# 选题背景和意义

盾构法施工是目前城市轨道交通最主要的施工手段，相比与其他施工方法具有安全可靠、施工效率高、受外界环境影响小等优点，并且极大程度地避免了对城市交通的影响。土压平衡盾构机（EPB）是目前盾构法施工最为常见的施工机器，其工作原理是利用控制土仓压力平衡掌子面土压力从而保持开挖面的稳定。

由于盾构机封闭施工的特性且钻孔信息较为稀疏，前方地层的不确定可能带来许多危险，轻则刀具磨损[1][1]、卡机[2][2]、姿态偏移，严重可能导致涌水涌砂、地表塌陷、盾构机被埋等重大工程事故。然而目前盾构司机对于前方异常地层的感知往往只能通过滞后的参数反馈来做出相应的调整和反馈，因此对前方地层进行实时预测判别，可以为工程带来重要的指导意义。

盾构司机在操作过程中需要综合考虑盾构机姿态、前方地层、地下水、地表沉降等多因素的影响，进行操作参数的调节。因此经验丰富的司机往往可以通过参数响应迅速判别地层环境，并且能够给出较优参数使盾构机能够稳定高效掘进。其中具有大量的主观性判断，对司机的要求较高。

智能化和大数据技术高速发展的今天，国内外已有大量研究[3][4][5][6][3]将智能化方法赋能于盾构法施工，基于掘进参数，应用人工智能算法对前方地层识别以及掘进参数的预测和优化，将有效帮助司机决策、推进盾构法自动化施工。但是目前研究仍有以下不足之处：

（1）训练**数据库不统一**，当前研究所选用的掘进参数特征值、地层标注方式没有形成统一的标准。并且较少研究关注考虑真实施工条件，基于司机决策理论出发进行参数挖掘。

（2）由于不同区间的掘进参数会因为地层条件、施工因素、盾构机型号的不同，参数间的映射关系会发生相应的变化，现有研究一般只针对单一区间的少量参数进行分析和预测。训练得到的模型**泛化能力不强。**

（3）目前地层识别以及参数预测结果没有关注参数的**概率分布以及不确定度，**往往只能给出一个定值，但是实际工程中情况复杂，且具有一定的随机性，因此加入不确定度信息能够更好的帮助司机决策和理解工程现状。

针对上述问题，本研究立足于**现场司机决策理论以及数据挖掘方法，建立地层识别以及参数预测优化的标准数据库**，开展对于掌子面**前方地层识别**以及**参数预测**的研究，并且基于贝叶斯思想加入**参数概率分布**思想，提高结果可靠性。分析多区间多地层条件数据，提高模型**泛化能力**，并且基于决策理论进行盾构机操作参数智能优化，旨在确保安全掘进的同时**提升掘进效率**。

# 文献综述

## 标准化数据库建立

### 掘进参数分析

盾构机掘进参数具有耦合关系复杂、特征多变、数据庞大、多源异构等特点。因此，在进行模型训练之前应该对数据进行分析、挖掘和处理，目前已有大量研究探究参数物理意义建立分析参数之间的相关性从而建立物理模型。

2006年王洪新等[7][4]基于模型试验结果，推导基本方程式，建立土压平衡盾构掘进的数理模型。在此基础上推导总推力、土仓压力、螺旋机转速、掘进速度间关系的数学表达式。2012年陈仁朋等[8][5]深入分析盾构机推力和以及刀盘扭矩，考虑挤土效应推导刀盘扭矩修正计算公式。

盾构机掘进参数在不同地层下盾构机参数分布、参数映射皆具有较大差异，2017年赵博剑等[9][6] 采用数理统计的方法分析了5种掘进参数与6种主要地层的相关性。2021年曹云飞[10][7] 对比推力、比扭矩与复合比进行分析，利用沿隧道纵向每一环开挖面积中黏土所占的比例来计算复合比，利用复合比的变化趋势来调整比推力、比扭矩。

### 数据处理方法和数据库建立

由于盾构机导出的原始数据含有大量杂乱无效的数据，因此，在数据库建立以及机器学习训练之前，需要对数据进行一系列的处理。张莹等[11][2011] 基于现场盾构实际采样数据，对盾构工作参数进行了“归一化”处理，提出了利用掘进参数识别地质特性的方法。段理文[12][2019] 提出， 总推力、刀盘转速、刀盘扭矩、推进速度四个参数，可以作为判定是否处于工作状态的识别指标。

肖浩汉[13] [2022]提出了一种包含数据分割、异常值处理、数据降噪和数据编译四个阶段的标准数据预处理算法，实现全过程自动提取有效掘进数据、修正异常值、滤除噪声和建立数据集四项功能。首先对掘进数据划分为起始段、上升段、稳定段和结束段，采用上升段和稳定段数据作为机器学习数据库；其次采用3倍标准差法识别异常值，采用掘进段均值替换异常值；使用采用低通滤波法进行数据降噪，滤波器为Butterworth低通滤波器；最后将有效数据编译为数据集格式。而当前盾构智能化研究中各个学者对于数据处理方式、特征选择数量都没有形成规范化标准，由于数据集的差异，导致不同研究者的研究效果和精度难以进行对比评价。

## 地层识别研究现状

### 物探勘察方法

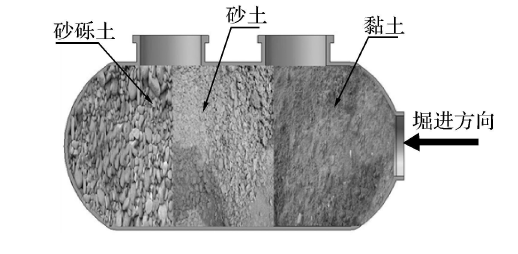
目前盾构施工对于前方地质的感知和认识主要来源于传统地质钻探方法以及超前地质预报方法。为指导盾构选型及施工，通常在隧道开挖前进行工程地质勘探，钻探法是目前最主要的地质勘探手段，即通过地质钻孔的方式对沿线地层进行钻探，通过分析钻孔土样来进行地层描述和分类，并且对钻孔间数据进行插值，绘制地质剖面图，但考虑经济因素，无法精确勘测隧道各处的地层状态在我国华南地区，特别是广州、深圳、珠海等地，盾构施工经常面临上软下硬、孤石等不良地层，依据地质勘探资料无法准确预知其位置、范围及强度。为了进一步解决不良地层对工程的影响，需要采用超前预报方法或参数映射方法对于盾构机开挖前方地质有更深的认识和理解。超前地质预报方法[13]主要包括地震波法[15]和地质雷达法[16][17][18]通过布置相关传感器，可以超前预测隧道工作面前方的地质结构和水文条件。

### 数据驱动方法

国内外对盾构掘进地质识别的研究发展较为缓慢，且较多集中在典型地层方面,一般都是根据钻孔信息和原有地层分类方法，定性根据施工难易程度利用数字编码进行标注地层，然后使用各类算法进行多分类判别或使用“0/1”进行简单的复合地层和不良地层识别。

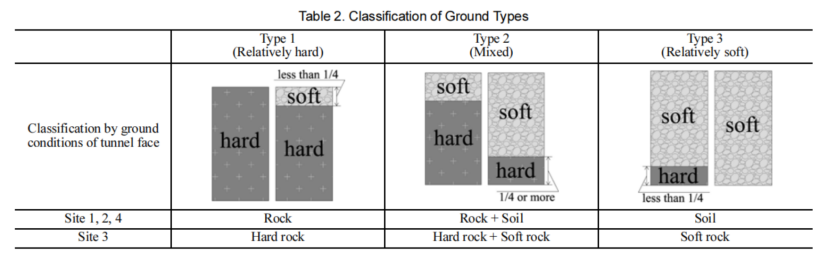
由于盾构机掘进过程中能采集到大量数据，因此使用机器学习方法，可以很好的实现参数与地层特征之间的非线性映射关系，进而实现地层特征识别。

朱北斗[19][2011]基于盾构机模拟实验平台模拟盾构机掘进过程，对每两个采样时刻的推进力、推进速度、刀盘扭矩、刀盘转速进行地层编码标注，使用BP神经网络算法有效识别砂土、沙砾土和黏土三类典型地层。



邵成猛等[20][2016] 基于LVQ 神经网络地层识别研究了盾构掘进参数在不同地层条件下的变化规律，提出基于黏土地层的掘进参数神经网络识别方法。Nie等[21][2019]训练深度神经网络模型的学习技术实时识别掘进机围岩

Jung 等[22][2019] 提出了一种人工神经网络( ANN )模型，利用盾构隧道掘进机在掘进过程中获得的数据来预测隧道前方的地层条件。该技术的主要优点是，通过使用TBM数据，无需额外的数据采集设备。引入地面类型分类和机器数据归一化方法，保持实测数据的一致性，提高预测精度。所提出的模型在预测隧道掌子面前方一环的地面类型时具有96 %的准确性。

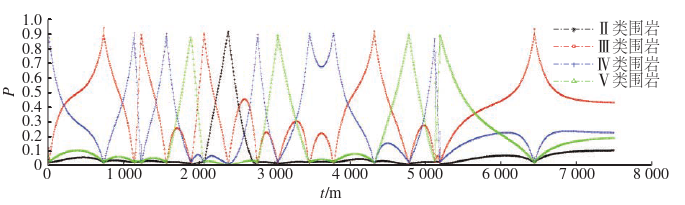


刘建东等[23][2019] 基于盾构掘进比能，结合主掘进参数，提出修正比能(SM)，构建孤石地层SM识别模型及识别矩阵，运用BP神经网络技术建立孤石地层神经网络识别模型

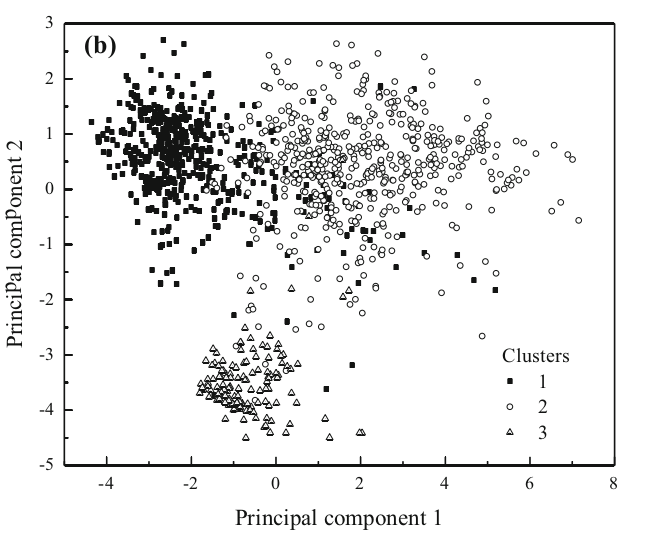
Zhang Q[24]等[2019]使用BITCH算法融合Kmean++将掘进参数及土体参数数据集压缩后，聚类划分为几个地层类别，并且通过SVM等分类算法实现较好的预测精度。

朱梦琦[25][2020]提出了一种掘进模式识别方法，将TBM掘进循环分为空推段、上升段与稳定段；并使用随机森林模型和上升段前30 s数据，实时预测稳定掘进时掘进推力与刀盘扭矩的取值，预测精度分别达到0.90和0.87；继而使用代价敏感的AdaC ost算法预测围岩等级，解决了传统机器学习算法不适用于岩体级别数据不均衡的场景

毛奕喆等[26] [2021]指出，地层识别时应该考虑地层马尔可夫性质，概率来说明岩性情况[27][28][29][1974][1981] [1987]，把围岩分布概率当作训练参数，有效提升神经网络对于盾构机前方围岩等级预测的精度



Tao Yan等在[30][2022]使用模糊C均值算法识别地质特征(geological characteristics)。将Kmeans ++算法融入到模糊集理论中，建立了模糊C均值模型。确定的地质特征影响因素包括推进速度、刀盘转速、推力、刀盘扭矩、贯入度、扭矩贯入指数、现场贯入指数和比能。采用主成分分析法对这些因素进行降维。采用前6个主成分对地质特征进行分析，建立模糊C均值模型的输入数据集。根据弯管法、轮廓系数、模糊划分系数和钻孔资料中的地质剖面确定了地质特征的类型。



Gangrade R M,[2022]基于地层不确定度预测（精读--待补充）

可掘性和无监督方法（暂时不加）

盾构机前方地层复杂，并且传统的分类方法并不能很好的表征地层，为盾构机操作带来最直观可靠的掘进状态，地层标注方法和可掘性分析

周顺华[2017]探索复杂多变地层和环境下盾构精细化掘进技术，提出以掘进单元链取代传统按区间控制的理念，定义了掘进单元的内涵、划分原则、划分步骤和应用条件，并进一步形成了一套地铁区间盾构隧道施工的掘进单元控制方法

张沛然[2021]基于可钻性原理，对现有盾构施工地层的可掘性概念、意义及关键问题进行了梳理，总结提出了表示可掘性的位移法、强度法和能量法，并初步优选了其代表性指标-贯入度，场切入指数和掘进比能。认为盾构施工地层的分类研究应侧重岩土主要物理力学参数与可掘性指标间的统计工作

吴志军[2022]建立一套适用于TBM施工的岩体可掘性分级系统并实现可掘性等级的准确感知识别。基于4条TBM隧道的152组岩体和机器数据建立的数据库，分析岩体参数与TBM可掘性评价指标的相关性，采用多目标决策方法TOPSIS实现TBM隧道岩体可掘性分级

## 参数优化研究现状

参数预测

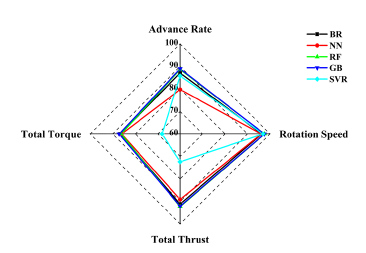
国内外学者使用各类机器学习算法进行掘进参数实时预测，预测目标包括推进速度、刀盘转速、扭矩、推力、土仓压力、贯入度等[][31][32][33][34]，并且使用混合模型超参数优化、数据清洗降噪等各类优化方法去提升预测精度。

孟中华通过统计分析得出推进速度和刀盘扭矩强相关；建立特定地质下掘进控制参数（刀盘转速、推进速度）和掘进载荷（总推进力、刀盘扭矩）的回归表达式；建立了针对喀双隧洞特定地质条件的掘进目标传统回归模型；使用支持向量机和决策树算法针对掘进参数进行二分类岩性识别，准确率在80%以上；引入BP神经网络预测掘进效率，准确率为86%，进而提出NSGAⅡ-BP多目标优化算法，实例验证中优化后数据比92%的原始数据要好

掘进参数预测本质是一个多元时间序列回归问题，而人工智能算法中的循环神经网络对时序数据处理尤为擅长[35][36]。Gao等[37]使用了三种常用的循环神经网络，包括传统循环神经网络（Recurrent Neural Network, RNN）、长短期记忆（Long Short-Term Memory, LSTM）和门控循环单元（Gated Recurrent Unit, GRU），建立了TBM掘进参数的实时预测模型。Zhang等[38]基于LSTM模型提出了盾构掘进参数和沉降曲线的综合预测模型。此外，循环神经网络也广泛应用于地表沉降预测[39]、隧道涌水量预测[40]、岩性预测[41]、姿态轨迹预测等领域

由于盾构机掘进是一个时间发展过程，因此许多学者在研究中加入时序信息使用循环神经网络算法循环神经网络RNN[42][2019]、门控循环神经网络GRU[长短时记忆神经网络LSTM[2021][43] 进行参数预测，极大提升提升预测精度，并且一定程度能够预测未来参数发展。

Lin[45]等指出，在隧道掘进过程中，由于地质条件、环境因素、机械参数等众多因素影响，准确预测掘进参数仍十分困难[2021] [45][46]，目前也有大量学者研究了掘进参数在各类复杂地层条件下的相关性[47][48][49][]进行分析挖掘，并且分别使用相应机器学习算法进行预测



何权辉[50][2021]基于实时的盾构掘进参数提出了一种无监督数据树K-Means聚类的地质识别方法，利用单一地质条件下的训练样本数据以及复合地质条件下的训练样本数据训练BP神经网络，得到两种模型。利用两种模型分别预测同一个测试集的土仓压力，并对比预测结果的误差。结果显示单一地质条件下的训练样本数据得到的预测模型准确率更高。进而证明地质识别能够为掘进参数设置或调整提供有效的支持。

Fu等[51][2022]提出了一种集成监督和无监督学习的混合方法来估计软土隧道掘进机性能。采用一种无监督学习方法从盾构机记录数据中提取有用的知识。将随机森林( RF )方法与无监督学习结合，对盾构机关键性能指标进行预测

综上，当前研究表明，盾构机掘进参数的预测应该综合考虑参数相关性、时序发展、地质条件，但是目前较少研究关注参数不确定度，得出参数预测的置信区间。同时多数研究训练得到的模型只能适用于当前工程，但是在真正的施工应用中，并没有完整段的工程数据提供模型训练，因此对工程的指导意义有待商榷。所以应该从模型泛化能力上去提升模型效果，而非仅仅关注于当前工程的训练精度。

参数优化

ZHANG[52][2019]在中提出了两种基于随机森林( RF )算法的新型计算模型。第一个模型用于预测隧道开挖引起的沉降，另一个模型用于估计盾构的运行参数。提出了一种集成粒子群优化( PSO )算法和随机森林( RF )算法的PSO - RF混合算法，用于优化沉降超过允许值时的盾构运行参数。所提出的模型在长沙地铁4号线项目的案例研究中得到了应用。根据优化后的参数进行预测，发现地表沉降均得到极大的减小

傅康[53][2021] 基于围岩等级实时识别的随机森林模型和净掘进速度预测的LSTM模型，建立了以净掘进速度最大为优化目标，对刀盘推力和转速进行优化的蚁群模型,并对比了穷举法模型、模拟退火模型和蚁群模型的优化效果

可行域方法（待补充）

## 当前研究的不足之处

1. 目前业内常用的智能算法大部分为深度学习算法，而深度学习算法有“黑盒”特性，预测精度和非线性能力较强，但是由于其权重的复杂性，对于预测结果难以做出合理的解释
2. 盾构机所处区间地层的多样性，算法研究往往适用于当前工程，但是泛化能力不强，目前还没有研究出适用于各类型地层的规范算法。
3. 针对地层识别的研究，传统地层分类方式难以适应盾构机掘进的需求、标注类型不统一并且地层信息十分稀疏，因此研究精度和效果的评判具有强烈的主观性。
4. 由于缺少相应的规范数据库格式，同时盾构机型号的不同，导致研究者选用的数据库以及数据参数不尽相同，导致研究很难同步发展发挥“1+1>2”的作用。
5. 当前研究仍停留在理论层次，并且大多数都是基于单一的数据驱动，鲜有结合工程实际决策、落地实际工程优化效率的案例。

# 研究内容和技术路线

## 研究内容

1. **掘进参数分析**
   1. 分析参数物理意义和公式
   2. 探索参数相关性和因果关系
   3. 建立标准化智能掘进数据库
2. **地层动态识别**
   1. 地层标注方法研究，建立标准数据，提高地层判别和异常识别精度
   2. 基于贝叶斯神经网络预测盾构机前方地层
   3. 基于无监督学习方法实现异常地层识别
   4. 通过多个工程数据融合训练，提高地层识别的泛化能力
3. **参数智能优化**
   1. 基于地层信息以及标准数据库，通过概率机器学习算法进行推进速度预测
   2. 基于盾构司机决策提出操作参数建议值，在确保正常掘进的基础上提高效率
4. **系统开发**
   1. 数据处理系统：实现数据处理流程标准化，以及数据的可视化
   2. WEB数据库平台：承载智能掘进标准数据库，并且提供个性化功能
   3. 机器学习系统：实现实时参数预测、不良地层预警、指导调参提高推进速度

## 技术路线



# 工作的重点与难点，拟采取的解决方案

## 重点和难点：

1. 掘进参数内部逻辑复杂，并且数据量庞大

2. 不同区间，盾构机机型、地层差异较大，难以建立标准化数据库

3. 地层标注困难，并且选择合理的标注方式需要不断探究

4. 概率机器学习算法国内研究较少，实现困难

5. 参数优化需要考虑较多约束条件，需要进行精确的效果检验

## 拟采取的解决方案：

1. 通过文献调研以及深入与司机交流，并且不断地挖掘数据内部相关性

2. 不断扩大原始数据库，对比多个区间数据，提取重要且相似特征

3. 尝试使用图像识别等自动化标注方法，并且不断探索合理的标注模式

4. 通过查阅文献以及系统学习概率机器学习相关知识，旨在寻找最优算法

5. 结合工程实际，并且采用数学理论与机器学习相结合的方法，并且通过测试数据以及新工程的检验，保证其优化的参数能够在确保安全的情况下提高掘进效率

# 论文工作量及进度

(1)2022.9-2022.12

文献调研；机器学习相关理论学习。

(2) 2022.12-2022.03

数据分析处理，建立数据库；数据库网站开发。

(3) 2022.03-2022.06

基于机器学习算法地层识别研究；提升模型泛化能力。

(4) 2022.03-2022.08

参数智能优化研究；优化模型；相关软件开发。

(5) 2022.8-2022.11

整理研究并且优化；撰写大论文。

(6) 2022.11-2023.03

完成大论文写作、修改定稿、准备毕业答辩。

# 预期成果和创新点

## 预期成果

1. 分析掘进参数物理意义以及因果关系

2. 建立统一标准数据库，推进智能掘进研究

3. 实现规范化盾构机数据处理流程，并且开发相关软件

4. 开发标准化数据库网站并部署上线

5. 基于概率机器学习算法实现盾构机前方地层类别及概率的有效预测

6. 基于标准数据库对司机操作参数进行优化，指导施工，加快推进效率

拟申请软著两项、发表论文1-2篇，申请专利1-2项。

## 创新点

1. 基于工程实际，提出盾构机参数因果关系，深入挖掘掘进参数之间关系

2. 建立规范化数据处理流程以及数据库，开发相关软件以及网站

3. 使用概率机器学习算法，能够在地层识别中加入不确定度的信息，结果更加可靠

4. 基于机器学习算法，生成司机操作参数建议值，合理指导施工，提高推进速度

# 完成论文拟阅读的主要文献

1. 王超, 龚国芳, 杨华勇, 等. NSVR硬岩隧道掘进机刀盘扭矩预测分析[J]. 浙江大学学报 (工学版), 2018, 52(3): 479-486.
2. 林存刚, 吴世明, 张忠苗, 等. 粉砂地层泥水盾构刀盘脱困工程实例分析[J]. 岩石力学与工程学报, 2013, 32(s1): 2897-2906.
3. 石茂林,孙伟,宋学官. 隧道掘进机大数据研究进展:数据挖掘助推隧道挖掘[J]. 机械工程学报,2021,57(22):344-358. DOI:10.3901/JME.2021.22.344.
4. KALIAMPAKOS D，BENARDOS A，MAVRIKOS A. A review on the economics of underground space utilization[J]. Tunnelling and Underground Space Technology，2016，55：236-244
5. GUO H，LI S，LI B，et al. A new learning automata based pruning method to train deep neural networks[J]. IEEE Internet of Things Journal，2017，5(5)：3263-3269
6. 杨华勇，周星海，龚国芳. 全断面隧道掘进装备智能化的一些思考[J]. 隧道建设，2018，38(12)：1919-1926.
7. 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．
8. 陈仁朋，刘源，汤旅军，等．复杂地层土压平衡盾构推力和刀盘扭矩计算研究［J］． 地下空间与工程学报，2012，8( 1)
9. 赵博剑，周建军，谭忠盛，等． 复合地层盾构掘进参数及其与地层相关性分析［J］． 土木工程学报，2017，50( 增刊 1) : 140．
10. 曹云飞,王旭春,韩旭,等. 富水砂黏地层盾构掘进参数与地层关=相关性研究[J]. 地基处理,2021,3(5):433-439. DOI:10.3785/j.issn.2096-7195.2021.05.012.
11. 张莹, 蔡宗熙, 冷永刚, 等. 盾构机掘进参数的关联分析与地质特征识别[J]. 哈尔滨工程大学学报, 2011, 32(4): 476-480.
12. 段理文. TBM 操作参数智能决策方法研究 [D]. 杭州: 浙江大学, 2019.
13. 肖浩汉,陈祖煜,徐国鑫,蒋宗全,苏岩,曹瑞琅,刘诗洋.基于GRU算法的盾构掘进参数预测——以成都地铁为例[J].长江科学院院报:2022, 1-12
14. 李术才，刘斌，孙怀凤，等．隧道施工超前地质预报研究现状及发展趋势［Ｊ］．岩石力学与工程学报,2014,33(06),1090-1113
15. JETSCHNY S, BOHLEN T, KURZMANN A. Seismic prediction of geological structures ahead of the tunnel using tunnel surface waves [J]. Geophysical Prospecting, 2011, 59(5): 934–946
16. ASHIDA Y. Seismic imaging ahead of a tunnel face with three-component geophones [J]. International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences, 2001, 38(6): 823–831.
17. 刘新荣, 刘永权, 杨忠平, 等. 基于地质雷达的隧道综合超前预报技术 [J]. 岩土工程学报, 2015, 37(2): 51–56.
18. LEE I M, TRUONG Q H, KIM D H, et al. Discontinuity detection ahead of a tunnel face utilizing ultrasonic reflection: laboratory scale application [J]. Tunneling and Underground Space Technology, 2009, 24(2): 155–163.
19. 朱北斗, 龚国芳, 周如林, 等. 基于盾构掘进参数的 BP 神经网络地层识别 [J]. 浙江大学学报: 工学版, 2011, 45(5): 851–857.
20. 邵成猛． 基于盾构掘进参数的 LVQ 神经网络地层识别 ［J］． 石家庄铁道大学学报( 自然科学版) ，2016，29 ( 1) : 93
21. Nie S W, Xue L, Jia G P, et al. Identification of surrounding rock in TBM excavation with deep neural network[C] (ICAIBD). IEEE, 2019: 251-255.
22. JUNGJH, CHUNGH, KWONYS, et al. An ANN to predict ground condition ahead of tunnel face using TBM operational data[J]. KSCE Journal of Civil Engineering,2019,23(7):3200–3206.
23. 刘建东，郭京波，王旭东. 基于盾构掘进参数的孤石地层识别方法研究［J］. 隧道建设（中英文），2019，39（7）：1132—1140.
24. Zhang Q, Liu Z, Tan J. Prediction of geological conditions for a tunnel boring machine using big operational data[J]. Automation in Construction, 2019, 100: 73-83.
25. 朱梦琦,朱合华,王昕,等. 基于集成CART算法的TBM掘进参数与围岩等级预测[J]. 岩石力学与工程学报,2020,39(9):1860-1871. DOI:10.13722/j.cnki.jrme.2019.0924.
26. 毛奕喆，龚国芳，周星海，王飞.基于马尔可夫过程和深度神经网络的TBM围岩识别[J] 浙江大学学报 (工学版)2021,55(3):448-467
27. MOAVENZADEH F, EINSTEIN H H, MARKOW M J, et al.Tunnel cost model: a stochastic simulation model of hard rock tunneling. volume 1. summary report [R]. Massachusetts: [s.n.],1974
28. CHAN M H C. A geological prediction and updating model in tunneling [D]. Massachusetts: Massachusetts Institute of Techno-logy, 1981
29. IOANNOU P G. Geologic prediction model for tunneling [J].Journal of Construction Engineering and Management, 1987,113(4): 569–590.
30. Yan T, Shen S L, Zhou A. Identification of geological characteristics from construction parameters during shield tunneling [J]. Acta Geotechnica, 2022: 1-17.
31. Xu C, Liu X L, Wang E Z, et al. Prediction of Tunnel Boring Machine Operating Parameters using Various Machine Learning Algorithms[J]. Tunnelling and Underground Space Technology, 2021, 109: 103699
32. Liu, Shen S L, Zhang N, et al. Modelling the Performance of EPB Shield Tunnelling Using Machine and Deep Learning Algorithms[J]. Geoscience Frontiers, 2021, 12(5): 101177.
33. 李超, 李涛, 李正, 等. 基于 BP 神经网络的复合地层盾构掘进参数预测与分析[J]. 土木工程学报, 2017, 50(S1): 145-150.
34. AVUNDUK E，COPUR H. Empirical modeling for predicting excavation performance of EPB TBM based on soil properties［J］. Tun- neling and Underground Space Technology，2018，71：340—353.
35. Cho K, Van Merri?nboer B, Gulcehre C, et al. Learning Phrase Representations using RNN Encoder-decoder for Statistical Machine Translation[J]. 2014, arXiv preprint arXiv: 1406-1078.
36. Zhang W G, Li H R, Li Y Q, et al. Application of Deep Learning Algorithms in Geotechnical Engineering: A Short Critical Review[J]. Artificial Intelligence Review, 2021: 1-41.
37. Gao X J, Shi M L, Song X G, et al. Recurrent Neural Networks for Real-time Prediction of TBM Operating Parameters[J]. Automation in Construction, 2019, 98: 225-235.
38. Zhang P, Wu H N, Chen R P, et al. A Critical Evaluation of Machine Learning and Deep Learning in Shield-ground Interaction Prediction[J]. Tunnelling and Underground Space Technology, 2020, 106: 103593.
39. Mahmoodzadeh A, Mohammadi M, Daraei A, et al. Forecasting Maximum Surface Settlement Caused by Urban Tunneling[J]. Automation in Construction, 2020, 120: 103375.
40. Mahmoodzadeh A, Mohammadi M, Noori K M G, et al. Presenting the Best Prediction Model of Water Inflow into Drill and Blast Tunnels among Several Machine Learning Techniques[J]. Automation in Construction, 2021, 127: 103719.
41. Liu Z B, Li L, Fang X L, et al. Hard-rock Tunnel Lithology Prediction with TBM Construction Big Data Using a Global-attention-mechanism-based LSTM Network [J]. Automation in Construction, 2021, 125: 103647. [24] Zhang N, Zhang N, Zheng Q, et al. Real-time Prediction of Shield Moving Trajectory during Tunnelling using GRU Deep Neural Network[J]. Acta Geotechnica, 2021: 1-16.
42. Gao X J, Shi M L, Song X G, et al. Recurrent Neural Networks for Real-time Prediction of TBM Operating Parameters[J]. Automation in Construction, 2019, 98: 225-235.
43. Gao M Y, Zhang N, Shen S L, et al. Real-time Dynamic Earth-pressure Regulation Model for Shield Tunneling by Integrating GRU Deep Learning Method with GA Optimization[J]. IEEE Access, 2020, 8: 64310-64323
44. Gao B, Wang R R, Lin C, et al. TBM penetration rate prediction based on the long short-term memory neural network[J]. Underground Space, 2021, 6(6): 718-731.
45. Lin S S, Shen S L, Zhang N, et al. Modelling the Performance of EPB Shield Tunnelling Using Machine and Deep Learning Algorithms[J]. Geoscience Frontiers, 2021, 12(5): 101177.
46. Xu C, Liu X L, Wang E Z, et al. Prediction of Tunnel Boring Machine Operating Parameters using Various Machine Learning Algorithms[J]. Tunnelling and Underground Space Technology, 2021, 109: 103699.
47. 汪俊．富水强渗透圆砾地层土压平衡盾构掘进参数分析预测［J］．铁道建筑技术，2020(10):66－69，99
48. 于云龙，管晓明，王旭春，等．砂黏复合地层盾构掘进参数变化规律及掘进速率预测研究［J］．隧道建设(中英文)，2019，39(7):1125－1131
49. 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):3814－3821
50. 何权辉. 基于盾构掘进参数数据树K-Means聚类的地质识别[D].辽宁石油化工大学,2020
51. Fu X, Feng L, Zhang L. Data-driven estimation of TBM performance in soft soils using density-based spatial clustering and random forest[J]. Applied Soft Computing, 2022, 120: 108686.
52. Zhang P, Chen R P, Wu H N. Real-time analysis and regulation of EPB shield steering using Random Forest[J]. Automation in Construction, 2019, 106: 102860.
53. 傅康，基于机器学习的TBM隧道围岩分级方法及掘进参数优化研究[D].山东大学，2021