

## 人工智能在基坑工程中的应用综述

周润生, 徐明, 宋二祥

(清华大学土木工程系, 北京 100084)

**摘要:** 人工智能 (artificial intelligence, AI) 与基坑工程的深度融合是推动地下空间智能化开发的关键路径。系统综述了人工智能技术在基坑工程全生命周期中的研究现状与发展趋势。首先, 基于基坑工程的关键阶段, 梳理了传统人工智能模型、深度学习算法和生成式人工智能模型在基坑工程中的应用脉络。其次, 针对人工智能在基坑工程中应用的基本原理、适用性和局限性, 从智能勘察、智能设计和智能监测3个方面进行了系统归纳和对比。对于智能勘察, 人工智能算法实现了岩土体高精度分类与三维地质模型重建; 对于智能设计, 人工智能方法通过参数反演、优化及生成式设计提升了支护方案的设计效率与创新性。此外, 人工智能还与基坑监测紧密结合, 支撑了单测点时序预测、多测点时空关联预测及多源数据融合数字孪生模型的构建。最后, 建议人工智能与基坑工程的融合可以向4个方向发展: 建立多源综合数据库, 研发通用智能算法, 构建“数据-理论-经验”融合驱动模型, 完善用户生态体系。

**关键词:** 基坑工程; 人工智能; 智能地勘; 智能设计; 智能监测

**中图分类号:** TU46+3

**文献标志码:** A

**doi:** 10.11959/j.issn.2096-6652.202540

## A review of the application of artificial intelligence in deep excavation engineering

ZHOU Runsheng, XU Ming, SONG Erxiang

School of Civil Engineering, Tsinghua University, Beijing 100084, China

**Abstract:** The integration of artificial intelligence (AI) with deep excavation engineering represents a key path for the intelligent development of underground space. This paper provides a state-of-the-art review of the research status and development trends of AI applications in the full lifecycle of deep excavation engineering. First, based on the key stages of deep excavation, the applications of traditional AI algorithms, deep learning methods, and generative AI models are briefly summarized. Subsequently, it systematically summarizes and compares the fundamental principles, applicability, and limitations of AI in deep excavation engineering from three perspectives: intelligent geological investigation, intelligent design, and intelligent monitoring. For intelligent investigation, AI algorithms have enabled high-precision classification of rock and soil masses and the reconstruction of 3D geological models. For intelligent design, AI methods have enhanced the efficiency and creativity of design schemes through parameter inversion, optimization, and generation. Furthermore, AI is closely integrated with deep excavation monitoring, enabling single-point time-series prediction and multi-point spatiotemporal correlation prediction of deformation, as well as the establishment of a digital twin enhanced by multi-source data fusion. Finally, four directions for the integration of AI and deep excavation engineering are proposed: establishing comprehensive multi-source databases, developing universal intelligent algorithms for deep excavations, con-

收稿日期: 2025-06-21; 修回日期: 2025-11-06

通信作者: 徐明, mingxu@mail.tsinghua.edu.cn

基金项目: 国家重点研发计划项目 (No.2024YFB2605600); 国家自然科学基金项目 (No.42577179)

**Foundation Items:** The National Key Research and Development Program of China (No.2024YFB2605600), The National Natural Science Foundation of China (No.42577179)

structing models driven by data-theory-experience fused mechanism, and improving the user ecosystem for AI in deep excavations.

**Key words:** deep excavation, artificial intelligence, intelligent geological survey, intelligent design, intelligent monitoring

## 0 引言

近年来，随着经济的迅速发展和大规模城市化，对地下空间进行充分利用的需求正在不断增加。作为地下空间开发的关键组成部分，基坑工程的重要性日益凸显。基坑工程是指在进行地下结构施工前，为确保施工安全、稳定和顺利，由地面向下开挖的一个地下空间，并包括为此而开展的土方开挖和回填、支护施工、地下水控制和基坑监测等系列工程活动<sup>[1]</sup>。在建筑物和构筑物高度密集的城市区域，高层或超高层建筑地下室、交通基础设施站点和隧道、城市综合管廊系统和大型商业综合体等重要地下基础设施的修建都不可避免地涉及基坑工程，并且基坑工程正向着大体量、深开挖的方向逐步发展<sup>[2]</sup>。

如图 1 所示，基坑工程的全周期实施涵盖以下 4 个关键阶段<sup>[3]</sup>。

(1) 地质勘察阶段：在基坑工程启动前，需开展系统的工程地质勘察工作，重点查明基坑周围地质结构、土体物理力学性质、水文条件及周边环境敏感因素。这些数据将为后续支护结构设计、施工组织及施工和工后监测等工作提供核心依据。

(2) 设计分析阶段：基于勘察资料，结合土力学理论与数值方法，制定综合性的支护体系方案、地下水控制策略及精细化施工组织设计。此阶段需对基坑开挖过程中的土体变形、支护结构内力、周边环境影响进行多工况计算与优化，确保方案兼具安全性与经济性。

(3) 组织施工阶段：根据设计方案分层分段分区进行土方开挖，在此过程中同步实施挡土结构及内支撑体系施工。施工中需动态调控地下水，并强化对基坑本体和周边环境的持续保护措施。

(4) 施工和工后监测阶段：在施工过程中，对基坑本体变形、支护结构内力、地下水位波动及邻近建（构）筑物沉降等关键参数进行实时监测；通过分析监测数据，预警潜在风险并启动应急预案。工程完工后，仍需延续监测周期，评估长期稳定性及环境影响，直至基坑风险收敛至稳定的安全阈值。

但是，基坑工程面临着地质条件复杂，地下水赋存形态和运动形式多样，周边建筑物、道路及地下管线对变形的敏感程度不一等多种挑战，要求工程师综合考虑各类条件，并根据数值模拟和现场监测的结果调整设计和施工方案，并对基坑变形、临

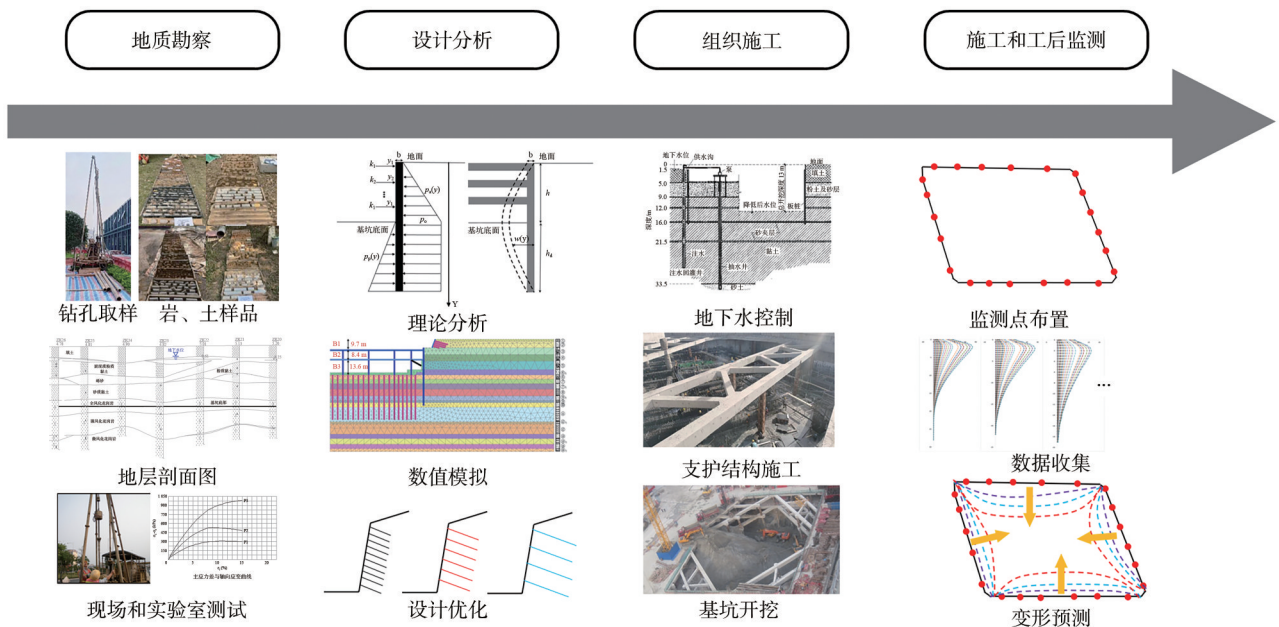


图 1 基坑工程全生命周期关键阶段

近建筑沉降等控制工程安全的关键指标进行预测<sup>[4-7]</sup>。然而，上述工作往往涉及大量的理论分析和数值计算，即使由经验丰富的工程师团队承担，也需要耗费大量时间和资源<sup>[8]</sup>。同时，随着基坑开挖深度和面积的增大，围护结构的设计与施工日益复杂，基坑周边环境的保护要求更加严格，传统的分析理论和计算方法难以准确反映实际工程中存在的非线性、时变性和多因素耦合等复杂特性，逐渐显现出明显的局限性<sup>[9]</sup>。

因此，将具有自适应性、非线性建模能力和数据驱动优势的人工智能技术与基坑工程相结合，成为一种克服上述局限性的新思路、新方法。进入21世纪后，人工智能技术蓬勃发展，并成为发展最快的信息技术之一<sup>[10]</sup>，在自动驾驶<sup>[11]</sup>、图像识别<sup>[12]</sup>、自然语言理解和生成<sup>[13]</sup>等场景得到广泛的应用。岩土工程与人工智能的融合正日益深入，从地质勘察与岩土分类、本构模型构建与参数预测、地基处理与基础工程、基坑工程与边坡稳定性分析，到隧道工程与围岩稳定性评估，以及岩土动力学研究等众多领域，人工智能技术都发挥着越来越重要的作用，为传统岩土工程带来了创新性的解决方案<sup>[14]</sup>。

面向未来，推进基坑工程与人工智能技术融合发展是传统基坑工程转型的关键<sup>[15]</sup>。本文旨在系统性地对人工智能在基坑工程中的应用现状进行总结和讨论，从基坑工程中的智能算法、智能地质勘察、基坑智能设计和基坑智能监测4个方面展开综述。本文首先总结基坑工程的关键阶段，并简述人工智能与基坑工程结合的发展概览及应用较多的几类智能算法；其次，以基坑工程的关键阶段为线索，阐述在地质勘察、基坑设计和监测中应用人工智能的典型实例，梳理智能算法在基坑工程各阶段应用的发展脉络，并比较其适用性和优缺点；最后，充分分析目前人工智能与基坑工程结合面临的挑战，讨论未来的发展方向。

### 1 基坑工程中的智能算法

人工智能可在限制条件下，根据给定标准寻找输入问题的最适宜解决方案。其实现手段是赋予机器类人的智能，通过计算机算法和在数据集上的训练，模仿人类大脑的思考方式，实现对输入数据背后信息的提取和识别，并在没有明确编程指令的情况下，独立自主地进行判断和决策<sup>[16]</sup>。过去的20年

间，不少研究致力于将基坑工程与智能算法相结合，尝试利用人工智能捕捉、分析和表征隐藏在大量数据背后的一般模式，并将其应用于基坑工程实践。表1以时间为线索展示了人工智能与基坑工程结合发展的历史概览，图2归纳了应用于基坑工程的3类人工智能算法。

表1 人工智能与基坑工程结合的发展概览

研究	智能算法	研究目标	发表年份
陈昌富等 <sup>[17]</sup>	GA	基坑优化设计	2005
Bhattacharya等 <sup>[18]</sup>	SVM	土体识别与分类	2006
Smirnov等 <sup>[19]</sup>	SVM	土体三维重建	2008
Khajehzadeh等 <sup>[20]</sup>	PSO	基坑优化设计	2010
Hashash等 <sup>[21]</sup>	GA	土体参数反演	2010
曹正等 <sup>[22]</sup>	BPNN	基坑设计优化	2014
左自波等 <sup>[23]</sup>	BPNN	土体参数反演	2017
Shinya等 <sup>[24]</sup>	CNN	岩、土体分类	2020
洪宇超等 <sup>[25]</sup>	CNN	基坑变形预测	2021
Li等 <sup>[26]</sup>	LSTM	基坑变形预测	2023
Salima等 <sup>[27]</sup>	LSTM	土体参数反演	2024
Lyu等 <sup>[28]</sup>	GAN	土体三维重建	2024
周润生等 <sup>[29]</sup>	GAN	基坑生成式设计	2025
Hang等 <sup>[30]</sup>	Transformer	土体三维重建	2025

在21世纪初期，以遗传算法（genetic algorithm, GA）、粒子群优化（particle swarm optimization, PSO）、支持向量机（support vector machine, SVM）和反向传播神经网络（back propagation neural network, BPNN）为代表的传统人工智能算法被广泛地应用于基坑支护设计优化<sup>[17]</sup>、土体识别分类<sup>[18]</sup>、三维土层模型重建<sup>[19]</sup>和参数反演<sup>[21]</sup>中。其中，GA、PSO算法受到生物学对种群研究的启发，通过模拟生物进化过程和群体行为来寻找优化问题的最优解。SVM的核心思想是通过寻找一个最优的超平面，使不同类别的样本在该超平面上的间隔最大化，从而实现数据的高效分类和回归。BPNN的核心机制模拟了人脑神经元的信号传递与学习过程，通过构建输入层、隐藏层和输出层组成的多层网络结构，利用误差反向传播算法不断调整网络权重和阈值，从而实现复杂非线性问题的映射建立。

但是，传统人工智能算法结构简单，参数量小，对基坑数据中的物理信息、时间特征、空间特征及其关联性的表征能力不足。如BPNN在反演土体参数从而预测基坑变形<sup>[23]</sup>时，虽能处理不同阶

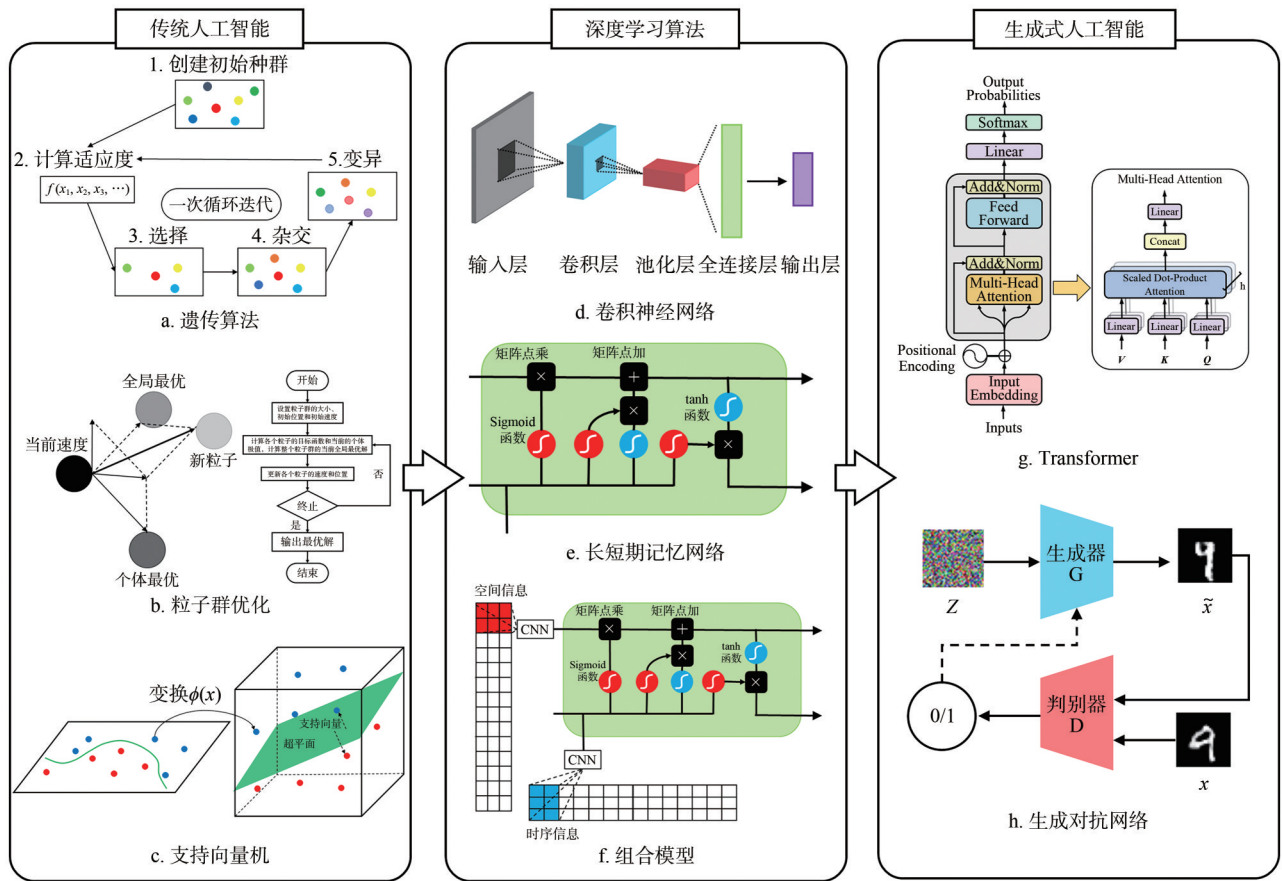


图2 应用于基坑工程的智能算法

段变形之间的非线性映射关系，但其全连接结构难以有效捕捉基坑变形场-土体参数映射中蕴含的空间相关性。利用SVM进行岩、土分类识别<sup>[18]</sup>，在面对高维、小样本且分布复杂的勘察数据时，其核函数的选择与参数优化往往依赖经验，导致模型的泛化能力受限。在处理体量逐渐增大、地质环境复杂多变的基坑工程问题时，上述缺陷往往会导致传统人工智能算法预测精度不高、适应性较差，难以满足日益严格的工程需求。

为突破上述瓶颈，研究前沿转向了深度学习算法，充分挖掘其在非线性拟合、自适应学习、特征提取及泛化能力等方面的优势，将多种结构各异、参数量不同、用途多样的深度学习算法应用于基坑工程中的各类问题，取得了良好效果。与传统算法将数据视为孤立点的集合不同，深度学习模型，特别是卷积神经网络（convolutional neural network, CNN）和长短期记忆网络（long short-term memory, LSTM），其网络结构的设计即包含了对数据空间和时序结构特征的深度提取。在基坑变形预测中，CNN将其卷积核作为空间滤波器，能够自动学习

并提取变形场中的局部空间模式，有效捕捉变形的空间分布特征<sup>[25]</sup>。LSTM则依托其门控机制，实现对基坑分步施工的时序信息的选择性记忆与遗忘<sup>[26]</sup>，从而精准建模开挖步骤与变形响应之间的长期依赖关系。相较于传统人工智能算法，深度学习算法可以更加充分地捕捉基坑变形的时序变化和空间分布特征，实现对基坑变形的高精度预测。

近年来，生成式人工智能算法凭借其强大的数据生成、模式学习与复杂关系建模能力，在基坑工程领域展现出广阔的应用前景。在深度学习算法对现有数据映射规律的高精度拟合的基础上，生成式人工智能旨在对数据背后的生成规律进行学习与再创造，为解决基坑工程的数据稀疏和方案创新等根本性难题提供了全新路径。在基坑支护设计领域<sup>[29]</sup>，生成对抗网络（generative adversarial network, GAN）展现出巨大的应用潜力。在生成器与判别器的对抗训练过程中，GAN可以从数量有限、存在噪声干扰的实际工程案例中深度挖掘隐含设计规律。其中，生成器致力于学习真实案例的复杂分布并创造新方案，而判别器则扮演“虚拟专家”的角色进行

评判。这种持续的优化博弈使模型最终能生成符合工程逻辑且具有创新性的支护方案，突破了传统优化算法在预设解空间内搜索的局限。而在土体三维重建方面<sup>[30]</sup>，Transformer模型凭借其独特的多头自注意力机制，能够突破传统方法的局部感受野限制，并行计算岩层序列中任意位置间的依赖权重，从而捕捉长距离的地质构造关联，实现对全局上下文信息的深度理解，显著提升了模型构建的精度与可靠性。而未来，随着算法模型的持续创新与迭代、多模态数据融合能力的深化以及与数字孪生、智能建造等新兴技术的协同发展，人工智能将为基坑工程的全生命周期关键阶段提供强大的数据驱动范式，推动基坑工程向更安全、高效和可持续发展的方向。

## 2 智能地质勘察

人工智能与地质勘察的结合主要体现在两个方面：①采用智能算法实现岩、土体的高效识别分类；②利用已有钻孔的实测数据，建立岩、土层预测模型，预测一定范围内各坐标点不同深度处的岩、土体类别及相应物理力学性质，实现从有限钻孔数据到全场地三维地质体的高精度重建。传统的工程地质勘察方法往往面临数据获取难、识别主观性强、空间插值精度有限等困难，而人工智能算法能够通过深度学习技术自动提取岩、土数据中的相应特征，消除人为分类判读的主观偏差。同时，基于大数据训练的智能模型能够充分捕捉实际地质体中复杂的岩、土层空间分布和性质变化规律，提高预测效率和精度，并大幅降低反复钻孔和试验导致的勘察成本，从而为基坑工程的设计分析、施工组织和监测预测提供更可靠的工程地质数据依据。近年来，随着智能算法的快速发展，一系列智能地质勘察方法被提出，推动了传统地质勘察向智能地质勘察的逐步转型。

### 2.1 岩、土智能识别和分类

对于岩、土的识别和分类任务，人工智能算法的目标是建立勘察数据与相应分类标签之间的映射关系，从而基于岩、土芯样的图像特征和钻探过程中传感器反馈的各类物理力学信息，对岩、土体进行准确的分类<sup>[18,24,31-35]</sup>。

为了模拟岩土工程师通过观察初步判断土体分类的过程，Shinya等<sup>[24]</sup>提出了一个轻量级的CNN。该CNN由两层卷积层、两层池化层和一层全连接

层构成，通过捕捉砂土和黏土图像的特征，建立分类标签和图像之间的复杂映射关系。在砂土和黏土的照片上进行训练和测试的结果表明，该网络对砂土的分类准确率达到100%，而对黏土的分类准确率仅为78%。对于砂土，Li等<sup>[32]</sup>搭建了一个基于MobileNet的CNN，根据砂土颗粒的图像对其进行自动分类。CNN在不同类型砂土的二值化图像上进行训练，捕捉砂土的颗粒形状、粒径和颜色等图像信息和分类标签之间的关联，从而以84%的准确率识别9种不同的砂土。为了尝试进一步提高分类的准确率，该研究将砂颗粒粒径和形状的描述作为辅助特征显式地增加到数据集中，但这对测试准确率的提升效果并不明显，仅能提高1%~2%。这说明MobileNet已经能够充分捕捉砂土的图像信息，更多的分类信息包含在砂土的物理和力学性质中。

在此基础上，Zhan等<sup>[33]</sup>提出了一种基于土体图像和静力触探测试数据的黏土分类识别算法。该算法首先通过预训练的残差神经网络(residual network, ResNet)对土体进行初步分类，ResNet能够捕捉黏土的颗粒、颜色等图像特征，并输出概率最高的3个可能分类。其次，将锥尖阻力指数、介电常数和电导率等圆锥静力触探测试结果作为物理增强的辅助特征，得到分类的预测值。经过训练和测试，在仅采用ResNet进行分类时，该算法对12种不同黏土的分类准确率为76.8%，而根据静力触探测试结果进一步筛选，算法对上述黏土分类的总准确率上升至88.7%。

对于岩石，基于视觉和物理信息的智能分类识别方法也得到了初步研究。刘华吉等<sup>[34]</sup>通过在地质钻探设备上集成基于SVM的岩性分类技术，可以根据钻孔过程中的物理信息，即提升压力、给进压力、钻杆转速与钻进速率4个表征岩石的力学性质的随钻参数，建立物理信息与岩层分类标签之间的映射关系。采用高斯径向基核函数的SVM算法能够实现以85%的准确率区分泥岩和砂岩，并能够在钻探的过程中给出预测。为了充分利用岩芯取样照片提供的视觉信息，Tse等<sup>[35]</sup>采用两种成熟的深度学习模型Mask DINO和Mask R-CNN，对6种岩石类型和5类风化等级进行智能分类。岩石的颜色、条纹、光泽和裂隙等视觉信息更加复杂，基于Transformer架构的Mask DINO相比Mask R-CNN，采用了自注意力机制、对比去噪技术、混合查询选择策略等全新的人工智能技术，能够有效地消除噪

声干扰,更好地捕捉不同区域之间的关联性,从而增强了处理复杂图像信息和目标检测的能力。模型测试结果显示,Mask DINO在风化等级检测和岩石类型分类方面均优于Mask R-CNN,准确率分别达到91%和86%。

见表2,在岩、土体的分类任务中,人工智能算法的应用呈现出以下规律。

表2 部分岩、土体智能分类算法对比

智能算法	分类目标	模态	准确率
CNN <sup>[24]</sup>	砂土、黏土	视觉	54%~100%
MobileNet <sup>[32]</sup>	砂土	视觉	84%~86%
ResNet <sup>[33]</sup>	黏土	视觉+物理信息	76%~89%
SVM <sup>[34]</sup>	岩石	物理信息	85%
Mask DINO <sup>[35]</sup>	岩石、风化等级	视觉	86%~91%

(1) 算法规模需与任务复杂度相匹配。轻量级CNN的分类任务仅是区分砂土和黏土,采用简单结构足以捕捉土层的基本形状、大小和颜色特征。而Mask DINO模型规模更大,原理更加复杂,能够完成更复杂的图像信息和目标检测任务,适用于处理岩芯样本这类具有复杂视觉特征的任务。因此,随着分类任务复杂度的提高,需要相应提高模型的复杂度和先进性才能获得理想的分类效果。

(2) 物理信息的引入比单纯图像特征优化更有效,多模态数据融合可以提升分类精度。尽管将砂颗粒粒径大小和形状等优化的图像特征显式加入MobileNet的训练集,但其测试准确率的提升并不明显。相比之下,在ResNet的分类之后引入物理信息判别,对黏土的分类准确率提高了近12个百分点。这是因为除了视觉特征外,黏土的分类还需依靠其物理性质,如孔隙比、塑性指数等指标<sup>[36-37]</sup>,这些参数反映了不同黏土的变形特性和强度特征。因此,对于岩、土而言,单一依赖视觉特征的分类算法往往难以满足精度要求,需要构建多模态融合模型,结合图像与物理信息,通过特征层面的信息互补实现更精准的分类。

## 2.2 岩、土体智能预测与重建

对于工程地质勘察,岩、土体的智能预测与三维重建是一项具有挑战性的任务,其核心目标是通过已有的少量钻孔实测数据进行深度挖掘与特征提取,构建能够有效预测区域内任意位置岩、土体类型和物理力学性质的高精度预测模型,实现从离散、有限的钻孔数据向连续、完整的三维地质体模

型的智能化转换<sup>[19,28,30,38-45]</sup>。但是,上述任务存在钻孔数据的稀疏性与人工智能算法数据驱动特性之间的内在矛盾。钻孔勘测成本高昂、周期长,导致可用数据点在空间分布上稀疏且不均匀。然而,人工智能算法作为数据驱动的建模工具,其性能高度依赖于充足、高质量的训练样本,数据匮乏极易引发模型过拟合、泛化能力不足等问题,严重影响预测精度。

为了解决上述问题,部分研究选择结构简单、参数规模较小的人工智能算法以构建智能预测模型,如字典学习、贝叶斯学习和深度神经网络。Guan等<sup>[38]</sup>提出了一种字典学习和贝叶斯学习结合的人工智能算法。该算法利用相邻场地或相似地质条件场地的现有数据构建字典,并在此基础上结合目标场地稀疏测量数据,通过贝叶斯学习建立多个相邻钻孔和本钻孔间土层参数间的线性组合关系,从而实现74%的预测准确率。

Kim等<sup>[39]</sup>提出了一个基于深度神经网络(deep neural network, DNN)的首尔地区三维地层分类预测模型,包含输入层、3层全连接的隐藏层(每层80个节点)和输出层。DNN可以建立钻孔的 $x$ - $y$ 坐标和各层岩石的起始深度和岩、土层分类标签之间的映射关系,实现75%的预测准确率。Punthin等<sup>[40]</sup>也采用了DNN模型构建曼谷地下岩、土层的三维地质预测模型,模型整体结构与Kim等<sup>[39]</sup>的研究结果相同。模型输入为各点的 $x$ - $y$ - $z$ 坐标,输出为该点的岩土层分类标签,经过超参数优化和模型训练、测试,DNN模型对岩、土层的最优预测准确率为72%。

但是,上述研究表明,采用传统人工智能算法预测土层的准确率偏低。结构简单、模型参数量较小的传统人工智能算法无法有效学习地质构造的复杂性和岩土体分布的高度非均质性,难以满足工程实践对精度的要求。因此,研究者开始探索生成式人工智能算法,如GAN、Transformer和大语言模型(large language model, LLM)在岩、土层智能预测和重建方面的应用潜力。生成式人工智能算法结构更复杂,参数规模更大,能够充分学习地质数据的内在分布规律和复杂关联性,生成更加符合实际情况的岩、土层预测数据。但随着模型规模的持续扩大和复杂度的不断提升,其对高质量、高密度训练数据的依赖性也急剧增加,地质勘探中数据稀疏的困境将更加明显。因此,如何结合有限勘探数据与生成式模型的优势,开发出适合小样本场景的

地质预测算法，成为当前岩、土层智能预测与重建亟待解决的关键挑战。

潘秋景等<sup>[41]</sup>的策略是小样本学习 (few-shot learning)。该研究建立了包含深圳 75 个工程项目地质勘察数据的数据库，利用 GAN 模型对土工参数的概率分布进行建模和预测。通过在大区域数据上的训练与小范围工程场地实测数据的微调，GAN 能够有效捕捉土体参数的多元概率分布信息并对缺失值进行预测，预测准确率达到 91%。Lyu 等<sup>[28]</sup>则提出了一种多尺度生成对抗网络 (multi-scale GAN, MSGAN) 相结合、共同预测的方法，通过迭代训练多个负责不同区域大小的 GAN 模型，将区域尺度递进的方式，即每个尺度的输出作为下一个尺度的输入，实现了从粗粒度到细粒度的信息传递和模型精化，生成高精度的三维地质预测模型，预测准确率达到 90%。

除基于 GAN 的预测模型外，Hang 等<sup>[30]</sup>提出了一种基于 Transformer 模型的三维地质预测模型。该模型保留 Transformer 的编码器部分，利用其多头注意力机制关注不同岩层之间的关联性，捕捉序列中不同岩层之间的复杂关系并预测目标点的岩层类别。为了解决数据稀疏性的问题，该研究利用 K-D 树查询目标点的 K 个最近相邻钻孔，提取这些钻孔的岩层信息并构建一个包含相邻钻孔岩层特征的上下文序列，作为 Transformer 模型的输入数据。对上海某区域的稀疏钻孔实测数据进行训练和测试

证明，该模型的预测准确率达到 86%。

Li 等<sup>[42]</sup>首次将 LLM 运用于稀疏的工程地质数据中生成二维地质剖面。该研究采用基于 Transformer 的生成式预训练 Transformer (generative pre-trained transformer, GPT) 模型作为基干模型，视地层剖面建模为一个情境学习问题，利用 LLM 的上下文学习能力，通过精心设计的提示词和思维链策略，引导 LLM 学习多步推理逻辑，根据勘探数据生成准确的地质剖面。此外，为了解决数据稀疏性问题，该模型采用了小样本学习方法，通过提供少量的建模示例和地质领域知识，指导 LLM 进行推理和预测，预测准确率达到约 80%。

综上所述，如图 3 所示，在岩、土体的智能预测与三维重建中，解决数据稀疏性与智能算法数据驱动特性间的矛盾的主要技术路径有两条。

(1) 采用结构简单、参数规模较小的传统智能算法以降低对数据量的依赖。但受限于模型表达能力不足，其难以捕捉地质构造的复杂性和岩土体分布的高度非均质性，预测准确率普遍偏低。

(2) 探索生成式人工智能算法的应用，并结合有限勘探数据开发小样本适配方法。使用多尺度训练、上下文序列构建和小样本学习等策略，克服数据稀疏性，并利用生成式模型强大的特征提取和分布学习能力，提升预测准确率，为岩、土体的智能预测与三维重建提供了更有效的技术路径。

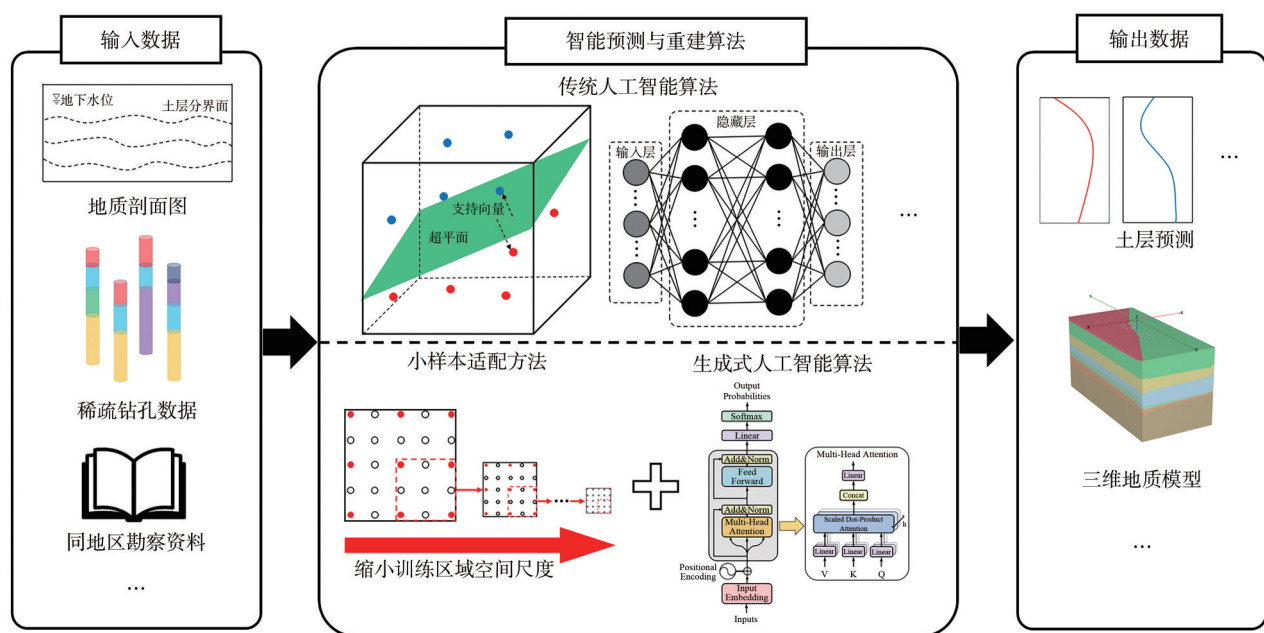


图 3 岩、土体智能预测与重建的主要路径

### 3 基坑智能设计

基坑设计是基坑工程开展的关键环节，其质量直接决定整个工程的安全性、经济性和可行性。科学合理的基坑设计方案能够有效保障周边环境安全，并降低工程成本。作为工程建设的基础性工作，基坑设计不仅需要综合考虑地质条件、水文特征、周边环境等多重因素，还需要在安全与经济之间寻求最佳平衡点。众多基坑破坏的案例表明，设计过程中的疏忽往往会导致灾难性的后果<sup>[46-48]</sup>。因此，基坑设计的科学性和准确性对整个工程的顺利实施具有决定性影响。

但是，传统的基坑工程设计方法面临诸多困难<sup>[3,9]</sup>。①岩土参数不确定性强。基坑设计计算的准确性高度依赖于数值计算模型中岩土参数的确定。传统方法中，这些参数往往依赖有限的现场勘察数据、经验取值和实验室岩土单元试验。同时，上述数据仍需要通过计算式或工程师经验转换为模型计算参数，存在较大的不确定性。②优化设计计算量大。基坑支护设计的优化是典型的多参数优化问题，需要综合考虑基坑的安全性和经济性，在参数空间中寻找全局最优的平衡解，而传统优化方法难以同时全面考虑各个设计参数的变化，计算量大且容易陷入局部最优的状态。③设计过程经验性强。传统的设计方法高度依赖工程师经验，不同工程师的设计方案可能存在较大差异，而且需要反复迭代修改方案，设计周期长，成本高。

人工智能算法的引入为解决上述困难提供了新的机遇。人工智能在基坑设计的应用主要体现在3个方面：①通过智能算法进行岩土参数反演，建立岩土参数与基坑变形之间的非线性映射关系，通过实测变形反演岩土参数，显著提高参数确定的准确性；②智能优化算法能够高效处理多参数优化问题，在庞大的参数空间中按照给定的目标函数快速搜索全局最优解，大幅减少计算量并兼顾设计安全性与经济性的平衡；③基于生成式人工智能算法的生成式设计模型通过在大量实际设计案例上训练，充分模拟人类工程师的设计经验，根据不同的设计条件，“端到端”地生成支护方案，从而显著缩短设计周期，降低设计成本。

#### 3.1 智能参数反演

人工智能参数反演方法的日益发展和应用，为基坑工程设计中岩土参数的提取提供了新途径。这

些方法通过建立土体参数与位移之间的非线性映射关系，实现对土体力学特性的准确标定。早期，基坑开挖深度浅，基坑周围地质环境和岩、土体本构模型简单，设计计算所需的岩土参数较少，因此，相关研究主要采用GA、PSO和BPNN等传统简单人工智能算法对岩土参数进行智能反演<sup>[21,23,49-59]</sup>。

彭军龙等<sup>[49]</sup>提出了一种结合GA和BPNN的人工智能方法，以建立土体力学参数与支护结构水平位移之间的直接映射关系，从而反演土体力学参数。该方法通过引入遗传算法全局搜索的特点，将BPNN依赖梯度调整权重的模式改善为使用全局搜索寻找网络权重和结构，提高了BPNN自适应、自学习的能力。经过GA优化后的BPNN则用于直接建立土体力学参数向量与支护结构水平位移的映射关系。该研究对一个开挖深度为11 m的地铁基坑周围单层土进行参数反演，涉及4个土体参数：刚度、泊松比、黏聚力和摩擦角。结果表明，该方法可以较好地控制反演参数计算得到的位移相对误差，整体准确率超过95%。

李步遥等<sup>[50]</sup>提出了一种基于思维进化算法(mind evolutionary computation, MEC)优化BPNN的初始权值和阈值的MEC-BP方法，通过桩身水平位移反演软黏土与硬黏土的4个刚度参数。其中，MEC增加了模拟人类思考特点的趋同与异化过程，相比传统遗传算法具有更强的全局搜索能力，BPNN同样用于建立刚度参数向量与桩身水平位移之间的映射关系。对同一个开挖深度为13 m的基坑进行测试，结果表明，该方法的反演准确性比BPNN和GA-BPNN提高了25%，总准确性超过了90%。

除GA和BPNN外，PSO及其系列改进算法也被用于反演少量的岩土参数。Xiao等<sup>[51]</sup>采用PSO，基于三轴排水试验得到应力-应变曲线，迭代搜索确定硬化土模型的5个关键参数：有效内摩擦角、有效黏聚力、破坏比、刚度幂指数和参考割线刚度。该研究表明，以应力-应变曲线度量的参数反演精度达91%，对一个开挖深度为14 m的实际基坑工程进行计算，准确性达93%。He等<sup>[52]</sup>提出了多级学习自适应粒子群优化(multi-level learning adaptive particle swarm optimization, MLAPSO)算法，根据基坑开挖的阶段，动态反演土层参数并预测各阶段基坑变形。MLAPSO算法结合了良好点集初始化、自适应系数机制、多级学习策略和变异消除

机制，有效避免了局部最优，提高了反演精度。对于每个开挖阶段，MLAPSO算法均只从7个土层中挑选敏感性最高的5个硬化土模型参数反演。研究表明，随着基坑施工的进行，该方法的反演精度持续提高，当开挖至基坑底部、深度为16 m时，反演参数计算变形的准确度超过了99%。

然而，随着基坑工程向深大化、复杂化发展，工程需求的转变促使研究者转向深度学习模型，如CNN和LSTM，以应对深基坑岩土参数反演的新挑战<sup>[27,58-60]</sup>。

张绪虎<sup>[58]</sup>提出了基于CNN的深大基坑多层土体智能反演模型，如图4所示。该研究认为相邻土层参数间存在关联性，因此将土体参数抽象为二维矩阵，并利用CNN的空间特征提取能力，建立由浅至深的粉质黏土、粉土和砂土3层土12个小应变硬化土模型参数与挡墙侧移之间的映射。在大量抽样构建样本空间的基础上，该方法搜索与监测数据最接近的有限元计算结果，并最终得到相应的土体参数。针对某开挖深度约30 m的超大超深基坑反演结果表明，利用该方法反演得到的土体参数预测基坑支护变形的准确性超过90%。

Liu等<sup>[59]</sup>提出了一种结合双向长时记忆网络(bidirectional LSTM, BiLSTM)和ResNet的深基坑多参数智能反演算法。由于基坑施工阶段的明显时间序列特征，该研究利用BiLSTM作为编码器处理基坑在各施工阶段的变形响应。同时，将变形响应输入ResNet，提取基坑深度-变形值特征，并映射到土体参数矩阵的15个目标参数。该算法同时考虑了土体在基坑施工过程中的时间依赖性和相邻土层参数的空间关联性，在一个开挖深度为30 m的深基坑工程上测试，结果表明，利用其反演参数计算得到的基坑变形准确性超过85%。

综上所述，见表3，岩土参数智能反演方法经历了从传统算法到深度学习模型的演进。早期针对开挖深度较浅、地质条件简单、参数维度较低的基坑工程，所需反演的岩土参数数量有限，且主要关注静态力学特性，传统人工智能算法通过优化网络结构或搜索策略建立土体参数与位移间的非线性映射关系，已能实现较高精度的反演。但是，现代深基坑开挖深度常超过20 m，涉及多层岩土体，参数维度急剧增加。传统算法难以有效捕捉土体参数在基坑分步开挖中的时间累积效应和相邻土层参数的

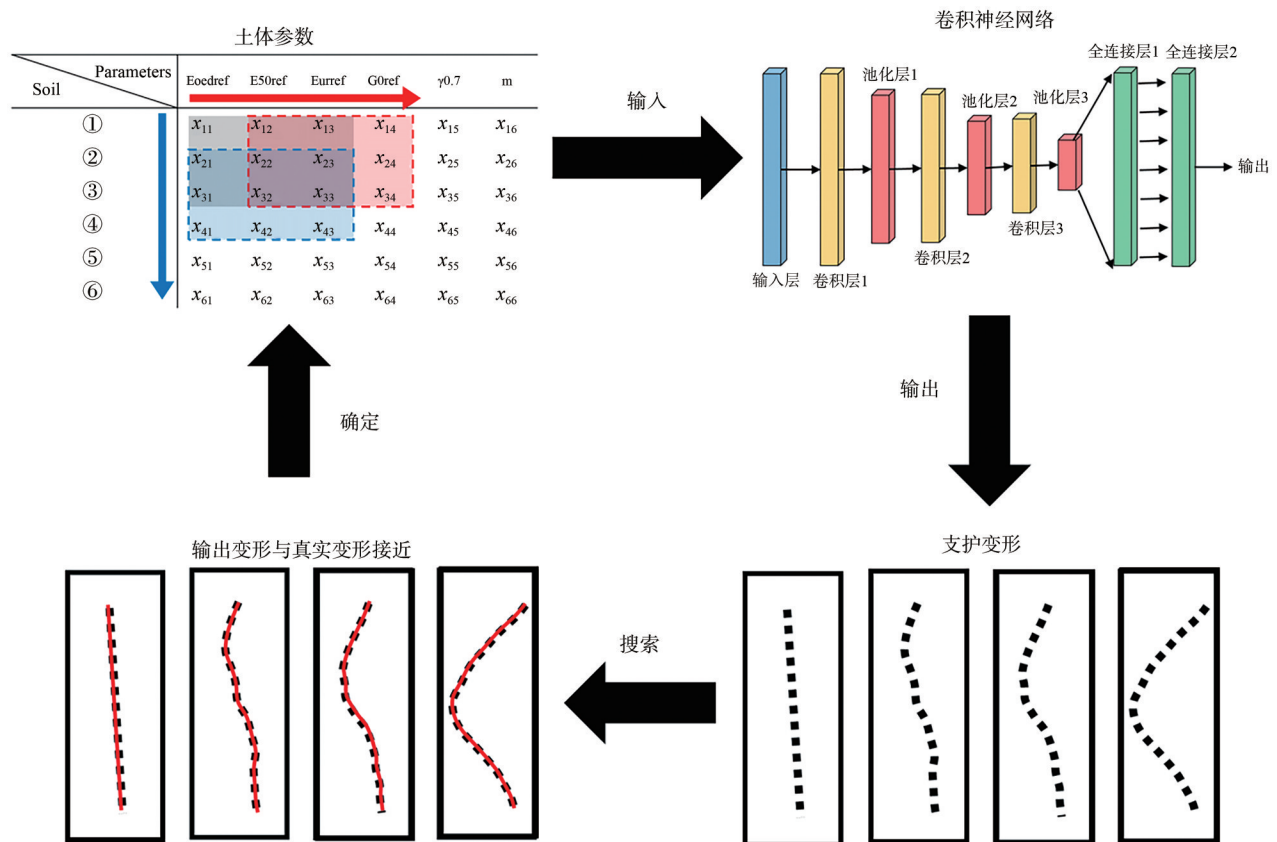


图4 基于CNN的土体参数反演

空间关联性。以CNN和LSTM为代表的深度学习模型，因其具有更强的时空特征建模能力，显著提升了复杂工况下对深大基坑计算参数的反演能力。

表3 部分智能参数反演算法对比

智能算法	基坑深度	反演参数数量	时间效应	空间效应	准确率
GA-BP <sup>[49]</sup>	11 m	4	—	—	95%
MEC-BP <sup>[50]</sup>	13 m	4	—	—	90%
PSO <sup>[51]</sup>	14 m	5	—	—	93%
MLAPSO <sup>[52]</sup>	16 m	5	√	—	99%
CNN <sup>[58]</sup>	30 m	12	—	√	90%
BiLSTM-ResNet <sup>[59]</sup>	30 m	15	√	√	85%

### 3.2 智能优化设计

基坑支护优化设计作为多参数优化问题，其计算过程复杂且计算量庞大，同时容易陷入局部最优解的困境，因此，研究者尝试将GA、PSO和BPNN等传统人工智能算法用于优化基坑支护设计参数<sup>[20,22,61-72]</sup>。

在基坑土钉支护结构优化设计中，如图5所示，肖专文等<sup>[62]</sup>利用GA，以单位长度土钉墙的土钉材料造价为优化目标函数，通过对遗传、选择、杂交和变异的模拟迭代，优化土钉道数、土钉钢筋直径和孔径、土钉水平和垂直间距等6个设计参数。该研究对某开挖深度为7.5 m的基坑设计进行优化，优化后支护造价降低了约40%。针对相同问题，曹正<sup>[22]</sup>提出了一种基于BPNN的土钉支护结构

优化设计模型。该研究通过建立BPNN，建立土钉的水平间距、竖向间距、长度和倾角共4个设计参数与土钉用量之间的映射关系，并相应优化土钉用量。在实际工程应用中，基坑开挖深度为5.5 m，使用上述BPNN支护优化设计方法得到的设计方案相比原设计减少约25%的土钉。

除上述方法外，Khajehzadeh等<sup>[68]</sup>也利用改进的粒子群优化(modified particle swarm optimization, MPSO)算法对挡土墙进行优化设计。该算法基于PSO算法，引入被动聚集机制和时间变动的限制因子，提高算法的全局搜索和局部搜索能力，以避免算法陷入局部最优解。针对一个开挖深度为3 m、墙后土体为单一土层的基坑支护算例，MPSO算法对挡土墙墙趾厚度、墙趾宽度、墙底板厚度、墙身垂直钢筋面积、墙趾水平钢筋面积等8个设计参数进行优化设计，共节省约13%的总造价。

上述研究提出的设计参数优化算法有效改善了传统优化方法计算耗费大的问题，得到了兼顾安全性和经济性的基坑支护设计方案。但是，尽管基坑支护智能优化设计领域经历了20余年的发展，但近年来的前沿研究仍主要围绕对传统人工智能算法的深化改进与应用展开，而非采用主流的深度学习算法或生成式人工智能算法。

在最新的研究中，Taiyari等<sup>[69]</sup>对比了用4种传统人工智能算法，即GA、PSO、蜜蜂算法(bee algorithm, BA)和生物地理学优化算法(biogeography-

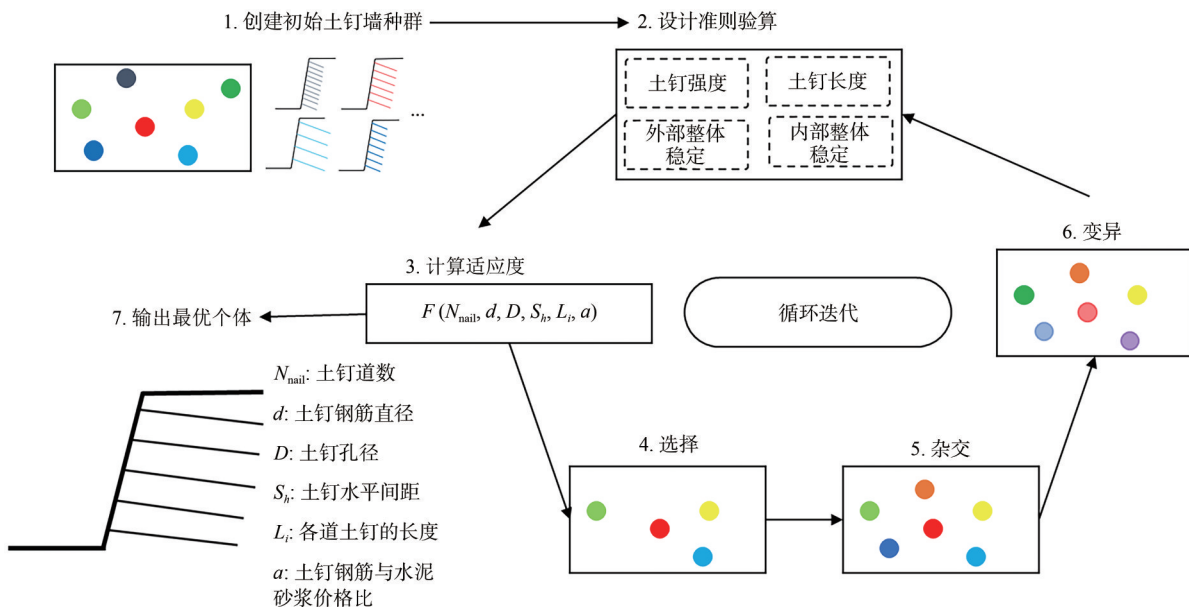


图5 基于遗传算法的土钉支护结构设计优化

based optimization, BBO) 进行基坑优化设计的能力。该研究以支护结构总成本为目标函数, 对开挖深度为 22 m 的地铁基坑支护进行优化设计。基坑支护采用排桩加一道内支撑, 优化桩径、桩埋深、支撑位置和支撑截面尺寸等 9 个设计参数。Kashani 等<sup>[70]</sup>研究了 4 种传统的多目标人工智能算法——NSGA- II (non-dominated sorting genetic algorithm II)、MOPSO (multi-objective particle swarm optimization)、SPEA2 (strength pareto evolutionary algorithm II) 和 MVO (multi-objective multi-verse optimization)——在悬臂式挡土墙优化设计中的应用效果。该研究以挡土墙的基础板宽度、基础板厚度、墙中每米长度上垂直钢筋面积等 12 个关键设计参数为优化对象, 以挡墙的成本、重量和抗倾覆、抗滑移和地基承载力安全系数为优化目标, 对一个开挖深度为 4.5 m 的基坑进行设计参数的多目标优化。Hong 等<sup>[71]</sup>结合 BPNN 和 NSGA- III, 开发了一种基于系统可靠性的基坑支护设计优化算法, 并对一个开挖深度为 17 m 的基坑进行优化。其中, BPNN 用于对支护状态进行可靠性分析, 输入为周围土体对基坑变形影响最大的 3 个强度、刚度参数, 输出为由基坑变形推导得到的基坑可靠性指标。NSGA- III 用于基坑设计参数的多目标优化, 优化参数为地下连续墙深度、地下连续墙厚度、水泥土搅拌桩等效厚度和钢内支撑的抗压刚度 4 个参数。

尽管现有研究通过上述传统人工智能算法显著提升了基坑支护设计的经济性与安全性, 但其优化设计的本质未发生根本性变革。当前研究仍存在以下局限性。

(1) 跨工程项目知识迁移能力缺乏。现有优化方法均针对单一基坑案例独立开展参数优化, 未应用智能算法从大量历史工程数据中提炼支护设计的普适规律, 算法每次需重新建构和学习, 难以形成可复用的智能设计知识体系。

(2) 高维参数优化瓶颈凸显。随着基坑深度增加及支护类型多样化, 需同步优化的参数数量激增, 但传统算法在高维空间中搜索效率下降且容易陷入局部最优, 难以应对复杂支护系统的规模化设计需求。

(3) 设计条件嵌入智能算法深度不足。现有研究虽尝试在目标函数中引入地质条件约束, 但优化目标仍高度依赖简化或数值计算模型, 导致设计成果受限于模型精度与适用性。人工智能算法仅作为

参数寻优工具, 未实现从设计条件到设计结果的直接映射。这种“公式指导+算法寻优”的范式未突破传统设计框架, 对复杂设计需求和条件的自适应能力有限。

### 3.3 智能生成设计

目前, 智能算法在基坑设计领域的应用以参数优化为主要功能, 已经可以实现针对特定支护结构形式在预设目标函数和约束条件下的关键设计参数的自动化寻优, 并在多个实际基坑工程案例中验证了其提升设计效率、降低工程成本的显著潜力。

但是, 正如顾宝和<sup>[73]</sup>提出的, 由于基坑工程中计算条件的模糊性和信息的不完全性, 即使对于人类工程师而言, 设计基坑也并非针对单一目标优化设计结果的过程, 而是依靠理论分析和数学计算, 结合工程整体目标、规范要求、环境限制和工程经验等综合产生设计结果。传统优化设计算法过度聚焦于在预设的框架内进行参数寻优, 试图模拟和简化迭代计算过程, 却难以真正模拟人类工程师综合决策的核心能力。这要求智能设计算法能够有效整合多源设计条件, 灵活运用大量工程案例积累的经验知识并适应愈加复杂多变的设计约束条件。在此背景下, 生成式人工智能算法凭借其强大的模式学习、知识整合与生成能力, 为突破上述局限性提供了新的可能。

近年来, 以 GAN、Diffusion 为代表的生成式人工智能算法, 已经在建筑平面设计图<sup>[74-75]</sup>和剪力墙结构布置图<sup>[76-79]</sup>的生成式设计中得到了研究。如 Liao 等<sup>[76]</sup>提出了住宅剪力墙自动设计算法 StructGAN, 利用 pix2pixGAN 算法的“由图到图”生成能力实现剪力墙平面布置图的直接生成。通过在 200 对建筑平面图-剪力墙平面布置图上进行博弈训练, StructGAN 生成器生成的剪力墙设计图相比人类设计, 地震破坏损失仅高 6%, 但设计速度是其 20 倍, 完成全部设计的速度是其 10 倍。在此基础上, Zhou 等<sup>[79]</sup>提出了一种基于 Diffusion 模型的由建筑平面图逐步去噪、生成剪力墙平面布置图的生成式设计算法 StructDiffusion。该算法将 Diffusion 模型作为图像生成的基干模型, 通过 CLIP (contrastive language-image pre-training) 处理设计条件中的文本信息并嵌入模型, ControlNet 则用于处理输入的建筑平面图, 并向 Diffusion 模型的去噪过程中添加条件控制。对比测试表明, 相比 StructGAN, StructDiffusion 在生成图像质量和剪力墙力

学性能上均较优，为剪力墙结构布局设计提供了一种更智能的生成式解决方案。

针对基坑工程的生成式设计，最新研究开始了初步尝试，如图 6 所示，目前主要有文本生成和图像生成两条不同的探索路径。为了生成用文本表示的设计方案，Xu 等<sup>[80]</sup>提出了一种基于预训练大模型 Gemini-pro 的岩土工程设计大语言模型 GeoLLM。为了避免重新训练 LLM 带来的严重过拟合现象，该研究设计了混合提示工程策略，通过小样本提示、先验知识提示和思维链推理，向 Gemini-pro 提供典型设计案例和岩土领域知识，引导其理解并逐步推导得出正确的设计文本。

在图像生成方面，周润生等<sup>[29]</sup>提出了一种由图到图的基坑支护智能设计算法 DESDWGAN，用于生成式设计地下连续墙加内支撑。DESDWGAN 的网络架构基于 pix2pixGAN，包含一组相互对抗的生成器和判别器网络。其中，生成器网络通过学习已有工程设计案例，在给定的地层剖面图上生成相应的设计图；判别器则通过对比生成器生成的设计

计图和真实设计图，逐步优化生成器网络内的各项参数，从而引导其生成与实际工程相似的合理设计。DESDWGAN 可以充分捕捉已有设计中隐藏的设计规律，通过模拟人类工程师依托工程经验综合决策的过程，对全新工况独立生成与人类工程师不同的设计。

尽管生成式人工智能模型在模式学习与数据生成方面展现了巨大潜力，但其在基坑工程设计领域的应用仍处于探索阶段，存在多方面不足，有待后续研究完善。

(1) 复杂多源设计条件整合能力有限。现有生成式设计模型主要依赖简单的文本和图像作为条件输入，难以有效整合多源异构设计条件。如设计规范与标准、土层的特殊物理力学参数、周围建筑物的变形控制阈值、施工过程中的监测数据反馈等，现有模型均缺乏响应上述设计条件并对应生成设计结果的能力。

(2) 设计错误识别与自纠能力缺失。模型生成的基坑支护方案可能违反规范或存在潜在的安全隐

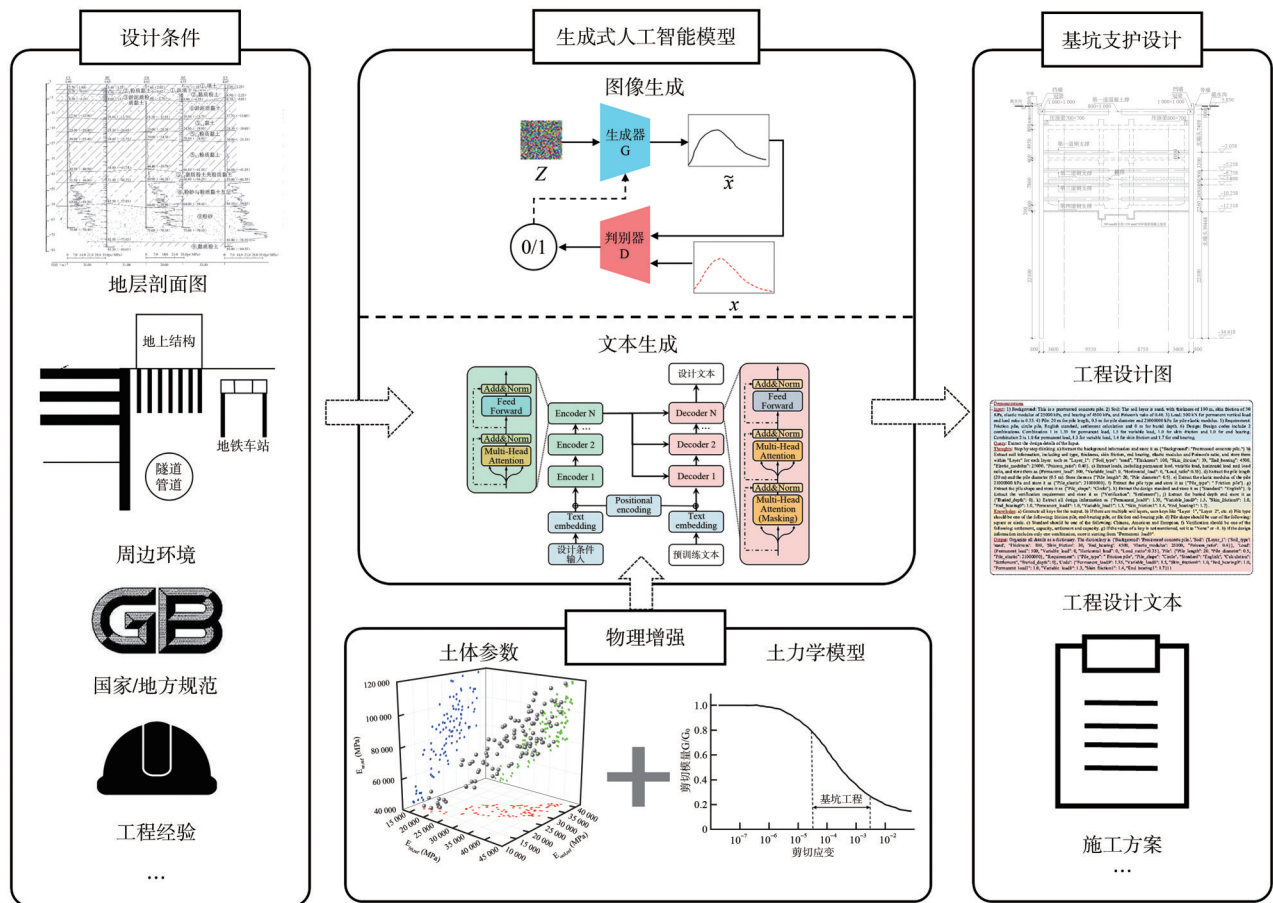


图 6 基于文本和图像的基坑支护生成式设计

患,但由于缺乏内置的工程先验知识引擎以及错误检测与反馈机制,其无法识别并调整设计结果,需要依赖工程师进行后验检查。

(3) 模型“黑箱”特性与可解释性不足。现有模型的决策过程高度复杂且不透明,缺乏对设计决策背后逻辑、关键影响因素以及所提取的一般设计规律的清晰解释,导致使用者无法理解模型为何选择特定的支护类型和设计参数。

(4) 对高质量、多样化训练数据的强依赖。生成式算法训练高度依赖大量优质训练数据,但基坑工程案例数量较少且质量不一,因此现有模型训练数据往往局限于常见工况和标准支护形式,导致模型泛化能力有限,难以应对复杂多变的实际工程需求。

## 4 基坑智能监测

基坑监测是保障工程安全顺利进行的关键环节。由于地质条件、周边环境和施工过程的复杂性,任何细微异常若未能及时察觉,均可能酿成严重安全事故。因此,开展严密的基坑监测至关重要。基坑监测如同工程的“体温计”,可以通过实时数据动态揭示工程本体和周围环境的安全状态,并对可能发生的隐患进行及时、准确的预测,为基坑周边环境中的建筑和各种设施的保护提供数据依据。

然而,传统的基坑监测方法面临诸多挑战<sup>[2-3]</sup>。

(1) 现场监测数据分析水平不足。多数基坑监测工作仍停留在简单的数据采集与报表提交阶段,在数据处理、趋势分析及异常检测等环节缺乏高效工具,难以准确判断和预测基坑的安全状态。

(2) 基坑安全状态判定方法不完善。基坑安全的判断多依赖工程师经验,难以用传统的数学公式显式表达,尚未形成系统通用的判断方法和指标。

(3) 多源监测数据融合应用水平低下。地质勘察、实时传感、环境监测等多源数据尚未实现有效融合,制约了对支护结构与周边环境整体风险的动态评估和预测能力。

人工智能技术的发展为破解上述困境提供了全新可能。智能算法能够高效处理大量监测数据,精准识别基坑的潜在风险并科学预测发展趋势,可有效弥补人工分析能力的局限。通过整合不同监测点和监测对象的多源数据,智能算法可构建数据与基坑安全状态间的复杂映射关系,进而实现对基坑安

全状态的系统化判定与前瞻性预警。在此基础上,基坑数字孪生模型融合物理模型、历史工程案例及专家经验,在智能算法的驱动下,可以动态模拟基坑全生命周期风险演化过程,实现对支护结构与周边环境整体风险的动态评估与精准预控。如图7所示,基坑智能监测算法经历了3个发展阶段,从单测点时序预测到多测点时空关联预测,并逐步形成了融合多源数据和物理增强机制的基坑数字孪生模型。

### 4.1 单测点时序预测

基坑支护结构变形随开挖进程呈现动态演化特征,具有显著的时间序列属性。由于各监测点所处地质条件、周边环境及支护结构受力状态的差异,其变形过程相对独立且存在空间异质性。针对这一特性,研究者采用BPNN、门控循环单元(gated recurrent unit, GRU)和LSTM等人工智能算法,对各监测点变形数据构建独立的时间序列预测模型<sup>[26,81-86]</sup>。此类算法通过深度挖掘历史监测数据中的非线性规律,能够精准捕捉变形随开挖阶段的演化趋势,并实现对下一施工阶段基坑变形量的动态预报。

在21世纪初期,孙钧等<sup>[81]</sup>即提出多步滚动预测方法,成功利用BPNN实现了基坑变形的动态预测。该研究首先将过去一段时间的变形实测数据输入BPNN,建立其与未来一段时间的基坑变形之间的映射关系;其次,将新产生的实测数据加入训练集中替换最早的实测数据,并基于新的数据集再次训练模型,继续进行下一轮的预测。测试结果表明,上述智能算法对未来第7天基坑变形预测的精度达到90%。Kuang等<sup>[82]</sup>也提出了一种基于多核函数相关向量机(multi-kernel-function relevance vector machine, MRVM)的多步智能预测方法。该研究逐步将第1阶段到第 $n$ 阶段的基坑变形实测值输入MRVM以预测第 $n+1$ 阶段的变形。通过在信息链中不断积累已开挖阶段的实测位移信息,该方法的预测准确率不断提高,并在最后阶段稳定超过95%。

但是,上述人工智能模型在预测基坑变形时存在长期时序依赖关系捕捉能力不足的固有缺陷。随着人工智能技术的进步,研究者逐步转向采用GRU和LSTM等专门针对时序数据优化的深度学习算法,从而更精准地捕捉变形数据随着基坑施工的非线性演化特征。此类算法通过遗忘门、输入门

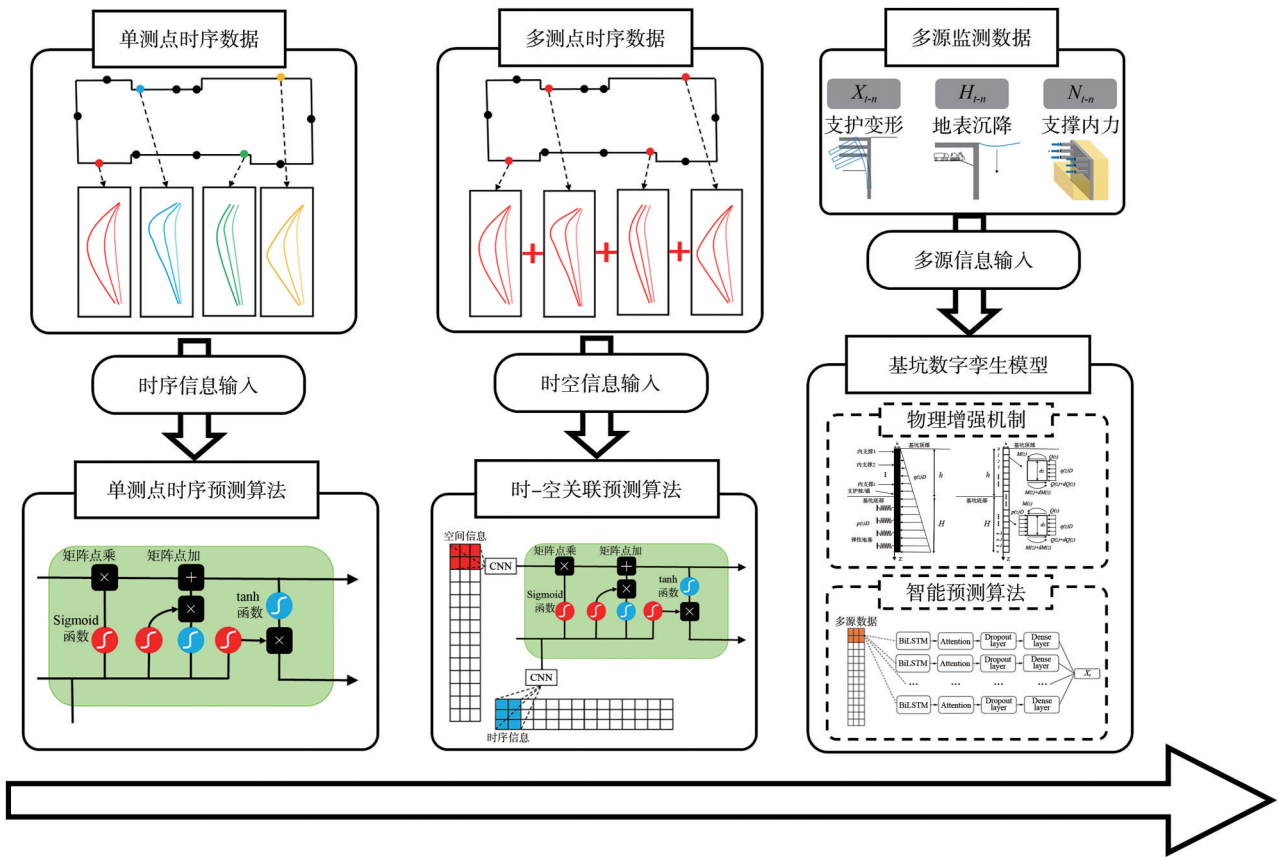


图 7 基坑智能监测方法的发展阶段

和输出门等门控机制，有效解决了传统智能算法在长期依赖关系捕捉中的梯度消失问题。

Fan 等<sup>[83]</sup>对比了 LSTM、GRU、支持向量回归 (support vector regression, SVR) 和 BPNN 的单测点基坑变形时序预测能力。该研究收集了某基坑 28 个监测点 4 个月的监测数据，并利用前 80% 时间的数据作为训练集，以预测后 20% 时间的基坑变形。研究表明，LSTM 对基坑变形的时序预测准确率达到 96.5%，相比 GRU、BP 神经网络和 SVR 分别提高了 3%、27% 和 200%。

Li 等<sup>[26]</sup>提出了注意力双向长短时记忆网络 (bidirectional long short-term memory with attention mechanism, Att-BiLSTM) 的基坑变形预测混合深度学习模型。其中，BiLSTM 可以提取基坑变形监测数据中过去和未来的双向时序信息。注意力机制 (attention mechanism) 则通过计算每个时间步的注意力权重，自动识别并使工程师明确基坑风险增大的关键时间点。测试结果表明，与普通 LSTM 模型相比，Att-BiLSTM 的预测精度提升了约 10%，而且模型的可解释性进一步提升。

#### 4.2 多测点时-空关联预测

然而，前文所述的智能预测算法往往聚焦于变形的单测点时间维度动态演化，忽略了基坑变形的空间整体性。为突破此局限，研究者提出了系列时空融合模型，整合 CNN、图卷积网络 (graph convolutional network, GCN) 等空间特征提取模块与 LSTM、GRU 等时序预测模块，通过向基坑变形的时序发展中融入监测点位间的空间关系，提升算法对基坑整体变形与发展模式的提取能力，从而实现多测点时空关联特征的联合学习与预测<sup>[25,87-90]</sup>。

洪宇超等<sup>[25]</sup>提出了一种结合 CNN 和 LSTM 的组合模型。该研究首先利用 CNN 对同一时间不同测点的监测数据进行空间特征提取，然后利用 LSTM 学习上述特征的时间序列特性，从而预测各个测点未来的变形。采用考虑时空关联的 CNN-LSTM 模型，变形预测结果的误差相比 LSTM 模型低约 30%。

如图 8 所示，Zhou 等<sup>[87]</sup>也提出了一种混合深度学习模型 AC-GGN。该模型结合 GCN、GRU 和注意力机制。AC-GGN 模型利用 GCN 提取监测数

据中的空间特征并利用GRU提取时间特征，在此基础上增加注意力机制以融合GCN和GRU提取到的时空特征，并捕捉时空依赖关系和因果关系。对比测试结果表明，相比GRU，AC-GGN模型对于各监测点的地连墙水平位移的预测误差降低了超过70%。Gao等<sup>[88]</sup>提出了一种结合CNN、GRU和交叉注意力机制（cross-attention mechanism）的基坑变形时-空关联预测模型CGCA（convolutional gated recurrent unit with cross-attention, CGCA）。CGCA模型将GRU中的全连接操作替换为卷积操作，并利用卷积核的权重共享特性，同时捕捉不同监测点之间的空间依赖关系和变形的动态变化规律。交叉注意力机制则计算空间数据和时间数据之间的相似度并分配相应的权重，从而捕捉时空数据之间的相关性。相比GRU和不添加交叉注意力机制的ConvGRU（convolutional GRU），采用CGCA预测基坑变形的准确度分别提高了约46%和38%。

### 4.3 基坑数字孪生模型

尽管现有的基坑变形预测算法已经能够达到较高的预测精度，但其仍存在三方面核心局限：（1）对地质勘察、环境监测、施工过程等多源异构

数据的融合深度不足，难以全面反映基坑系统的复杂耦合关系；（2）缺乏对支护结构力学行为、土体变形机理等物理规律的显式嵌入，导致模型可解释性不强；（3）缺乏系统化安全评估体系，现有模型本质上仍聚焦于变形预测，尚未形成通用性强的安全状态评定方法与指标体系。

为突破上述局限，研究者将目光转向了数字孪生模型。在制造业中，数字孪生模型是对产品全生命周期的动态数字化模拟，是智能制造的关键赋能技术。数字孪生模型通过融合物联网和人工智能算法，优化生产流程、提升产品质量，并对产品实现全生命周期的精确状态检测<sup>[91]</sup>。对于地上建筑，数字孪生模型是由物理建筑、虚拟模型及双向数据流构成的动态映射系统，通过实时监测与历史数据对比实现建筑状态感知，结合物理模型与人工智能算法进行性能预测，并基于预测优化决策以支持设计-施工-运维-拆除的全生命周期管理<sup>[92-93]</sup>。对于基坑工程，最新研究已经开始建立数字孪生模型的初步尝试，基坑数字孪生模型通过整合来自不同监测对象的多源异构数据，在物理理论与智能算法的共同驱动下，动态模拟基坑的风险演化过程，对支

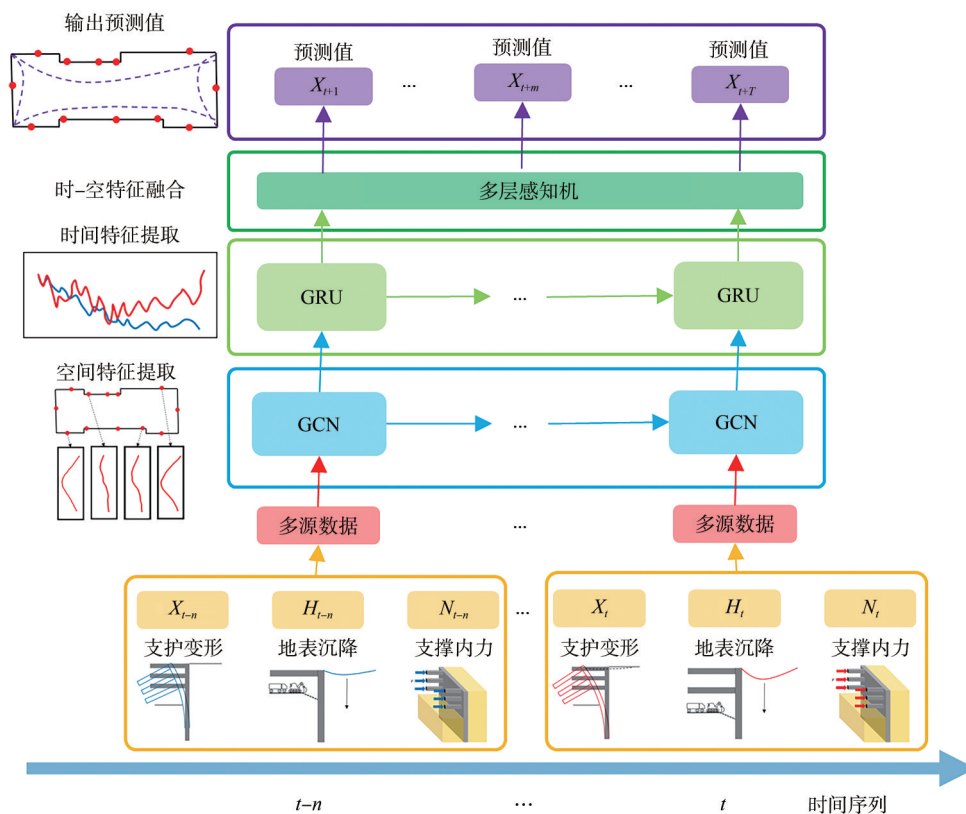


图8 基于多源数据的时空关联基坑变形智能预测模型

护结构与周边环境整体风险进行实时评估、智能预警及主动干预，从而实现对基坑全生命周期的动态管控。

Wang等<sup>[94]</sup>提出了一种数据-机理耦合的基坑数字孪生模型。该模型旨在通过整合建筑信息系统、人工智能算法和基于土力学模型的物理机制，实现基坑施工全生命周期的闭环风险管理。该模型首先利用建筑信息系统记录基坑施工参数和相应的多源监测数据；其次，采用改进的弹性地基梁简化计算模型，利用GA根据现场检测数据反演侧向土压力、支撑刚度和土弹簧刚度等关键物理参数；之后，利用随机森林（random forest, RF）算法建立施工和物理参数与基坑变形之间的非线性关系，并基于基坑变形控制值和可靠性分析评估基坑风险等级；最后，将数字孪生模型的风险评估结果和决策信息反馈至建筑信息系统，指导现场工人调整施工进度和优化施工工艺，降低施工风险。

在上述研究基础上，Wang等<sup>[95]</sup>继续改进基坑数字孪生模型的工作流程、智能算法和风险评估方法。该数字孪生模型通过收集数据-更新模型-风险评估-风险控制的不迭代，实现了深基坑开挖全生命周期风险管理的动态优化。相比GA和RF等传统人工智能算法，基于注意力机制的集成双向长短期记忆网络（ensemble bidirectional LSTM with attention mechanism, Att-EBiLSTM）和自回归积分移动平均（autoregressive integrated moving average, ARIMA）模型可以捕捉监测数据中的长期依赖性和非线性关系。同时，深度高斯过程回归（deep Gaussian process regression, DGPR）被用于整合各监测点的预测值，得到基坑风险状态的置信区间以判断基坑风险等级，并识别关键影响因素。该模型在基坑工程风险预警精度和施工管理效率方面取得了显著提高，为基坑工程的风险管理提供了更智能、更及时、更可靠的基础。

随着生成式大模型的迅速发展，其卓越的多模态融合能力、物理机理与数据驱动的协同潜力、动态风险场景构建与智能决策生成能力，以及强大的交互性与解释性，为基坑数字孪生实现从“高精度预测+动态风险管控”向“智能推演+自主决策”的跃升提供了广阔可能性。

（1）多源异构数据的深度融合与关系挖掘。生成式大模型具备强大的跨模态理解与生成能力，能够整合文本（如地质勘察报告、施工日志）、图像

（如施工人员或无人机拍摄的影像）、结构化数据（如传感器和建筑信息系统提供的数据）等高度异构的信息，识别和关联这些数据中隐含的复杂耦合关系，生成对基坑系统整体状态的认知性表征，从而构建更全面、动态的基坑工程数字镜像。

（2）物理机理与数据驱动的协同增强。生成式大模型可在大量的基坑工程案例上训练，并将土力学、结构力学等物理机理作为先验知识嵌入模型训练与推理过程。模型不仅能够提供对基坑风险的预警，更能以自然语言或可视化方式生成对推理过程的物理解释，显著提升模型工程应用的可靠性与可信度。

（3）基坑生成式安全管理体系的构建。生成式大模型能够基于当前状态和历史数据，主动生成大量可能的风险场景，并模拟这些场景下基坑的动态响应。同时，模型可超越单一的变形控制指标，综合生成多维度的、动态更新的风险指标，并实时生成这些指标的计算依据、关键影响因素及演化趋势的清晰解释。其次，模型能自动生成分级预警信息，并进一步生成具体的、可操作的干预措施建议和施工调整方案，实现“场景推演-风险预警-决策支持-干预建议”的全生命周期生成式安全管理闭环。

## 5 结束语

基坑工程与人工智能融合发展，实现勘察-设计-建设-维护全生命周期的高度智能化，是基坑工程未来转型的重要方向。本文首先总结了基坑工程的关键阶段，并简要分析了在其中应用较广的人工智能算法；其次，本文针对人工智能在基坑工程中的应用现状，从智能地质勘察、智能设计和智能监测3个方面进行了系统性的总结。目前，对于地质勘察，人工智能主要通过识别岩、土类别和预测岩、土层以及重建三维土层等方面提升地质勘察的效率和精度。对于基坑工程设计，人工智能则主要应用于土体参数反演和基坑支护设计优化。新兴的生成式算法也为智能设计基坑支护方案提供了新的发展契机。此外，在基坑监测中，人工智能可以高效率、高精度地实现对基坑变形的单测点时序预测和多测点时空关联预测，并正逐步向基坑数字孪生模型发展。

未来，人工智能与基坑工程的深度结合需要在以下4个方面实现突破。

### (1) 基坑工程多源综合数据库的建立

人工智能具有数据驱动的特点,其准确性和泛化能力取决于训练数据的质量和数量。在图像识别、自然语言处理等人工智能深度应用的领域,以ImageNet、COCO、BERT等为代表的高质量开源数据集具有标准化、可复用和可扩展的性质,从而极大地推动了相关领域人工智能技术的发展。但是,现有基坑工程数据的获取仍依靠研究者和工程单位的点对点沟通,而且数据标注过程缺乏标准和规范,导致用于训练和测试智能算法的数据集规模普遍较小。同时,面向基坑工程关键阶段的专业性数据集仍然匮乏,严重制约了专业化人工智能算法的开发和应用。因此,未来应当构建一个涵盖多源异构数据、符合工程规范、具备良好可扩展性的基坑工程综合数据库,充分利用已有工程资料,结合来自设计、施工和监测单位的多源信息,提出行业统一的数据处理标准,并据此处理基坑工程全生命周期各个阶段产生的数据,从而为人工智能算法在基坑工程中的深度应用提供高质量、结构化、标准化的数据支撑。

### (2) 基坑工程通用智能模型的开发

通用型人工智能技术已经在自然语言理解和生成、图像和视频生成以及制造、医疗、交通等多个领域得到广泛应用,陆续涌现出了GPT、DeepSeek、LaMDA等大模型。它们具有强大的数据处理能力、良好的泛化性能和跨领域的适应性,可以帮助使用者高效完成信息理解、决策支持、模式识别等复杂任务。但是,现有的基坑工程智能算法往往为解决特定的工程问题,针对单一的工程情况进行开发。因此,需要研发适用于不同工程场景的通用智能模型,以降低人工智能在基坑工程中的使用门槛和成本,增强其在一般基坑工程中的适用性。一方面,该模型应当能被基坑工程全生命周期的每一个关键阶段采用,且各阶段间实现数据互通与知识共享,形成工程整体的智能化闭环;另一方面,该模型需要根据工程所在地的工程地质信息、周边环境限制和主体结构要求等不同条件自适应地调整模型架构和参数,从而满足各个工程的使用需求。

(3) “数据-理论-经验”三驱动基坑智能模型的开发

通过长期的理论研究和工程实践,基坑工程依赖的土力学、混凝土结构、钢结构、地基和基础工程等理论已经得到了充分的发展。同时,工程师们

也从几十年来大规模的基坑工程建设中积累了丰富的工程经验,形成了诸多行之有效的工程判断和设计方法。然而,目前人工智能算法与基坑工程的结合更多以数据为中心,忽视了对工程理论和实践经验的有效整合。尽管近年来的研究已尝试在基坑工程数字孪生模型中引入基坑支护简化计算模型,采用物理信息神经网络(physics-informed neural network, PINN)对基坑变形进行计算和预测,或在智能设计计算中考虑规范检查和土力学计算,但无论是耦合的深度还是广度,均与物理增强人工智能模型期望的综合性能有较大差距。因此,有必要构建一种以工程理论、工程经验和工程案例为驱动的基坑工程智能模型。通过对理论的深刻理解和工程经验的充分掌握,该模型将具备对工程条件的多维度感知能力,能够根据实际工程需求自主调整算法,对状态变化进行预测和提前判断,并具备良好的人机交互能力。这将显著提升模型的智能化水平,从而更好地辅助人类设计师和工程师进行判断、决策和管理,提高基坑工程的安全性及准确性。

### (4) 基坑工程人工智能用户生态的建立

随着人工智能技术的不断进步,多个大型人工智能模型已逐渐形成用户社群和生态,例如,Google的T5、OpenAI的GPT系列在自然语言处理领域形成了庞大的开发者和用户群体,构建了强大的技术生态。Meta的LLaMA系列模型也在开源社区中积累了大量用户和开发者,推动了模型的持续优化与应用拓展。基坑工程人工智能模型的进步,需要工程实践的不断积累与用户群体的反馈。因此,基坑工程人工智能模型的发展也需要构建相应的用户生态,通过开放平台、共享数据、协同开发等方式,吸引工程技术人员、研究人员和企业共同参与,形成良性互动的生态体系。未来,基坑工程人工智能模型的应用推广需要从多个方面进行保障,唯有构建开放协同的生态体系,才能推动基坑工程人工智能模型持续创新与广泛应用,为基坑工程智能化的发展注入新动力。

### 参考文献:

- [1] WANG W D, XU Z H, LI Q. Design and construction of deep excavations in Shanghai, China[J]. Geotechnical Research, 2018, 5(3): 143-161.
- [2] 张绪虎, 徐明, 宋二祥, 等. 北京城市副中心站综合交通枢纽深大基坑两级反压土支护数值分析[J]. 工程力学, 2024: 10.6052/j.issn.1000-4750.2024.04.0297.  
ZHANG X H, XU M, SONG E X, et al. Numerical analysis for two-

- stage earth Berm support of a deep excavation in Beijing sub-central station[J]. *Engineering Mechanics*, 2024: 10.6052/j.issn.1000-4750.2024.04.0297.
- [3] 刘国彬, 王卫东. 基坑工程手册. 2[M]. 北京: 中国建筑工业出版社, 2009.  
LIU G B, WANG W D. Handbook of deep excavations. Volume 2[M]. Beijing: China Architecture and Building Press, 2009.
- [4] 宋二祥, 付浩, 李贤杰. 基坑坑底抗隆起稳定安全系数计算方法改进研究[J]. *土木工程学报*, 2021, 54(3): 109-118.  
SONG E X, FU H, LI X J. Improvement of calculation method for safety factor of base heave stability of deep excavation[J]. *China Civil Engineering Journal*, 2021, 54(3): 109-118.
- [5] QIU T, CHEN X S, SU DONG, et al. Full-scale experiments and modeling of precast two-wall-in-one diaphragm wall components for oceanic artificial cities[J]. *Ocean Engineering*, 2023, 288: 116074.
- [6] THAYANAN B, YADANA A A, VIROON K, et al. Diaphragm wall lateral movement in deep excavations in Bangkok clays: impacts and influencing factors[J]. *Canadian Geotechnical Journal*, 2024, cgj-2024-0058.
- [7] ZHOU W X, XU M. DEM analysis of the influence of particle shape on the small-strain stiffness of granular materials[J]. *Computers and Geotechnics*, 2025, 179: 106996.
- [8] PHOON K K, CHING J Y, CAO Z J. Unpacking data-centric geotechnics[J]. *Underground Space*, 2022, 7(6): 967-989.
- [9] YU O, YUSUKE H. Challenges in geotechnical design revealed by reliability assessment: review and future perspectives[J]. *Soils and Foundations*, 2022, 62: 101129.
- [10] 蒋艳. 人工智能发展报告(2023~2024)[M]. 北京: 电子工业出版社, 2024.  
JIANG Y. Annual report on the development of artificial intelligence (2023—2024)[M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2024.
- [11] 刘泽禹, 张慧, 李滢东. 面向自动驾驶的感知决策一体化综述[J]. *智能科学与技术学报*, 2025, 7(1): 4-20.  
LIU Z Y, ZHANG H, LI Y D. A review of integrated perception and decision-making for autonomous driving[J]. *Chinese Journal of Intelligent Science and Technology*, 2025, 7(1): 4-20.
- [12] 陈天炎, 韩泽明, 黄允浒, 等. 基于视觉的列车轨道缺陷检测综述[J]. *智能科学与技术学报*, 2024, 6(3): 367-380.  
CHEN T Y, HAN Z M, HUANG Y H, et al. Survey on vision-based railway track defect detection[J]. *Chinese Journal of Intelligent Science and Technology*, 2024, 6(3): 367-380.
- [13] 杜倩龙, 宗成庆, 苏克毅. 利用上下文相似度增强词对齐效果的自然语言推理方法[J]. *智能科学与技术学报*, 2020, 2(1): 26-35.  
DU Q L, ZONG C Q, SU K Y. Enhancing alignment with context similarity for natural language inference[J]. *Chinese journal of intelligent science and technology*, 2020, 2(1): 26-35.
- [14] BAGHBANI A, CHOUDHURY T, COSTA S, et al. Application of artificial intelligence in geotechnical engineering: a state-of-the-art review[J]. *Earth-Science Reviews*, 2022, 228: 103991.
- [15] 陈湘生, 洪成雨, 苏栋. 智能岩土工程初探[J]. *岩土工程学报*, 2022, 44(12): 2151-2159.  
CHEN X S, HONG C Y, SU D. Intelligent geotechnical engineering[J]. *Chinese Journal of Geotechnical Engineering*, 2022, 44(12): 2151-2159.
- [16] HOLLAND J. Adaptation in natural and artificial systems: an introductory analysis with application to biology, control, and artificial intelligence[M]. MA: MIT Press, 1992.
- [17] 陈昌富, 吴子儒, 曹佳, 等. 水泥土墙支护结构遗传进化优化设计方法[J]. *岩土工程学报*, 2005, 27(2): 224-229.  
CHEN C F, WU Z R, CAO J, et al. Gas-based optimization design method of cement-soil retaining wall[J]. *Chinese Journal of Geotechnical Engineering*, 2005, 27(2): 224-229.
- [18] BHATTACHARYA B, SOLOMATINE D P. Machine learning in soil classification[J]. *Neural Networks*, 2006, 19(2): 186-195.
- [19] SMIRNOFF A, BOISVERT E, PARADIS S J. Support vector machine for 3D modelling from sparse geological information of various origins[J]. *Computers & Geosciences*, 2008, 34(2): 127-143.
- [20] KHAJEHZADEH M, TAHA R, EL-SHAFIE A, et al. Economic design of retaining wall using particle swarm optimization with passive congregation[J]. *Australian Journal of Basic and Applied Sciences*, 2010, 4(11): 5500-5507.
- [21] HASHASH Y M A, LEVASSEUR S, OSOULI A, et al. Comparison of two inverse analysis techniques for learning deep excavation response[J]. *Computers and Geotechnics*, 2010, 37(3): 323-333.
- [22] 曹正. 基于BP神经网络的基坑土钉支护结构优化设计[J]. *公路交通科技*, 2014, 10(5): 45-47.  
CAO Z. Optimization design of soil nails for foundation pit based on BP neural network[J]. *Journal of highway and transportation research and development*, 2014, 10(5): 45-47.
- [23] 左自波, 黄玉林, 吴小建. 基于智能优化算法的深大基坑施工反分析[J]. *岩土工程学报*, 2017, 39(z2): 128-131.  
ZUO Z B, HUANG Y L, WU X J, et al. Back analysis of construction of large deep excavations using intelligent optimization algorithm[J]. *Chinese Journal of Geotechnical Engineering*, 2017, 39(z2): 128-131.
- [24] SHINYA I, INTUI S, JOTISANKASA A, et al. Artificial intelligence system for supporting soil classification[J]. *Results in Engineering*, 2020, 8: 100188.
- [25] 洪宇超, 钱建固, 叶源新, 等. 基于时空关联特征的CNN-LSTM模型在基坑工程变形预测中的应用[J]. *岩土工程学报*, 2021, 43(z2): 108-111.  
HONG Y C, QIAN J G, YE Y X, et al. Application of CNN-LSTM model based on spatiotemporal correlation characteristics in deformation prediction of excavation engineering[J]. *Chinese Journal of Geotechnical Engineering*, 2021, 43(z2): 108-111.
- [26] LI X, PAN Y, CHEN J, et al. Dynamic and explainable deep learning-based risk prediction on adjacent building induced by deep excavation[J]. *Tunnelling and underground space technology*, 2023, 140: 105243.
- [27] SALIMA A, MOHAMED S, LABIB T S, et al. LSTM-based prediction of active earth pressure coefficient against rigid retaining walls[C]//2024 8th International Conference on Image and Signal Processing and their Applications. Biskra:IEEE Press, 2024: 1-8.
- [28] LYU B R, WANG Y, SHI C. Multi-scale generative adversarial networks (GAN) for generation of three-dimensional subsurface geological models from limited boreholes and prior geological knowledge[J]. *Computers and Geotechnics*, 2024, 170: 106336.
- [29] 周润生, 徐明, 周文轩. 基于GAN网络的地下连续墙加内支撑智能设计算法[J]. *地下空间与工程学报*, 2025: 0856.002.  
ZHOU R S, XU M, ZHOU W X. A GAN-based intelligent design algorithm for diaphragm wall with inner supports[J]. *Chinese Journal of Underground Space and Engineering*, 2025: 0856.002.
- [30] HANG Z Q, TAO X, CHEN J P, et al. A 3D geological modeling method using the Transformer model: a solution for sparse borehole data[J]. *Minerals*, 2025, 15(3): 301.
- [31] DENG Z P, CAO M Y, RAI L, et al. A two-stage classification method

- for borehole-wall images with support vector machine[J]. *PLoS one*, 2018, 13(6): e0199749.
- [33] LI L Z, ISKANDER M. Classification of sand using deep learning[J]. *Journal of Geotechnical and Geoenvironmental Engineering*, 2023, 149(11): 04023103.
- [34] ZHAN L T, GUO Q M, CHEN Y M, et al. An efficient classification system for excavated soils using soil image deep learning and TDR cone penetration test[J]. *Computers and Geotechnics* 2023, 155: 105207.
- [34] 刘华吉, 孙红林, 张占荣, 等. 基于随钻参数的砂岩与砂质泥岩地层分界面智能识别[J]. *隧道建设*, 2023, 43(S1): 304-312.
- LIU H J, SUN H L, ZHANG Z R, et al. Intelligent identification of sandstone-sandy mudstone interface based on drilling parameters[J]. *Tunnel Construction*, 2023, 43(S1): 304-312.
- [35] TSE K K C, WONG L N Y, CHEUNG S H. Advanced classification of drill core rock type and weathering grade using detection transformer-based artificial intelligence techniques[J]. *Journal of Rock Mechanics and Geotechnical Engineering*, 2025, 17(7): 4036-4045.
- [36] 中华人民共和国建设部. 岩土工程勘察规范(GB 50021—2001)[S]. 北京: 中国建筑工业出版社, 2002.
- Ministry of Construction of the People's Republic of China. *Geotechnical Investigation Code (GB 50021—2001)*[S]. Beijing: China Architecture and Building Press, 2002.
- [37] 上海市城市规划设计研究院. 上海市工程建设规范岩土工程勘察规范(DGJ 08-37—2012)[S]. 北京: 中国计划出版社, 2012.
- Shanghai Urban Planning and Design Research Institute. *Shanghai engineering construction standard for geotechnical investigation (DGJ 08-37—2012)* [S]. Beijing: China Planning Press, 2012.
- [38] GUAN Z, WANG Y, PHOON, K K. Dictionary learning of spatial variability at a specific site using data from other sites[J]. *Journal of Geotechnical and Geoenvironmental Engineering*, 2024, 150(9): 04024072.
- [39] KIM H S, JI Y. Three-dimensional geotechnical-layer mapping in Seoul using borehole database and deep neural network-based model[J]. *Engineering Geology*, 2022, 297: 106489.
- [40] PUNTHIN P, TANAPALUNGKORN W, LIKITLERSUANG S. Enhancing 3D geological and geotechnical engineering model of Bangkok subsoil using optimal deep neural network models[J]. *Environmental Earth Sciences*, 2024, 83(22): 644.
- [41] 潘秋景, 孙广灿, 蔡永敏, 等. 深圳土工参数数据库及基于生成对抗网络的多元参数分布预测模型研究[J]. *岩土力学*, 2025, 46(2): 563-572.
- PAN Q J, SUN G C, CAI Y M, et al. Shenzhen geotechnical parameter database and multivariate parameter distribution prediction model based on generative adversarial network[J]. *Rock and Soil Mechanics*, 2025, 46(2): 563-572.
- [42] LI H Y, SHI C. Few-shot learning of geological cross-sections from sparse data using large language model[J]. *Geodata and AI*, 2025, 2: 100010.
- [43] 程涛, 晏克勤, 董必昌. 基于神经网络的地质勘测反分析研究[J]. *岩土力学*, 2007, 28(4): 807-811.
- CHENG T, YAN K Q, DONG B C. Research of back analysis of geological examination based on ANN[J]. *Rock and Soil Mechanics*, 2007, 28(4): 807-811.
- [44] 王朱贺, 李楠, 张希瑞, 等. 基于机器学习的深基坑三维土层重建[J]. *重庆大学学报*, 2021, 44(5): 11.
- WANG Z H, LI N, ZHANG X R. 3D soil layer reconstruction of deep foundation pit based on machine learning[J]. *Journal of Chongqing University*, 2021, 44(5): 11.
- [45] AZEVEDO L, PANEIRO G, SANTOS A, et al. Generative adversarial network as a stochastic subsurface model reconstruction[J]. *Computational Geosciences*, 2020, 24: 1673-1692.
- [46] GONG X N, ZHANG X C. Excavation collapse of Hangzhou subway station in soft clay and numerical investigation based on orthogonal experiment method[J]. *Journal of Zhejiang University Science A*, 2012, 13: 760-767.
- [47] ENDICOTT J. Case histories of failure of deep excavation examination of where things went wrong: Nicoll highway collapse, singapore[C]// *Proceedings of the Seventh International Conference on Case Histories in Geotechnical Engineering*. Chicago: Missouri University of Science and Technology, 2013: 1-7.
- [48] ZHOU Z P, GOH Y M, SHI Q Q, et al. Data-driven determination of collapse accident patterns for the mitigation of safety risks at metro construction sites[J]. *Tunneling and Underground Space Technology*. 2022, 127: 104616.
- [49] 彭军龙, 张学民, 阳军生, 等. 地铁深基坑支护的遗传神经网络位移反分析[J]. *岩土力学*, 2007, 28(10): 2118-2122.
- PENG J L, ZHANG X M, YANG J S. Displacement back analysis of deep foundation pit for metro based on genetic algorithm and neural network[J]. *Rock and Soil Mechanics*, 2007, 28(10): 2118-2122.
- [50] 李步遥, 司马军. 基于MEC-BP神经网络的基坑水平位移反演分析[J]. *铁道科学与工程学报*, 2021, 18(7): 1764-1772.
- LI B Y, SIMA J. Horizontal displacement back-analysis for deep excavation using MEC-BP neural network[J]. *Journal of Railway Science and Engineering*, 2021, 18(7): 1764-1772.
- [51] XIAO J F, WANG Q W, ZHANG Q W, et al. Multiple parameters determination method of hardening soil model based on particle swarm optimization[J]. *Advances in Civil Engineering*, 2024, 1: 5561981.
- [52] HE P, GUO H J, DI H G, et al. Application of soil parameter back analysis method based on MLAPSO in staged excavation deformation prediction[J]. *Expert Systems with Applications*, 2026, 296: 129244.
- [53] 程秋实, 杨志双, 秦胜伍, 等. 基于PSO-MLSSVR的土体参数反演方法在深基坑工程中的应用[J]. *工程地质学报*, 2022, 30(2): 520-532.
- CHENG Q S, YANG Z S, QIN S W. Application of soil parameters inversion based on PSO-MLSSVR in deep foundation pit engineering[J]. *Journal of Engineering Geology*, 2022, 30(2): 520-532.
- [54] 邓子胜. 基于径向神经网络的深基坑非线性位移反分析[J]. *岩土工程学报*, 2005, 27(5): 554-557.
- DENG Z S. Nonlinear displacement back-analysis for deep excavation based on radial basis neural network[J]. *Chinese Journal of Underground Space and Engineering*, 2005, 27(5): 554-557.
- [55] 冯夏庭, 张治强, 杨成祥. 位移反分析的进化神经网络方法研究[J]. *岩石力学与工程学报*, 1999, 18(5): 529-529.
- FENG X T, ZHANG Z Q, YANG C X. Study on genetic-neural network method of displacement back analysis[J]. *Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering*, 1999, 18(5): 529-529.
- [56] GOH A T C, WONG K S, BROMS B B. Estimation of lateral wall movements in braced excavations using neural networks[J]. *Canadian Geotechnical Journal*, 1995, 32(6): 1059-1064.
- [57] 孟凡丽, 王小刀, 王逸晨, 等. 基于TSNE降维算法的基坑水平位移预测研究[J]. *浙江工业大学学报*, 2023, 51(4): 403-411.
- MENG F L, WANG X D, WANG Y C. Prediction of horizontal displacement of foundation pit by TSNE dimensionality reduction algorithm[J]. *Journal of Zhejiang University of Technology*, 2023, 51(4): 403-411.
- [58] 张绪虎. 基于深度学习反分析的反压土支护基坑变形预测及设计[D]. 北京: 清华大学, 2023: 7-41.

- ZHANG X H. Deformation prediction and design of excavation supported by earth berm based on deep learning inverse analysis[D]. Beijing: Tsinghua University, 2023: 7-41.
- [59] LIU W Y, TONG L Y, LI H J, et al. Multi-parameter intelligent inverse analysis of a deep excavation considering path-dependent behavior of soils. *Computers and Geotechnics*[J]. 2024, 174: 106597.
- [60] ZHANG R, WU C, GOH A T C, et al. Estimation of diaphragm wall deflections for deep braced excavation in anisotropic clays using ensemble learning[J]. *Geoscience Frontiers*, 2021, 12(1): 365-373.
- [61] ZHOU D, WU H, MAI J, et al. The research on distributed parallel optimal design system of foundation pit engineering[C]//Proceedings of 2010 International Conference on Computational Intelligence and Software Engineering. Wuhan: IEEE Press, 2010: 1-4.
- [62] 肖专文, 龚晓南, 谭昌明. 基坑土钉支护优化设计的遗传算法[J]. *土木工程学报*, 1999, 32(3): 73-80.
- XIAO Z W, GONG X N, TAN C M. Genetic algorithm for optimal design of soil nailing for deep excavations[J]. *China Civil Engineering Journal*, 1999, 32(3): 73-80.
- [63] 陈昌富, 吴子儒, 龚晓南. 复合形模拟退火算法及其在水泥土墙优化设计中的应用[J]. *岩土力学*, 2007, 28(12): 2543-2548.
- CHEN C F, WU Z R, GONG X N. Complex simulated annealing and its application to optimization design of cement-soil retaining walls[J]. *Rock and Soil Mechanics*, 2007, 28(12): 2543-2548.
- [64] 陈朝军. 蚁群算法与基坑土钉支护优化设计[D]. 辽宁: 辽宁科技大学, 2007: 38-50.
- CHEN C J. Ant colony algorithm and optimization design of soil nails for foundation pit[D]. Liaoning: Liaoning University of Science and Technology, 2007: 38-50.
- [65] 吴恒, 李陶深, 韦日钰, 等. 遗传算法在深基坑支护工程优化设计中的应用[J]. *广西大学学报(自然科学版)*, 2000, 25(1): 1-4.
- WU H, LI T S, WEI R Y, et al. Application of genetic algorithm in optimization design of deep excavation support[J]. *Journal of Guangxi University (Nat Sci Ed)*, 2000, 25(1): 1-4.
- [66] TAIYARI F, HAJIHASSANI M, KHARGHANI M. Efficiency of the evolutionary methods on the optimal design of secant pile retaining systems in a deep excavation[J]. *Neural Computing and Applications*, 2022, 34(22): 20313-20325.
- [67] KASHANI A R, CAMP C V, AZIZI K, et al. Multi-objective optimization of mechanically stabilized earth retaining wall using evolutionary algorithms[J]. *International journal for numerical and analytical methods in geomechanics*, 2022, 46(8): 1433-1465.
- [68] KHAJEHZADEH M, TAHA M R, EL-SHAFIE A, et al. Modified particle swarm optimization for optimum design of spread footing and retaining wall[J]. *Journal of Zhejiang University-Science A*, 2011(12): 415-427.
- [69] TAIYARI F, KHARGHANI M, HAJIHASSANI M. Optimal design of pile wall retaining system during deep excavation using swarm intelligence technique[J]. *Structures*, 2020, 28: 1991-1999.
- [70] KASHANI A R, GANDOMI A H, AZIZI, et al. Multi-objective optimization of reinforced concrete cantilever retaining wall: a comparative study[J]. *Structural and Multidisciplinary Optimization*, 2022, 65(9): 262.
- [71] HONG L, WANG X Y, ZHANG W G, et al. System reliability-based robust design of deep foundation pit considering multiple failure modes[J]. *Geoscience Frontiers*, 2024, 15(2): 101761.
- [72] LI H, WANG X Y, ZHANG W G, et al. System reliability-based robust design of deep foundation pit considering multiple failure modes[J]. *Geoscience Frontiers*, 2024, 15(2): 101761.
- [73] 顾宝和. 浅谈岩土工程的专业特点[J]. *岩土工程界*, 2007, 1: 19-23.
- GU B H. A brief discussion on the professional characteristics of geotechnical engineering[J]. *Geotechnical Engineering World*, 2007, 1: 19-23.
- [74] HUANG W, ZHENG H. Architectural drawings recognition and generation through machine learning[C]//Proceedings of the 38th Annual Conference of the Association for Computer Aided Design in Architecture (ACADIA). Fargo: Association for Computer Aided Design in Architecture (ACADIA), 2018: 156-165.
- [75] NAUATA N, CHANG K H, CHENG C Y, et al. House-GAN: relational generative adversarial networks for graph-constrained house layout generation[C]//European Conference on Computer Vision 2020. Online: Springer, 2020: 162-177.
- [76] LIAO W J, LU X Z, HUANG Y L, et al. Automated structural design of shear wall residential buildings using generative adversarial networks[J]. *Automation in construction*, 2021, 132: 103931.
- [77] LU X Z, LIAO W J, ZHANG Y, et al. Intelligent structural design of shear wall residence using physics-enhanced generative adversarial networks[J]. *Earthquake engineering and structural dynamics*, 2022, 51(7): 1657-1676.
- [78] LIAO W J, HUANG Y L, ZHENG Z, et al. Intelligent generative structural design method for shear wall building based on "fused-text-image-to-image" generative adversarial networks[J]. *Expert Systems with Applications*, 2022, 210: 118530.
- [79] ZHOU Y, LENG H, MENG S Q, et al. StructDiffusion: end-to-end intelligent shear wall structure layout generation and analysis using diffusion model[J]. *Engineering Structures*, 2024, 309: 118068.
- [80] XU H R, ZHANG N, YIN Z Y, et al. GeoLLM: a specialized large language model framework for intelligent geotechnical design[J]. *Computers and Geotechnics*, 2025, 177: 106849.
- [81] 孙钧, 王东栋. 地铁施工变形预测与控制的智能方法[J]. *施工技术*, 2009, 38(1): 3-9.
- SUN J, WANG D D. Intelligent prediction and control method of deformation in metro construction[J]. *Construction Technology*, 2009, 38(1): 3-9.
- [82] KUANG H W, AI Z Y, GU G L, et al. A dynamic prediction model for maximum lateral displacement of foundation pit enclosure structure using multi-source fusion method[J]. *Computers and Geotechnics*, 2025, 187: 107468.
- [83] FAN H Y, LI L P, ZHOU S, et al. Prediction and risk assessment of lateral collapse in deep foundation pits using machine learning[J]. *Automation in Construction*, 2025, 171: 106011.
- [84] 黄达, 朱双中, 宋宜祥. 基于LSTM神经网络的基坑工程智能预警系统研发与应用[J]. *工程地质学报*, 2024, 32(2): 667-677.
- HUANG D, ZHU S Z, SONG Y X. Development and application of intelligent warning system for foundation pit based on LSTM[J]. *Journal of Engineering Geology*, 2024, 32(2): 667-677.
- [85] WEI X, CHENG S, CHEN R, et al. ANN deformation prediction model for deep foundation pit with considering the influence of rainfall[J]. *Scientific Reports*, 2023, 13: 22664.
- [86] 刘俊城, 谭勇, 张生杰. 地铁车站深基坑开挖变形智能多步预测方法[J]. *上海交通大学学报*, 2024, 58(7): 1108-1117.
- LIU J C, TAN Y, ZHANG S J. Multi-step prediction of excavation deformation of subway station based on intelligent algorithm[J]. *Journal of Shanghai Jiao Tong University*, 2024, 58(7): 1108-1117.
- [87] ZHOU X J, PAN Y, QIN J J, et al. Spatio-temporal prediction of deep excavation-induced ground settlement: a hybrid graphical network approach considering causality[J]. *Tunneling and Underground Space Technology*, 2024, 146: 105605.

- [88] GAO Y Y, XIAO Z Y, GONG Z Q, et al. Spatiotemporal deformation prediction model for retaining structures integrating ConvGRU and cross-attention mechanism[J]. *Buildings*, 2025, 15(14): 2537.
- [89] 李柏佚, 王桂林, 袁军. 基于关联监测点数据的非线性变形预测模型[J]. *振动与冲击*, 2021, 40(8): 124-130.  
LI B Y, WANG G L, YUAN J. A nonlinear deformation prediction model based on associated monitoring point data[J]. *Journal of vibration and shock*, 2021, 40(8): 124-130.
- [90] YANG C, WANG C, WU B, et al. Settlement estimation during foundation excavation using pattern analysis and explainable AI modeling[J]. *Automation in Construction*, 2024, 166: 105651.
- [91] QI Q L, TAO F. Digital twin and big data towards smart manufacturing and industry 4.0: 360 degree comparison[J]. *IEEE Access*, 2018, 6: 3585-3593.
- [92] ZHANG J Q, JIANG S H. Digital twin for sustainable development in building automation[J]. *Engineering, Construction and Architectural Management*, 2024, 1024.
- [93] ZHANG X Y, ZHENG J H, LI P X, et al. A review of building digital twins: framework and enabling technologies[J]. *Journal of Building Engineering*, 2025, 111: 113117.
- [94] WANG X, PAN Y, CHEN J J. Digital twin with data-mechanism-fused model for smart excavation management[J]. *Automation in Construction*, 2024, 168: 105749.
- [95] WANG X, PAN Y, CHEN J J. Digital twin with uncertainty-informed deep learning for prompt quantitative risk assessment of deep excavation[J]. *Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering*, 2025, 70049.

## [作者简介]



周润生 (2000- ), 男, 清华大学土木工程系博士生, 主要研究方向为基坑工程智能化理论和应用。



徐明 (1974- ), 男, 清华大学土木工程系副教授、博士生导师, 地下工程研究所副所长, 主要研究方向为岩土力学试验研究及理论分析等。



宋二祥 (1958- ), 男, 清华大学土木工程系教授、博士生导师, 主要研究方向为岩土工程数值方法、深基坑支护设计分析方法、地基基础及地下结构静、动力分析等。