

快速连接件盾构隧道上浮机器学习预测研究

张佳亮¹,袁俊²,姚印彬¹,单晓波¹

(1.中铁十四局集团大盾构工程有限公司,江苏南京,210019; 2.同济大学土木工程学院,上海市 200092)

摘要:目前国内快速连接件盾构隧道较少,由于其管片上浮规律异于传统螺栓连接隧道,故需探究上浮原因以便于施工控制。基于南京某快速连接件隧道工程,对施工数据进行收集与整理,通过多种机器学习的方法对管片上浮量进行预测与缺失值填充,并采用决定系数(R²)和均方根误差(RMSE)检验模型效果。结果表明,南京某快速连接件隧道中,俯仰角、总推进力、盾尾间隙(下-上)对管片上浮的影响较大。机器学习模型可有效预测成型管片上浮量、补充上浮缺失值,为相似工程施工提供上浮预测的依据。

关键词:盾构隧道;快速连接件;数据处理;机器学习;管片上浮预测

中图分类号: U455.43

文献标志码: A

文章编号: 1009-7716(2024)10-0239-05

0 引言

盾构隧道作为现代城市地下交通和供水排水系统的重要组成部分,因具有施工高效、环境保护效果好等优势而被广泛应用于城市地下工程建设中。随着盾构隧道在城市基础设施领域的广泛应用和深入研究,盾构隧道正不断向超大直径、长距离、复杂地质等方向发展^[1-3],盾构隧道成型管片质量,如管片上浮等相关研究也呈增至趋势。值得注意的是,过去的研究主要集中在传统螺栓隧道中,对于新型快速连接件隧道的相关分析尚未有深入探讨。

管片上浮多表现为在管片脱出盾尾后向上位移,其产生机理的目前有较多的研究。

Geng Daxin 等^[4]提到,在盾构掘进过程中,管片脱出盾尾时,由于盾构开挖直径大于管片外径,且盾构机“头大尾小”,管片与周围土体间有一个圆环形的盾尾间隙,这给管片位移提供了空间,需同步进行注浆,防止管片局部或整体位移。

叶飞^[5-8]进行了盾构隧道施工期管片受力分析与上浮机理分析,将注浆扩散过程分为填充、渗透、压密、劈裂注浆,认为管片上浮主要由渗透、压密注浆阶段的动态上浮力导致。

董赛帅^[9]将盾构姿态与土方超挖量、管片上浮量联系,发现盾构趋势和俯仰角较大时,土方超挖量、管片上浮量也随之增大。

肖明清^[10]基于有限元法对地层—管片—注浆受力模式进行分析,并将管片上浮原因归于施工时的应力重分布。

魏纲^[11]基于修正惯用法进行管片受力分析,认为上浮力不利于管片内力分布,需根据工程实际进行调控。

季昌^[12]认为管片上浮主要与施工期浆液尚未硬化有关,且基于水灰比减小的浆液性质,可增大浆液层对管片上浮的抵抗作用。

目前现有文献对于管片上浮机理的研究主要以定性说明和单因素的定量计算为主。然而,在将这些理论应用于实际施工中进行管片上浮控制时,仍然需要依赖工程经验来进行判断。

管片在脱出盾尾后除了浆液和地层影响,也会受到盾构机特别是盾构姿态的影响,因此上浮归因中需考虑多种因素,而传统的方法往往只能考虑一种或少数几种因素,往往会出现预测不准确、应对不及时等问题。

近年来,随着机器学习技术的迅速发展,尤其是深度学习算法的兴起,利用大量的实时监测数据和历史施工数据来构建预测模型已成为可能。这些模型可以通过学习数据中的模式和规律,实现对盾构隧道上浮行为的预测,从而为工程管理者提供科学依据,以采取针对性的措施来降低风险。

收稿日期: 2023-12-18

作者简介: 张佳亮(1989—),男,本科,工程师,从事隧道工程测绘管理与研究工作。

通信作者: 袁俊(2000—),男,硕士,现从事盾构隧道数据分析工作。电子邮箱:2232392@tongji.edu.cn

目前机器学习方法在地下工程应用广泛,但直接用于管片上浮预测的研究还比较少。

李冠^[13]分析了盾构参数和上浮数据,按考虑进泥浆量、排泥浆量、土仓压力分为三类,并使用支持向量回归和BP神经网络进行管片上浮量预测,发现支持向量回归的性能均优于BP神经网络。

李新潮^[14]对地层参数进行了降维处理,比较后采用了R-relief算法的特征选择方法,比较后发现XGBoost模型预测效果要优于随机森林,进而提出基于XGBoost算法的递进式管片上浮缺失值填补方法,测试发现在缺失值数据达到40%的情况下仍具有较好的填补效果。

苏恩杰^[15]对施工期盾构管片上浮过程进行自动化监测,并建立基于(CNN-LSTM)深度学习算法的管片上浮过程智能预测模型,有效预测了盾构隧道施工期管片上浮过程。

综上所述,本论文将基于现有研究与南京某盾构隧道工程,收集处理盾构于上浮数据,采用机器学习方法来预测盾构隧道上浮问题,为地下工程建设的安全和可持续发展提供支持。通过对机器学习算法的选择、数据采集与处理、模型构建与评估等方面的研究,旨在为盾构隧道施工管理者提供科学、准确的上浮预测方法,为相似工程施工提供指导。

1 施工数据与资料

1.1 工程基本概况

南京某盾构隧道为水下隧道,始发井长20.0 m,宽16.0 m,埋深25.3 m,盾构隧道直径8.8 m,顶板埋深10.5~14.0 m,接收井长20 m,宽16 m,埋深26.3 m,工作井盾构始发段采用明挖法施工,埋深约25.3 m。

该工程采用泥水平衡盾构机进行盾构段施工,管片外径、内径、宽幅和厚度分别为8.8、7.9、1.5、0.45 m,采用C50钢筋混凝土,混凝土抗渗等级为P12;每环有1块封顶块(F)、2块邻接块(L)、5块标准块(B)共8块管片,楔形环选用双面楔形式,楔形量为20 mm。在管片安装时为使安装过程高效便利,在管片纵缝处设置用于定位的榫槽。

管片连接形式采用新型快速连接件,在隧道质量控制上要优于传统螺栓连接盾构隧道^[16]。每衬砌环的接缝包含22个纵缝滑入式连接件,16个环缝插入式连接件。新型连接件如图1、图2所示。

1.2 工程地质条件

盾构施工区间隶属长江漫滩—长江河床地貌单

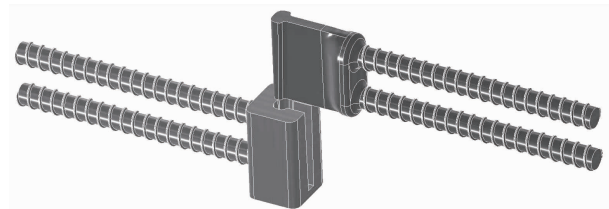


图1 纵缝滑入式连接件

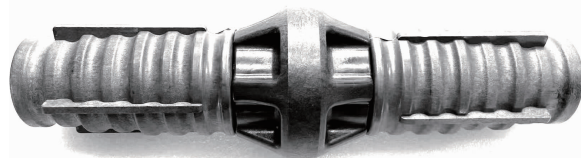


图2 环缝插入式连接件

元,填土厚度一般为1.70~7.80 m,其下土层主要为第四系全新世(Q₄)冲积的砂性土和黏性土,厚度一般为41.00~56.80 m,各地层、基岩面分布基本稳定;下伏基岩可细分为强风化层、中风化层,受地质构造和风化作用的影响,裂隙不发育,岩石强度变化小。

1.3 水文地质条件

施工期间地表面江宽约390 m,水面高程4.5 m,江中最大水深12 m左右,多年平均水位5 m左右,最高与最低水位分别为10.23、1.54 m,最大潮差为1.56 m。

地下水中松散岩类孔隙承压水在②_{2a}层粉质黏土夹粉砂有分布,对盾构施工有一定影响;基岩裂隙水埋藏较深对拟建工程实际影响较小。

1.4 施工数据获取

施工现场所需数据包括盾构掘进数据、盾构姿态数据、盾尾间隙、地层资料、管片上浮数据等,收集、记录方式说明如下。

盾构掘进数据、盾构姿态数据:在盾构施工时盾构PLC系统持续记录,后期可导出时序数据,周期为1分钟。

地层数据:主要为地层信息与地层物理力学性质参数,可从设计图及地勘资料中获取,精确度不高。

管片上浮数据:管片拼装完成时在管片顶部布置上浮棱镜,并通过导向系统的全站仪持续测量管片顶部上浮棱镜的大地坐标;管片拼装完成时的测量值作为初始坐标,之后每环掘进阶段测量三次,最远可到10环,用后续测量的高程减去拼装完成时高程,所得值为管片上浮量。现场上浮棱镜如图3所示。

2 机器学习模型介绍

2.1 高斯回归过程GPR

高斯回归过程(Gaussian Process Regression,简



图 3 上浮镜现场图示

称 GPR)^[17]是一种非参数的回归方法,用于建模和预测数据中的连续性目标变量。GPR 是一种基于概率的方法,可以捕捉数据中的不确定性,并提供关于预测的置信度。

GPR 的核心思想是将预测结果视为随机变量,这些随机变量服从高斯分布(正态分布)。它通过在输入空间中的数据点之间构建一个协方差矩阵来表示这种随机性和关联性。该协方差矩阵捕捉了不同数据点之间的相似性和距离,从而提供了关于预测结果的分布信息。

2.2 支持向量回归 SVR

支持向量回归 (Support Vector Regression, SVR)^[18]是通过使用核函数在高维空间中进行计算,使得原本在低维空间中线性不可分的问题变为线性可分,从而找到最佳的超平面。这样,SVR 能够灵活地应对各种数据分布和非线性关系,从而进行回归预测。

2.3 人工神经网络 ANN

人工神经网络(Artificial Neural Network,简称 ANN)是由 Warren McCulloch 和 Walter Pitts^[19]于 1943 年提出并不断演化发展的一种计算模型。ANN 的基本原理在于模拟生物神经元的工作方式,通过连接多个神经元单元来构建一个网络结构。神经网络的训练过程采用反向传播算法,利用梯度下降的优化方法调整权重和偏差,以最小化预测输出与实际输出之间的差距。这一过程反复进行,直至网络的输出达到理想状态或训练轮数达到一定要求。通过这种迭代训练的方式,神经网络能够逐步学习和优化,提高对复杂问题的建模和预测能力。

3 管片上浮预测研究

3.1 数据选取与处理

基于已有的地勘资料、隧道设计资料、盾构 PLC 数据选取施工参数,可得到如表 1 所示的模型输入参数,对输入参数分别进行降噪、求取每环代表值和标准化处理,其中地质数据与隧道设计资料,即为

地层资料、地层物理力学性质参数、隧道埋深、管片尺寸。地层数据来自于地勘资料,无法精确到环,隧道埋深由隧道设计轴线进行计算得到,与其相关的地层压力可在土压相关参数中实时体现,遂用土压相关参数代替。管片尺寸在本工程中是相同的,在不考虑模型泛化性前提下无需作为输入参数。项目采用双液浆注浆,A、B 液的体积比固定为 15.7 : 1,且 B 液 4 号压力传感器故障导致数据异常,遂采用 A 液参数作为输入参数,剔除 B 液参数。

表 1 输入参数说明

参数名	单位	参数量
刀盘转矩	kN·m	1
总推力	kN	1
推进速度平均值	mm/min	1
A 液泵出口流量	L/min	6
A 液阀入口压力	Bar	6
土压平均值	Bar	1
俯仰角	°	1
垂直趋势	mm/m	1
盾尾间隙(下 - 上)	mm	1

上浮数据作为模型输出,基于工程实际获取,项目采用双液浆注浆,胶凝时间短,管片从拼装完成到脱出盾尾时的位移量和脱出盾尾后 1~3 环间上浮量较大,且该部分数据较为完整,在脱出盾尾 3 环之后管片上浮趋于稳定,采用脱出 3 环时的管片上浮量作为模型输出进行模型建立。

通过数据选取与处理,建立数据集为 19 820 矩阵,前 19 列为模型输入,第 20 列为模型输出,通过 F-test 计算特征重要性分数如图 4 所示,可见俯仰角、总推进力、盾尾间隙(下 - 上)对管片上浮的影响比其他参数更大。

3.2 模型评价指标

对于回归模型,评价指标易于量化且已有指标较为统一^[20],在此采用决定系数 R^2 和均方根误差 RMSE 进行衡量,如式(1)、式(2)所示,其中, R^2 越接近 1,说明预测值和真实值越接近,模型预测效果越好;RMSE 越小,则预测值和真实值越接近,模型预测效果越好。

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (f(x_i) - y_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \tag{1}$$

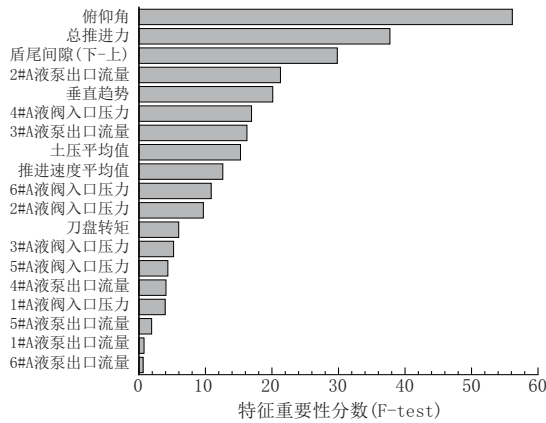


图4 特征重要性分数(F-test)

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_i^n (f(x_i) - y_i)^2}{n}} \quad (2)$$

式中: y_i 为真实的观测值; \bar{y}_i 为真实观测值的平均值; $f(x_i)$ 为预测值; n 为样本数。

3.3 超参数确定

采用五折交叉验证方法,并使用贝叶斯优化算法进行模型超参数的选取,所得结果如表2所示。

表2 模型超参数

机器学习模型	超参数	超参数选取
GPR	基函数	零
	核函数	非各向同性指数
	核尺度	1.350 9
	σ	4.330 5
SVR	核函数	高斯
	核尺度	1.009 6
	框约束	0.795 81
	epsilon	0.019 559
ANN	全连接层数	1
	激活函数	ReLU
	正则化强度	0.008 889
	全连接层大小	17

3.4 模型训练

采用再代入验证法进行训练,80%数据为训练集,20%数据为测试集,各模型测试结果如表3、图5至图7,可知:

表3 测试数据校检

机器学习模型	决定系数 R^2	均方根误差 RMSE
GPR	0.72	0.239 54
SVR	0.71	0.242 41
ANN	0.64	0.271 98

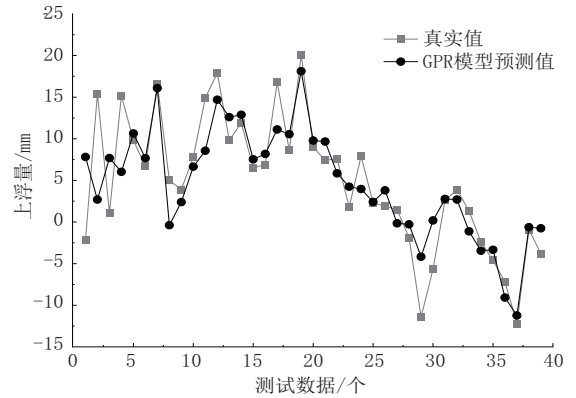


图5 GPR测试集实际值-预测值

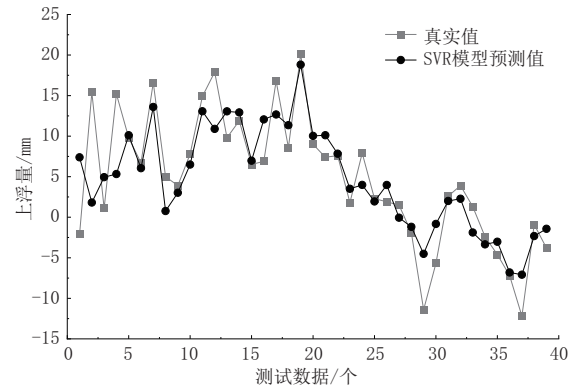


图6 SVR测试集实际值-预测值

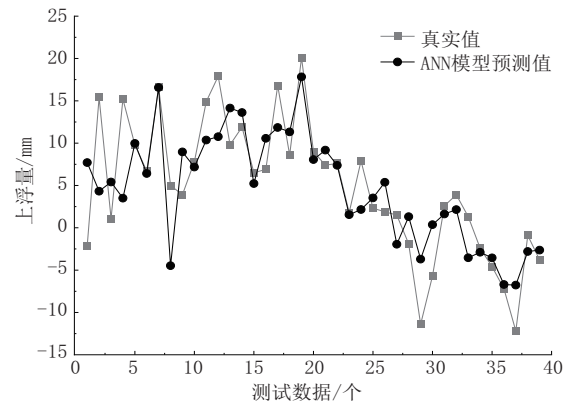


图7 ANN测试集实际值-预测值

(1)GPR、SVR、ANN在上浮预测上均有较好的效果,决定系数在0.64~0.72之间,均方根误差在0.239 54~0.271 98之间。

(2)三种算法之间,GPR预测性能最佳,决定系数为0.72,均方根误差为0.239 54,SVR预测性能稍弱,均强于ANN的预测性能,说明在小样本数据集中,GPR表现效果更好。

4 结论与不足

通过施工数据的收集、选取、处理,可见俯仰角、总推进力、盾尾间隙(下-上)对管片上浮的影响比其他参数更大,采用GPR、SVR、ANN三种方法进行上浮量预测,结果表明三种方法均有较好的预测性

能,且 GPR 预测性能最佳,决定系数为 0.72,均方根误差为 0.239 54,SVR 预测性能稍弱,均强于 ANN 的预测性能,说明在小样本数据集中,GPR 表现效果更好,可为类似盾构隧道施工提供科学、准确的上浮预测方法,从而在工程实践中降低风险,保障工程质量和安全。

目前机器学习管片上浮预测在数据集上存在较大限制,目前各工程上浮量测量记录方法不统一,难以建立多工程盾构数据集,单一工程过少的数据难以训练出高精度的模型。因此,后续可在多工程统一上浮等质量数据测量、记录方法,从而建立多工程的数据集,提高机器学习模型预测性能和模型泛用性。

参考文献:

- [1] 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):757-83.
- [2] 高始军.超大直径长距离跨海高铁盾构隧道——广湛铁路湛江湾海底隧道项目介绍[J].隧道与地下工程灾害防治,2021,3(4):91-94.
- [3] 周昆.复杂地质超大直径越江盾构隧道——和燕路过江通道南段隧道工程 A2 标项目介绍[J].隧道与地下工程灾害防治,2020,2(1):105-107.
- [4] Geng D, Hu Y, Jiang Y, et al. Modified calculation model for segment floating in slurry shield tunnel[J]. Journal of Performance of Constructed Facilities, 2021, 35(5): 1143-1152.
- [5] 叶飞.软土盾构隧道施工期上浮机理分析及控制研究[D].上海:同济大学,2007.
- [6] 叶飞,何川,王士民.盾构隧道施工期衬砌管片受力特性及其影响分析[J].岩土力学,2011,32(6):1801-1807,1812.
- [7] 叶飞,朱合华,丁文其,等.施工期盾构隧道上浮机理与控制对策分

析[J].同济大学学报(自然科学版),2008(6):738-743.

- [8] 叶飞,朱合华,丁文其.基于弹性地基梁的盾构隧道纵向上浮分析[J].中国铁道科学,2008(4):65-69.
- [9] 董赛帅,杨平,姜春阳,等.盾构隧道管片上浮机理与控制分析[J].地下空间与工程学报,2016,12(1):49-54.
- [10] 肖明清,孙文昊,韩向阳.盾构隧道管片上浮问题研究[J].岩土力学,2009,30(4):1041-1045,1056.
- [11] 魏纲,洪杰,魏新江.盾构隧道施工阶段管片上浮的力学分析[J].岩石力学与工程学报,2012,31(6):1257-1263.
- [12] 季昌,周顺华,许恺,等.盾构隧道管片施工期上浮影响因素的现场试验研究[J].岩石力学与工程学报,2013,32(增刊2):3619-3626.
- [13] 李冠.基于支持向量机的盾构隧道管片上浮预测研究[D].郑州:郑州大学,2022.
- [14] 李新潮.基于机器学习的大直径盾构隧道管片上浮研究[D].郑州:郑州大学,2022.
- [15] 苏恩杰,叶飞,何乔,等.基于卷积神经网络-长短期记忆的施工期盾构管片上浮过程预测模型[J].同济大学学报(自然科学版),2023,51(9):1352-1361.
- [16] 毕湘利,柳献,李文勇,等.盾构法地铁隧道管片新型连接件技术应用研究[J].城市轨道交通研究,2020,23(7):1-11.
- [17] Wilson A G, Knowles D A, Ghahramani Z. Gaussian process regression networks[J]. Omnipress, 2012.
- [18] A H S, B G L, A J M, et al. Application of KPCA combined with SVM in Raman spectral discrimination[J]. Optik, 2019(184):214-219.
- [19] Mcculloch W S, Pitts W. A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity[J]. The bulletin of mathematical biophysics, 1943(5):115-133.
- [20] Li J B, Chen Z Y, Li X, et al. Feedback on a shared big dataset for intelligent TBM Part I: Feature extraction and machine learning methods[J]. Underground Space, 2023(11):1-25.

(上接第 203 页)

5 结 语

该文提出了高速改扩建中,深水深埋承台采用钢板桩围堰的施工方法,通过前置法下放圈梁并水下加固,旨在解决深水基坑下钢板桩刚度小变形大,易渗水的问题,在节约成本的同时更便于施工进度管理。

东江特大桥 4# 墩深水承台施工中,采用该方案,钢板桩几乎未发生变形,极少渗水,施工均按计划进行直至安全完成施工(见图 5)。足以验证该方案



图 5 东江特大桥 4# 墩实景图
的可行性,可供类似工程参考。