

土仓压力与掘进参数相关性分析及预测模型

成晓元^{1,2}, 凌静秀^{1,2,3}, 黄继辉³, 吴勉^{1,2}

(1.福建工程学院机械与汽车工程学院, 福建福州 350118;

2.福建工程学院福建省数控装备产业技术创新研究院, 福建福州 350118;

3.中建海峡建设发展有限公司, 福建福州 350000)

摘要: 提出一种基于长短期神经网络的深度学习预测模型, 依托现场数据对土仓压力进行预测。结果表明, 在5个可控因素的基础上, 增加与土仓压力具有相关关系的不可控因素作为输入, 评价指标平均绝对误差、均方误差分别降低了0.901%、0.021%, 校正后的决定系数提高了16%, 为土仓压力的精准预测和设定提供了借鉴。

关键词: LSTM(Long Short-Term Memory Network); 深度学习; 土仓压力; 相关性分析

中图分类号: TH113.1

文献标志码: A

文章编号: 1672-4348(2022)01-0013-06

Correlation analysis and prediction model of chamber earth pressure and excavation parameters

CHENG Xiaoyuan^{1,2}, LING Jingxiu^{1,2,3}, HUANG Jihui³, WU Mian^{1,2}

(1.School of Mechanical and Automotive Engineering, Fujian University of Technology, Fuzhou 350118, China;

2. Fujian Institute of Technology Innovation for CNC Equipment Industry, Fujian University of Technology, Fuzhou 350118, China;

3.CSCEC Strait Construction and Development Co.,Ltd., Fuzhou 350000, China)

Abstract: A deep learning prediction model is proposed based on long-term and short-term neural networks to predict chamber earth pressure based on field data. Research results show that on the basis of 5 controllable factors, adding uncontrollable factors related to chamber earth pressure as input, the average absolute error and mean square error of evaluation index have been reduced by 0.901% and 0.021% respectively. The corrected coefficient of determination is increased by 16%, which provides a reference for the accurate prediction and setting of the chamber earth pressure.

Keywords: LSTM; deep learning; soilsilo pressure; correlation analysis

土仓压力是保证土压平衡盾构机正常掘进的重要控制参数之一^[1], 将其控制在合理的范围内, 将有助于掘进施工过程中出现的地表沉降、隆起等问题^[2-3]。盾构机掘进前需要提前设定土仓压力值, 而在实际的施工过程中往往会按照施工经验设定土仓压力值, 这对工程的安全和质量极为不利, 合理预测土仓压力成为国内外学者的重点研究内容之一。

王洪新等^[4]搭建了土压平衡盾构掘进过程

的数理模型。上官子昌等^[5]建立了推进速度等可控因素与土仓压力之间的映射关系。Liu等^[6]基于小二乘支持向量机建立了土压预测模型。李守巨等^[7]基于遗传算法对土仓压力进行预测。

盾构机在掘进过程中, 由于地下环境的高复杂性和不确定性, 影响土仓压力变化的因素众多。而以上的预测模型仅考虑与土仓压力相关的推进速度、螺旋机转速等5个可控因素, 忽略了可能对土仓压力存在影响的其他因素, 因此上述预测模

型缺乏普遍性和准确性。

本文充分考虑在盾构掘进过程中可控因素以及其他因素,并分别与土仓压力进行相关性分析,得到和土仓压力相关性显著的因素作为预测模型 LSTM 的输入,预测下一环的土仓压力。

1 土仓压力与可控因素

土压平衡盾构机掘进面切削下来的泥土填满土仓,借助推进油缸的推力对掘进面加压,形成土仓压力,与掘进面上的水、土压力相抗衡。图 1 为土压平衡盾构机的力学模型。

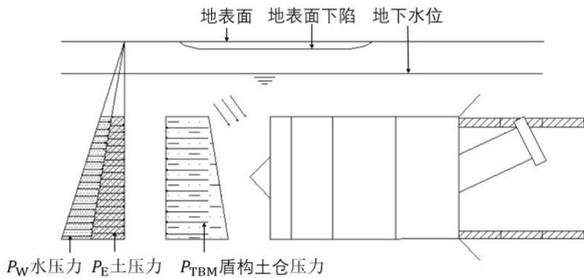


图 1 土仓压力力学模型

Fig.1 Pressure mechanics model of chamber earth

土压平衡盾构正常掘进过程中,当刀盘切削下来的泥土量和螺旋输送机的输土量相平衡时,就实现了掘进面的稳定。基于此种情况,王洪新等^[4]根据土仓-螺旋输送机之间的数学模型(公式(1))、土仓内流量的连续性方程(公式(2))、盾构机掘进时的动力学方程(公式(3))和掘进面土压力和土仓内土压之间的关系(公式(4)),得到螺旋机转速、推进速度、总推力 3 个可控因素和土仓压力之间的关系,见公式(5)。

$$\begin{cases} Q_i = \pi R^2 v = Sv \\ Q_o = \eta \pi (R_1^2 - R_2^2) T n_s \end{cases} \quad (1)$$

式中, Q_i 为土仓进土量, m^3 ; v 为盾构机掘进速度, mm/min ; S 为切削刀盘面积, m^2 ; R 为刀盘半径, mm ; Q_o 为螺旋机出土量, m^3 ; η 为排土效率; A 为螺旋机有效断面积, m^2 ; T 为螺旋机叶片的螺距, mm ; n_s 为螺旋机转速, r/min ; R_1 为螺旋机半径, mm ; r_2 为螺旋机轴半径, mm 。

$$Q_i = Q_o + c_{ep} (p - p_o) + \frac{V_c}{\beta_c} \frac{dp}{dt} \quad (2)$$

式中, c_{ep} 为土仓外泄露系数; p 为土仓压力, MPa ; p_o 为土仓外泄露压力, MPa ; V_c 为土仓容

积, m^3 ; β_c 为土仓内渣土、液体等有效压缩系数。

盾构机正常掘进中掘进面上动力学方程:

$$F - (f + P) = ma \quad (3)$$

其中, F 为盾构机推进过程中的总推力, kN ; f 为推进过程中遇到的总阻力, kN ; P 为掘进面上的土压, MPa ; m 为盾构质量, kN ; a 为掘进加速度, m/s^2 。

$$P = \pi R^2 \lambda p \quad (4)$$

其中, λ 是刀盘开口率, %。

$$\begin{cases} \pi R^2 v - \eta A T n_s + c_{ep} p_o + \frac{V_c}{\beta_c} \frac{dp}{dt} \\ F = f + \pi R^2 \lambda p \end{cases} \quad (5)$$

王洪新^[8]分析了刀盘扭矩的影响因素,给出掘进速度、刀盘转速、刀盘扭矩和土仓压力之间的关系式,见公式(6):

$$T_n = \frac{D^2}{8} \frac{v}{v_d} \left[p \tan^2 \left(\frac{\pi}{4} + \frac{\varphi}{2} \right) + 2c \tan \left(\frac{\pi}{4} + \frac{\varphi}{2} \right) \right] \quad (6)$$

式中, T_n 为刀盘扭矩, $kN \cdot m$; v_d 为刀盘转速, r/min ; φ 为土体内摩擦角, ($^\circ$); c 为掘进面土体黏聚力, kPa ; D 为刀盘直径, mm 。

由以上公式可看出,盾构机正常掘进中,掘进速度 v 、螺旋机转速 n_s 、总推力 F 、刀盘扭矩 T_n 、刀盘转速 v_d 5 个可控因素和土仓压力 p 之间具有非线性依赖关系。但盾构机掘进是一个复杂、多变量且各变量间存在强耦合的现象,仅靠 5 个可控因素建立的预测模型,难以精准预测土仓压力。

2 其他因素与土仓压力的相关性分析

2.1 数据选取和预处理

依托福州市在建的地铁 4 号线,实时监测采集数据并保存至数据库。针对掘进因素的选取及数据清洗,制定以下 5 条数据选取、预处理原则:

(1) 非掘进过程中的数据给予删除,包括停机、机械故障和换装刀盘等状态,确保数据都是在盾构机正常掘进过程中检测到的。

(2) 删除机械电机参数、润土流量、前后端里程、水平偏差、垂直偏差等因素。

(3) 确保所取的掘进参数是在同一地质条件下的,排除因地质条件不同对土仓压力的影响。

(4) 删除施工过程中因施工条件及工艺限制导致的人工大幅度改变掘进参数的数据。

(5) 删除某一因素为 0 时所对应的实时其他因素的数据,确保各数据之间的对应关系。

通过以上原则,确定 407~427 环的数据作为研究对象,总计 20 环,2 579 组数据,31 个掘进因素,包括 5 个可控因素(推进速度、总推力、刀盘转速、刀盘扭矩、螺旋机转速),26 个不可控因素(A 组推进压力、泡沫系统平均压力、螺旋机扭矩等),列出全部因素见表 1。

表 1 各因素编号及与土仓压力的斯皮尔曼相关系数
Tab.1 Number of each factor and the Spearman correlation coefficient with chamber earth pressure

因素编号	因素名称	是否服从正态分布	斯皮尔曼相关系数 r
1	推进速度	是	0.346
2	刀盘转速	否	-0.265
3	刀盘扭矩	是	0.253
4	总推力	是	0.681
5	螺旋机转速	是	0.383
6	A 组推进压力	否	-0.036
7	B 组推进压力	是	0.591
8	C 组推进压力	是	0.156
9	D 组推进压力	是	0.006
10	A 组推进位移	否	-0.152
11	B 组推进位移	否	-0.143
12	C 组推进位移	否	-0.147
13	D 组推进位移	否	-0.163
14	注浆孔 A1 注浆压力	否	0.046
15	注浆孔 A2 注浆压力	否	0.037
16	注浆孔 A3 注浆压力	否	0.045
17	注浆孔 A4 注浆压力	否	-0.012
18	螺旋机压力	是	0.161
19	螺旋机扭矩	是	0.161
20	螺旋机油温	否	-0.241
21	封前仓盾尾密封平均油压	否	0.370
22	封后仓盾尾密封平均油压	否	0.367
23	泡沫系统平均压力	否	0.418
24	泡沫回路平均空气流量	否	0.090
25	泡沫回路平均液体流量	是	0.052
26	铰接系统泵出口压力	否	0.124
27	铰接油缸压力	是	0.010
28	A 组铰接油缸行程	否	0.226
29	B 组铰接油缸行程	否	-0.139
30	C 组铰接油缸行程	否	-0.216
31	D 组铰接油缸行程	否	0.066

对土仓压力和经过前文数据筛选原则挑选出来的 26 个不可控因素和 5 个可控因素共 31 个因素分别做相关性分析。在统计学中,常用皮尔逊相关系数,又称皮尔逊积矩相关系数。使用皮尔逊相关系数对变量有一个条件:适用于服从正态分布的连续型变量。

使用 Origin 绘图软件,分别对 31 个因素绘制正态分布图,判断各因素是否服从正态分布,结果见表 1。并列举部分因素的正态分布图,如图 2、3、4 所示。

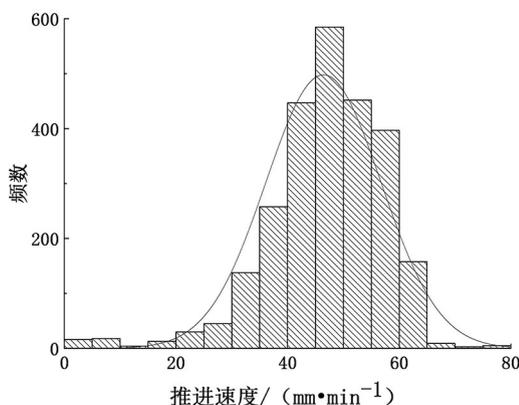


图 2 推进速度正态分布图

Fig.2 Normal distribution diagram of advancing speed

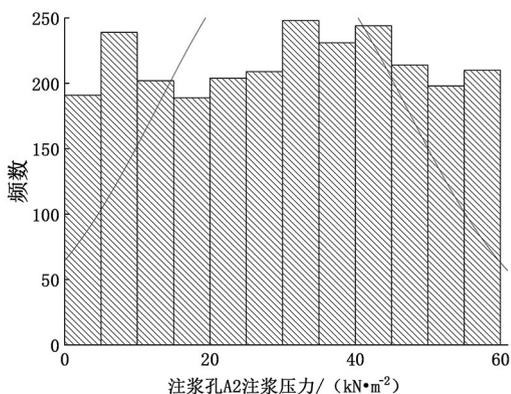


图 3 注浆孔 A2 注浆压力正态分布图

Fig.3 Normal distribution diagram of grouting pressure of grouting hole A2

相较而言,推进速度、B 组推进压力、螺旋机压力等 11 个因素符合正态分布的程度较高,刀盘转速、铰接系统泵出口压力、螺旋机油温等 20 个因素符合正态分布的程度较低,因此本文并不适合使用皮尔逊相关系数。

2.2 斯皮尔曼相关系数

斯皮尔曼等级相关系数,即 Spearman 相关系数,用于衡量定序变量之间的相关程度,且对变量

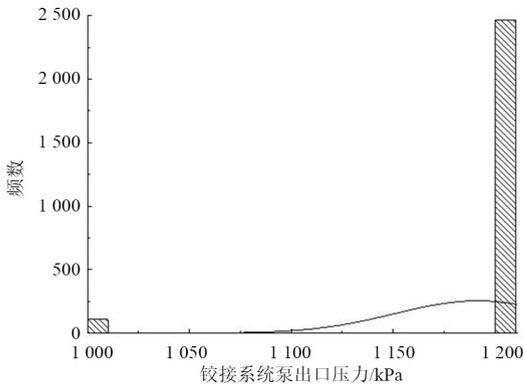


图 4 铰接系统泵出口压力正态分布图

Fig.4 Normal distribution diagram of pump outlet pressure of articulated system

之间没有具体要求。盾构机掘进参数中明显具有时间、顺序等特性,因此本文采用斯皮尔曼相关系数进行分析,公式见(7)。

$$r = \frac{\sum_{i=1}^N (R_i - \bar{R})(S_i - \bar{S})}{\left[\sum_{i=1}^N (R_i - \bar{R})^2 \sum_{i=1}^N (S_i - \bar{S})^2 \right]^{\frac{1}{2}}} \quad (7)$$

式中, R_i 和 S_i 分别是观测值 i 的取值等级; \bar{R} 、 \bar{S} 分别是变量 x 和 y 的平均等级; N 是观测值的总数。

通过 SPSS 软件对经过筛选、预处理后的 1~31 个因素编号,分别和土仓压力进行斯皮尔曼相关性分析,结果如表 2 所示。并通过柱状图更直观地表现各因素与土仓压力之间的相关性差异,如图 5 所示。

表 2 $|r|$ 值与相关程度Tab.2 $|r|$ value and correlation degree

$ r $	相关程度
(0,0.2]	极弱相关
(0.2,0.4]	弱相关
(0.4,0.6]	中等相关
(0.6,0.8]	强相关
(0.8,1]	极强相关

2.3 结果分析

斯皮尔曼相关系数值 r 介于 $-1 \sim 1$ 之间, $-1 \sim 0$ 之间为负相关, $0 \sim 1$ 之间为正相关。其中,相关性系数的绝对值 $|r|$ 越大,代表两因素间的相关性越强。一般情况下,可以通过表 2 来描述和判断相关程度^[9]。

5 个可控因素中,总推力和土仓压力的相关系数为 0.681,强相关;螺旋机转速、推进速度、刀

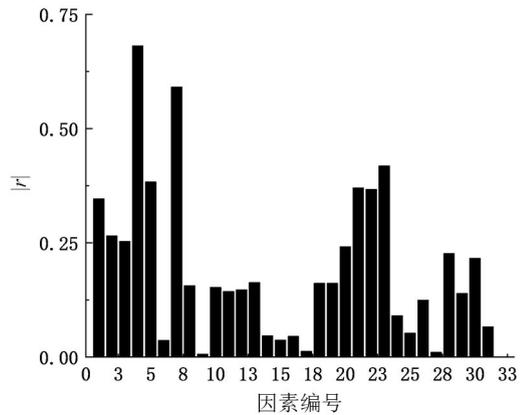


图 5 斯皮尔曼相关性分析结果

Fig.5 Spearman correlation analysis results

盘转速、刀盘扭矩对土仓压力的相关性为 0.383、0.346、 -0.265 、 0.253 ,弱相关。

B 组推进压力、泡沫系统平均压力和土仓压力的相关性系数分别为 0.591、0.418,中等相关强度;封前仓盾尾密封平均压力、封后仓盾尾密封平均压力、螺旋机油温、A 组铰接油缸行程、C 组铰接油缸行程分别和土仓压力之间的相关系数为 0.370、0.367、 -0.241 、 0.226 、 -0.216 ,弱相关。其他因素为极弱相关关系,可认为与土仓压力没有相关关系。

本文通过建立神经网络模型,将作为输入的因素分成两组,组一为 5 个可控因素、土仓压力;组二为 5 个可控因素、土仓压力、7 个不可控因素。通过对比两组神经网络模型预测土仓压力的评价指标,来确定泡沫系统平均压力等其他因素是否会影响神经网络预测模型土仓压力的精度。

3 实验与分析

3.1 LSTM 神经网络

长短期记忆神经网络 LSTM 通过遗忘门、输入门和输出门控制增加、遗弃信息,实现记忆和遗忘功能,结构如图 6 所示。相比于简单的 RNN, LSTM 单个模块更复杂,训练的参数更多,能很好解决 BP 神经网络在预测中容易出现的过拟合问题^[10],计算公式如式(8)。

$$\begin{cases} f_t = \sigma(W_{if}x_t + b_{if} + W_{hf}h_{t-1} + b_{hf}) \\ i_t = \sigma(W_{ii}x_t + b_{ii} + W_{hi}h_{t-1} + b_{hi}) \\ g_t = \tanh(W_{ig}x_t + b_{ig} + W_{hg}h_{t-1} + b_{hg}) \\ o_t = \sigma(W_{io}x_t + b_{io} + W_{ho}h_{t-1} + b_{ho}) \\ c_t = f_t c_{t-1} + i_t g_t \\ y_t = h_t = o_t \tanh(c_t) \end{cases} \quad (8)$$

式中: x_t 是输入张量; y_t, h_t 是输出张量; 遗忘门 f_t 、输入门 i_t 、单元状态 g_t 、输出门 o_t 分别对应不同的激活函数 $\sigma(x_1)$ 、 $\sigma(x_2)$ 、 $\tanh(x_3)$ 、 $\sigma(x_4)$; w_{if} 、 b_{if} 、 w_{ii} 、 b_{ii} 、 w_{ig} 、 b_{ig} 、 w_{io} 、 b_{io} 是对于 x_t 的线性变换参数矩阵; w_{hf} 、 b_{hf} 、 w_{hi} 、 b_{hi} 、 w_{hg} 、 b_{hg} 、 w_{ho} 、 b_{ho} 是对于 h_{t-1} 做线性变换的参数矩阵; 记忆单元 c_i 使用遗忘门 f_t 控制上一时刻的隐含状态 c_{t-1} 需要遗忘多少信息。

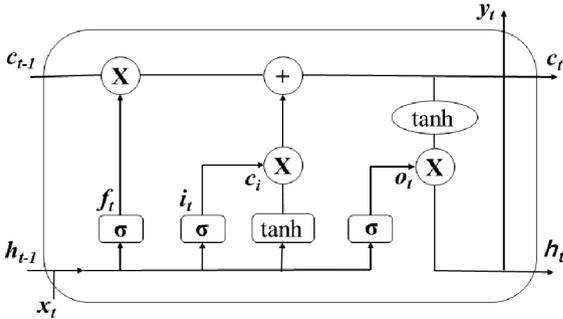


图 6 LSTM 网络结构

Fig.6 LSTM network structure

3.2 预测模型

LSTM 模型一共 4 层,包括 1 个输入层、2 个隐含层和 1 个输出层。从模型的角度来看,参数越多,预测模型的复杂程度就越高,在使用神经网络做预测时,为了追求对不同种类数据的高拟合效果,不断地增加层数和模型复杂程度,使得结果与训练数据拟合的越来越好,而在其他数据中效果越来越差,即拟合能力强、预测能力弱,这就陷入了过拟合陷阱。

为了实现本文对 3 组不同维度的输入因素预测土仓压力,同时防止出现过拟合现象,将 407~426 环数据作为训练集,427 环作为验证集,分别进行归一化处理,然后将训练集数据分组次输入模型,使用 Dropout 和 Early Stopping 方法防止出现过拟合,并基于梯度下降算法^[11]使用 Adam 算法对模型进行优化^[12]。

经过数据训练和调超参,最终确定模型的输入层神经元数量为 6、13;第一层、第二层的隐含层神经元数量为 64;输出层神经元数量为 1;权重衰减率 0.001;优化学习率为 0.05;Dropout 随机率为 0.8;迭代次数为 500;循环早停数为 5。

平均绝对误差 M_{AE} ,能够反映预测值与实际值间误差实际情况,公式见(9);均方误差 M_{SE} 常用来评价数据的变化程度,其值越小,表明预测模型准确描述数据的能力越好,公式见(10)^[13]。

由于本文预测模型的输入维度是随着影响因素的个数而增加,故采用校正的 R_{adj}^2 来评价模型优劣更有意义,公式见(13)。

$$M_{AE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n | \bar{y}_i - y_i | \quad (9)$$

$$M_{SE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y}_i)^2 \quad (10)$$

$$R_{adj}^2 = 1 - \frac{\sum_i (\bar{y}_i - \bar{y}_i)^2}{\sum_i (y_i - \bar{y}_i)^2} \cdot \frac{n-1}{n-p-1} \quad (11)$$

式中, n 为样本数量; \bar{y}_i 为预测值; y_i 为实际值; y_i 为均值; p 为特征数量。

采用上述模型,将两组输入因素数据分别进行训练和预测,结果如图 7 所示,预测模型评价指标对比如表 3。

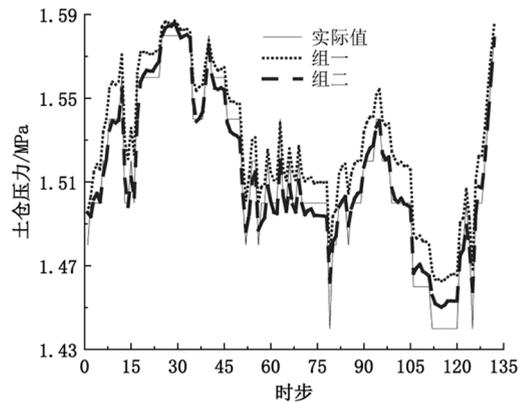


图 7 福州地铁四号线 427 环土仓压力实际值与多因素分组预测值对比

Fig.7 Comparison of the actual pressure of the Ring427 soil silo on Fuzhou Metro Line 4 and the predicted value of multi-factor grouping

表 3 427 环预测模型评价指标对比

Tab.3 Comparison of evaluation indexes of Ring 427 forecasting model

组别	M_{AE}	M_{SE}	R_{adj}^2	%
组一	1.441	0.026	81	
组二	0.540	0.005	95	

通过前文的数据选取、预处理原则,选取 783~803 环的现场数据,进行与土仓压力的相关性分析,挑选出与土仓压力相关的因素,按照上文的分组原则,将 783~802 环数据作为训练集,803 环作为验证集,结果对比如图 8、表 4 所示。

表 4 803 环预测模型评价指标对比

Tab.4 Comparison of evaluation indexes of Ring803

组别	forecasting model		/%
	M_{AE}	M_{SE}	
组一	2.589	0.083	72
组二	1.370	0.037	88

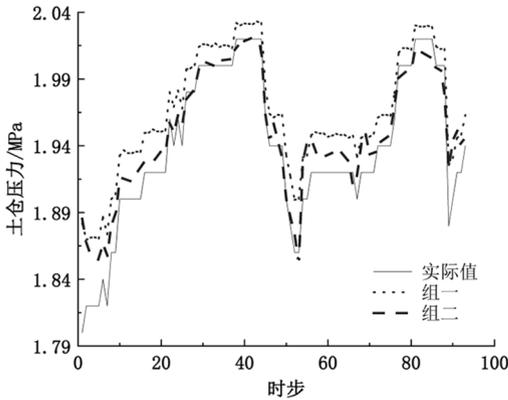


图 8 福州地铁四号线 803 环土仓压力实际值与多因素分组预测值对比

Fig.8 Comparison of the actual chamber earth pressure of the Ring803 on Fuzhou Metro Line 4 and the predicted value of multi-factor grouping

3.3 结果分析

从图 7 可看出,组二预测 427 环土仓压力的趋势比组一更接近实际值;从表 3 中可以看出组

二的评价指标 M_{AE} 比组一降低 0.901%, M_{SE} 比组一降低 0.021%, 表明组二的预测误差比组一的更接近于 0, 预测效果优于组一; 组二的 R_{adj}^2 比组一提高了 16%, 更接近于 1, 表明组二的预测模型效果优于组一。

图 8 中预测 803 环土仓压力, 组二的趋势也明显比组一接近实际值; 表 4 中 M_{AE} 、 M_{SE} 也比组一更接近于 0, R_{adj}^2 比组一也更接近于 1, 再次验证了这一结论。

4 结论

1) 总推力与土仓压力具有强相关强度关系; B 组推进压力、泡沫系统平均压力和土仓压力之间具有中等强度关系; 螺旋机转速、推进速度、刀盘转速、刀盘扭矩、封前仓盾尾密封平均压力、封后仓盾尾密封平均压力、螺旋机油温、A 组铰接油缸行程、C 组铰接油缸行程和土仓压力存在弱相关性。

2) 在 5 个可控因素的基础上, 增加与土仓压力具有相关关系的不可控因素作为输入, 可实现对土仓压力的更精准预测。

3) 通过选取 783~802 环数据作为训练集, 803 环作为验证集, 验证了第二点结论, 证明了本文预测模型的可靠性和有效性, 为实现对盾构机施工前更精准预测与设定土仓压力值提供了参考。

参考文献:

- [1] 季凯, 吴宁林. 土压平衡盾构土仓压力的应用对比分析[J]. 中国水运(下半月), 2021, 21(2): 145-146.
- [2] 王志云, 李守巨, 于贺. 盾构机土仓压力平衡系统混合建模方法研究进展[J]. 水利水电技术, 2019, 50(S1): 6-11.
- [3] 冯力, 许娇, 芦荣海, 等. 土压平衡盾构土仓压力设定及与地表沉降关系研究[J]. 市政技术, 2017, 35(4): 127-130.
- [4] 王洪新, 傅德明. 土压平衡盾构掘进的数学物理模型及各参数间关系研究[J]. 土木工程学报, 2006, 39(9): 86-90.
- [5] 上官子昌. 土压平衡盾构机密封舱压力控制机理模型及其实验研究[D]. 大连: 大连理工大学, 2011.
- [6] LIU X, SHAO C, MA H F, et al. Optimal earth pressure balance control for shield tunneling based on LS-SVM and PSO [J]. Automation in Construction, 2011, 20(4): 321-327.
- [7] 李守巨, 曹丽娟. 盾构机土仓压力控制模型及其参数辨识[J]. 煤炭学报, 2012, 37(2): 206-210.
- [8] 王洪新. 土压平衡盾构刀盘扭矩计算及其与盾构施工参数关系研究[J]. 土木工程学报, 2009, 42(9): 109-113.
- [9] 李锟, 田管凤, 马宏伟, 等. 土压平衡盾构掘进参数相关性分析及预测模型[J]. 科学技术与工程, 2021, 21(9): 3 814-3 821.
- [10] 王永军. 基于 LSTM 的深基坑开挖地表沉降预测研究[J]. 山西建筑, 2021, 47(14): 74-75, 140.
- [11] FAZAKA S-ANCAIS, MODREA A, VLASE S. Using the stochastic gradient descent optimization algorithm on estimating of reactivity ratios[J]. Materials, 2021, 14(16): 4764.
- [12] CHANDRIAH K K, NARAGANAHALLI R V. RNN/LSTM with modified Adam optimizer in deep learning approach for automobile spare parts demand forecasting[J]. Multimedia Tools and Applications, 2021, 80(17): 26 145-26 159.
- [13] 杨凯弘, 张茜, 周思阳. 盾构工程实测数据时序性质分析与掘进速率预测[J]. 机械科学与技术, 2021, 40(6): 835-839.

(责任编辑: 陈雯)