

文章编号:1673-9469(2023)01-0075-06

DOI:10.3969/j.issn.1673-9469.2023.01.011

基于深度信念网络的盾构隧道施工安全研究

高 玮,王 森,崔 爽,汪义伟,葛双双,钟小春

(河海大学 土木与交通学院,江苏 南京 210098)

摘要: 针对广州地铁18号线盾构隧道工程施工的主要安全问题——地表沉降和管片上浮,基于现场监测得到的施工参数与安全问题间的海量大数据,采用深度学习网络——深度信念网络构建了施工安全预测模型,并研究了六个主要施工掘进参数对施工安全的影响。结果表明:深度信念网络可以根据现场监测大数据得到较准确的地表沉降和管片上浮预测值;且地表沉降量随土仓压力、注浆量和注浆压力的增大而减小,随千斤顶推力、刀盘扭矩和掘进速度的增大而增大。而管片上浮量随土仓压力和注浆压力的增大而增大,随千斤顶推力和注浆量的增大而减小,刀盘扭矩和掘进速度对管片上浮影响不大。

关键词: 深度信念网络;地表沉降;管片上浮;掘进参数;预测模型

中图分类号: U458

文献标识码: A

Research on Construction Safety of Shield Tunnel Based on DBN

GAO Wei, WANG Sen, CUI Shuang, WANG Yiwei, GE Shuangshuang, ZHONG Xiaochun

(School of Civil and Transportation Engineering, Hohai University, Nanjing, Jiangsu 210098, China)

Abstract: Aiming at the main safety problems of shield tunnel construction of Guangzhou Metro Line 18, which are presented by the surface subsidence and segment floating, the deep learning network-deep belief network is used to construct the prediction model for the construction safety based on the big data between construction parameters and safety problems obtained from field monitoring. The influence of six main parameters on construction safety is studied. The results show that the deep belief network can obtain more accurate prediction values of surface settlement and segment floating based on the big data of field monitoring. Moreover, the surface settlement decreases with the increase of the soil bin pressure, grouting volume and grouting pressure, and increases with the increase of the jack thrust, cutter torque and tunneling speed. The floating capacity of the segment increases with the increase of the soil bin pressure and grouting pressure, and decreases with the increase of the jack thrust and grouting volume. The torque of the cutter head and the tunneling speed have little effect on the floating of the segment.

Key words: deep belief network; surface subsidence; segment floating; construction parameters; predictive model

近年来,随着我国城市的快速发展,大城市的交通拥挤问题越来越严重,修建地铁已成为解决大城市交通拥挤问题的有效手段。而在地铁施工中盾构法因具有作业安全、施工速度快等诸多优点,已成为最常用的地铁隧道施工技术^[1]。但是盾构隧道在施工过程中会对周围土体产生扰动,

引起土体变形,达到一定程度时会对隧道结构本身及周边环境产生严重危害,甚至导致工程事故的发生^[2]。其中,比较常见的危害是地表沉降和管片上浮。因此,研究盾构隧道施工的安全问题具有重要工程意义。而在盾构掘进过程中,其掘进参数由盾构司机人为控制。如遇到土层变化或

收稿日期:2022-10-12

基金项目:国家自然科学基金重点资助项目(41831278);中交养护集团重大科技研发项目(27100020Y248)

作者简介:高玮(1971-),男,湖北武汉人,博士,教授,主要从事岩石力学与工程、人工智能及大数据在岩土工程中的应用等方面的教研工作。

不良地质条件,盾构司机人为操作不及时,就有可能导致掘进不平稳、地表沉降和管片上浮等施工安全事故,甚至可能会造成机毁人亡的严重后果^[3]。而人工智能的出现刚好可以解决这一问题。

目前采用智能方法解决复杂问题时,存在容易陷入局部极值和学习时间过长的问题,特别是对海量大数据的处理能力不足。而深度信念网络(Deep Belief Network, DBN)是一种深度学习神经网络,它可以有效处理大数据,并从中挖掘复杂数据的深层特征^[4],且其采用预训练方式可以得到更优初始权值,极大地提高了模型的预测性能和收敛速度^[5]。如,Zhou 等^[6]采用 DBN 建立了简单的隧道沉降预测模型。但前人的研究多是对地表沉降和管片上浮单一因素的分析,且很少考虑复杂的施工参数。实际上,施工过程中地表沉降与管片上浮间存在一定联系。为了更好地解决盾构隧道施工安全问题,本文以广州地铁 18 号线工程为例,以土仓压力、千斤顶推力、刀盘扭矩、掘进速度、注浆量和注浆压力为影响因素,采用深度信念网络预测施工引起的安全问题(地表沉降和管片上浮),并研究掘进参数对施工安全的影响。最后,对保证安全施工的掘进参数选择提出建议。

1 工程问题及现场监测情况

广州市因其复杂的地质环境素有轨道交通建

设博物馆之称^[7]。该地区地质的特点为,底层层面起伏大,岩性变化大,且在隧道横断面方向也有起伏变化^[8]。以广州地铁十八号线横番 2 中间风井—横番 3 盾构井区间右线为研究对象。右线盾构隧道纵断面地质基本情况如图 1 所示。

从图 1 可以看出,隧道穿越地层有很大部分是中粗砂层及中风化岩层,当这部分岩层得到珠江水系和大气降水的补给后,在盾构掘进过程中会形成充满水(或浆液)且初凝时间很长的环形建筑空间,导致管片有上浮趋势^[8]。在隧道施工过程中,难免会对土体产生扰动进而引发地表沉降,最终造成沿线建筑物和地下管线产生位移。因此,为了施工安全,施工单位在施工过程中对工程安全进行了长期的详细现场监测,通过监测得到了丰富的监测数据。

2 基于深度信念网络的盾构隧道安全预测模型

2.1 深度信念网络

相比于传统的神经网络,DBN 由受限玻尔兹曼机(Restricted Boltzmann Machine, RBM)组成,采用无监督的预训练方式,增强了神经网络数据特征的提取能力和网络学习的抽象化能力,使神经网络的预测能力增强。RBM 是构成 DBN 的基本模块,如图 2 所示,一个 RBM 模型由两层神经元组成,即可见层和隐含层。如图 3 所示,DBN 由

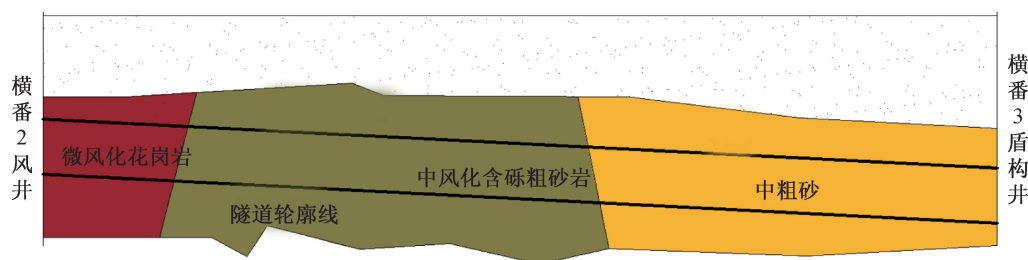


图 1 右线盾构隧道纵断面地质情况示意图

Fig. 1 Geological conditions of the longitudinal section of the right-line shield tunnel

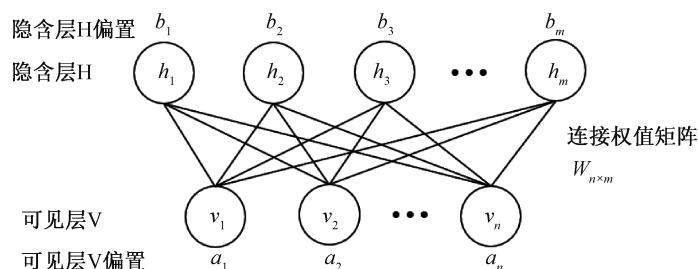


图 2 受限玻尔兹曼机 RBM 结构模型

Fig. 2 Structure of Restricted Boltzmann Machine structural model

多个 RBM 结构一层一层堆叠而成,第一个 RBM 的可见层用来接收输入数据,第一个 RBM 的隐含层同时作为第二个 RBM 的可见层,依此类推,前一个 RBM 隐含层神经元作为下一个 RBM 的可见层神经元,向上一层一层堆叠,构成含有多个隐含层的 DBN 模型^[5]。

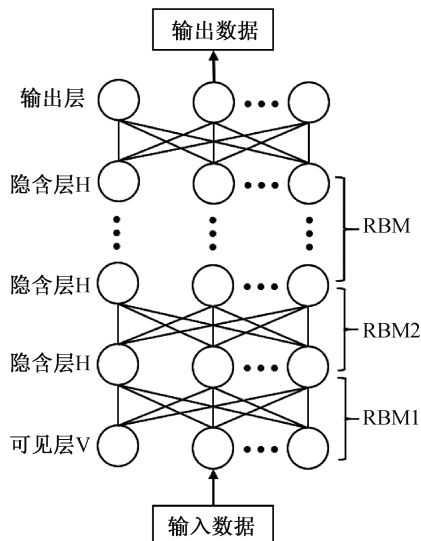


图 3 DBN 结构图

Fig. 3 Structure of DBN

DBN 模型训练可分为两个阶段,第一个阶段为预训练阶段,第二个阶段为微调阶段。在第一阶段输入的数据不带有标签,采用逐层贪婪训练算法,即利用原始输入的数据训练第一个 RBM,并得到对应的模型参数,然后在保持该 RBM 的模型参数不变情况下,将其输出的神经元状态向量输入到第二个 RBM 中,以此类推,由底层向高层,逐层训练每一层的参数。逐层贪婪训练算法将原来含有很多隐含层的 DBN 模型简化成多个 RBM 的训练,简化了计算过程,提高了模型速度。该阶段的数据不带有标签,从而提升了模型数据挖掘的能力^[9]。第二个阶段的数据都带有标签,可看作传统的 BP 网络将其原始数据输入到模型中,模型会输出预测数据,计算原始数据和预测数据的误差大小,将所得误差进行自上而下的方向传播,不断改变连接权值和偏置,使误差最小^[9]。

2.2 盾构隧道安全性预测模型

2.2.1 施工参数的相关性分析

在盾构施工过程中,涉及参数众多,各个参数间相互影响,并且受到各种因素和人为操作的影响。因此需要从尽可能少的变量中得到较多的信息,对掘进参数进行相关性分析,优化参数数量能

大大地缩短计算所需的时间,达到简化模型的目的。皮尔森相关系数是用来反映两个变量线性相关程度的量。它的值在-1.0 到 1.0 之间,接近 0 被称为无相关性,接近 1 或-1 被称为强相关性。本文选取土仓压力、千斤顶推力、刀盘扭矩、掘进速度、注浆量和注浆压力 6 个参数进行相关性分析,结果如表 1 所示。

表 1 相关性分析

Tab. 1 Correlation analysis

	土仓 压力	千斤顶 推力	刀盘 扭矩	掘进 速度	注浆量	注浆 压力
土仓 压力	1	0.173	0.323	0.294	-0.070	0.044
千斤顶 推力	0.173	1	0.195	0.061	-0.042	0.044
刀盘 扭矩	0.323	0.195	1	0.297	-0.413	0.143
掘进 速度	0.294	0.061	0.297	1	-0.262	0.158
注浆量	-0.069	-0.042	-0.413	-0.262	1	-0.041
注浆 压力	0.044	0.044	0.143	0.158	-0.041	1

由表 1 的数据可以看出:在输入的 6 个影响因素中,因素之间的线性关系都处于较低水平。因此本文选取 6 个施工参数作为影响因素,也就是网络的输入层较为合理。

2.2.2 DBN 模型的建立

本文选取典型的包含 2 层隐含层的 DBN 模型,其输入节点数为 6,即 6 个施工影响因素,而输出节点数为 2,分别对应地表沉降和管片上浮。计算数据来源于施工监控信息管理系统,数据经预处理后,共 22 969 组,包括 298 597 个数据。在网络建模中,选取总数据 80% 为训练集,总数据 20% 为测试集。

由于 DBN 网络结构非常复杂,因此,模型建立过程中需要预先确定网络的一些基本参数,主要包括:第一、二隐含层的个数,学习率,预训练次数等,这些参数一般采用经验和试算确定。本文为了得到相对合理的网络参数,采用参数敏感性分析的方法进行确定。

为了评价模型的预测准确性,采用平方根均方误差 (RMSE) 和平均绝对误差 (MAE) 两个指标来衡量^[10]。RMSE 和 MAE 的计算式为

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (y_i - y'_i)^2}{N}} \quad (1)$$

表 2 不同第一隐含层节点数对应的平方根均方误差 (RMSE) 和平均绝对误差 (MAE)

Tab. 2 RMSE and MAE for the number of nodes in the first hidden layer

参数	第一隐含层节点数										
	20	22	24	26	28	30	32	34	36	38	40
地表沉降量 RMSE	0.108	0.122	0.103	0.110	0.103	0.113	0.100	0.104	0.098	0.104	0.104
管片上浮量 RMSE	0.385	0.325	0.279	0.289	0.293	0.266	0.291	0.245	0.261	0.343	0.361
地表沉降量 MAE	0.074	0.067	0.068	0.061	0.062	0.061	0.060	0.066	0.058	0.071	0.075
管片上浮量 MAE	0.339	0.284	0.245	0.249	0.271	0.228	0.254	0.214	0.225	0.293	0.321

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^N |y_i - y'_i|}{N} \quad (2)$$

式中, y'_i 是第 i 个输入数据对应的模型预测值, y_i 是第 i 个输入数据对应的现场实测值, N 是测试集的样本个数。

首先,进行第一隐含层节点数确定。隐含层节点是 DBN 的重要组成部分,是提取数据特征的基本单元,其必须设置合理才能使得模型预测具有较好的准确性。确定第一隐含层节点数时,第二隐含层节点数设置为 10,预训练次数 10,学习率设置为 0.000 01。在训练过程中,只改变第一隐含层节点数的大小,其他参数不变,根据 RMSE 和 MAE 指标选择分析得到第一隐含层最佳节点数。计算中,模型其他超参数根据经验设置,将第一隐含层节点数分别设置为 20、22、24、26、28、30、32、34、36、38、40,根据计算结果得到对应的 RMSE 和 MAE 数值,如表 2 所示。

由表 2 可以看出,当第一隐含层节点数为 36 时,地表沉降量的 RMSE 和 MAE 都取得最小值。而当第一隐含层节点数为 34 时,管片上浮量的 RMSE 和 MAE 都取得最小值。而地表沉降量的 RMSE 和 MAE 整体值都小于管片上浮量的 RMSE 和 MAE,说明模型对地表沉降量的敏感性高于管片上浮量。因此,综合考虑,将第一隐含层节点数设置为 36。其他参数的确定方法与上述方法类似。

通过以上分析研究,可以得到 DBN 预测模型的参数为:两层隐含层神经元的数量分别为 36 和 16,网络学习率为 0.000 01,预训练次数为 20。

3 预测模型计算结果及其分析

3.1 盾构隧道安全预测模型计算结果

采用建立的 DBN 网络训练集的计算结果如图 4、图 5 所示,测试集的预测结果如图 6、图 7 所示。

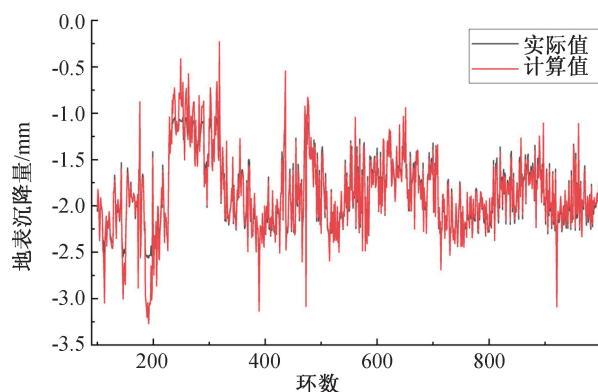


图 4 地表沉降量训练集计算结果

Fig. 4 Results of training data for surface subsidence

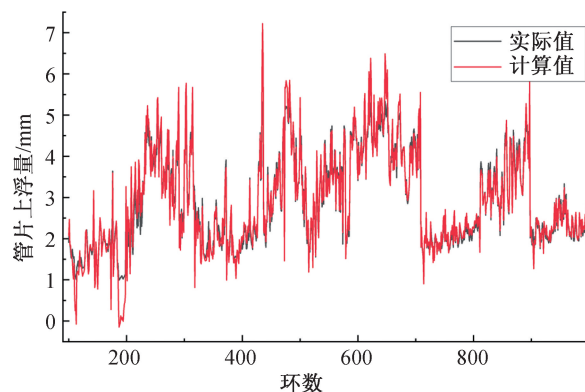


图 5 管片上浮量训练集计算结果

Fig. 5 Results of training data for the float segment

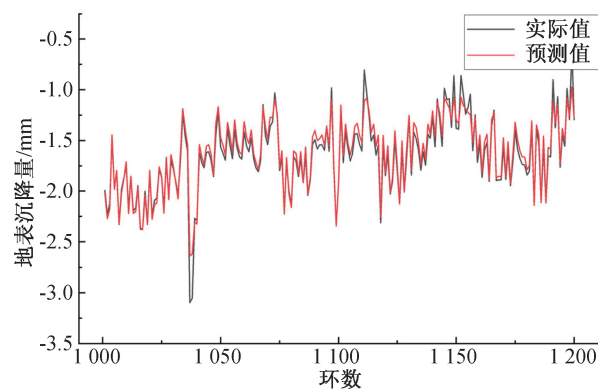


图 6 地表沉降量预测结果

Fig. 6 Prediction results of surface subsidence

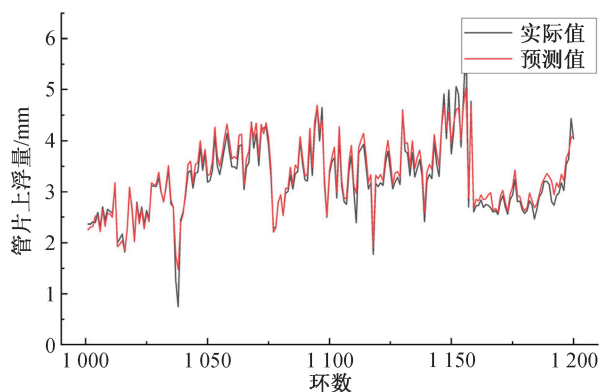


图7 管片上浮量预测结果

Fig. 7 Predication results of float segment

由图4、图5可以看出,地表沉降及管片上浮的训练计算结果均与实际监测结果非常吻合,其中,地表沉降量的训练均方误差仅为0.056,而管片上浮量的训练均方误差仅为0.257。因此,建立的DBN模型计算精度很高,误差很小。同时,由图6、图7可以发现,无论是地表沉降还是管片上浮,所建DBN网络预测模型的计算结果均与实际监测结果吻合,除个别点存在较大偏差外,整体预测误差并不大,其地表沉降量的均方误差为0.12,管片上浮量的均方误差为0.44。尽管模型预测误差比训练误差大,但均方误差的值很小,说明所建预测模型可以用于实际工程的安全性预测。

3.2 掘进参数对施工安全的影响分析

通过对建立预测模型的分析,可以探究盾构施工过程中盾构掘进参数对施工安全的影响,对实际施工具有指导意义。首先,研究土仓压力的影响,将土仓压力取为1.5、1.6、1.7、1.8、1.9、2.0、2.1、2.2、2.3、2.4、2.5、2.6、2.7、2.8、2.9、3 kPa共16个值,另外5个掘进参数取固定值保持不变,将这16组数据作为测试集输入预测模型中进行计算。由于测试集要求输入地表沉降量和管片上浮量数据,为方便绘制图形,在此将地表沉降量统一设置成-2,管片上浮量统一设置成2,通过研究发现,这样的设置只会影响模型输出值,而不会影响输入量与输出量之间的变化规律。基于此方法,将计算结果绘制成图,如图8(a)所示。同理,采用类似方法也可以得到另外5个掘进参数的计算结果,如图8(b)—8(f)所示。

从图8(a)可见,地表沉降量随土仓压力的增大而减小,管片上浮量随土仓压力的增大而增大。这是因为盾构机主要靠土仓压力来控制开挖面的平衡稳定,当开挖面土仓压力小于原状土的侧向

应力时,开挖面土体会因应力释放而向盾构方向移动,引起开挖面上方地表沉降变形,因此,地表沉降量随土仓压力的增大而减小。当土仓压力增大到原状土的侧向应力时,理论上可以使地表沉降减到最小。而管片顶部土体沉降量随着土仓压力增大而减小,使得管片有了更大的上浮空间,因此,管片上浮量随土仓压力的增大而增大。

从图8(b)可见,地表沉降量随千斤顶推力的增大而增大,管片上浮量随千斤顶推力的增大而减小。这是因为千斤顶推力越大,对土体扰动越大,所以地表沉降量随千斤顶推力的增大而增大。从图1可以看出本工程隧道轴线存在向下的坡度,盾尾千斤顶推力不是垂直正压在管片上,所以千斤顶推力有竖直向下的分量,向下挤压管片,所以管片上浮量随千斤顶推力的增大而减小。

从图8(c)可见,地表沉降量随刀盘扭矩的增大而增大,管片上浮量在2.96~2.98 mm之间波动,波动范围非常小,说明刀盘扭矩对管片上浮量没有太大影响。而地表沉降量随着刀盘扭矩的增加而增大,这是因为盾构机掘进主要是通过刀盘切削土体,刀盘扭矩越大,对土体扰动越大,所以地表沉降量随刀盘扭矩的增大而增大。

从图8(d)可见,地表沉降量随掘进速度的增大而增大,管片上浮量几乎是一条水平直线,可见,掘进速度对管片上浮量没有影响而只影响地表沉降。这是因为开挖面的平衡控制主要通过控制土仓压力和出土量实现,掘进速度越大,出土量越大,对前方土体超挖越多,必然导致地表沉降量变大。

从图8(e)可见,地表沉降量和管片上浮量均随注浆量的增大而减小。这是因为盾构机开挖直径大于管片半径,会产生建筑空隙,需要通过同步注浆来填充空隙,所以地表沉降量随注浆量的增大而减小。注浆量的增多使盾尾间隙减小,管片上浮的有效空间减小,有效地阻止了管片上浮。

从图8(f)可见,地表沉降量随注浆压力的增大而减小,管片上浮量随注浆压力的增大而增大。这是因为通过加压设备使初期流动状态的浆液具备足够的压力,对周围土体形成了一定支撑,降低了初期地表沉降量,所以地表沉降量随注浆压力的增大而减小。注浆压力越大,浆液对管片产生的上浮力越大,所以管片上浮量随注浆压力的增大而增大。

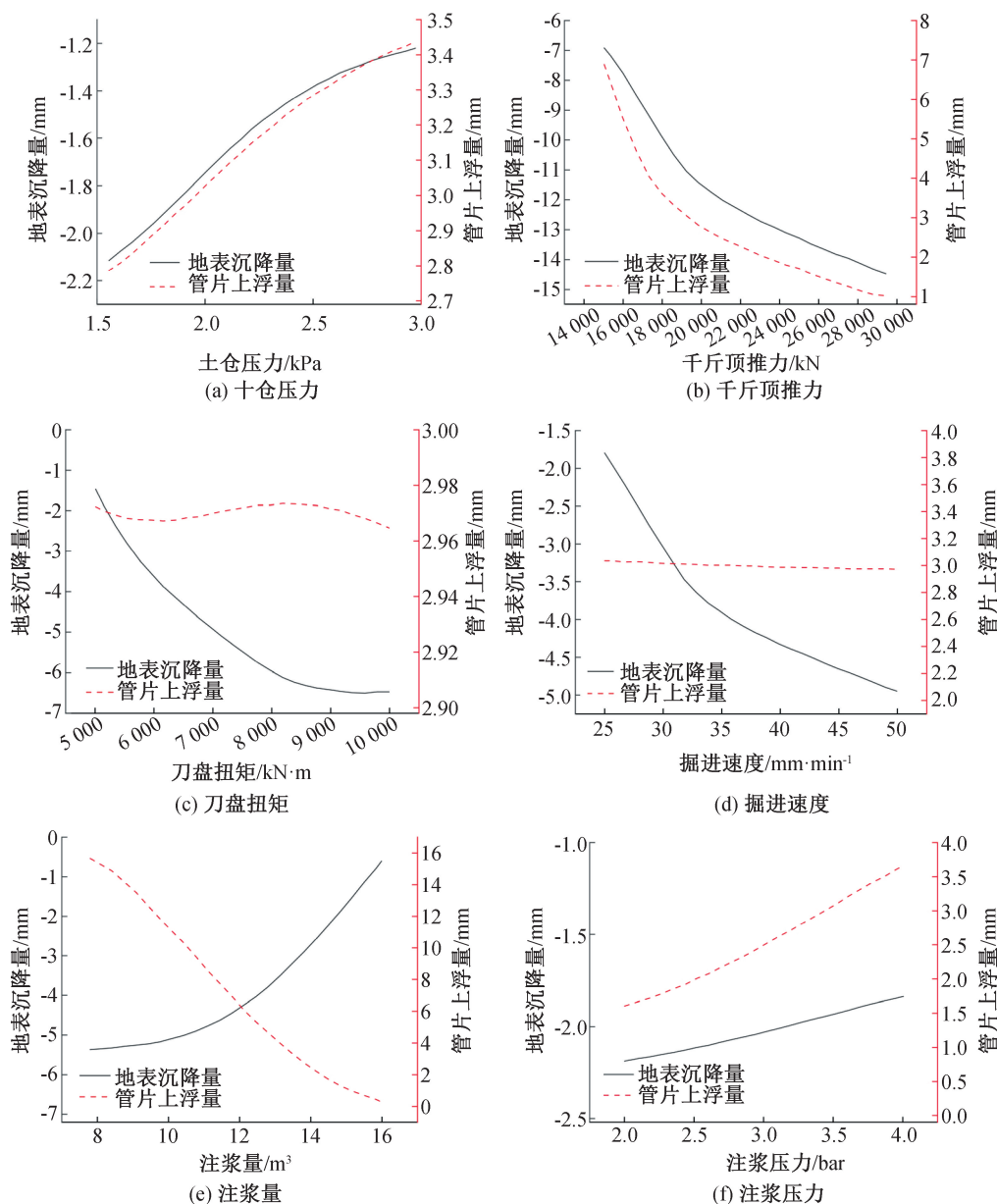


图 8 施工参数对地表沉降量和管片上浮量的影响曲线图

Fig. 8 Influence of construction parameters on ground settlement and float segment

4 结论

1) 基于深度信念网络构建的预测模型无论是地表沉降还是管片上浮预测效果都很好, 所建模型的计算结果与实际监测结果非常吻合, 其地表沉降量的均方误差为 0.12, 管片上浮量的均方误差为 0.44。

2) 地表沉降量随土仓压力、注浆量和注浆压力的增大而减小, 随千斤顶推力、刀盘扭矩和掘进速度的增大而增大。而管片上浮量随土仓压力和注浆压力的增大而增大, 随千斤顶推力和注浆量的增大而减小, 而刀盘扭矩和掘进速度对管片上

浮量几乎无影响。

3) 施工过程中, 土仓压力应控制在原状土的侧向应力大小附近, 不应过大。刀盘扭矩应根据实际施工需求设定, 不应设置过大。掘进速度应根据实际施工需求设定。实际施工过程中注浆量应尽可能的增大。而注浆压力应根据工程实际需要做出灵活变动, 适时增大或减小。

参考文献:

- [1] 洪开荣. 我国隧道及地下工程发展现状与展望[J]. 隧道建设, 2015, 35(2): 95-107.

(下转第 87 页)

压力。

3)加筋土挡墙破坏的四个阶段为:静水压力增加—底部面板拉筋连接破坏—中上部面板受力增加—面板整体破坏。

4)加筋土挡墙面板破坏后应及时治理以保证整体稳定性,治理方案应考虑保护加筋土挡墙原有的筋带结构并做好排水设施。

参考文献:

- [1] 任非凡,何江洋.加筋土结构动力特性研究现状综述[J].中国地质灾害与防治学报,2016,27(4):120-129.
- [2] 詹进飞.施工过程中填料压实对加筋土挡墙可靠性的影响[D].武汉:华中科技大学,2016.
- [3] 陈建峰,汪嘉嘉,徐超.加筋土挡墙动力特性研究进展[J].灾害学,2011,26(3):52-55.
- [4] 张硕,裴向军,黄润秋,等.降雨诱发黄土高填方支挡边坡失稳机理研究[J].工程地质学报,2017,25(4):1094-1104.
- [5] 任非凡,徐欢,黄强强.水平静-动荷载作用下加筋土挡墙变形破坏机制研究[J].岩石力学与工程学报,2021,40(6):1248-1257.
- [6] 陈建峰,张琬.采用K-刚度法设计的模块式加筋土挡墙数值模拟[J].岩土工程学报,2017,39(6):1004-1011.
- [7] 殷跃平,鄢毅,陈波,等.三峡库区巫山新城超高加筋挡墙变形破坏及修复研究[J].工程地质学报,2003

(1):89-99.

- [8] 叶观宝,张振,邢皓枫,等.面板对路堤式加筋土挡墙力学特性的影响[J].岩土力学,2012,33(3):881-886.
- [9] 刘卫华,雷胜友,黄润秋,等.模块式加筋土挡墙面板与土工格栅之间的摩擦性质研究[J].岩石力学与工程学报,2006,(S1):3218-3223.
- [10] 牛笑笛,杨广庆,王贺,等.不同面板形式加筋土挡墙结构特性现场试验研究[J].岩土力学,2021,42(1):245-254.
- [11] 郭志华,黄方成,李斌,等.预制模块式面板加筋土挡墙面板连接稳定性研究[J].河北工程大学学报:自然科学版,2022,39(1):1-7.
- [12] 戴小军,吴晨威,蒋仕林,等.地下水与荷载联合作用的边坡稳定性数值分析——以重庆奉节电厂边坡为例[J].灾害学,2022,37(2):125-130.
- [13] 李德心,何思明,朱兴华,等.前期有效降雨对滑坡启动影响分析[J].灾害学,2011,26(3):41-45.
- [14] 谢春庆,廖梦羽,廖崇高.西南某大面积高填方体局部破坏特征及原因分析[J].勘察科学技术,2015(6):27-32.
- [15] 刘英,于立宏,孙凯辉,等.清原抽水蓄能电站泄洪洞边坡破坏原因分析[J].水利规划与设计,2020(11):120-123.
- [16] 徐建军,王建光.边坡支护施工过程中锚固失效事故分析[J].探矿工程(岩土钻掘工程),2010,37(1):63-66.

(责任编辑 王利君)

(上接第80页)

- [2] 唐诚.关于我国地铁施工事故的研究[J].北方交通,2013(S2):90-92.
- [3] 段理文.TBM操作参数智能决策方法研究[D].杭州:浙江大学,2019.
- [4] YE C, LI Y, CUI P, et al. Landslide Detection of Hyperspectral Remote Sensing Data Based on Deep Learning With Constrains[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2019, 12(12): 5047-5060.
- [5] 潘广源.深度信念网的无监督学习算法研究与应用[D].北京:北京工业大学,2016.
- [6] ZHOU C, GAO W, CUI S, et al. Ground Settlement of High-Permeability Sand Layer Induced by Shield Tunneling: A Case Study Under the Guidance of DBN[J].

Geofluids, 2020: 6617468.

- [7] 乔高乾,徐佩芬,龙刚,等.微动剖面探测法在城市轨道交通勘察中的应用及效果:以广州地铁十号线为例[J].科学技术与工程,2021,21(20):8582-8591.
- [8] 沈征难.盾构掘进过程中隧道管片上浮原因分析及控制[J].现代隧道技术,2004(6):51-56.
- [9] 朱常宝.基于深度玻尔兹曼机的特征学习算法研究[D].北京:北京化工大学,2016.
- [10] DARABI A, AHANGARI K, NOORZAD A, et al. Subsidence Estimation Utilizing Various Approaches-A Case Study: Tehran No. 3 subway line[J]. Tunnelling and Underground Space Technology, 2012, 31: 117-127.

(责任编辑 王利君)