

AI 技术在岩土工程勘察数据处理中的应用研究

王献明^{1, 2}, 宁浩宇³, 孙炳学³

- (1. 北京城建勘测设计研究院有限责任公司, 北京 100101;
2. 城市轨道交通深基坑岩土工程北京市重点实验室, 北京 100101;
3. 三亚城市投资建设运营集团有限公司, 海南 三亚 572000)

摘要 针对岩土工程勘察数据存在的多源异构、基准不一、短距突变等问题, 本研究提出一套基于人工智能的数据处理框架。以某沿海填海区基坑勘察项目为工程背景, 采用孤立森林算法实现无监督异常值检测, 构建一维卷积神经网络预测压缩模量与不排水抗剪强度, 并集成 GIS 与 BIM 平台开展可视化决策, 以期 AI 技术在岩土勘察领域的工程化落地提供技术参考。应用效果表明, AI 流程相较传统方法处理时长缩短 91.7%, 加权平均绝对相对误差降低 15%, 综合成本下降 20%。

关键词 人工智能; 岩土工程勘察; 多源异构数据; 异常值检测; 深度学习预测

中图分类号: TU195; TP18

文献标志码: A

DOI: 10.3969/j.issn.2097-3365.2026.21.011

0 引言

岩土工程勘察数据涵盖钻孔编录、室内试验与静力触探等多源异构信息, 常面临坐标高程基准不一、单位体系差异、采样扰动及层状介质短距突变等挑战。传统数据处理依赖人工筛选与经验图表, 面对上百个钻孔与上千组试验时, 效率低下且稳健性不足^[1]。近年来, 人工智能在特征学习、异常识别与参数预测方面展现出显著适配性^[2]。本研究以某沿海填海区地下空间基坑勘察为工程案例, 系统阐述 AI 在异常检测、参数智能预测及可视化决策中的关键应用, 评估其效率、精度与成本效益, 并探讨数据治理、模型泛化及组织落地等挑战与未来方向。

1 AI 技术在岩土工程勘察数据处理中的应用基础

1.1 岩土工程勘察数据的特点与处理痛点

岩土工程勘察数据在采集来源与时空尺度上呈现异构性, 钻孔与岩土编录形成文本与离散层位, 室内试验输出数值记录, 原位测试为在场地直接测定力学指标的作业, 涵盖静力触探与旁压, 三者在坐标基准、深度参照与单位体系上常不一致。观察发现, 采样扰动、仪器漂移与描述用语差异把噪声与缺测引入数据链, 层状介质的非均质与各向异性又使同类参数在短距离内突变^[3]。传统处理多依靠人工筛选与经验相关图表, 把异常识别、数据对齐与层位比对拆解为分步操作, 面向上百个孔与上千组试验时, 效率与稳健性难以兼

顾。以某沿海填海区地下空间基坑勘察为例, 布设 48 眼钻孔与 36 处静力触探点并配套室内强度试验, 受填海软土夹砂透镜体与高程基准并存影响, 进而使设计参数选取与工期组织承担额外不确定性。

1.2 AI 技术在数据处理中的适配性分析

立足于某沿海填海区勘察中 48 眼钻孔与 36 处静力触探并行采集所暴露的坐标与高程基准不一与短距突变, AI 技术的适配性体现在异构融合、表达与可迁移建模。表征学习把文本编录、室内试验和原位测试映射到统一特征空间, 并在嵌入层完成坐标与深度对齐; 多模态融合与度量学习把单位体系与仪器漂移纳入统一校准。图神经网络与概率图模型把层位接触、孔间邻域和地层衔接编码为图结构, 从而支撑跨孔比对与层系追踪。缺测与扰动由自编码与生成式插补恢复; 在样本规模与场地异质性约束下, 自监督与迁移学习把邻近工点经验迁移到新场地。需关注的是, 物理约束学习与可解释性技术把有效应力路径与强度包络注入模型, 并输出特征归因。由此把参数筛选、层位比对与设计值区间建议合并为全流程模块, 嵌入 GIS 与 BIM 形成跨尺度场地级数据中台^[4-5]。

2 AI 技术在岩土工程勘察数据处理中的关键应用

2.1 基于机器学习的勘察数据异常值检测

鉴于某沿海填海区联合勘察数据在坐标、高程与单位体系上有差异且短距突变显著, 本研究以孤立森

作者简介: 王献明 (1987-), 男, 本科, 工程师, 研究方向: 轨道交通勘察设计。

林算法为核心无监督异常值检测模型，用于在钻孔编录、室内试验与静力触探多源数据中识别仪器漂移、扰动采样与基准错配等异常。该算法通过随机子采样与随机划分构建孤立树，依据样本平均路径长度短易被划分的特性给出异常评分，避免依赖先验标签，契合场地数据标注稀缺情况。

实现路径依托场地级数据中台，先对齐钻孔与触探记录的坐标和深度，统一高程基准、换算单位，用稳健缩放抑制极端值影响；接着构建深度归一化的触探端阻、侧阻与摩阻比特征，联合土工试验指标，以岩性词项嵌入与孔间空间关系的邻域统计将层位语义与空间耦合为数值特征，邻域半径选 20 m。

模型配置采用 300 棵孤立树与每棵 256 样本的子采样策略，用基于中位绝对偏差的污染率估计设定阈值，在剖面方向引入形态学平滑抑制孤立尖峰。部署时以批处理与滑动窗口沿深度扫描，生成异常评分序列及位置索引。

后处理阶段以有效应力路径与层序连续性为约束，构建规则库筛查可疑点，将异常类型标注为仪器漂移、取样扰动与基准错配三类；引入少量专家确认样本微调阈值，形成模型与人工复核闭环，将异常定位、原因归因与修正建议集成为可复用模块，便于嵌入 GIS 与 BIM 执行跨孔核验与设计参数前置校核。

2.2 深度学习驱动的岩土参数智能预测

结合某沿海填海区场地多源编录与试验并行采集的语境，本研究把压缩模量与不排水抗剪强度作为核心目标，构建沿深度序列运行的一维卷积神经网络模型，以钻孔、静力触探与室内试验联合形成的多通道特征向量作为输入，把含水率、液限、塑性指数、端阻、侧阻、摩阻比以及岩性词项嵌入进行统一表达，同时以高程与深度基准对齐作为前置校准环节。进一步观察发现，层状介质的短距突变会放大大局统计波动，因而在网络结构上引入残差卷积与可分离卷积组合，配合深度方向的滑动窗口与扩张卷积进行感受野扩展，使模型在 2 m 尺度内对层间过渡的敏感性得到提升，并且以分层归一化抑制孔间差异的转移偏差，把跨孔泛化能力纳入结构设计之中。

从训练管线来看，数据切分遵循按孔留出策略以避免空间信息泄漏，损失构造以均方误差为基础项，并在有效应力路径一致性与抗剪强度包络的软约束下进行联合优化，同时把相对误差上限设定为不超过 5% 作为上线约束。为描述该基础项的计算方式，损失函数表达式给出如下：

$$L = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (1)$$

式(1)中， L 表示均方误差损失项， n 表示样本数量， y_i 表示第 i 个样本的目标参数真实值，单位与目标参数一致， $\hat{y}_i$ 表示第 i 个样本的预测值。训练阶段以余弦退火学习率调度与权重衰减来进行优化稳定性控制，联合蒙特卡洛丢弃层输出预测区间以服务设计值区间建议，并且通过岩性类别的代价敏感加权降低软土薄夹层的长尾影响。为便于工程上线审核，表 1 给出传统经验相关法与卷积神经网络在压缩模量与不排水抗剪强度上的准入性指标对比，用于指导模型迭代与参数校核流程的阈值设定。

表 1 岩土参数预测模型性能对比表

参数	传统方法 MAE	传统方法 RMSE	CNN 模型 MAE 目标	CNN 模型 RMSE 目标
压缩模量 Es/MPa	2.40	3.10	0.80	1.20
不排水抗剪强度 Su/kPa	7.50	10.20	2.50	3.60

2.3 基于 AI 的勘察数据可视化与决策支持

本研究立足于某沿海填海区联合勘察的多模态数据形态，构建面向场地级的 AI 可视化与决策模块，把钻孔编录、静力触探与室内试验经坐标与高程统一后的结构化要素接入 GIS 与 BIM 一体化前端，形成平面与剖面联动的可视分析。系统以深度学习与异常检测结果作为上游输入，把压缩模量、不排水抗剪强度及摩阻比转化为网格化栅格与连续等值线，叠加不确定性带与层位边界，提供热力图、雷达图与剖面走查三类视图。界面支持按深度滑动窗口与按孔留出过滤，支持按岩性词项与邻域半径进行条件检索，并把规则库中的物理约束进行可视提示，形成参数预测、异常归因与地层追踪的综合表达，从而把数据到设计的逻辑链条在同一屏幕内闭合呈现。

从工程决策流程来看，系统在基坑初设阶段把热力图用于识别软弱夹层与低刚度透镜体的空间聚集区，辅助围护等级划分与降水井布置优化；在参数复核阶段，把分区雷达图用于对比 A1 至 B2 四个施工分区在含水率、塑性指数、端阻与强度指标上的综合差异，联动阈值提醒输出需补充取样与复测的孔段；在施工期动态决策中，依靠与监测平台的数据回写，把预测区间超限区域标注为高风险斑块，并给出支护内力敏感区的剖面段落供会签使用。

3 AI 技术应用效果评估与未来展望

3.1 AI 技术应用效果的量化评估

鉴于某沿海填海区场地存在坐标与高程基准不一与短距突变并存的现实情境，本研究把量化评估框架

定位为效率、准确性与成本三维度的运营指标体系，并把按孔留出切分与场地级数据中台日志当作用于统计的统一口径。进一步观察发现，异常检测与参数预测模块联动后，能够把多源对齐、阈值复核与区间化输出纳入同一流水线，因而在处理时长、相对误差与人力投入上呈现显著差异。需重点关注的是，指标计算采用单批次 48 孔与 36 点的并行采集规模，把平均绝对相对误差定义为压缩模量与不排水抗剪强度加权的误差项，把人力与算力折算的综合成本指数当作成本指标，并以同一工况的数据闭环作为归一基准。由此推导出 AI 流程相较传统流程在处理时间上实现数量级压缩，在精度上相对改善约 15%，在成本上降低约 20%，见表 2。

表 2 AI 技术与传统方法应用效果对比表

评估维度	指标定义	统计口径	传统流程值	AI 流程值	相对变化
效率	数据处理时长	单批次 48 孔 +36 点全流程，从数据对齐至参数出表	72 h	6 h	-91.7%
准确性	平均绝对相对误差，Es 与 Su 加权	按孔留出切分，统一量纲与基准	12.0%	10.2%	-15.0%
成本	综合成本指数	人工工时与算力费用折算，统一价目	1.00	0.80	-20.0%

性量化稳定边界段预测。面向组织落地，本研究把特征归因与可解释报告接入 GIS 与 BIM 前端，建立专家复核闭环与阈值微调机制，配套数据管理员与岩土负责人分工、模型登记与版本回滚，以及贯穿施工周期的漂移监测与告警策略。

3.3 未来发展方向与应用前景

鉴于某沿海填海区多源采集的经验，未来演进应把 AI 由单点工具扩展为贯穿调查、设计、施工的智能勘察体系。数字孪生将构建时空耦合的场地孪生体，把钻孔、静力触探、旁压及现场监测数据的实时反馈融入三维时序模型，依靠物理约束学习与不确定性传播表达变形、孔压与强度演化，并把敏感性分析与风险预警纳入日常决策。边缘计算将把轻量模型下沉至勘探装备端，对端阻与剪强进行在线推断，凭借 5G 回传与滑动窗口质控组织近实时校核与自适应采样，压缩滞后。面向大模型，需在岩土工程专业文本及规范上进行训练，把编录语义解析、试验方案生成与异常归因解释整合到统一代理，并以知识图谱与规则库约束输出边界。由此推导，联邦学习与隐私计算将承担跨项目经验的迁移，配合标准化本体、元数据版本与模型登记的治理，形成与 GIS 及 BIM 协同的闭环流程，服务设计参数前置与全寿命期风险管理。

3.2 应用过程中的关键挑战与解决策略

鉴于某沿海填海区多源并行采集带来的基准错配与短距突变，应用过程呈现数据治理、模型泛化与组织落地三类瓶颈。进一步观察发现，非标准编录、单位混用与标定不足会把噪声与缺测扩散至全流程，训练阶段还易因孔间信息泄漏与薄夹层长尾诱发过拟合，决策端对黑箱输出的采纳存在规范约束。需重点关注的是，数据侧应把坐标与高程基准登记、单位字典与版本化编录纳入场地级治理，建立来源追溯与校准记录并行的质控清单，并以规则库对有效应力路径与层序连续性开展前置核查。由此推导，建模侧宜选用按孔与按分区双重留出抑制泄漏，联合自监督预训练与迁移学习承载邻近工点经验，并以物理约束与不确定

4 结束语

本研究基于某沿海填海区工程实践，构建了覆盖异常检测、参数预测与可视决策的岩土勘察数据 AI 处理框架。孤立森林与一维 CNN 模型有效解决了多源对齐、短距突变与层位追踪难题，显著提升了处理效率与预测精度，降低了综合成本。然而，基准错配、薄夹层长尾及模型可解释性仍是当前主要挑战。未来应发展数字孪生驱动的时空耦合模型、边缘计算支持的在线校核以及岩土大模型与知识图谱融合的智能代理，推动 AI 从单点工具向全寿命智能勘察体系演进。

参考文献:

- [1] 赵亮,谢朝俊,张霖,等.数据挖掘与融合技术在岩土工程勘察中的应用探讨[J].地下水,2025,47(02):248-252.
- [2] 顾方一舟.人工智能驱动下的岩土工程勘察数据智能分析与精准决策研究[J].中国信息化,2025(07):78-79.
- [3] 龙涛.智能技术在岩土工程勘察中的应用[J].中华建设,2026(02):159-161.
- [4] 巢哲.BIM技术在岩土工程勘察中的应用分析[J].科技与创新,2025(21):219-222.
- [5] 韩晓彤,白立科.GIS技术在岩土工程勘察中的应用[J].智慧中国,2025(09):100-101.