower than the Mamdani and Sugeno algorithms, respectively, demonstrating superior predictive performance.

Keywords: subways; tunnels; shields; earth pressure balance (EPB); fuzzy logic algorithm; excavation rate

0 引言

目前,土压平衡(EPB)盾构机因其较高的安全性和能够有效降低隧道位移及收敛的优点,已广泛

应用于土体环境中,特别是在城市地区。该技术最早于 20 世纪 70 年代在日本得到应用,并逐步发展成目前广泛采用的施工方法^[1-2]。盾构机掘进速率

* 中铁十八局集团有限公司 2022 年度科研创新项目(C2022-051);中国铁建股份有限公司 2022 年度科技研究开发计划(2022-C1)

[作者简介] 李 露,工程师,E-mail: proteus22@163.com

[收稿日期] 2025-02-11

的预测作为岩土工程中的关键问题之一,对于降低开挖成本、提高施工效率以及保障隧道施工安全具有重要意义。影响掘进速率的因素主要包括地质与岩土条件、设备参数以及作业参数。虽然设备规格和作业参数可以通过设计加以选择,但地质与岩土条件则受到施工现场实际情况的制约^[3-5]。

在 EPB 盾构机施工过程中,大量能量用于土体开挖并通过开挖出的土体对掘进面进行支护。因此,在设计盾构机时,必须对进场荷载进行合理评估,并对机器的掘进速率作出预测,以确保施工安全^[6]。其中,刀盘转速和扭矩是决定盾构机掘进速率的两个主要参数。在均质地层中施工时,刀盘转速通常保持恒定,而扭矩则随地质条件的变化而发生改变。因此,在设计阶段,考虑到掘进面土体类型的多样性,必须选用合适的刀盘扭矩容量,以应对不同的地质条件^[7]。随着地质条件的日益复杂,EPB 盾构机的设计和作业参数必须不断优化,以满足施工的安全性要求。在此背景下,准确预测盾构机掘进速率不仅对项目设计、成本估算和作业参数的优化至关重要,同时也为保障隧道施工安全提供了有效依据^[8]。

近年来,盾构机掘进速率预测方法得到广泛研究,涵盖了传统数学模型和基于机器学习与深度学习的智能模型。Shi 等^[9]提出了一种基于长短期记忆(LSTM)神经网络的模型,结合时间聚合随机森林进行特征筛选,实现了南宁地铁混合地层中泥水盾构掘进速率的高精度预测。张海波等^[10]采用多核学习支持向量回归(MK-SVR)模型,结果表明该方法在适应性及预测精度均优于传统支持向量回归(SVR)。王振东^[11]提出了基于贝叶斯优化的 RF-BiLSTM 方法,先通过随机森林筛选特征,再用 BiLSTM 预测掘进速率,并优化超参数。试验结果表明该方法在预测精度上优于 XGBoost, LSTM 等主流算法。研究表明,结合机器学习与深度学习的混合模型可有效提高盾构机掘进速率预测精度,对隧道施工安全性分析和优化具有重要意义。

传统的掘进速率预测方法依赖精确数学模型,但在隧道掘进过程中,由于影响因素众多且难以用精确数学公式表达,这一方法往往难以实现。与之不同的是,模糊算法通过依据专家经验和历史数据构建模糊规则库,能够灵活地应对各种复杂的实际情况,并提供相对精准的预测。该方式摆脱了传统数学模型的束缚,在隧道掘进速率预测中具有更强的适用性。因此,本文基于模糊算法,针对济南城市轨道交通 4 号线的开挖数据,建立盾构机掘进速

度预测模型,并将其与现场实测数据进行对比,从而为隧道施工的安全分析和风险评估提供有效的理论支持和实践依据。

1 模糊系统理论

模糊系统是一种基于规则的专家系统,利用模糊逻辑原理根据特定输入预测输出^[12]。模糊系统由 Lotfizadeh 教授于 1965 年首次提出,作为一种表达语言模糊性和不确定性的数学方法,并在 20 世纪 70 年代得到了进一步发展,开始应用于实际工程问题。模糊逻辑的表达语言通常采用“如果-那么”规则,这种规则的灵活性使得模糊系统能够适应复杂环境中的不确定性和模糊性。因此,模糊算法在许多领域,尤其是在隧道掘进和地质工程中的安全分析中具有重要的应用价值。

在经典集合理论中,元素要么属于集合,要么不属于集合,且经典集合的边界是明确的。而在模糊集合中,集合的边界并不清晰,元素的隶属度是相对的,具有一定的模糊性。如果 μ 表示隶属度或隶属函数, U 为全集, x 为 U 中的一个元素,则模糊集合 A 在 U 中的定义可以表示为一组有序对,关系式为:

$$A = \{x, \mu(x) \mid x \in U\} \quad (1)$$

式中: $\mu(x)$ 是集合 A 的隶属函数; $\mu(x)$ 的取值范围在 $[0, 1]$, 其中 0 表示元素不属于该模糊集合, 1 表示元素完全属于该模糊集合, 介于这两个值之间的数值则表示元素在该模糊集合中的隶属度。模糊集合的这种特性使其特别适合用于处理具有不确定性和模糊性的实际问题。

模糊聚类方法广泛应用于各类聚类问题中。该算法的目的是通过最小化最小距离函数,将数据划分为 C 个簇,具体关系式为:

$$J_m(U, V) = \sum_{k=1}^n \sum_{i=1}^C u_{ik}^m \|x_k - v_i\|^p \quad (2)$$

式中: m 为一个大于 1 的模糊参数; v_i 表示第 i 个簇的中心; u_{ik} 表示数据点 x_k 对簇 i 的隶属度; p 为欧几里得距离的幂次; n 为输入数据的数量; C 是簇的数量。为了优化目标函数 $J_m(U, V)$, 优化算法分两步进行:首先估计 U 和 V 的值。具体方法是,在第 r 步中,根据第 $r-1$ 步中 U 的值,利用式(3)计算簇的中心。

$$v_i = \frac{\sum_{k=1}^n (u_{ik})^m x_k}{\sum_{k=1}^n (u_{ik})^m} \quad (3)$$

然后,新的 U 值可以由式(4)得到:

$$U_{ik} = \sum_{j=1}^C \left(\frac{\|x_k - v_i\|}{\|x_k - v_j\|} \right)^{-\frac{2}{m-1}} \quad (4)$$

在地质与岩土力学领域中,Mamdani 模糊推理算法和 Takagi-Sugeno 模糊推理算法是最重要的模糊推理方法之一^[13]。Mamdani 模糊推理系统具有较强的表达能力,能够同时处理多输入和多输出。Mamdani 算法常用于决策支持系统,能够通过相对简单的结构来表达复杂的模糊规则。在隧道施工和岩土工程的安全分析中,Mamdani 算法因其能够处理多种不确定因素而被广泛应用。相比之下,Takagi-Sugeno 模糊推理算法更常用于控制系统。Sugeno 算法的输出通常采用输入变量的一阶多项式作为规则的结果,非模糊化方法通常基于加权平均法和总权重法^[13]。

在多数情况下,岩体表现出各向异性、非线性和非对称性行为,这使得单纯依赖数学模型来描述盾构机的掘进速率变得十分困难。在这种情况下,结合模糊逻辑和神经网络的神经模糊建模方法成为一种有效的解决方案。该方法主要由两个部分构成:逻辑组件和数值组件。逻辑组件包括模糊集合、模糊逻辑和近似推理;数值组件则涉及神经网络、数据分类和信息分析。

2 分析案例概况

济南城市轨道交通 4 号线一期工程的第 16 个车站,位于经十路与山大路交叉口以北,与 12 号线呈 T 形节点换乘。本项目采用全断面隧道盾构机进行开挖,隧道的外径为 9.49m,内径为 8.48m,管片厚度为 35cm,注浆层厚度为 15.5cm。在研究区域内,隧道埋深范围为 15~28m。沿线路径的不同土层与岩层的岩土工程参数如表 1 所示,盾构机的

机械性能及隧道混凝土衬砌的具体参数如表 2,3 所示。

表 3 混凝土覆盖层参数

Table 3 Specification of the concrete cove

宽度/ m	厚度/ m	管片规格 内径/m	外径/ m	管片 数量/m
1.5	35	8.48	9.18	1+1+7

原始数据通过数据记录仪在隧道线路中采集,这些数据包括扭矩、推力、掘进速度、旋转速度、剪切模量、黏聚力、内摩擦角以及盾构机掘进速率。然而,原始数据通常存在噪声、偏差、动态范围和采样的剧烈变化等问题,直接使用这些数据可能会削弱后续设计的准确性和可靠性。因此,有必要对数据进行有效转换,使其适用于数据挖掘和预测模型。

数据预处理是数据分析中的关键步骤,涉及对原始数据进行转换和清洗,以确保数据的准确性和适用性。常见的预处理方法包括对原始数据清洗、去噪、归一化等。其中,归一化是常用的预处理技术,他可以将数据转换到统一的量纲范围内,消除不同量纲对模型训练的影响。此外,影响输出参数的因素并非都具有相同的重要性,一些因素对掘进速率的预测具有更大的影响,而其他因素的影响则相对较小。因此,在数据处理中,降维操作尤为重要。主成分分析(PCA)作为一种常用的降维方法,可以有效地提取影响输出参数的主要因素,减少冗余信息。

本研究采用主成分分析方法,识别出对输出参数具有重要影响的因素。分析结果表明,这些因素能够解释超过 95%的数据变化量,主要包括扭矩、推力、掘进速度、旋转速度、剪切模量、黏聚力和内

表 1 不同地层的岩土工程参数

Table 1 Geotechnical parameters of different layers

里程	2+550—3+350	3+350—4+100	4+100—4+550	4+550—5+050
主要岩层	粗粒土(SM)和细粒土(ML)的交替层	粗粒土(SM)与细粒土(ML和CL)的交替层	细粒土(ML和CL)	粗粒土(SM)与细粒土(ML和CL)的交替层
干密度/(g·cm ⁻³)	1.70~1.80	1.75~1.80	1.65~1.75	1.70~1.80
黏聚力/kPa	200~350	300~500	150~250	300~400
内摩擦角/(°)	30~32	26~28	26~28	25~27
弹性模量/MPa	50~60	40~50	35~45	40~50
剪切模量/MPa	7.85~13.73	2.94~8.83	2.45~8.85	1.95~5.88
渗透系数/(cm·s ⁻¹)	10 ⁻⁴ ~10 ⁻³	10 ⁻⁵ ~10 ⁻⁴	10 ⁻⁵ ~10 ⁻⁴	10 ⁻⁶ ~10 ⁻⁵

表 2 盾构机的机械性能参数

Table 2 Mechanical properties of the machine

盾构机总长/m	支护系统质量/t	土压平衡盾构质量/t	开挖直径/m	盾构机长度/m
86	350	625	9.49	9

摩擦角。为了确保数据的准确性和有效性,首先对原始数据进行离群值剔除,随后对剩余数据进行归一化处理。数据处理后的统计特性如表 4,5 所示。

表 4 删除离群值后归一化处理前数据的统计特性
Table 4 Statistical characteristics of data after deleting the outlier data and before normalization machine

项目	最小值	最大值	平均值	标准差	方差
扭矩/(MN·m)	3.30	4.90	4.16	0.28	0.08
推力/MN	11.51	36.26	21.67	4.77	22.80
掘进速度/(mm·min ⁻¹)	19.00	48	33.08	4.57	20.87
旋转速度/(r·min ⁻¹)	1.20	2.10	1.79	0.21	0.05
剪切模量/MPa	3.46	11.22	6.76	1.90	36.83
黏聚力/kPa	11.19	58.93	40.76	12.20	148.91
内摩擦角/(°)	5.04	28.48	16.40	5.40	29.19

表 5 归一化处理数据的统计特性
Table 5 Statistical characteristics of data after normalization

项目	最小值	最大值	平均值	标准差	方差
扭矩	0	1.00	0.53	0.17	0.03
推力	0	1.00	0.41	0.19	0.04
掘进速度	0	1.00	0.49	0.16	0.02
旋转速度	0	1.00	0.65	0.24	0.05
剪切模量	0	1.00	0.43	0.24	0.06
黏聚力	0	1.00	0.62	0.25	0.06
内摩擦角	0	1.00	0.48	0.23	0.05

3 盾构机掘进速度预测

3.1 模糊算法预测

本研究采用模糊方法中的 Mamdani 算法和 Sugeno 算法对济南地铁 4 号线土压平衡盾构机的掘进速度进行预测。Mamdani 算法是工程与地质领域中应用最广泛的算法之一,因其结构相对简单且易于实现,广泛用于决策支持系统。在该算法中,输入与输出参数通过三角隶属函数划分为 8 个区间,这些区间的变化强度用字母标记为 VVL, VL, L, ML, MH, H, VH, VVH。隶属函数的设计确保每个参数至少有两个函数重叠,重叠度可达 50%。在 Mamdani 算法中,隶属函数横轴的变化范围为 0 到 1,而纵轴的变化范围则取决于研究参数的变化范围。

Sugeno 算法在原理上与 Mamdani 算法有所不同,特别是在输出类型和加权平均计算方法上。Mamdani 算法的输出是基于模糊函数的,而 Sugeno 算法的输出则可以是固定数值或线性关系,这使得 Sugeno 算法在一些需要高精度控制的系统中更为常用。此外, Sugeno 算法通常用于控制系统,而

Mamdani 算法由于其较强的表达能力,主要应用于决策支持系统。

两种模糊逻辑模型的输入与输出参数如图 1 所示。基于 Mamdani 算法和 Sugeno 算法的模糊逻辑方法得到的统计结果列于表 6 中。图 2 和图 3 则显示了两种逻辑模型的实际值与预测值之间的相关性。

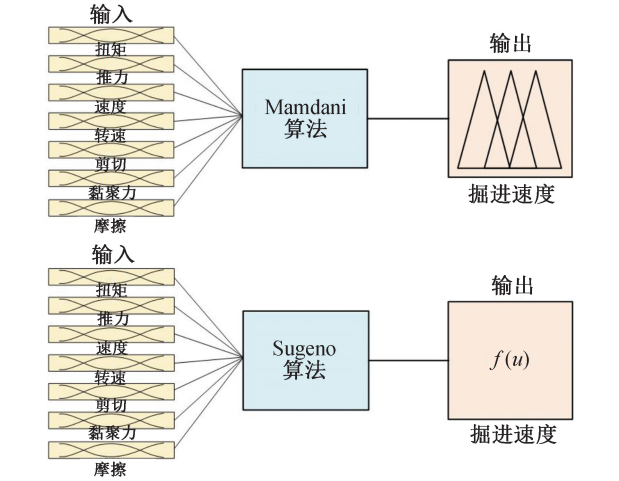


图 1 基于 Mamdani 和 Sugeno 算法的模糊逻辑方法的输入与输出

Fig. 1 The inputs and outputs in the fuzzy logic method with Mamdani and Sugeno algorithm

表 6 两种模糊逻辑模型结果

模型	数据量	规则数量	决定系数(R ²)	均方根误差(RMSE)	方差解释率(VAF)
Mamdani	711	561	0.930 5	0.949 7	89.22
Sugeno	711	561	0.949 3	0.726 4	94.36

根据分析结果, Mamdani 算法和 Sugeno 算法在预测济南地铁 4 号线土压平衡盾构机掘进速度时均表现出较高的预测精度,但 Sugeno 算法的性能显著优于 Mamdani 算法。具体而言, Sugeno 模型的 R² 提高了约 2.02%, RMSE 降低了约 23.53%, VAF 提高了约 5.76%。这些数据表明, Sugeno 模型在解释数据变异、降低预测误差以及提高模型拟合度方面均具有明显优势。此外,从图 2 的预测相关性分析可以看出, Sugeno 模型的预测值与实际值的散点分布更接近理想对角线,而图 3 的时序对比曲线则显示, Sugeno 预测结果与实际掘进速率的波动一致性更高。因此, Sugeno 算法在模型泛化能力、误差控制及工程适用性方面均具备显著优势,更适用于盾构掘进速度的动态预测需求。

3.2 拟神经模糊方法预测

拟神经模糊方法结合了模糊逻辑和神经网络

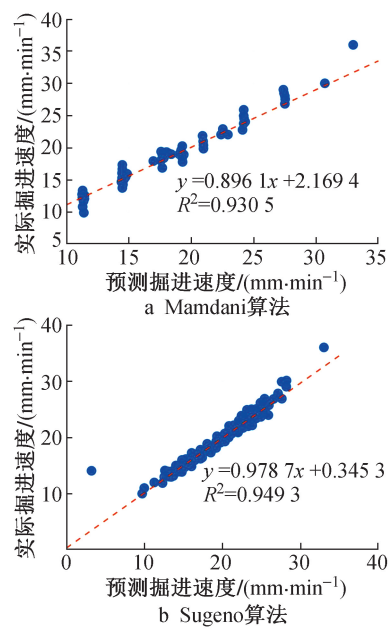


图 2 模糊逻辑模型预测值与实际掘进速度的相关性分析

Fig. 2 Correlation analysis between the predicted values and actual penetration

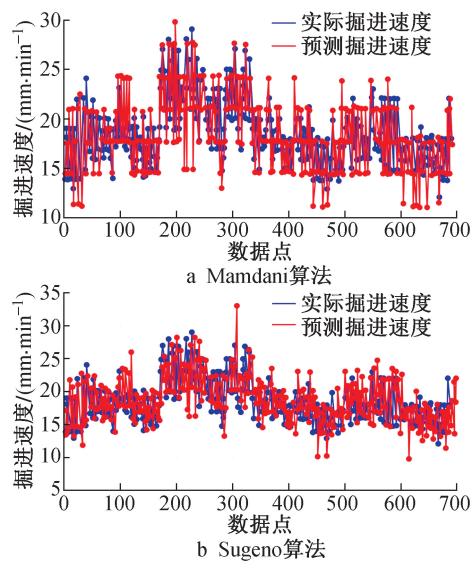


图 3 掘进速率预测值与实际值的对比分析

Fig. 3 Comparison of the predicted and actual values of penetration rate

的优点,通过 1 组输入与输出数据构建模糊推理系统,其中系统隶属函数的参数通过后扩散算法或其与最小二乘法相结合的方式设定。在该方法中,输入与输出之间的映射关系类似于神经网络结构,神经网络将输入映射到隶属函数及其参数,再通过模糊逻辑映射至最终的输出值。

该方法的建模流程与其他系统检测技术类似:首先假定一个参数化系统,将输入与输出数据整理成拟神经模糊系统可直接利用的形式,接着通过训

练来优化模型。本研究中采用的拟神经模糊系统如图 4 所示。与本研究其他模糊逻辑方法一致,拟神经模糊方法设有 7 个输入参数。拟神经模糊方法获得的统计结果如表 7 所示,Sugeno 模糊逻辑模型中实际值与预测值之间的相关性如图 5、6 所示。

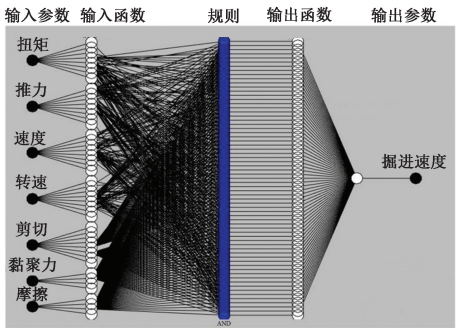


图 4 拟神经模糊模型

Fig. 4 The model of the neuro-fuzzy system

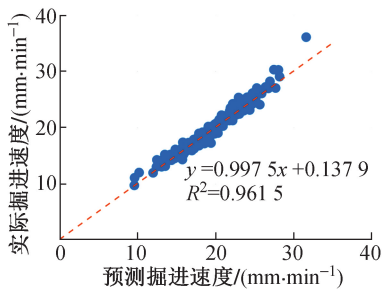


图 5 拟神经模糊模型预测值与实际掘进速度的相关性分析

Fig. 5 Correlation analysis between the predicted values of the neuro-fuzzy model and the actual penetration rate

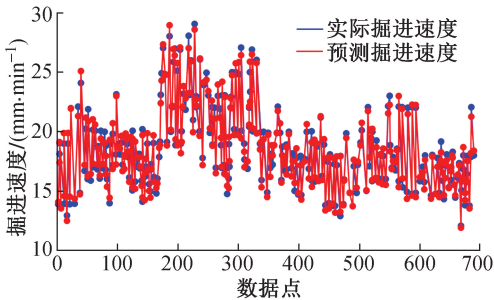


图 6 拟神经模糊模型掘进速率预测值与实际值的对比分析

Fig. 6 Comparison of the predicted and actual values of penetration rate with a neuro-fuzzy model

此外,表 7 汇总了基于 Mamdani 和 Sugeno 算法的模糊逻辑方法与拟神经模糊方法所得的统计结果。从表中数据可以看出,拟神经模糊方法在 R^2 , RMSE, VAF 等方面的表现均优于 Sugeno 和 Mamdani 模糊逻辑方法。

表 7 3 种模糊模型结果

Table 7 The results of the three models

模型	数据量	规则数量	决定系数(R^2)	均方根误差(RMSE)	方差解释率(VAF)
Mamdani	711	561	0.930 5	0.949 7	89.22
Sugeno	711	561	0.949 3	0.726 4	94.36
拟神经模糊算法	711	561	0.961 5	0.635 0	96.09

具体而言,拟神经模糊方法的 R^2 为0.961 5,能够解释大部分数据变异,相较于 Sugeno 模型进一步提升了 1.22%,显示出更强的数据拟合能力;均方根误差较 Sugeno 模型降低了 12.58%,表明该方法在误差控制方面的显著优势;方差解释较 Sugeno 模型提高了 1.73%,进一步凸显该模型在全局解释输出变量方面的优势。图 5 中的预测相关性分析表明,拟神经模糊模型的预测值与实际值的散点分布高度集中在理想对角线附近,相关系数接近 1,说明该模型能够精准捕捉掘进速率的非线性动态特征。预测值与实际值的波动高度同步,尤其在掘进速率突变区间的响应更为灵敏,体现了该模型结合神经网络自适应学习能力的优势。

尽管规则数量较高(561 条),但模型未出现明显过拟合现象,说明其通过模糊规则与神经网络权重的协同优化,有效平衡了复杂性与泛化能力。

4 结语

准确预测盾构机的掘进速率,并对其进行有效控制,是降低施工风险、确保隧道掘进安全的关键。经过主成分分析,本文识别出对 EPB 盾构机掘进速率影响较大的关键因素,涵盖了扭矩、推力、速度、转速、剪切模量、黏聚力和摩擦角等参数,这些因素累计解释了 95%以上的掘进速率变化。在数据预处理方面,剔除离群数据后,数据量减至 711 条,并对数据进行了归一化处理,以适应后续模型分析。

针对 EPB 盾构机掘进速率预测问题,本文采用了基于 Mamdani 和 Sugeno 算法的模糊逻辑方法,以及拟神经模糊方法进行比较分析,得到如下结论。

1) 基于模糊逻辑的分析结果表明,Sugeno 算法在掘进速率预测中表现优于 Mamdani 算法。具体来说,Sugeno 算法的均方根误差比 Mamdani 算法低 23.51%,同时其性能指标比 Mamdani 算法高出约 6%。这表明,在控制误差和提升模型性能方面,Sugeno 算法具有明显的优势。

2) 通过拟神经模糊方法对掘进速率进行预测,结果显示该方法的均方误差比 Mamdani 和 Sugeno 算法分别低 33.14%和 12.58%。这充分说明拟神经模糊方法在掘进速率预测上具有更好的预测精度,能够更准确地捕捉掘进速率的动态变化,尤其

在复杂地质条件下,表现出更强的适应性和灵活性。

参考文献:

[1] 刘典基. 临海富水砂层土压平衡盾构接收技术与工程应用 [J]. 施工技术(中英文),2024,53(23):16-22.
LIU D J. Techniques and engineering applications of EPB shield reception in coastal water-rich sand layer [J]. Construction technology,2024,53(23):16-22.

[2] 梅君. 大直径泥水平衡盾构机穿越托换桥梁拔桩区施工关键技术[J]. 隧道与轨道交通,2024(3):49-53,75.
MEI J. Key construction technology of large-diameter mud-water balanced shield tunneling machine crossing pile pulling area of underpinning bridge [J]. Tunnel and rail transit,2024(3):49-53,75.

[3] 舒计城. 粉细砂地层大直径泥水盾构掘进控制分析[J]. 铁道建筑技术,2024(12):182-185.
SHU J C. Control analysis of large diameter mud shield tunneling in silty sand formation [J]. Railway construction technology, 2024(12):182-185.

[4] 李尚革,冯雪亮. 基于掘进参数的泥水平衡盾构机掘进效率研究[J]. 广东水利水电,2024(10):29-34,41.
LI S G, FENG X L. Research on driving efficiency of mud-water balanced shield machine based on driving parameters [J]. Guangdong water resources and hydropower, 2024(10):29-34,41.

[5] 刘玉英. 基于深度学习的大直径盾构掘进参数预测与智能优化研究[D]. 济南:齐鲁工业大学,2024.
LIU Y Y. Research on prediction and intelligent optimization of large-diameter shield tunneling parameters based on deep learning [D]. Jinan:Qilu University of Technology,2024.

[6] 代洪波,季玉国. 我国大直径盾构隧道数据统计及综合技术现状与展望[J]. 隧道建设(中英文),2022,42(5):757-783.
DAI H B, JI Y G. Current situation and prospect of data statistics and comprehensive technology of large diameter shield tunnel in China [J]. Tunnel construction, 2022, 42(5):757-783.

[7] FARROKH, E. Lace design optimization for hard rock TBM[J]. Amirkabir journal of civil engineering, 2022, 53(12):5517-5534.

[8] 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 H, CHEN Z Y, GONG G F, et al. Research on TBM driving rate based on field data [J]. Journal of Zhejiang University (engineering and technology), 2018, 52(8):1566-1574.

群在施工过程中的受损风险。数值模拟结果与现场监测数据具有良好的一致性,主要结论如下。

1) 开挖工序对地表沉降、结构板位移及基底隆起具有显著影响。相较于其他施工工序,本文推荐采用自上而下的施工工序,该工法可有效确保新建交通层具备足够的结构强度,同时将地表沉降控制在最小范围,兼具经济性优势。

2) 防渗墙的嵌固深度与厚度参数研究表明,当嵌固深度减小时,基底隆起值与墙体水平位移呈现显著增长趋势。当墙体厚度超过临界值后,其位移控制效果趋于稳定。通过 Plaxis 软件的分步折减算法对墙趾稳定性进行系统分析后,最终确定了最优嵌固深度。

3) 参数敏感性分析表明,虽然增大墙体厚度和嵌固深度可有效减小位移,但会导致混凝土用量剧增,进而引发施工成本攀升、工期延误及运营资金压力等问题。综合分析表明,采用 100cm 厚度的防渗墙设计方案,既可确保结构可靠性,又能实现经济效益与沉降控制的最佳平衡。

4) 地表沉降的阶段性发展规律与现场监测数据具有良好的一致性。在地下水位以下开挖阶段,距墙 9m 处的累计沉降量达 18.2mm。

参考文献:

- [1] 杨晓杰,刘冬明,张帆,等. 地铁隧道明挖法施工基坑支护稳定性研究[J]. 地下空间与工程学报,2010,6(3):516-520.
YANG X J, LIU D M, ZHANG F, et al. Study on the stability of foundation pit supporting in metro tunnels [J]. Journal of underground space and engineering, 2010,6(3):516-520.
- [2] 胡宝源,周岚辉. 混凝土防渗墙施工技术在新城水库除险加固中的应用[J]. 水利科技与经济,2010,16(4):468-469,471.
HU B Y, ZHOU L H. Application of concrete impermeable wall construction technology in the de-risking and strengthening of New Town Reservoir [J]. Water conservancy science and technology and economy, 2010,16(4):468-469,471.
- [3] 廖少明,余炎,陈亮. 由基坑挡墙位移推算地层位移场及其影响[J]. 岩土工程学报,2005,27(7):800-803.
LIAO S M, YU Y, CHEN L. Extrapolation of ground displacement field and its effect from pit retaining wall displacement [J]. Chinese journal of geotechnical engineering, 2005,27(7):800-803.
- [4] 杨翼. 地铁车站盖挖顺作法施工监控量测与分析[D]. 成都:西南交通大学,2005.
YANG Y. Construction monitoring and measurement and analysis of cover excavation shunjiu method in subway stations [D]. Chengdu: Southwest Jiaotong University, 2005.
- [5] 龚胜. 中洞法施工技术[J]. 岩土工程学报,2006,28(S1):1772-1775.
GONG S. Construction technology of center-hole method [J].

Chinese journal of geotechnical engineering, 2006,28(S1):1772-1775.

- [6] LI M G, CHEN J J, XU A J, et al. Case study of innovative top-down construction method with channel-type excavation [J]. Journal of construction engineering and management, 2014,140(5):05014003.
- [7] 应宏伟,王奎华,谢康和,等. 杭州解百商业城半逆作法深基坑支护设计与监测[J]. 岩土工程学报,2001,23(1):79-83.
YING H W, WANG K H, XIE K H, et al. Design and monitoring of semi-reverse method deep foundation support in Xiebai Commercial City, Hangzhou [J]. Chinese journal of geotechnical engineering, 2001,23(1):79-83.
- [8] TAN Y, ZHU H H, PENG F L, et al. Characterization of semi-top-down excavation for subway station in Shanghai soft ground [J]. Tunnelling and underground space technology, 2017,68:244-261.
- [9] 刘国彬,周志斌,郭健,等. 基于案例数据的基坑施工连续破坏风险评估方法研究[J]. 施工技术(中英文),2023,52(11):44-50,60.
LIU G B, ZHOU Z B, GUO J, et al. Research on risk assessment method of continuous destruction of excavation construction based on case statistics [J]. Construction technology, 2023,52(11):44-50,60.
- [10] 游正军,李彦锦,余群舟,等. 某城市地铁近接工程服役结构风险分析与控制[J]. 施工技术(中英文),2023,52(13):65-71.
YOU Z J, LI Y J, YU Q Z, et al. Risk analysis and control of service structure of subway proximity projects in a certain city [J]. Construction technology, 2023,52(13):65-71.

(上接第 37 页)

- [9] SHI H, YANG H Y, GONG G F, et al. Determination of the cutterhead torque for EPB shield tunneling machine [J]. Automation in construction, 2011,20(8):1087-1095.
- [10] 张海波,曹科,刘鑫昌,等. 基于多核学习支持向量机算法的隧道掘进速度预测[J]. 三峡大学学报(自然科学版),2021,43(6):75-80.
ZHANG H B, CAO K, LIU X C, et al. Tunnel driving velocity prediction based on multi-core learning support vector machine algorithm [J]. Journal of China Three Gorges University (natural science edition), 2021,43(6):75-80.
- [11] 王振东. 基于贝叶斯优化 RF-BiLSTM 的盾构机掘进速度预测的研究[J]. 中国建材科技,2023,32(6):142-146.
WANG Z D. Research on prediction of tunneling velocity of shield machine based on Bayesian optimization RF-BiLSTM [J]. China building materials science and technology, 2023,32(6):142-146.
- [12] TZAMOS S, SOFIANOS A I. Extending the Q system's prediction of support in tunnels employing fuzzy logic and extra parameters [J]. International journal of rock mechanics and mining sciences, 2006,43(6):938-949.
- [13] WANG Y, CHEN Y Y. A comparison of mamdani and sugeno fuzzy inference systems for traffic flow prediction [J]. Journal of computers, 2014,9(1):12-21.