

DOI: 10.16285/j.rsm.2020.0164

利用 PLSR-DNN 耦合模型预测 TBM 净掘进速率

闫长斌¹, 汪鹤健¹, 杨继华², 陈 馈³, 周建军³, 郭卫新²

(1. 郑州大学 土木工程学院, 河南 郑州, 450001; 2. 黄河勘测规划设计研究院有限公司, 河南 郑州 450003;
3. 中国中铁隧道集团有限公司 盾构及掘进技术国家重点实验室, 河南 郑州 450001)

摘 要: 科学预测隧道掘进机 (TBM) 净掘进速率, 对于隧道 (洞) 工程施工方法选择、施工进度安排以及成本估计具有重要意义。鉴于 TBM 施工过程具有高度非线性、模糊性和复杂性等特征, 为提高 TBM 净掘进速率的预测精度和计算效率, 采用偏最小二乘回归 (PLSR) 提取影响参数主成分, 再利用深度神经网络 (DNN) 进行训练预测, 提出了一种基于 PLSR-DNN 耦合方法的 TBM 净掘进速率预测模型。基于兰州水源建设工程输水隧洞双护盾 TBM 施工实测数据, 选择岩石单轴抗压强度、单轴抗拉强度、刀盘推力、刀盘转速、岩体完整性系数和岩石耐磨性指数, 共 6 个影响参数, 验证了模型预测的合理性, 并对不同预测方法的拟合精度和预测精度进行了对比分析。研究结果表明: (1) 偏最小二乘回归可有效克服自变量之间的多重共线性问题, 将提取的主成分作为深度神经网络的输入层进行训练, 简化了神经网络结构; (2) PLSR-DNN 耦合预测模型避免了过拟合与拟合不足问题, 具有收敛速度快, 求解稳定和拟合精度高等特点; (3) PLSR-DNN 耦合预测模型平均相对拟合误差 2.96%, 平均相对预测误差 3.27%, 其拟合精度和预测精度均明显高于偏最小二乘回归模型、BP 神经网络模型以及支持向量回归 (SVR) 模型。

关 键 词: 隧道掘进机; 净掘进速率; 偏最小二乘回归; 深度神经网络; 耦合预测模型

中图分类号: TU 94, TV 554

文献标识码: A

文章编号: 1000—7598 (2021) 02—0519—10

Predicting TBM penetration rate with the coupled model of partial least squares regression and deep neural network

YAN Chang-bin¹, WANG He-jian¹, YANG Ji-hua², CHEN Kui³, ZHOU Jian-jun³, GUO Wei-xin²

(1. School of Civil Engineering, Zhengzhou University, Zhengzhou, Henan 450001, China;

2. Yellow River Engineering Consulting Co., Ltd, Zhengzhou, Henan 450003, China;

3. State Key Laboratory of Shield Machine and Boring Technology, China Railway Tunnel Group Co., Ltd., Zhengzhou, Henan 450001, China)

Abstract: The scientific prediction of the TBM penetration rate is of great significance to the selection of hydraulic tunnel construction methods, construction schedule and cost estimation. In view of the high nonlinearity, fuzziness and complexity of TBM excavation process, and in order to improve the prediction accuracy and computational efficiency, the partial least squares regression (PLSR) has been applied to extract the principal components of the influencing parameters. Then the deep neural network (DNN) is employed to train and forecast the TBM penetration rate. A prediction model of TBM penetration rate based on the coupled method of PLSR and DNN is proposed. Based on the measured data of the double-shield TBM construction of a water conveyance tunnel in the Lanzhou water source construction project, six impact parameters including the rock uniaxial compressive strength, rock uniaxial tensile strength, cutter head thrust, cutter head speed, rock mass integrity coefficient and rock Cerchar abrasiveness index are selected to verify the prediction reasonability of the model. The fitting and prediction accuracy of the different prediction methods are compared and analyzed. The research results show that the PLSR can effectively overcome the problem of multiple collinearity between the independent variables. The extracted principal components are trained as the input layer of the DNN, which simplifies the structure of the neural network. The PLSR-DNN coupled model effectively avoids the over-fitting and inadequate fitting problems. It has the characteristics of fast convergence, stable solution and high fitting accuracy. The average relative fitting error of the PLSR-DNN prediction model is 2.96%, and the average relative prediction error is 3.27%. The fitting accuracy and prediction accuracy of the PLSR-DNN prediction model is significantly higher than those of PLSR model alone, BP neural network model and

收稿日期: 2020-02-22

修回日期: 2020-11-19

基金项目: 国家自然科学基金 (No. 41972270, No. U1504523); 河南省重点研发与推广专项 (No. 182102210014); 盾构及掘进技术国家重点实验室开放课题 (No. SKLST-2019-K06)。

This work was supported by the National Natural Science Foundation of China (41972270, U1504523), the Key Science and Technology Research Project of Henan (182102210014) and the Opening Foundation of State Key Laboratory of Shield Machine and Boring Technology (SKLST-2019-K06).

第一作者简介: 闫长斌, 男, 1979 年生, 博士, 教授, 从事岩土与地下工程研究。E-mail: yanchangbin_2001@163.com

SVR model, respectively.

Keywords: tunnel boring machine; penetration rate; partial least squares regression; deep neural network; coupling prediction model

1 引言

随着高速公路、铁路运输、矿产开采、城市地铁、引水隧洞等一大批重大生命线工程相继开工建设,我国隧道与地下工程迎来了前所未有的发展机遇。全断面岩石隧道掘进机(TBM)具有高效、安全和环保等众多优点,广泛应用于长距离隧洞(道)施工中。尽管 TBM 施工方法优点突出,但也存在一些问题和不足,例如对地质条件较敏感、初期投资较大等。精确预测不同地质条件下 TBM 掘进性能,对于施工方法选择、施工进度控制和成本估计等,至关重要^[1-2]。由于受地质因素、机械参数、掘进参数以及工程管理等众多因素影响,精准预测 TBM 掘进性能是十分困难的。科学合理地对复杂地质条件下 TBM 掘进性能进行预测,已成为 TBM 施

工预测中亟待解决的热点与难点问题之一。

迄今为止,国内外已有许多 TBM 掘进性能评价预测模型,这些预测模型总体上可分为理论模型和经验模型两大类。其中,理论模型主要包括 Sanio 模型^[3]、量纲模型^[4]和 CSM 模型^[5]。经验模型主要包括简单经验模型^[6-8]、NTNU 模型^[9]、 Q_{TBM} 模型^[10]、Alber 模型^[11]、神经网络模型^[12-13]、RME 模型^[14]以及多元回归模型^[15-23]等。TBM 掘进性能评价指标主要有施工速度(AR)、净掘进速率(PR)、设备利用率(U)、刀具磨耗等^[1]。鉴于 TBM 净掘进速率在掘进性能评价中的重要性,目前 TBM 掘进性能预测研究大多集中在净掘进速率预测。据不完全统计,国内外学者提出的 TBM 净掘进速率预测模型,见表 1。

表 1 国内外 TBM 净掘进速率预测模型不完全统计表
Table 1 Summary of TBM performance prediction model parameters

来源	模型简介	方法分类	预测对象	模型参数
Tarkoy (1973) ^[6]	简单模型	经验	PR	H_T
Graham (1976) ^[7]	简单模型	经验	PR	UCS、 F_n
Nelson (1983) ^[8]	简单模型	经验	FPI、PR	H_T
Sanio (1985) ^[3]	Sanio 模型	理论/试验	PR	I_s
Boyd (1986) ^[4]	量纲模型	理论/试验	PR	HP、SE、 A 、 η
Rostami (1997) ^[5]	CSM 模型	理论/试验	PR	UCS、BTS、RPM、Torque、 S_c 、 D_c 、 w_t 、 ϕ 、 F_n
Bruland (1999) ^[9]	NTNU 模型	经验	PR、U、AR	DRI、BWI、CLI、UCS、RPM、 F_n 、 S_c 、 J_c 、 D_c 、 α
Barton (2000) ^[10]	Q_{TBM} 模型	经验	PR	Q_{TBM}
Alber (2000) ^[11]	Alber 模型	经验	PR	UCS、RPM、RMR、 F_n
Grima 等(2000) ^[12]	神经网络模型	经验	PR	CFF、UCS、RPM、Torque、 D_c 、 F_n
Benardos 等(2004) ^[13]	神经网络模型	经验	PR	UCS、RQD、RMR、Overburden
Bieniawski 等(2007) ^[14]	RME 模型	经验	AR、PR	RME
Yagiz 等(2009) ^[15]	多元回归模型	经验	PR	UCS、BTS、Bi、DPW、 α
龚秋明等(2009) ^[16]	多元回归模型	经验	BI、PR	UCS、Bi、 J_v 、 α
Hassanpour 等(2011) ^[17]	多元回归模型	经验	FPI、PR	UCS、RQD
Delisio 等(2014) ^[18]	多元回归模型	经验	PR、AR	UCS、TF、RPM、 J_v 、 D_c
杜立杰等(2015) ^[19]	多元回归模型	经验	FPI、PR	UCS、 K_v
Fattahi 等(2017) ^[20]	多元回归模型	经验	PR	UCS、PSI、DPW、 α
刘泉声等(2017) ^[21]	多元回归模型	经验	FPI、PR	UCS、 K_v 、 α 、 H
王健等(2017) ^[22]	多元回归模型	经验	PR、U、AR	RMR
Armaghani 等(2018) ^[23]	多元回归模型	经验	PR	UCS、BTS、RPM、RQD、RMR、TF

注: A 为隧道横截面积; η 为停机时间比例; BI 为岩体可掘性指标; Bi 为岩石脆性指数; BTS 为岩石抗拉强度; BWI 为钻头磨损指数; CLI 为刀具寿命指数; CFF 为岩芯裂隙频率; D_c 为滚刀直径; DPW 为结构面间距; DRI 为可钻性指数; F_n 为单刀推力; FPI 为场切深指数; H 为隧道断面平均上覆岩层厚度; HP 为滚刀安装功率; H_T 为岩石总硬度; I_s 为点荷载强度; J_c 为结构面条件; J_v 为岩体节理体体积数; K_v 为岩体完整性系数; Overburden 为上覆岩层厚度; PSI 为峰值斜率指数; RME 为岩体开挖指数; RMR 为岩石质量评价指标; RPM 为刀盘转速; RQD 为岩石质量指标; S_c 为滚刀间距; SE 为比能; TF 为总推力; Torque 为扭矩; α 为隧道与结构面夹角; Q_{TBM} 为 TBM 施工中的 Q 分级系统; UCS 为岩石抗压强度; w_t 为滚刀的刀刀宽度; ϕ 为滚刀与岩体接触弧度。

上述 TBM 净掘进速率预测模型，虽然各有优势，但也都存在不同程度的局限性。例如，理论模型与实际情况有较大差异；简单模型中考虑的影响因素较少，模型预测精度相对较低；NTNU 模型中一些参数的通用性差且较难获得，使其应用受到限制^[24-26]； Q_{TBM} 模型的系统参数太多且复杂，包含对掘进性能不太敏感的一些参数^[26]。传统的多元回归模型由于自变量间的多重共线性影响，预测方程的稳定性较差且解决非线性问题的能力较差等。此外，Nelson 等^[27]基于大量隧道工程实测数据开发了概率预测模型，该模型预测的精确度主要取决于预测隧道的参数与数据库中参数的相似程度，但这些参数并不适应于国内隧道地质情况，因此，其应用也受到一定限制^[1]。如何同时提高 TBM 掘进性能预测精度和效率，在保证预测精度的前提下减少参数冗余，提高计算稳定性成为 TBM 净掘进速率预测模型研究亟待解决的问题。

神经网络具有强大的记忆学习能力，是处理非线性问题的有效工具，在 TBM 掘进性能预测方面已有应用（见表 1）。然而，当输入变量间存在多重共线性时，神经网络常常出现学习过程不稳定，计算收敛速度慢等问题^[28]。如何提高神经网络学习效率，值得进一步深入研究。相比 BP 神经网络，深度神经网络（DNN）学习效果更好，可拟合高度非线性复杂函数。偏最小二乘回归（PLSR）是一种多元数据统计分析方法，集成了多元线性回归、主成分分析和典型相关分析等 3 种方法的优势，可有效解决多参数、小样本和非稳态等问题，具有较高的应用价值^[29-30]。该方法的突出优点是通过提取对系统具有最强解释性的主成分，较好地解决了自变量之间的多重共线性影响。PLSR 已应用于化学、金融、医学、工程等领域，并取得良好预测效果。然而，利用 PLSR 与 DNN 耦合方法进行 TBM 掘进性能预测，尚未见诸报道。

鉴于此，本文将 PLSR 和 DNN 进行耦合，充分发挥二者优势，提出一种基于 PLSR-DNN 耦合方法的 TBM 净掘进速率预测模型。利用兰州水源地建设工程输水隧洞双护盾 TBM 施工实测数据，验证预测模型的优越性和合理性，可为相关 TBM 隧洞施工评价预测提供科学参考和借鉴。

2 基于 PLSR-DNN 的耦合建模方法

2.1 偏最小二乘回归法（PLSR）

PLSR 是一种主成分回归分析方法，其突出优点是能够克服多个变量间的多重共线性^[28]，可有效

解决多因变量对多自变量的多元回归问题。当只考虑一个因变量时，其基本原理如下^[29-30]：假定有一个因变量 y 和 p 个自变量 $x_1, x_2, x_3, \dots, x_p$ ，样本数为 n ，由此构成的矩阵 $Y=[y]_{n \times 1}$ 和 $X=[x_1, x_2, x_3, \dots, x_p]_{n \times p}$ 。分别在 X 和 Y 中提取成分 t_1 和 u_1 ，其中 t_1 是 $x_1, x_2, x_3, \dots, x_p$ 的线性组合， u_1 是 Y 的线性组合（ $u_1 = y$ ）。提取成分时，原矩阵中的信息应尽可能多的包含在 t_1 和 u_1 中，且 t_1 和 u_1 的相关性要能够达到最大。

提取第一对成分后，分别实施 X 和 Y 对 t_1 的回归，如果回归方程此时已达到满意精度，可停止提取；否则，在剩余信息中继续提取第 2 对成分。按照此规则循环，直至达到满意的精度为止。PLSR 通常不必选择全部的成分来进行回归建模，只需选择前 m 个成分（即主成分）便可获得具有较好预测能力的模型。确定主成分个数，通常采用交叉有效性分析法。若最终对 X 提取 m 个成分 $t_1, t_2, t_3, \dots, t_m$ （ $m < n$ ），偏最小二乘回归实施因变量 y 对 $t_1, t_2, t_3, \dots, t_m$ 的回归，然后再将其转换为 Y 对原始自变量 X 的回归方程，即偏最小二乘回归方程。偏最小二乘回归方法的具体流程，如图 1 所示。

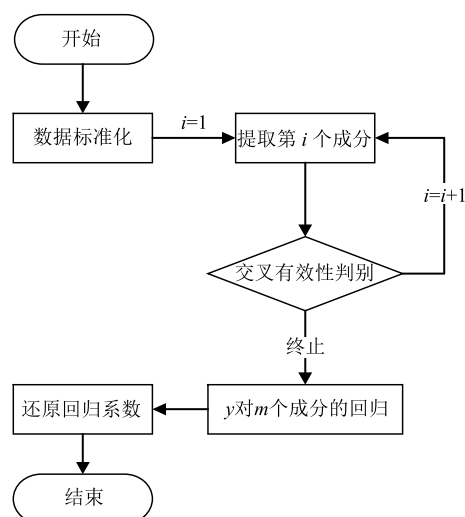


图 1 偏最小二乘回归分析流程图

Fig.1 Flowchart of partial least squares regression

2.2 深度神经网络模型（DNN）

神经网络属于人工智能的范畴，可以反映网络输入参数与输出目标间的高度非线性映射关系，揭示样本中所包含的非线性关系，并通过模拟大脑信息处理机制，对多成因、复杂的未知变量进行灵活处理^[31]。近年来，随着人工智能与深度学习的快速发展，深度神经网络（DNN）得到极大的关注和应

用,它通过多层非线性变换,将低级特征组合在一起形成更抽象的高级特征^[32]。与传统的单隐含层神经网络(例如 BP 神经网络)相比,深度神经网络非线性表达能力更强,各隐含层之间完全连接,通过逐层学习不断减小模型的预测误差,可避免 BP 神经网络易陷入局部极小值和梯度消失等问题。典型的深度神经网络模型结构,包括输入层、隐含层和输出层,如图 2 所示。层数越多,节点越多,模型训练效果也就越好,甚至可以达到 100% 的拟合精度。然而,随之带来的后果是模型过拟合,模型在测试数据上的预测效果严重降低。一般来说,要考虑模型训练的有效深度,使其达到较好的预测效果而不出现过拟合情况。因此,尽管模型中隐含层数量对预测精度有一定影响,但并非越多越好。这里以 4 个隐含层为例说明,隐含层的非线性激活函数采用 ReLU 函数,改函数可提高网络泛化能力并避免梯度消失问题且预测精度高。输出层的激活函数采用传统的 Sigmoid 函数。

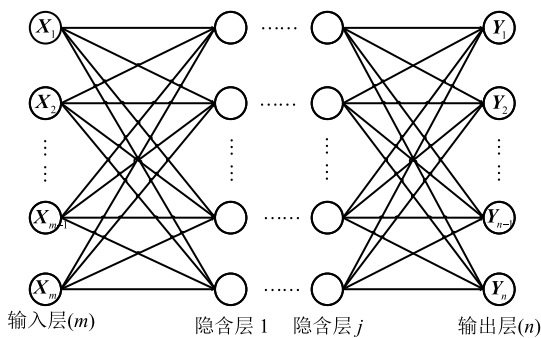


图 2 典型的深度神经网络模型结构

Fig.2 Typical deep neural network model structure

2.3 基于 PLSR 与 DNN 的耦合建模

偏最小二乘回归与神经网络方法耦合建模在爆破振动预测^[28]、大坝监测^[33-34]等领域已有应用。然而,这里需要指出的是:①该耦合方法尚未应用于 TBM 净掘进速率预测,应用效果如何,不得而知;②已有方法采用的是 BP 神经网络,而非深度神经网络(DNN)。基于此,有必要探索如何综合利用 PLSR 与 DNN 的各自优势,建立耦合预测模型。PLSR 与 DNN 耦合建模思想如下:首先,利用 PLSR 进行自变量的主成分提取,提取出对系统解释性最强的信息,有效解决变量间的多重共线性影响;然后将 PLSR 提取的 m 个主成分作为 DNN 的输入层,将其代替原有的自变量进行训练求解,以减少神经网络的输入节点,加快其求解的速度并增强模型的稳定性。PLSR 与 DNN 耦合建模的具体步骤如下:

(1) 数据标准化。根据文献[35],将样本中的自变量矩阵 $\mathbf{X}$ 和因变量矩阵 $\mathbf{Y}$ 进行标准化处理,然后分别得到标准化后的矩阵 $\mathbf{E}_0$ 和 $\mathbf{F}_0$ 。

(2) 提取主成分。从 $\mathbf{E}_0$ 中提取一个成分 $t_1 = \mathbf{E}_0 \mathbf{w}_1$, 其中: $\mathbf{w}_1 = \frac{\mathbf{E}_0^T \mathbf{F}_0}{\|\mathbf{E}_0^T \mathbf{F}_0\|}$, 且 $\|\mathbf{w}_1\| = 1$, 实施 $\mathbf{E}_0$ 和 $\mathbf{F}_0$ 在 t_1 上的回归, 即

$$\mathbf{E}_0 = t_1 \mathbf{p}_1^T + \mathbf{E}_1 \quad (1)$$

$$\mathbf{F}_0 = t_1 \mathbf{r}_1^T + \mathbf{F}_1 \quad (2)$$

式中: $\mathbf{p}_1$ 和 $\mathbf{r}_1$ 为回归系数矩阵; $\mathbf{E}_1$ 和 $\mathbf{F}_1$ 为残差矩阵。

$$\mathbf{p}_1 = \frac{\mathbf{E}_0^T t_1}{\|t_1\|^2} \quad (3)$$

$$\mathbf{r}_1 = \frac{\mathbf{F}_0^T t_1}{\|t_1\|^2} \quad (4)$$

检查是否已经收敛,若回归方程已经收敛,则停止主成分的提取;若回归方程不收敛,则对残差矩阵继续进行成分提取,并重新进行回归分析。

(3) 确定主成分个数。根据交叉有效性分析方法^[34],对于 $i=1,2,\dots,n$,可定义因变量 $\mathbf{Y}$ 的预测误差平方和为 PRESS_h , 有

$$\text{PRESS}_{hj} = \sum_{j=1}^p \sum_{i=1}^n (y_{ij} - \hat{y}_{hj(-i)})^2 \quad (5)$$

当 PRESS_h 最小时,对应的 h 值即为确定的主成分个数。若回归方程不稳定,拟合误差较大,方程对样本的变化非常敏感,此时 PRESS_h 值增大^[36]。

(4) 耦合模型训练。将前一步得到的 m 个主成分作为深度神经网络的输入层进行训练求解。

(5) 耦合模型预测。将待预测参数矩阵进行标准化处理,然后将其代入偏最小二乘回归模型,得到相应的主成分矩阵,再以此作为深度神经网络的输入层进行训练,最后计算得到预测值。

由此可见,基于 PLSR 与 DNN 耦合方法建立的 TBM 净掘进速率预测模型,充分利用了两种方法的核心优势,既解决了参数多重共线性问题,避免了过拟合现象,又提高了模型的稳定性和预测精度,具有较好的工程应用价值。

3 工程概况

兰州市水源地建设工程位于甘肃省临夏州永靖县及兰州市西固区境内,以黄河刘家峡水库为水源地向兰州市供水,工程包括取水口、输水隧洞、输

水管线及水厂等主要建筑物。其中, 输水隧洞是控制性工程, 总长 31.57 km, 采用 TBM 为主、钻爆法为辅的施工方式。隧洞设计开挖洞径 5.46 m, 衬砌后洞径 4.60 m^[37]。TBM 施工段长约 26.0 km, 由两台双护盾 TBM 相向同时施工。TBM1 施工段长 12.426 km, TBM2 施工段长 13.259 km^[38]。TBM1 由 5#施工支洞进洞, 支洞全长 3.544 km, 设计纵坡 -2.37%, 为下坡掘进; TBM2 由 6#施工支洞进洞后沿主洞向进口方向掘进。输水隧洞主洞的 TBM 掘进段均为上坡掘进, 设计纵坡为 0.1%。两台 TBM 的主要设计参数见参考文献[39]。

输水隧洞平均埋深约 500 m, 最大覆盖层厚度为 918 m。TBM 掘进过程中, 隧洞沿线穿越地层岩性主要为石英片岩、闪长岩、花岗岩、白垩系泥质砂岩以及变质安山岩等。其中: ①石英片岩, 岩石坚硬, 以片状构造为主, 片理较发育; ②闪长岩,

岩石坚硬, 抗风化能力强, 节理发育较少, 岩体完整性好; ③花岗岩, 岩石坚硬, 抗风化能力强, 多呈岩脉状侵入产出, 与围岩接合较好, 岩体完整性好; ④白垩系泥质砂岩, 由于受构造的影响, 局部产状变化较大, 节理较发育, 岩体完整性一般, 遇水易发生崩解; ⑤变质安山岩, 抗风化能力强, 节理不发育, 岩体完整性较好。输水隧洞线路工程地质剖面情况见图 3。

根据《水利水电工程地质勘察规范》(GB50487—2008)^[40]附录 N 围岩分类方法, 围岩类型主要为 III 类, 占 47.5%; II 类和 IV 类次之, 分别占 35.7% 和 15.3% 左右; V 类较少, 约占 1.5%。输水隧洞沿线的地下水类型主要为第四系孔隙潜水、基岩孔隙潜水, 隧洞总体位于地下水位以下, 初步估算 TBM1 施工段的最大涌水量为 400 m³/h。总体上, 隧洞穿越地层的围岩情况适宜采用 TBM 法施工。

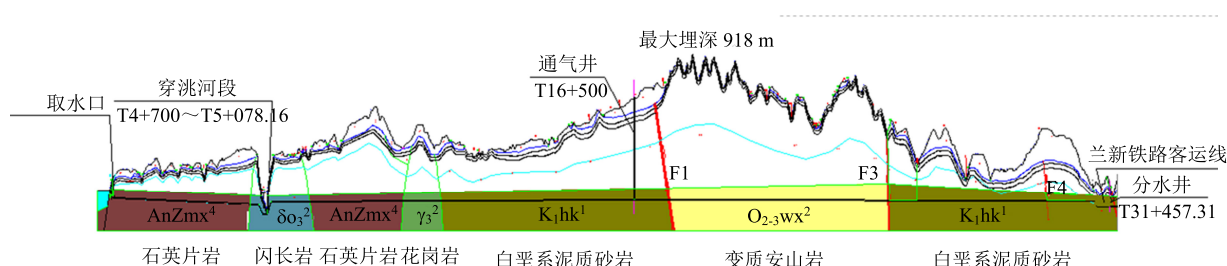


图 3 输水隧洞线路区工程地质剖面图

Fig.3 Engineering geological section of the water conveyance tunnel

4 TBM 净掘进速率耦合预测模型

4.1 参数选取与数据来源

TBM 净掘进速率影响因素种类繁多, 包括围岩地质条件、机械条件、掘进参数以及施工管理水平等。研究与实践表明^[1], TBM 净掘进速率预测常用的影响因素及其指标主要有岩石单轴抗压强度、岩石单轴抗拉强度、岩石耐磨性、结构面产状、岩体完整性系数、机械参数、掘进参数、地下水 and 地应力等。鉴于双护盾 TBM 施工特点, 难以直接观察测量掌子面的围岩情况, 目前用于表征岩体不连续性的参数大多由工程人员主观臆测得到, 这些参数在预测分析时无法直接采用^[1]。掘进参数包括刀盘推力、刀盘转速、刀盘扭矩及贯入度等, 其中刀盘推力和刀盘转速是主动控制的, 而刀盘扭矩和贯入度等参数是从动的, 因此, 分析时可选择刀盘推力和刀盘转速两个指标。地下水虽然对 TBM 掘进速率有一定影响, 但目前普遍认为地下水情况对净掘进速率影响不是很大, 且地下水的影响难以定量。

由于兰州水源地输水隧洞工程所在区域不存在高地应力现象, 因此, 本研究并未考虑高地应力的影响。预测模型中常用的参数指标见表 1。

进行 TBM 净掘进速率预测时, 影响参数的选取并非越多越好。一方面, 考虑参数较多则模型较为复杂, 应用起来不方便; 另一方面, 一些参数相对较难准确获取, 且与 TBM 净掘进速率之间的相关性并不高, 考虑这些参数对模型的预测精度影响不大。最终, 模型参数的选取应综合考虑参数的易得性、预测的准确性、模型的复杂性以及以往研究的使用频率等原则来做决定^[1]。根据上述分析, 最终选取岩石单轴抗压强度 (UCS)、岩石单轴抗拉强度 (BTS)、刀盘推力 (TF)、刀盘转速 (RPM)、岩体完整性系数 (K_v) 和岩石耐磨性指数 (CAI) 等 6 个参数作为自变量。在兰州水源地建设工程输水隧洞 TBM 施工数据库中, 剔除了一些影响建模的变异性数据, 选取了 50 组具有代表性的实测数据作为最终的样本数据, 在表 2 中给出了样本数据中不同变量的描述性统计情况。其中, 对于岩石单轴

抗压强度、岩石单轴抗拉强度、岩体完整性系数和岩石耐磨性指数等参数,均通过室内试验获得;刀盘推力、刀盘转速及 TBM 净掘进速率等掘进参数,则根据隧洞施工现场的地质值班日报采集获取。

表 2 样本数据中变量的描述性统计

Table 2 Descriptive statistics of the database variables

变量	UCS / MPa	BTS / MPa	TF / (10 ³ kN)	RPM / (r/min)	K_v	CAI	PR /(mm · min ⁻¹)
极差	50.000	9.000	6.550	3.400	0.400	2.350	31.840
最小值	20.000	1.000	3.200	4.200	0.450	0.750	38.500
最大值	70.000	10.000	9.750	7.600	0.850	3.100	70.340
平均值	50.700	5.320	6.010	6.020	0.630	2.020	55.480
标准差	16.537	3.437	2.123	0.911	0.123	0.944	7.624

4.2 参数相关性分析

通过计算得到了不同变量之间的相关系数,见表 3。由表可见,自变量之间存在较严重的相关性。例如,岩石单轴抗压强度与刀盘推力、刀盘转速之间的相关性均较高,岩石单轴抗拉强度与刀盘推力、刀盘转速之间也存在较高的相关性。这是因为刀盘推力、刀盘转速等掘进参数实际上是根据围岩地质情况动态调整的。一般而言,围岩强度越高,所需推力也就越大,所以它们之间存在着明显的相关性,而这些参数变量之间的相关性往往会对 TBM 净掘进速率建模分析造成不利影响。

自变量间的多重共线性问题,会导致预测模型出现不稳定^[41]。传统的多元线性回归及神经网络等方法无法消除这种多重共线问题,常用解决方法有主成分回归、逐步回归和偏最小二乘回归等。然而,主成分回归没有充分考虑提取的主成分与因变量间的关系,导致预测精度较低。逐步回归通过剔除具有高度相关性的变量来解决多重相关性的影响,导致模型可解释性大大降低,模型拟合精度和预测效果也有所降低。基于此,有必要采用偏最小二乘回归来消除变量间的多重共线性影响。

表 3 变量间相关系数矩阵

Table 3 Correlation coefficient matrix between variables

自变量	PR	UCS	BTS	TF	RPM	K_v	CAI
PR	1	-0.858	-0.840	-0.862	-0.847	-0.726	-0.724
UCS		1	0.868	0.862	0.856	0.645	0.854
BTS			1	0.904	0.729	0.671	0.874
TF				1	0.770	0.656	0.845
RPM					1	0.635	0.675
K_v						1	0.408
CAI							1

由工程实践可知,在单一地层条件下,净掘进速率与刀盘推力和转速之间呈现正相关关系,随着推力和转速的增大而增大。然而,对于复杂地质条件,特别是软硬岩石交替出现的地层,净掘进速率与刀盘推力和转速之间的关系变得复杂,有时呈负相关性(见表 3)。这与单一地层条件下净掘进速率与刀盘推力和转速之间的正相关性并不矛盾。原因在于不同岩性的强度与耐磨性相差较大,导致净掘进速率差别较大。硬岩条件下,即使 TBM 刀盘推力和转速较高,净掘进速率却始终较缓慢;而软岩条件下,即使刀盘推力和转速不高,净掘进速率也相对较快。因此,复杂地质条件下 TBM 净掘进速率与刀盘推力和转速之间呈负相关性,是符合实际情况^[42]。需要注意的是,这一结论建立在兰州水源地建设工程输水隧洞双护盾 TBM 刀盘推力和刀盘转速的范围内,该范围以外的规律性有待考证。

4.3 PLSR-DNN 耦合预测模型及其效果分析

采用 Minitab 进行偏最小二乘回归,可计算得到 PRESS 值随主成分个数增加的变化(见图 4)。

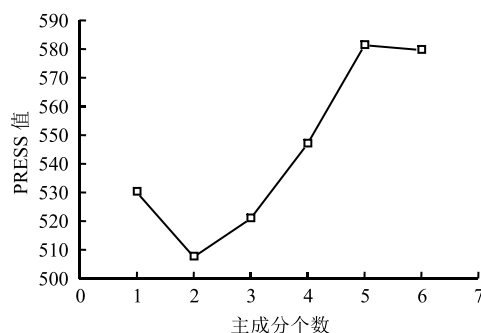


图 4 PRESS 值随主成分增加的变化

Fig.4 Variation of the PRESS value with increase of principal component

由图 4 可知,当提取两个主成分时 PRESS 值最低,只要需提取 t_1 、 t_2 两个主成分即可,2 个主成分的表达式为

$$\begin{bmatrix} t_1 \\ t_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -0.437 & 0.077 \\ -0.433 & 0.222 \\ -0.433 & 0.118 \\ -0.401 & -0.347 \\ -0.342 & -0.717 \\ -0.399 & 0.635 \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} \hat{X}_1 \\ \hat{X}_2 \\ \hat{X}_3 \\ \hat{X}_4 \\ \hat{X}_5 \\ \hat{X}_6 \end{bmatrix} \quad (6)$$

式中: $\hat{X}_1$ 、 $\hat{X}_2$ 、 $\hat{X}_3$ 、 $\hat{X}_4$ 、 $\hat{X}_5$ 、 $\hat{X}_6$ 分别为 UCS、BTS、TF、RPM、 K_v 、CAI 标准化后的值。

将 PLSR 提取的两个主成分 t_1 、 t_2 作为深度神经网络的输入层,此时输入层神经元节点数就由原

来的6个减少为2个,而输出层只有一个节点,即TBM净掘进速率PR,达到了降低维度的效果。深度神经网络的隐含层节点数的选择,非常重要,它是训练时出现“过拟合”现象的直接原因,且对模型的性能影响很大^[32]。经过计算发现,当隐含层神经元节点数为80时,PR实测值和预测值的相关系数最高,误差也最小。因此,可确定深度神经网络的各层神经元节点数分别为(2, 80, 80, 80, 80, 1)。经神经网络训练和测试后得到50组PR预测值,实测值和预测值的对比,如图5、6所示。

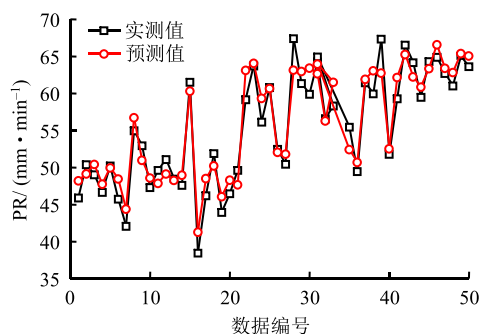


图5 PR 实测值和模型预测值的对比
Fig.5 Comparison between the measured PR and predicted PR

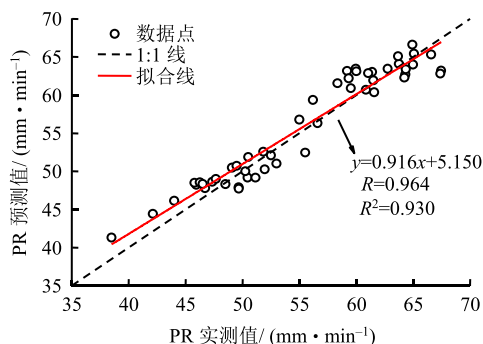


图6 PR 回归散点图
Fig.6 Scatter plot of PR

由图5可见,50组样本数据中的PR实测值和预测值均十分接近。由图6可见,PR实测值和预测值之间的误差较小,二者的线性拟合直线接近1:1线,相关系数 R 为0.964。计算结果表明,50组PR预测值中,最大相对误差7.35%,平均相对误差2.96%,总体上相对误差较小。可见,TBM净掘进速率耦合预测模型的拟合精度较高。

5 与其他预测模型对比验证

5.1 模型拟合精度对比

为进一步验证利用PLSR-DNN耦合方法建立的TBM净掘进速率预测模型拟合精度,基于上述

50组数据,又分别建立了TBM净掘进速率的PLSR预测模型、DNN预测模型、BP神经网络预测模型以及支持向量回归(SVR)预测模型。5种PR预测模型的拟合效果对比见表4。

由表4可见,PLSR-DNN耦合模型拟合得到的PR预测值和实测值之间的相关系数 R 最大,平均相对误差最小,拟合精度整体上优于其他四种预测模型。表4列出的5个预测模型中,PLSR预测模型拟合精度最差,这也说明偏最小二乘回归分析方法虽然能够解决自变量间的多重共线性影响,但其作为一种线性分析方法,处理非线性问题的能力较差,不建议单独使用;而深度神经网络作为处理非线性问题的有效工具,有着较好的拟合精度。由此可见,将两种方法耦合在一起,有着良好的拟合效果。而对于深度神经网络、BP神经网络以及支持向量回归这3个机器学习算法而言,深度神经网络在这里具有最好的拟合效果。

表4 不同预测模型的拟合精度对比

Table 4 Comparisons of fitting accuracy for different prediction models

参数	相关系数 R	最大误差 / (mm · min ⁻¹)	平均误差 / (mm · min ⁻¹)	最大相对误差/%	平均相对误差/%
PLSR	0.921	7.01	2.35	15.15	4.42
DNN	0.956	6.37	1.98	12.56	3.67
PLSR-DNN	0.964	4.57	1.76	7.35	2.96
BPNN	0.940	8.12	2.11	18.29	3.99
SVR	0.945	5.89	2.75	13.22	4.03

5.2 模型预测精度对比

为进一步分析不同方法的适用性与合理性,验证利用基于PLSR-DNN耦合模型的TBM净掘进速率预测精度,从兰州水源地建设工程输水隧洞TBM施工数据库中重新随机抽取15组实测数据,将PLSR模型、DNN模型、PLSR-DNN模型、BP神经网络模型和SVR模型预测得到的PR值与实测值进行对比,并计算得到了5种预测模型的相对误差结果,如图7所示。

由图7可知,由PLSR-DNN耦合模型预测得到的PR值最接近实测值,其相对预测误差最小,15组验证数据中的最大相对预测误差为8.33%,平均相对预测误差为3.27%。经验证对比发现,PLSR-DNN耦合模型的预测效果最好,优于其他4种预测模型,进一步验证了耦合预测模型的有效性和可靠性。由此可见,将两种方法耦合建立预测模型,其预测精度是可以得到保证的。综上所述,利用PLSR和DNN耦合方法建立的TBM净掘进速率预测模型,是合理的、有效的。

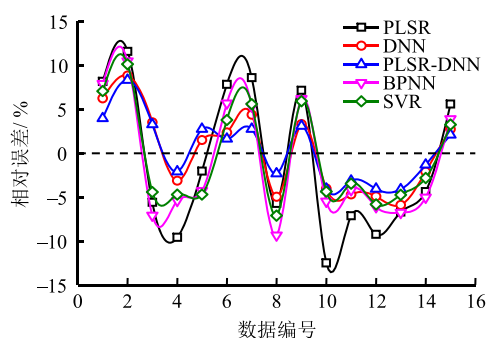


图7 不同模型预测相对误差对比

Fig.7 Comparisons of relative prediction errors for different models

6 讨论

本文依托兰州水源地建设工程输水隧洞双护盾 TBM 施工实测数据,提出了一种新的 TBM 净掘进速率预测模型。该模型的显著优势在于:①吸取了 PLSR 和 DNN 两种方法的优点,避免各自存在的缺陷,具有很高的拟合精度和预测精度;②所选取的样本数据来源涵盖火成岩、沉积岩和变质岩,既有硬岩,也有软岩,围岩类型覆盖面较广,围岩地质条件具有较强的普遍性;③综合考虑了岩体参数和掘进参数,参数选取也较为全面。

然而,提出的预测模型也有一定的适用条件和不足之处,例如由于依托工程 TBM 设备已选定,机械参数的变化(滚刀直径、刀间距等)无法考虑;断层破碎带等地质条件较差的洞段已采用钻爆法处理,因此不同地质条件下的数据样本相对有限等。

总体上来看,本文提出的 TBM 净掘进速率预测模型在参数多重共线性处理和预测精度方面具有显著优势。在不考虑 TBM 机械参数变化和隧洞地质条件变化并非十分复杂的情况下,本文提出的 TBM 净掘进速率预测模型表现出色,可推广应用于类似 TBM 隧洞施工评价预测,为其提供科学参考。

7 结论

(1) 利用 PLSR 提取自变量中对因变量解释性较强的主成分,作为新的神经网络的输入层,降低了神经网络的输入维度,简化了网络结构,克服了变量间的多重共线性影响。

(2) 利用偏最小二乘回归与深度神经网络耦合模型预测 TBM 净掘进速率,避免了单独采用两种方法时存在的过拟合与拟合不足现象,模型具有收敛速度快、求解稳定和拟合精度高等优点。

(3) 利用 PLSR-DNN 耦合模型预测 TBM 净掘进速率,其拟合精度和预测效果较好,拟合和预测

相对误差均不超过 10%,拟合平均相对误差为 2.96%,预测平均相对误差为 3.27%,优于分别利用 PLSR 和 DNN 方法所建立的预测模型,同时也优于 BP 神经网络模型和支持向量回归模型。

(4) 鉴于地质条件的复杂性、机械设备的多样性和施工的随机性等,准确预测 TBM 净掘进速率是十分困难的。利用偏最小二乘回归与深度神经网络耦合方法建立的 TBM 净掘进速率预测模型适用于与本研究条件相似的隧道(洞)工程。

该预测模型在其他条件下的适用性,有待更多的工程实例验证,并不断改进和完善。

参考文献

- [1] 刘泉声, 刘建平, 潘玉丛, 等. 硬岩隧道掘进机性能预测模型研究进展[J]. 岩石力学与工程学报, 2016, 35(增刊 1): 2766-2786.
LIU Quan-sheng, LIU Jian-ping, PAN Yu-cong, et al. Research advances of tunnel boring machine performance prediction models for hard rock[J]. *Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering*, 2016, 35(Suppl.1): 2766-2786.
- [2] 吴鑫林, 张晓平, 刘泉声, 等. TBM 岩体可掘性预测及其分级研究[J]. 岩土力学, 2020, 41(5): 1721-1729, 1739.
WU Xin-lin, ZHANG Xiao-ping, LIU Quan-sheng, et al. Prediction and classification of rock mass boreability in TBM tunnel [J]. *Rock and Soil Mechanics*, 2020, 41(5): 1721-1729, 1739.
- [3] SANIO H P. Prediction of the performance of disc cutters in anisotropic rock[J]. *International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences & Geomechanics Abstracts*, 1985, 22(3): 153-161.
- [4] BOYD R J. Hard rock continuous mining machine: Mobile Miner MM-120[C]//Rock Excavation Engineering Seminar. Queensland: University of Queensland, 1986: 618-626.
- [5] ROSTAMI J. Development of a force estimation model for rock fragmentation with disc cutters through theoretical modeling and physical measurement of crushed zone pressure[D]. Colorado: Colorado School of Mines, 1997.
- [6] TARKOY P J. Predicting TBM penetration rates in selected rock types[C]//Proceedings of the Ninth Canadian Rock Mechanics Symposium. Montreal: [s. n.], 1973.
- [7] GRAHAM P C. Rock exploration for machine

- manufacturers[J]. **Exploration for Rock Engineering**, 1976: 173-180.
- [8] NELSON P P. Tunnel boring machine performance in sedimentary rock[D]. Ithaca: The Graduate School of Cornell University, 1983.
- [9] BRULAND A. Hard rock tunnel boring[D]. Trondheim, Norway: Norwegian University of Science and Technology (NTNU), 1999.
- [10] BARTON N R. TBM tunneling in jointed and faulted rock[M]. Boca Raton: CRC Press, 2000: 170-175.
- [11] ALBER M. Advance rates of hard rock TBMs and their effects on project economics[J]. **Tunnelling and Underground Space Technology**, 2000, 15(1): 55-64.
- [12] GRIMA M A, BRUINES P A, VERHOEF P N W. Modeling tunnel boring machine performance by neuro-fuzzy methods[J]. **Tunneling and Underground Space Technology**, 2000, 15(3): 259-269.
- [13] BENARDOS A G, KALIAMPAKOS D C. Modeling TBM performance with artificial neural networks[J]. **Tunnelling and Underground Space Technology**, 2004, 19: 597-605.
- [14] BIENIAWSKI Z, CELADA B, GALERA J M. TBM excavability: prediction and machine-rock interaction[C]// Proceedings of RETC. Toronto: [s. n.], 2007: 1118-1130.
- [15] YAGIZ S, GOKCEOGLU C, SEZER E, et al. Application of two non-linear prediction tools to the estimation of tunnel boring machine performance[J]. **Engineering Applications of Artificial Intelligence**, 2009, 22(4): 808-814.
- [16] GONG Q M, ZHAO J. Development of a rock mass characteristics model for TBM penetration rate prediction[J]. **International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences**, 2009, 46(1): 8-18.
- [17] HASSANPOUR J, ROSTAMI J, ZHAO J. A new hard rock TBM performance prediction model for project planning[J]. **Tunnelling and Underground Space Technology**, 2011, 26(5): 595-603.
- [18] DELISIO A, ZHAO J. A new model for TBM performance prediction in blocky rock conditions[J]. **Tunnelling and Underground Space Technology**, 2014, 43: 440-452.
- [19] 杜立杰, 齐志冲, 韩小亮, 等. 基于现场数据的 TBM 可掘性和掘进性能预测方法[J]. **煤炭学报**, 2015, 40(6): 1245-1256.
- DU Li-jie, QI Zhi-chong, HAN Xiao-liang, et al. Prediction method for the boreability and performance of hard rock TBM based on boring data on site[J]. **Journal of China Coal Society**, 2015, 40(6): 1245-1256.
- [20] FATTAHI H, MORADI A. Risk assessment and estimation of TBM penetration rate using RES-based model[J]. **Geotechnical and Geological Engineering**, 2017, 35: 365-376.
- [21] LIU Q S, LIU J P, PAN Y C, et al. A case study of TBM performance prediction using a Chinese rock mass classification system—Hydropower Classification (HC) method[J]. **Tunnelling and Underground Space Technology**, 2017, 65: 140-154.
- [22] 王健, 王瑞睿, 张欣欣, 等. 基于 RMR 岩体分级系统的 TBM 掘进性能参数预测[J]. **隧道建设**, 2017, 37(6): 700-707.
- WANG Jian, WANG Rui-rui, ZHANG Xin-xin, et al. Estimation of TBM performance parameters based on rock mass rating (RMR) system[J]. **Tunnel Construction**, 2017, 37(6): 700-707.
- [23] ARMAGHANI D J, FARADONBEH R S, MOMENI E, et al. Performance prediction of tunnel boring machine through developing a gene expression programming equation[J]. **Engineering with Computers**, 2018, 34: 129-141.
- [24] 龚秋明, 赵坚, 张喜虎. 岩石隧道掘进机的施工预测[J]. **岩石力学与工程学报**, 2004, 23(增刊 2): 4709-4714.
- GONG Qiu-ming, ZHAO Jian, ZHANG Xi-hu. Performance prediction of hard rock TBM tunneling [J]. **Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering**, 2004, 23(Suppl.2): 4709-4714.
- [25] GONG Q M. Development of a rock mass characteristics model for TBM penetration rate prediction[D]. Singapore: Nanyang Technological University, 2005.
- [26] 朱殿华, 宋立玮, 郭伟. 硬岩掘进机可掘进性分级性能预测模型的建立及实施[J]. **机械设计**, 2018, 35(1): 22-28.
- ZHU Dian-hua, SONG Li-wei, GUO Wei. Establishment and implementation of TBM performance prediction model under rock classification conditions[J]. **Journal of Machine Design**, 2018, 35(1): 22-28.
- [27] NELSON P P, ALJALIL Y A, LAUGHTON C. Tunnel boring machine project data bases and construction simulation[R]. Austin, Texas: The University of Texas at Austin, 1994: 708-712.
- [28] 史秀志, 武永猛, 唐礼忠, 等. 偏最小二乘回归神经网络模型在爆破振动峰值速度预测中的应用[J]. **振动与**

- 冲击, 2013, 32(12): 45-49.
- SHI Xiu-zhi, WU Yong-meng, TANG Li-zhong, et al. Application of neural network model with partial least square regression in prediction of peak velocity of blasting vibration[J]. **Journal of Vibration and Shock**, 2013, 32(12): 45-49.
- [29] WOLD S, ALBANO C, DUNN M, et al. Pattern regression finding and using regularities in multivariate data[M]. London: Analysis Applied Science Publication, 1983.
- [30] 王慧文. 偏最小二乘回归方法及其应用[M]. 北京: 国防工业出版社, 1999: 24-35.
- WANG Hui-wen. Partial least squares regression method and its application[M]. Beijing: National Defense Industry Press, 1999: 24-35.
- [31] 熊帆, 胡志平, 任翔, 等. 基于 Matlab 的 BP 神经网络在预测 TBM 掘进速度中的应用[J]. 现代隧道技术, 2017, 54(5): 101-107.
- XIONG Fan, HU Zhi-ping, REN Xiang, et al. Matlab-based BP neural network applied to the prediction of TBM advance rate[J]. **Modern Tunnel Technology**, 2017, 54(5): 101-107.
- [32] 谢加盈, 郭鹏. 基于多变量选择的深度神经网络功率曲线建模[J]. 华电技术, 2019, 41(8): 27-31.
- XIE Jia-ying, GUO Peng. Deep neural network modeling on power curve based on multi-variable selection[J]. **Huadian Technology**, 2019, 41(8): 27-31.
- [33] 邓念武, 邱福清. 偏最小二乘回归神经网络模型在大坝观测资料分析中的应用[J]. 岩石力学与工程学报, 2002, 21(7): 1045-1048.
- DENG Nian-wu, QIU Fu-qing. Application of neural network model with partial least-squares regression into interpretation on observation data of dam[J]. **Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering**, 2002, 21(7): 1045-1048.
- [34] 吕蓓蓓, 杨远斐. 偏最小二乘法与神经网络耦合的大坝监测模型[J]. 人民黄河, 2013, 35(3): 84-85, 89.
- LÜ Bei-bei, YANG Yuan-fei. Dam monitoring model based on coupling of partial least square regression and artificial neural network modern tunnel technology[J]. **Yellow River**, 2013, 35(3): 84-85, 89.
- [35] 尚昆波. 基于 PLS 与神经网络的数据建模方法研究[D]. 北京: 华北电力大学, 2014: 78-85.
- SHANG Kun-bo. Research on data modeling method based on partial least squares and neural network[D]. Beijing: North China Electric Power University, 2014: 78-85.
- [36] 张恒喜. 小样本多元数据分析方法及应用[M]. 西安: 西北工业大学出版社, 2002: 102-108.
- ZHANG Heng-xi. Analysis method and application of small sample multivariate data[M]. Xi'an: Northwestern Polytechnical University Press, 2002: 102-108.
- [37] 闫长斌, 姜晓迪, 杨继华, 等. 考虑地质适宜性和滚刀直径的 TBM 刀具消耗预测[J]. 隧道建设, 2018, 38(7): 1243-1250.
- YAN Chang-bin, JIANG Xiao-di, YANG Ji-hua, et al. Prediction of TBM cutter consumption considering geological suitability and disc cutter diameter[J]. **Tunnel Construction**, 2018, 38(7): 1243-1250.
- [38] 郭卫新, 杨继华, 齐三红, 等. 花岗岩地层双护盾 TBM 卡机原因分析及处理措施[J]. 资源环境与工程, 2017, 31(5): 610-613.
- GUO Wei-xin, YANG Ji-hua, QI San-hong, et al. Cause analysis and treatment measures of double shield TBM blocked in granite stratum[J]. **Resources Environment and Engineering**, 2017, 31(5): 610-613.
- [39] 闫长斌, 樊明辉, 陈馈, 等. 基于岩渣粒径分布规律的 TBM 刀具消耗分析[J]. 煤炭学报, 2020, 45(12): 4216-4227.
- YAN Chang-bin, FAN Ming-hui, CHEN Kui, et al. Analysis on TBM cutter consumption based on the particle size distribution of rock debris[J]. **Journal of China Coal Society**, 2020, 45(12): 4216-4227.
- [40] 中华人民共和国水利部. GB50487—2008 水利水电工程地质勘察规范[S]. 北京: 中国计划出版社, 2009.
- Ministry of Water Resources of People's Republic of China. GB50487—2008 Code for geologic investigation of water resources and hydropower engineering[S]. Beijing: China Planning Press, 2009.
- [41] KULKAMI S G, CHAUDHARY A K, NANDI S, et al. Modeling and monitoring of batch processes using principal component analysis (PCA) assisted generalized regression neural networks (GRNN)[J]. **Biochemical Engineering Journal**, 2004, 18(3): 193-210.
- [42] 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): 26-32.
- YAN Chang-bin, JIANG Xiao-di. Prediction model of TBM net penetration rate based on parameters of rock mass and tunneling[J]. **Modern Tunneling Technology**, 2020, 57(2): 26-32.