

基于区域地质信息的盾构掘进参数 自适应调整及地面沉降控制方法

曹铁军

(中国铁建股份有限公司南京地铁9号线一期工程施工总承包项目部, 210019, 南京)

摘要 [目的] 目前将机器学习方法用于地面沉降预测已经成为一种趋势。然而大多数基于地质参数及盾构掘进参数等构建的地面沉降预测模型方法单一, 并且不能够用于地面沉降的实际控制。对此, 提出了一种基于区域地质信息驱动的盾构掘进参数自适应调整与地面沉降控制方法。[方法] 以南京地铁9号线为例, 详细阐述了该控制方法的构建及实施过程。该控制方法采用基于多种机器学习方法的融合算法, 分两个阶段。阶段1为模型构建阶段: 地面沉降预测模型对施工数据库总体样本进行训练, 通过融合算法得到模型A的最优算法; 然后, 构建模型B(盾构掘进参数优化模型)以地面沉降作为控制指标筛选优质施工数据, 训练并通过融合算法得到模型B的最优算法。阶段2为施工阶段, 将未开挖或者沉降可能较大的区间相关参数输入到采用最优算法的模型B中, 输出优化的盾构掘进参数, 从而实现了盾构掘进参数的实时调整和地面沉降的控制。以南京地铁9号线区间为例, 通过仿真计算对该方法的应用效果进行验证。[结果及结论] 仿真计算结果与实测值相比, 优化后沉降最多减小了21.51 mm, 验证了该方法的有效性。

关键词 盾构掘进; 地质参数; 机器学习; 地面沉降

中图分类号 U455.43; TU433

DOI:10.16037/j.1007-869x.2024.06.022

Self-adaptive Adjustment of Shield Tunneling Parameters and Land Subsidence Control Based on Regional Geological Information

CAO Tiejun

(Nanjing Metro Line 9 Project Phase I Construction General Contract Project Department, China Railway Construction Co., Ltd., 210019, Nanjing, China)

Abstract [Objective] At present, it has become a trend that the method of machine learning is used to predict land subsidence. However, most of the land subsidence prediction models established based on geological parameters and shield tunneling parameters are simple in terms of method, and can not be used for the actual control of land subsidence. Therefore, a method of self-adaptive adjustment of shield tunneling parameters and land subsidence control based on the regional

geological information is proposed. [Method] Based on Nanjing Metro Line 9, the construction and implementation process of the above-mentioned method is described into details. The control method adopts the fusion algorithm based on multiple machine learning methods and contains two stages. In the first stage of model construction, Model A (land subsidence prediction model) is firstly established to train the overall samples of the construction database, and the optimal algorithm of Model A is obtained by fusion algorithm. Then, Model B (shield tunneling parameter optimization model) is established, and the land subsidence is taken as the control index to screen high quality construction data. The optimal algorithm of Model B is obtained by training and fusion algorithm. In the second stage i.e. construction stage, the relevant parameters of unexcavated sections or sections with large subsidence potential are input into Model B using the optimal algorithm, and the optimized shield tunneling parameters are output, thus realizing the timely adjustment of shield tunneling parameters and the control of land subsidence. The application effect of the above method is verified through simulation calculation based on Nanjing Metro Line 9. [Result & Conclusion] By comparing the simulated results and the measured data, the subsidence is reduced by the maximum of 21.51 mm after optimization, verifying the effectiveness of the method.

Key words shield tunneling; geological parameters; machine learning; land subsidence

目前,在预测盾构隧道施工引起的地面沉降中主要采用的经验公式法、理论解析法、模型试验法及数值法,难以处理盾构施工中大量且种类繁多的地层、施工和监测等信息间的复杂耦合关系,常常需要进行大量简化与假设,预测的精度往往也难以满足工程要求。近年来,一些新兴的智能方法不断涌现,文献[1]使用人工神经网络算法实现了对隧道掘进过程中地面沉降的预测。文献[2]提出了一种地层参数量化的新方法,通过定义厚度修正因子

和深度修正因子对隧道上覆各地层的强度参数进行量化。文献[3]总结了6种经典的机器学习算法在隧道沉降预测中的表现,提出并使用了一种基于 K 倍交叉验证的系统性模型比选方法。上述预测方法虽得以改进,优化了预测性能,然而其能预测地面沉降,却无法在盾构掘进过程中兼顾控制地面沉降。

本文依托南京地铁9号线一期工程项目,采集大量现场施工数据,引入厚度修正因子和深度修正因子,通过多种机器学习算法、网格搜索及交叉验证等,构建基于区域地质信息的地面沉降预测模型(模型A)和盾构掘进参数优化模型(模型B),采用融合算法,训练并选择模型的最优算法,最终实现盾构掘进参数实时调整与地面沉降全局控制。

1 模型的构建

1.1 模型的构建及应用思路

模型A及模型B的构建及应用思路如图1所示。由图1可见,模型A及模型B的构建均基于融合算法来确定最优算法,其构建及应用主要分为两个阶段。

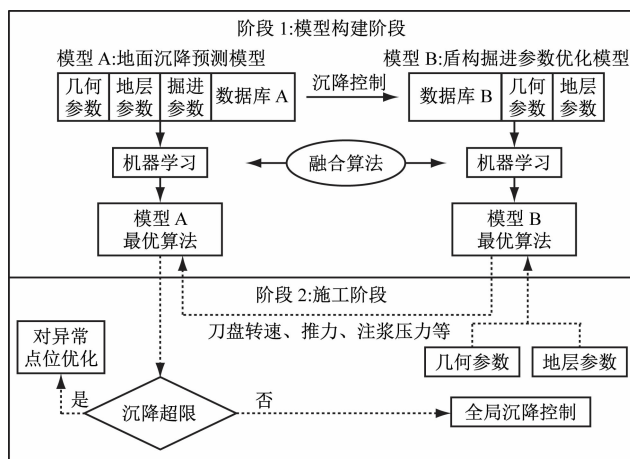


图1 模型的构建及应用思路

Fig. 1 Construction and application of models

在模型构建阶段(阶段1):首先,基于施工数据库总体样本数据,构建模型A;然后,通过融合算法进行训练并评价,得到模型A的最优算法;随后,以地面沉降作为控制因素,筛选优质施工数据,构建模型B;最后,通过融合算法训练并评价,得到模型B的最优算法。

在施工阶段(阶段2):首先,将未开挖区间或者沉降可能较大区间的相关参数输入到采用最优算法的模型B中,输出优化的盾构掘进参数;然后,将

优化后的训练参数输入到采用最优算法的模型A中,得到地面沉降预测值,并观察预测值是否满足限值要求(如图1中虚线所示),从而实现了基于区域地质信息的盾构掘进参数自适应调整及地面沉降控制。

盾构掘进施工预测地面沉降的主要训练参数包括:

1) 几何参数:主要包括隧道埋深和隧道直径;其中隧道直径不变,故只考虑隧道埋深。

2) 地层参数:主要包括隧道所在土层及上覆土体的物理力学性质;本研究引入厚度修正因子和埋深修正因子对地层参数进行修正^[4]。

3) 盾构掘进参数:主要通过盾构机采集相关施工参数^[14],并进行相关性分析。

4) 地面沉降:选取盾构隧道轴线上的地面沉降,作为主要研究控制目标。

1.2 构建融合算法

选取 k 邻近、线性回归、回归树、核支持向量机及神经网络等多种机器学习算法^[5],建立融合算法。为了提高融合算法的泛化能力,本研究在模型训练及超参数寻优中,将交叉验证法与网格搜索法相结合——用交叉验证所得的平均得分来评估网格搜索中每种参数组合的性能,以此得到最优参数组合。

1.3 预测效果的评估方法

本文选取决定系数 R^2 来反映地面沉降预测值和实测值之间的对应关系,进而对预测效果进行评估。故有:

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (Y_i - y_i)^2}{\sum_{i=1}^N (Y_i - Y)^2} \quad (1)$$

式中:

Y_i ——第 i 个实测值;

y_i ——第 i 个预测值;

Y ——实测值的算数平均值;

N ——数据量。

2 工程应用案例

本文以南京地铁9号线绿博园站—滨江公园站区间(以下简称“绿滨区间”)隧道施工项目为案例,应用模型A与模型B,预测并控制该项目施工期间的地面沉降。

2.1 工程概况

绿滨区间线路全长 1 112 m, 覆土深度 w 为 9.11 ~ 20.27 m。绿滨区间隧道主要穿越淤泥质粉质黏土层、粉砂层、粉细砂层及粉质黏土夹粉砂层。绿滨区间的地质构造剖面图如图 2 所示。

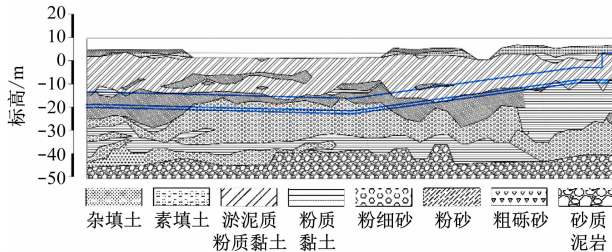


图 2 绿滨区间地质构造剖面图

Fig. 2 Geological section from Lvboyuan Station to Binjiang Park Station

2.2 数据处理

2.2.1 参数相关性处理

2.2.1.1 地层参数

土重度 G_s 、含水量 ω 、孔隙比 e 和饱和度 S_r 之间存在紧密的联系:

$$G_s = \frac{S_r e}{\omega}, \rho_d = \frac{G_s}{1 + e} \rho_w, \rho_d = \frac{S_r e}{(1 + e) \omega} \rho_w \quad (2)$$

式中:

ρ_d ——土体干密度;

ρ_w ——水的密度。

土体压缩系数 a 为土体在完全侧限条件下孔隙比的减少量 Δe 与竖向压应力的增加量 Δp 之比。若土体应变增量为 $\Delta \varepsilon$, 则压缩模量 E_s 与 a 的关系为:

$$E_s = \frac{\Delta p}{\Delta \varepsilon} = \frac{\Delta p}{\Delta e / (1 + e_0)} = \frac{1 + e_0}{a} \quad (3)$$

标准贯入度和基床系数一般呈线性关系^[5]。

静止侧压力系数 K_0 、泊松比 μ 、内摩擦角 φ 的关系为:

$$K_0 = 1 - \sin \varphi, \mu = \frac{K_0}{K_0 + 1} \quad (4)$$

根据上述参数分析, 输入模型 A 的土体参数为: 含水量、重度、孔隙比、压缩模量、黏聚力、内摩擦角、标准贯入度。

2.2.1.2 盾构掘进参数

通过协方差计算, 可得掘进参数之间的相关系数, 结果截图如图 3 所示。由图 3 可知, 高度线性相关的 6 对参数为: 刀盘扭矩和油缸总推力 (相关系数 $c_c = 0.88$)、刀盘扭矩和总推力 ($c_c = 0.86$)、油缸总推力和总推力 ($c_c = 0.98$)、油缸总推力和土压平均值 ($c_c = 0.83$)、推进速度平均值和贯入度 ($c_c = 0.87$)。由此确定, 模型 B 输出的盾构掘进参数为: 刀盘速度、油缸总推力、掘进速度平均值、螺旋机速度测量值、螺旋机扭矩和砂浆口平均压力。

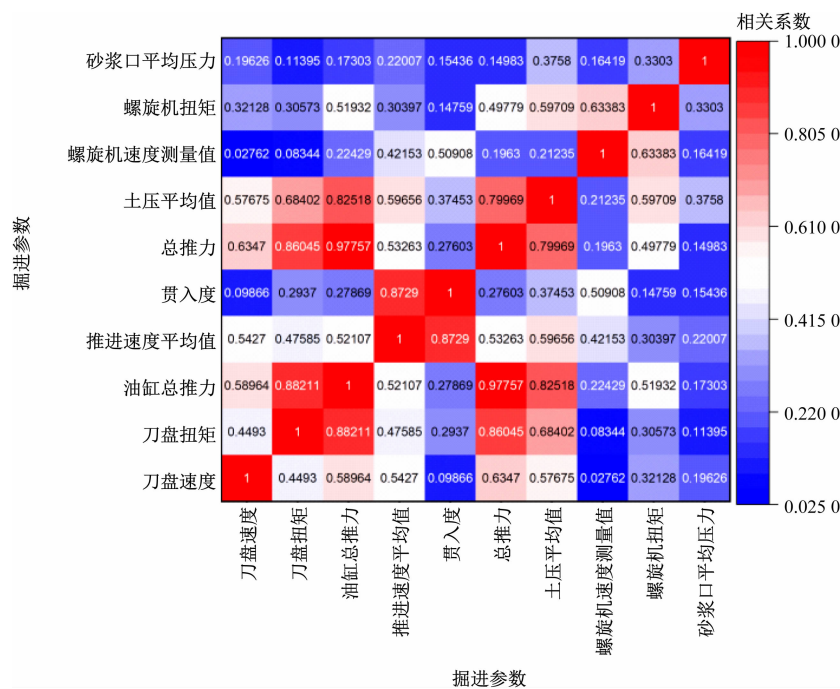


图 3 掘进参数之间的相关系数截图

Fig. 3 Screenshot of correlation coefficients of driving parameters

2.2.2 模型构建阶段的输入输出数据

对于模型 A:使用处理后的全样本数据,共有 841 条数据;以地面沉降为输出数据,以其他参数为输入数据。

对于模型 B:以地面沉降小于 15 mm 为控制条件,将盾构掘进参数作为输出数据,其他参数作为输入数据;共 330 条数据。

对掘进参数与地面沉降的 Pearson 相关系数 c_b 进行计算,结果如表 1 所示。由表 1 可以看出,掘进参数中刀盘转速、油缸总推力、掘进速度平均值和螺旋机扭矩参数对地面沉降的贡献度较大。由此,本文选择这 4 项盾构掘进参数进行优化调整,以更有效地控制地面沉降。

表 1 各掘进参数及其与地面沉降的 c_b

Tab. 1 c_b correlation coefficient of each driving parameter and land subsidence

掘进参数	c_b	掘进参数	c_b
刀盘速度	-0.37	螺旋机速度测量值	0.09
油缸总推力	-0.71	螺旋机扭矩	0.37
掘进速度平均值	-0.46	砂浆口平均压力	-0.09

3 融合算法的模型计算结果

3.1 模型 A

基于地面沉降数据,汇总不同算法预测模型的训练集和测试集得分,如表 2 所示。由表 2 可见,随机森林回归算法为测试集得分最高的模型算法,其测试集得分为 0.98,说明该算法的预测准确性最佳。因此,模型 A 的最优算法为随机森林回归

表 2 不同算法时模型 A 的训练集和测试集得分

Tab. 2 Training set and test set scores of Model A with different algorithms

模型算法	模型 A 训练集得分	模型 A 测试集得分
k 邻近	0.93	0.88
线性回归	0.68	0.64
线性回归 Ridge	0.67	0.63
线性回归 Lasso	0.15	0.15
决策树回归	1.00	0.96
随机森林回归	1.00	0.98
梯度提升回归	0.98	0.94
支持向量机回归	1.00	0.94
多层感知机回归	1.00	0.82
支持 SVR(向量机回归) + 超参数优化	0.97	0.96
决策树回归 + 超参数优化	1.00	0.94
多层感知机回归 + 超参数优化	0.93	0.87

算法。

如图 4 所示,采用随机森林回归算法时模型测试集的预测值和实测值基本一致,验证了该算法模型的预测准确性。

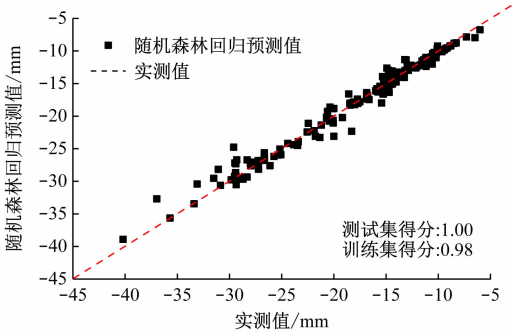


图 4 模型 A 的随机森林回归算法预测值与实测值对比
Fig. 4 Comparison between the predicted value and the measured value with random forests regression algorithm of model A

3.2 模型 B

利用模型 B,通过融合算法,可分别得到刀盘转速、油缸总推力、掘进速度平均值和螺旋机扭矩等 4 项盾构掘进参数的最优算法,并给出了各盾构掘进参数最优算法及模型 B 的评价结果,如表 3 所示。

表 3 盾构掘进参数最优算法及模型 B 评价结果

Tab. 3 Optimal algorithm of shield driving parameters and Model B evaluation results

盾构掘进参数	最优算法	模型 B 的评价结果	
		训练集得分	测试集得分
刀盘转速	随机森林回归	0.92	0.53
油缸总推力	随机森林回归	0.99	0.93
掘进速度平均值	决策树回归	0.64	0.36
螺旋机扭矩	随机森林回归	0.96	0.77

3.3 盾构掘进参数优化后的地面沉降

通过采用最优算法的模型,可分别得到刀盘转速优化值、油缸总推力优化值、掘进速度平均值优化值和螺旋机扭矩优化值,并将其作为新的盾构掘进参数;利用训练好的、采用最优算法的模型 A,可计算得到盾构掘进参数优化后的地面沉降预测结果,结果如图 5 所示。

由图 5 可见,和实测值相比,优化盾构掘进参数后的地面沉降预测值最大减少了 21.51 mm。由此可见,通过优化调整盾构掘进施工参数,可以极大改善盾构施工引起的地面沉降问题。

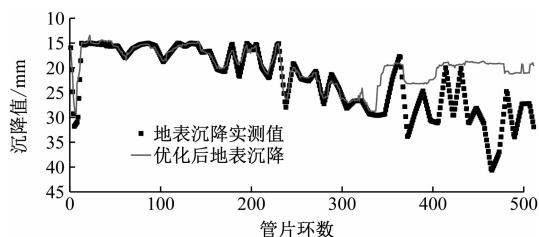


图5 地面沉降的实测值与优化后预测值对比

Fig.5 Comparison between the measured value and the predicted value of land subsidence optimization

4 结语

本文提出了一种基于区域地质信息的盾构掘进参数自适应调整与地面沉降控制方法,共包含两个阶段,预测模型构建阶段和施工阶段。模型 A 的最优算法为随机森林回归算法;在模型 B 中,刀盘转速、油缸总推力、螺旋机扭矩的调整优化应选取随机森林回归算法,掘进速度的调整优化应选取决策树回归算法。

从南京地铁 9 号线绿滨区间的应用效果来看,采用基于区域地质信息的盾构掘进参数自适应调整与地面沉降控制方法,对盾构掘进参数进行优化能有效控制地面沉降,效果良好。该方法可在类似项目中广泛应用。

参考文献

[1] 朱诚,王昭敏,隆锋,等. 基于 ABC-BP 神经网络的地铁盾构

地表沉降预测[J]. 河海大学学报(自然科学版), 2023, 51(4): 72.

ZHU Cheng, WANG Zhaomin, LONG Feng, et al. Prediction of ground settlement of subway shield based on ABC-BP neural network[J]. Journal of Hohai University (Natural Sciences), 2023, 51(4): 72.

[2] Boubou R, Emeriault F, Kastner R. Prediction of surface settlements induced by TBM using Artificial Neural Networks method [M]// VIGGIANI G. Geotechnical Aspects of Underground Construction in Soft Ground. London: CRC Press, 2012: 809.

[3] CHEN R, ZHANG P, WU H, et al. Prediction of shield tunneling-induced ground settlement using machine learning techniques [J]. Frontiers of Structural and Civil Engineering, 2019, 13(6): 1363.

[4] CHEN R P, ZHANG P, KANG X, et al. Prediction of maximum surface settlement caused by earth pressure balance (EPB) shield tunneling with ANN methods[J]. Soils and Foundations, 2019, 59(2): 284.

[5] 刘益平,孙焯. 基床系数试验测试与取值方法比选[J]. 电力勘测设计, 2018(增刊1): 130.

LIU Yiping, SUN Zhuo. Comparison of test and evaluation methods of coefficient of subgrade reaction[J]. Electric Power Survey & Design, 2018(S1): 130.

· 收稿日期:2023-08-14 修回日期:2023-10-06 出版日期:2024-06-10

Received:2023-08-14 Revised:2023-10-06 Published:2024-06-10

· 作者:曹铁军,高级工程师,32754511@qq.com

· ©《城市轨道交通研究》杂志社,开放获取 CC BY-NC-ND 协议

© Urban Mass Transit Magazine Press. This is an open access article under the CC BY-NC-ND license

(上接第 115 页)

JIANG Jie, HOU Kaiwen, LYU Bo, et al. Analysis of Karst treatment scheme in tunnel excavated on Nanning metro line 2 [J]. Urban Mass Transit, 2018, 21(9): 125.

[7] 赵庚亮,张志龙,赵金鹏,等. 南宁地铁 4 号线岩溶发育特征及处治技术[J]. 科学技术与工程, 2021, 21(31): 13552.

ZHAO Gengliang, ZHANG Zhilong, ZHAO Jinpeng, et al. Karst development characteristics and classification treatment technology of Nanning metro line 4 [J]. Science Technology and Engineering, 2021, 21(31): 13552.

[8] 李慎奎,陶岚,吴圣贤. 武汉地铁工程中沙漏型岩溶注浆新技术探讨及实践[J]. 现代隧道技术, 2021, 58(5): 187.

LI Shenkui, TAO Lan, WU Shengxian. Discussion and application of new grouting technology in hourglass-shaped Karst in Wuhan metro project [J]. Modern Tunnelling Technology, 2021, 58(5): 187.

[9] 李慧娟,金小刚,涂婧,等. 湖北武汉典型地区岩溶发育特征分析[J]. 中国地质灾害与防治学报, 2019, 30(4): 40.

LI Huijuan, JIN Xiaogang, TU Jing, et al. Analysis on characteristics of Karst development in Wuhan of Hubei Province [J]. The Chinese Journal of Geological Hazard and Control, 2019, 30(4): 40.

[10] 刘鹏瑞,刘长宪,姜超,等. 武汉市工程施工引发岩溶塌陷机理分析[J]. 中国岩溶, 2017, 36(6): 830.

LIU Pengrui, LIU Changxian, JIANG Chao, et al. Mechanism of Karst collapse caused by engineering construction in Wuhan City [J]. Carsologica Sinica, 2017, 36(6): 830.

· 收稿日期:2022-04-18 修回日期:2022-05-12 出版日期:2024-06-10

Received:2022-04-18 Revised:2022-05-12 Published:2024-06-10

· 第一作者:邱运军,高级工程师,276799508@qq.com

通信作者:王祥秋,教授,tongji_wxq@163.com

· ©《城市轨道交通研究》杂志社,开放获取 CC BY-NC-ND 协议

© Urban Mass Transit Magazine Press. This is an open access article under the CC BY-NC-ND license