

DOI: 10. 20174/j. JUSE. 2026. 02. 27

基于 FCN 的地层信息 AI 重构方法的实现及应用

冯伟健¹, 陆勇¹, 顾琳琳², 曹宇鹏³, 范存新¹

(1. 苏州科技大学 土木工程学院, 江苏 苏州 215011; 2. 南京理工大学 土木工程系, 南京 210094;
3. 日本国立京都大学 城市管理系, 东京 606-8511)

摘要:通过岩土工程勘察获取一定量的钻孔数据继而确定地层剖面信息,这对于岩土工程精细化设计、施工至关重要。然而,部分工程场地因所处区域的特殊性(既有老城区、文保建筑区等)往往存在钻孔数据难以获取的问题,使得相应的地层信息确定存在挑战。为此,基于全卷积网络(FCN)开发了用于地层信息重构的人工智能(AI)方法,该方法的核心思路是将区域既有钻孔数据作为学习样本,分析并提取样本的多维信息特征(竖向成层、水平延展),继而将该信息特征作为模板针对仅有少量钻孔数据的工程场地进行基于概率的地层剖面信息插值重构。通过对苏州古城区某隧道工程与基坑工程的地勘数据进行学习与重构,发现地层预测的准确度在模拟次数增加至30次以上后逐渐趋于稳定,并可达90%左右。这验证了所开发的地层信息AI重构方法的适用性,将能为相关工程的复杂地层信息预测提供有效选择。

关键词:岩土工程勘察;地层剖面信息;全卷积网络;人工智能

中图分类号:TP2

文献标识码:A

文章编号:1673-0836(2026)02-0653-11

The Realization and Application of AI Reconstruction Method of Stratum Information Based on FCN

Feng Weijian¹, Lu Yong¹, Gu Linlin², Cao Yupeng³, Fan Cunxin¹

(1. School of Civil Engineering, Suzhou University of Science and Technology, Suzhou, Jiangsu 215011, P. R. China;
2. Department of Civil Engineering, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094, P. R. China;
3. The Department of Urban Management, Department of Urban Management, National Kyoto University of Japan, Kyoto 606-8511, Japan)

Abstract: It is quite important for the refined design and construction of geotechnical engineering to obtain a certain amount of borehole data and then determine the stratum profile information through geotechnical investigation. However, due to the particularity of the area where some engineering sites are located (existing old urban areas, cultural Relic Protection Building, etc.), there is often a problem that the borehole data is difficult to obtain, which makes the corresponding stratum information determination challenging. To this end, an artificial intelligence (AI) method for stratum information reconstruction is developed based on the fully convolutional network (FCN). The core idea of this method is to use the existing borehole data in the region as a learning sample, analyze and extract the multi-dimensional information features of the sample (vertical stratification, horizontal extension), and then use this information feature as a template to perform probability-based stratum profile information interpolation reconstruction for engineering sites with only a small amount of borehole data. Through the study and reconstruction of the geological survey data of a tunnel project and foundation pit project in the ancient city of Suzhou, it is found that the accuracy of stratum prediction gradually tends to be stable after the number of

收稿日期:2025-06-18(修改稿)

作者简介:冯伟健(2000—),男,江苏扬州人,主要从事人工智能方法在岩土工程中的应用研究工作。

E-mail: wjfeng0422@163.com

基金项目:国家重点研发计划项目(2023 * * * 3106500);国家自然科学基金(52331010);江苏省高等学校基础科学(自然科学)研究项目资助(22KJB170020)

simulations increases to more than 30 times, and can reach about 90%. This verifies the applicability of the developed AI reconstruction method of stratum information, which will provide an effective choice for the prediction of complex stratum information in related projects.

Keywords: geotechnical investigation; stratum profile information; fully convolutional network; artificial intelligence

0 引言

在城市地下空间开发过程中,充分掌握工程场地的地层信息至关重要,是进行岩土工程精细化设计、施工的前提。地层信息的不准确掌握,往往会造成施工难度增加、周期延长、成本提升,甚至既有建筑物破坏等严重问题^[1-2]。然而,针对老城区、文物保护建筑区等既有特殊区域,往往难以获取详实的钻孔数据,地层信息主要依赖于少量钻孔数据进行粗糙插值,使得其准确度难以满足岩土工程精细化设计、施工的要求^[3-5]。

当前,工程中获取地层信息的主要方法是通过地层钻探取样测试或静力触探试验(CPT)等原位手段测取土层,继而对土层边界进行线性连接得到工程场地的地层剖面^[6-8]。此类方法对于分布连续且具有足量勘探信息的地层而言,是较为便捷且可靠的地层信息确定方法。然而,对于经历较多地质作用的复杂地层(土层分布非连续),上述方法所获结果与真实情况大概率会存在较大误差(土类不符、边界错位、厚度不一致,等)。例如,中国苏州地铁7号线某隧道项目(如图1),在400 m长度范围内测取不等间距的5个钻孔(BH1-BH5),通过各钻孔内土层分界点的连接得到地层剖面信息。然而,由于粉质砂土(SC)的分布不连续(BH4、BH5中存在,BH1、BH2、BH3中不存在),使得针对BH3-BH4间粉质黏土(SS)以及BH4-BH5间黏质粉土(CS)的边界确定存在困难。同时,由于土的搬运、沉积具有天然性,形成的土层在客观上不是平整有序的,存在的“突变”“起伏”等现象使得基于少量钻孔数据的线性插值方法在应用中受限。为了解决此类难题,另一类地层信息确定方法被提出并使用,即利用区域既有地层信息和部分钻孔数据对工程场地的地层信息进行更为准确的推测:(1)克里金插值(Kriging)技术作为一种统计学方法^[9-12]由法国数学家Matheron在20世纪60年代提出,该技术通过计算半变异函数来描述未知位置的属性值在不同距离上的变化程度,并在空间中生成连续的表面模型,目前被广泛应用于地层信息的插值生成;(2)基于贝叶斯统计学的预测方法^[13-14]在地层信息概率生成应用中也日益成熟,其提供了

一种更为灵活、直观且具备可解释性的统计框架,特别适用于需要考虑先验信息和处理不确定性的问题。然而,此类方法在实际应用中仍存在不足:克里金插值方法显著依赖于距离度量,数据集中存在的异常值往往会对插值结果产生较大影响;贝叶斯统计方法的先验概率是主观的,取决于使用者的经验,推断结果往往存在显著的人为干扰^[15]。

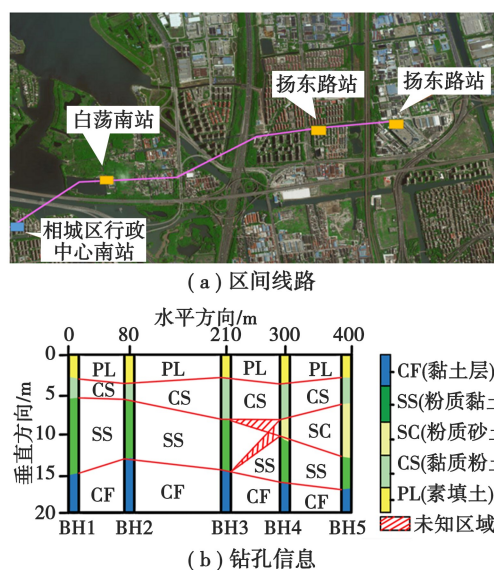


图 1 苏州某地铁项目的地层信息

Fig. 1 Stratum information of a subway project in Suzhou

值得一提的是,地层信息可以利用图像进行描述,而深度学习在图像预测问题中十分有效。王宇超等^[16]采用TCN算法实现了对盾构运动轨迹的高精度预测。朱合华等^[17]利用基于深度学习的智能识别算法结合地质构造信息完成了精细化结构面的识别。由此可见,基于深度学习方法开展地层信息的图像预测是非常值得尝试的。目前,图像预测中主流的Fully Convolutional Network(FCN)模型不仅在图像模式识别中能够取得较高的准确度,相关应用证实其在图像生成中可以达到70%以上的准确度^[18]。然而,训练一个性能较好的FCN模型往往需要大量的训练图像。考虑岩土工程中获取400 m范围内一组普通精度的地层信息的成本达到\$40,000^[19-21],使得可供FCN模型训练的地层信息图像在数量上往往受到限制。为了能够利用少量钻孔数据作为学习样本来对地层信息进行

预测,Wu 等^[22]针对训练图像所描绘的整体空间模式,在模拟网格中采用能够处理变量分类和连续的多点地质统计算法重建了复杂的多尺度地质构造。不仅如此,Mariethoz 等^[23-24]还提出了对学习图像进行下采样处理以提取特征,继而对空间连续变量进行基于特征的插值操作。此外,Shi 等^[25-27]针对图像信息采用 XGBoost 算法进行特征分类,继而进行扩展正态方程模拟,形成一个能够开展变量分类及预测的广义算法(IC-XGBoost)。这些方法为图像信息特征的深度挖掘提供了手段,有望可有效利用有限钻孔数据和既有地层信息,客观、准确地实现地层信息推测。

综合来看,针对仅有少量钻孔数据的场地地层信息确定,现有多数方法均存在着不同程度的局限性:基于线性插值的方法往往具有很高的不确定性;基于克里金插值、贝叶斯统计的推测方法对于先验概率的拟定存在较强的主观性;基于机器学习的方法为地层预测提供了新的视角,但需要大量钻孔数据作为学习库。为了能够基于有限钻孔数据客观准确地对未知地层信息进行预测,同时加强在工程应用中的可操作性。本文借鉴 IC-XGBoost 算法^[26]实现全卷积网络对地层剖面特征的深度挖掘,并进行工程数据的输入、输出标准化,提出一种基于图像识别预测的地层信息精细化重构方法。该方法的核心思路是将邻近地层的既有钻孔数据作为学习样本,分析并提取地层特征(竖向成层、水平延展),继而基于针对仅有少量钻孔数据的工程场地进行插值重构。最后利用中国苏州古城区的某隧道工程与基坑工程的场地勘察数据,对所开发的地层信息 AI 重构方法的适用性进行验证。

1 全卷积网络(FCN)与地层特征描述

利用区域既有地层信息与工程场地的少量钻孔数据来推断工程场地的地层剖面详细信息,该思路的底层逻辑与深度学习提取图像特征并进行模

式识别是相一致的(如全卷积网络(FCN)、尺度不变特征变换(SIFT)、高斯混合模型(GMM)等)^[28]。深度学习算法自适应地从已知图像中获得特征映射学习既有工程特征(如土层的连通性和分布情况),从而将人为的工程判断工作使用计算机代替。综合考虑针对训练图像特征的提取效率以及分类识别效果,此处研究拟采用深度学习中的 FCN 算法对地层训练图像进行操作。

1.1 全卷积网络(FCN)

全卷积网络(Fully Convolutional Network, FCN)是一种深度学习模型,能够接受任意大小的输入图像,并生成相应大小的输出,最早主要用于处理图像信息^[29-30]。与此同时,地层剖面图是地层信息最直观的表达方式,全卷积网络对于图像细部特征的处理能力恰好可成为地层特征获取的重要方法。

1.1.1 卷积层

卷积层的作用是提取地层中 1 个局部区域的特征,卷积层中不同的卷积核相当于不同的特征提取器。卷积层的三维结构如图 2 所示,其尺寸为高度 $M \times$ 宽度 $N \times$ 深度 D ,即由 D 个 $M \times N$ 大小的特征映射构成。特征映射为一幅图像(如图 2 左端输入的既有地层剖面图)在经过卷积后得到的特征,每个特征映射即为提取的一类图像特征(土壤类别),在输入层的特征映射就是图像本身。为了增强卷积神经网络的表达能力,可以在每个卷积层引入多个不同的卷积核,以丰富网络对图像特征的抽象表达。

不失一般性,假设一个卷积层的结构如下:

(1) 输入特征映射组: $x \in R^{M \times N \times D}$ 为三维张量,其中每个切片矩阵 $X^d \in R^{M \times N}$ 为一个输入特征映射, $1 \leq d \leq D$;

(2) 输出特征映射组: $y \in R^{M \times N \times P}$ 为三维张量,其中每个切片矩阵 $Y^p \in R^{M \times N}$ 为一个输出特征映射, $1 \leq p \leq P$;

(3) 卷积核: $w \in R^{U \times V \times D \times P}$ 为四维张量,其中每个切片矩阵 $W^{p,d} \in R^{U \times V}$ 为一个二维卷积核, $1 \leq d$

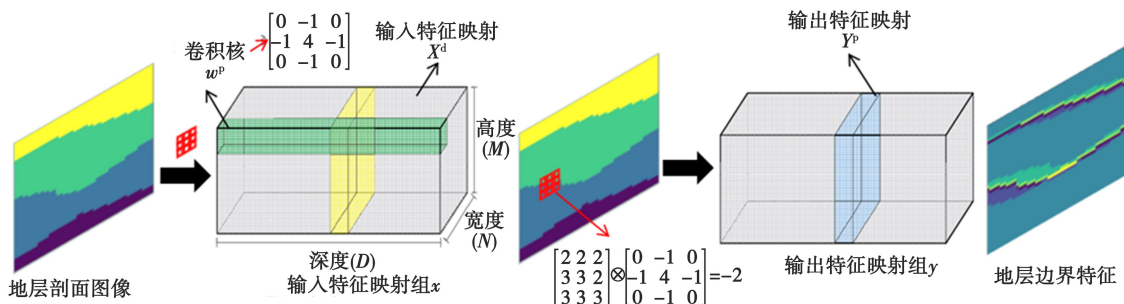


图 2 地层剖面图的卷积操作示意

Fig. 2 Convolution operation of stratigraphic profile diagram

$\leq D, 1 \leq p \leq P$ 。

图 2 对于地层剖面特征提取采用的卷积核是图像处理中经典的拉普拉斯滤波器,是一个大小为 $[(0, -1, 0), (-1, 4, -1), (0, -1, 0)]$ 的像素矩阵,对所输入地层剖面的边缘信息进行特征提取。

为了计算输出特征映射 Y^p , 首先用卷积核 $w^{p,1}, w^{p,2}, \dots, w^{p,D}$ 分别对输入特征映射 X^1, X^2, \dots, X^D 进行卷积。然后,将卷积结果相加,并加上一个标量偏置 b^p 得到卷积层的输出特征映射 Y^p 。

$$Y^p = \sum_{d=1}^D w^{p,d} \otimes X^d + b^p \quad (1)$$

其中 $w \in R^{U \times V \times D}$ 为三维卷积核。如果希望卷积层输出 P 个地质图像的特征映射,可以将上述计算过程重复 P 次,得到 P 个输出特征映射 Y^1, Y^2, \dots, Y^P 。

1.1.2 池化层

上述卷积层虽能显著减少全卷积网络中的连接数量,但特征映射组中的神经元个数并没有显著减少。如果后面接一个分类器,分类器的输入维数依然很高,容易出现过拟合。为解决该问题,在卷积层后加上一个模块,即池化层(子采样层),以进行特征选择,降低特征维数,从而避免过拟合。假设汇聚层的输入特征映射组为 $x \in R^{M \times N \times D}$, 对于其中每个特征映射 $X^d \in R^{M \times N} (1 \leq d \leq D)$, 将其划分为 $R_{m,n}^d (1 \leq m \leq M', 1 \leq n \leq N')$, 这些区域可以重叠或不重叠。对每一个输入特征映射 X^d 的 $M' \times N'$ 个区域进行下采样,得到汇聚层的输出特征映射 $Y^d = \{y_{m,n}^d\}, 1 \leq m \leq M', 1 \leq n \leq N'$ 。

1.1.3 全卷积模型

基于上述 FCN 基本架构,提出如图 3 所示的全卷积模型,并列举了 1 个全过程提取地层剖面特征的例子。该模型由 2 个卷积层,1 个池化层,2 个反卷积层构成。其中反卷积层操作方向与卷积层相反,基本原理与卷积层一致。图 3 中第一个卷积层使用的锐化卷积核 $[(0, -1, 0), (-1, 4, -1), (0, -1, 0)]$ 增强了地层剖面图像中的边缘和细节,第二个卷积层则使用边缘检测卷积核 $[(-1, 0, 1), (-2, 0, 2), (-1, 0, 1)]$ 识别图像轮廓;池化层使用最大池化操作以减少特征映射的空间尺寸;反卷积层则通过两次转置卷积操作来重建图像特征细节。值得注意的是,在岩土工程设计过程中往往简化了地层条件,忽略了局部地层变化的情况(像素尺寸适中即可)。后续进行地层剖面图的特征提取操作也是在此简化条件上进行的。因此,进行特征提取时的卷积核尺寸的选择可以基于简化后的模型进行配置,无需刻意调整其大小以适配

复杂的地层变化。统一使用综合性能最好的 3×3 规格的卷积核^[28],这样会使得特征提取更加便利和高效。

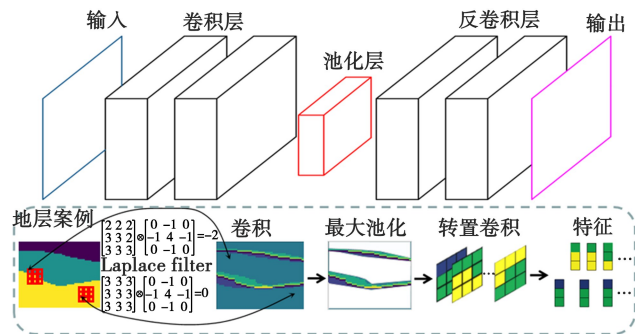


图 3 提出的全卷积模型结构示意图

Fig. 3 The structure of the proposed full convolution model

1.2 地层特征学习

地层特征学习的本质是基于上述 FCN 模型提取不同尺度的土层特征,以用于后续未知地层的插值。如图 4 所示,其主要步骤如下:

(1) 学习区图像化:针对已知密集钻孔数据的既有地层(学习区),可采用常规插值方法(如 KNN 等)形成地层剖面图像。

(2) 学习区网格化:针对形成地层剖面图像后的学习区,按照自主设定的比例进行像素网格的划分(以 $50 \text{ m} \times 50 \text{ m}$ 地层剖面为例,若按比例 $1:2500$ 进行划分,那么单个像素网格则代表一个 $1 \text{ m} \times 1 \text{ m}$ 的土层)。

(3) 任务区网格化:针对仅有少量钻孔数据的工程场地(任务区),按照自主设定的比例(同学习区)进行像素网格的划分。

(4) 任务区模板确定:针对网格划分后的任务区中未知区域,确定多个不同规格的土层特征模板。此处以 A、B 两个 9 像素网格模板为例进行说明,如图 4 所示。需要说明的是,模板规格的确定是基于既有钻孔数据的分布条件进行的。图 4 中任务区网格化后 3 条钻孔的间距依次为 7 个像素网格和 3 个像素网格,那么所确定的 A、B 网格模板则分别由两部分组成,分别为左右两侧的 3×1 黑色网格柱(内部信息为已知钻孔数据),以及被两个黑色网格柱包夹在正中间的 3×1 红色网格柱(内部空白网格为待预测的钻孔数据)。模板确定的方法可归结为,将两个平行的 3×1 大小的像素网格放置在任务区已知钻孔条件上,并根据网格间距的中值确定待预测 3×1 大小网格模板的位置,从而形成一组 3×3 固定大小的土层特征模板(如 A、B)。按此规则沿着既有钻孔路径自上而下拓印土层特征模板,直至既有网格条土层信息拓

印完为止。

(5)学习区特征提取:采用步骤(4)所确定的不同规格的土层特征模板,在学习区的地层剖面图上提取并收集所有符合模板规格的土层分布特征(模板信息)。

(6)特征模板分类:首先根据收集到的土层特征模板的总量选择匹配的分类算法。若提取的特征模板数量不足 1 000 时采用 XGBoost,超过 1 000 时则考虑采用 CatBoost 或 LightGBM。3 种算法都是梯度提升决策树的变种,其中 XGBoost 在处理中小规模特征分类任务时表现出色,CatBoost 和 LightGBM 则适用于大规模特征处理。图 4 给出了地层剖面图中特征模板数量高出 1 000 时 3 种算法的运算效率情况。当特征模板总量大于 1 000 时,XGBoost 的运行效率大幅下降,而 CatBoost 和 LightGBM 的运行效率则大幅提升。当样本数达到 10 000 个时,CatBoost 利用 ordered boosting 技术简化了数据处理的复杂性,LightGBM 则使用基于直方图的决策树算法,通过将连续特征分桶,大大减少了内存消耗和计算时间,2 个算法的运行效率得到进一步提升。在实际操作中会分别利用 CatBoost、LightGBM 对相同数据集进行试验比较,

以确定哪一种算法在特定地层应用场景上表现更好。

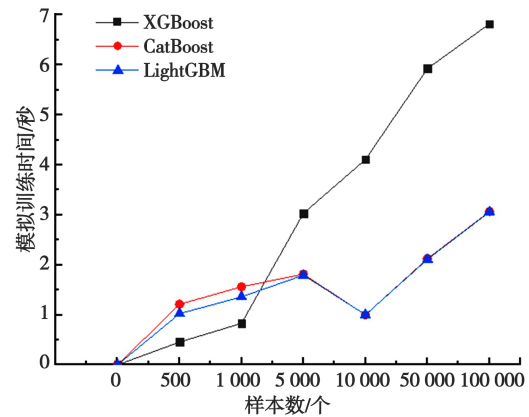


图 4 分类算法效率比较

Fig. 4 Efficiency comparison of classification algorithms

确定匹配的分类算法后,按照 3×3 像素网格模板中 3×1 网格柱的间距大小对土层特征模板进行分类,网格条间距大小相同的模板分为一类,分类效果如图 5 所示。其中 Type1、Type2、Type3 为示例的 3 类土层特征模板信息,其中每个像素网格内的不同颜色都代表一种类型的土层。

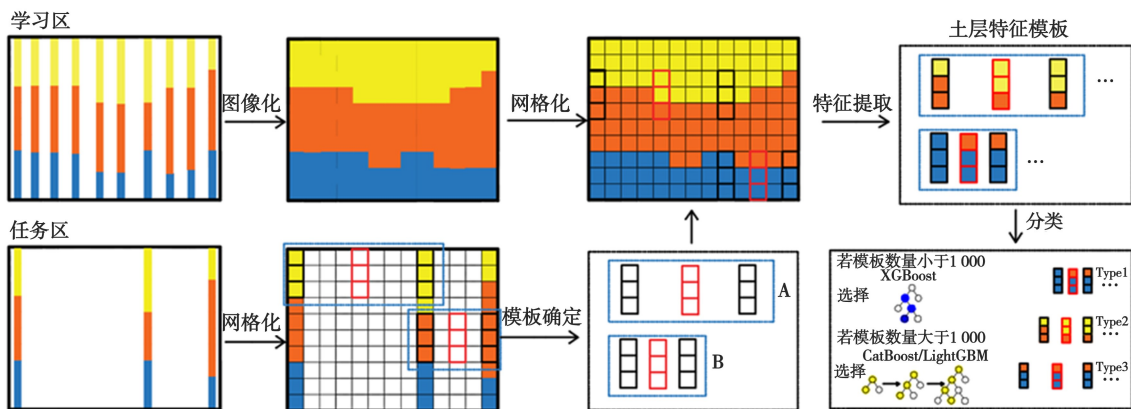


图 5 地层特征学习流程

Fig. 5 The process of stratum feature learning

2 地层剖面信息插值预测及评价

利用全卷积网络(FCN)提取所有不同尺度的土层特征模板信息后,根据模板信息规模采用相应的算法对所有的土层特征模板信息进行分类,之后采用扩展正态方程模拟算法(ENESIM,ENESIM 是一种常用的分类变量空间插值方法,主要用于模拟和插值地层的空间分布)^[31]对仅有稀疏钻孔数据的任务区进行未知地层剖面的插值预测。主要过程如下:(1)基于分类后的土层特征模板信息在未知地层剖面图上进行随机路径的插值补充,直至填

满;(2)针对所有可能的插值结果进行像素网格信息的统计分析,输出最大概率的地层剖面图。

2.1 地层插值预测

在完成土层特征模板信息分类的基础上,采用扩展正态方程模拟算法对任意两个相邻钻孔间的未知区域进行随机路径(红色箭头表示)的插值填补。具体插值过程如图 6(b)所示:第一轮插值针对任务区 3 个原始钻孔(具备土层信息的像素网格条)之间的空白网格进行插值,当所有与特征模板匹配的空白网格插值完毕后则结束第一轮插值;第二轮插值则针对任务区 5 个具备土层信息的像

素网格条(3个原始钻孔的像素网格条以及2个插值得到的像素网格条)之间的空白网格进行插值,直至所有与特征模板匹配的空白网格插值完成。后续则重复上述步骤进行多轮插值,直至填满所有空白网格。

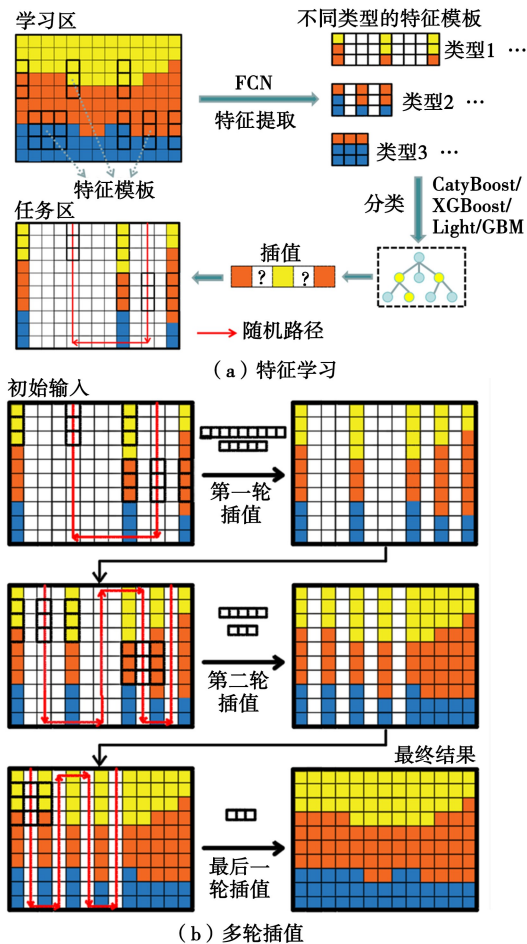


图 6 基于 FCN 的地层剖面信息插值流程

Fig. 6 FCN-based interpolation process of stratum profile information

2.2 预测结果评定

在多轮插值完成后,将每个像素网格 x 上出现频率最高的地层特征记作为 $Z_{mp}(x)$,即为相关性最高的插值预测结果(Shi and Wang 2021)^[27]。该方法所带来的空间插值不确定性主要源于每轮插值的路径随机性,其可通过对多次预测结果的概率统计进行量化分析,采用准确度(Acc)来表征结果的准确性。

针对 2D 地层剖面,基于相关性最高的插值预测结果 $Z_{mp}(x_i)$ 与实际地层剖面 $Z_T(x_i)$ 两者间的吻合度进行评价,计算式为:

$$Acc_{2D} = \frac{\sum_{i=1}^{N_h \times N_v} I(Z_T(x_i) = Z_{mp}(x_i))}{N_h \times N_v} \quad (2)$$

式中: Acc_{2D} 为 2D 插值预测的准确度; N_h 为水平像素网格数; N_v 为竖直像素网格数; i 为像素网格序号; $Z_{mp}(x)$ 为相关性最高的插值预测网格信息; $Z_T(x_i)$ 为实际地层剖面网格信息; x_i 为单位像素网格; I 为最可能插值剖面网格与实际地层剖面网格吻合情况(相同为 1,不同为 0)。

针对 3D 地层剖面,基于微积分思想将其看作多个 2D 地层剖面的有序叠加,继而可采用多个 2D 地层剖面的预测准确度平均值进行准确性评估:

$$Acc_{3D} = \frac{\sum_{j=1}^n \frac{\sum_{i=1}^{N_h \times N_v} I(Z_T(x_i) = Z_{mp}(x_i))}{N_h \times N_v}}{n} \quad (3)$$

式中: Acc_{3D} 为三维插值预测的准确度; j 为 2D 剖面的序号; n 为 2D 剖面的总个数。

3 地层信息 AI 重构方法的程序实现及应用验证

3.1 预测重构程序实现

岩土工程勘察获得的原始钻孔数据与所开发的地层信息 AI 重构程序的输入数据间往往存在不兼容问题,主要原因有:(1)勘察获取的钻孔数据因地区、机构或个人不同,使得数据的格式并不统一;(2)勘察钻孔孔径一般远小于地层信息 AI 重构程序中地层剖面的像素网格尺寸。为此,首先要对既有钻孔数据进行统一化处理以实现数据输入、输出的标准化,这是进行地层剖面信息预测的一个重要步骤,具体操作流程如下:(1)获取工程区段的钻孔数据 txt 文本,并按钻孔编号进行排序(如 Z-Q10-01, Z-Q10-02, …… , Z-Q10-20),每组钻孔数据都由地层标高、地层厚度和地层描述 3 个要素组成;(2)将 txt 文本中的钻孔数据,转为 xls 表格形式(如表 1 所示)进行钻探信息的二次表达;(3)将 xls 表格中的每一类土分别用自定义的代表数字进行表达,如“0、1、2、3”,其中“0”可代表黏土,“1”可代表粉砂;(4)将 xls 文件转换为 Python 可识别的 csv 文件格式,以便后续将地层信息写入 Numpy 数组中。

在完成既有钻孔数据的标准化后,将已知密集钻孔数据的既有地层(学习区)作为学习样本,通过特征学习后对仅有少量钻孔数据的未知地层(任务区)进行地层特征信息的插值预测。考虑学习区是由已知密集钻孔数据进行线性插值得到,其数据精度和质量将会直接影响后续针对任务区的插值预测结果,故学习区应具备尽可能多的钻孔数据,如图 7 所示(以中国苏州姑苏区某区域为例)。在利用 FCN 提取任务区土层特征模板后,依

据特征模板规模选择相应算法对土层特征模板信息进行分类。然后,基于分类后的土层特征模板信息,采用扩展正态方程模拟算法对仅有少量钻孔数据的任务区进行未知地层剖面的插值预测。

表 1 标准化钻孔数据表格

Table 1 Standardized drilling data table

钻孔 1 号 (1 m)		钻孔 2 号 (2 m)		... 钻孔 20 号 (20 m)		
标高/m	类型	标高/m	类型	...	标高/m	类型
-1	黏土	-1	黏土		-1	黏土
-2	黏土	-2	黏土		-2	黏土
-3	黏土	-3	黏土	...	-3	黏土
-4	粉砂	-4	粉砂		-4	黏土
-5	粉砂	-5	粉砂		-5	粉砂
...

图 8 为基于学习区土层特征模板信息对任务区进行地层信息插值预测的应用程序流程。为了使不同人员能够规范使用所提出的方法,编写了能够将输入、输出端的钻孔数据进行标准化的 Python

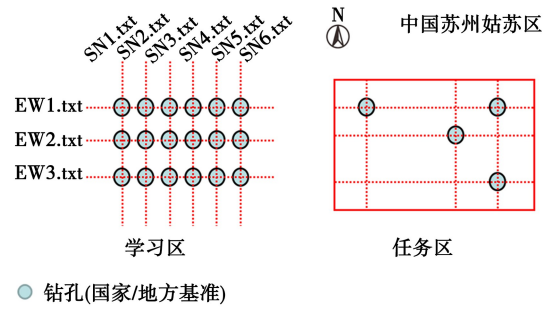


图 7 地层信息学习区与任务区示意

Fig. 7 Illustration of the geological information learning area and task area

代码。输入端包括学习区的密集钻孔数据以及任务区的稀疏钻孔数据,输出端则是预测得到的任务区密集钻孔数据。此外,为了降低输出端地层剖面图像(密集钻孔数据)中的噪声对预测准确度的影响,此处引入了异常值检测和处理机制,流程如图 9 所示。通过计算地层剖面图像像素网格信息的均值和标准差,并根据 Z 分位数阈值计算式(4)计算出阈值的上、下限,进而将超出阈值范围的像素网格信息自动设为均值。

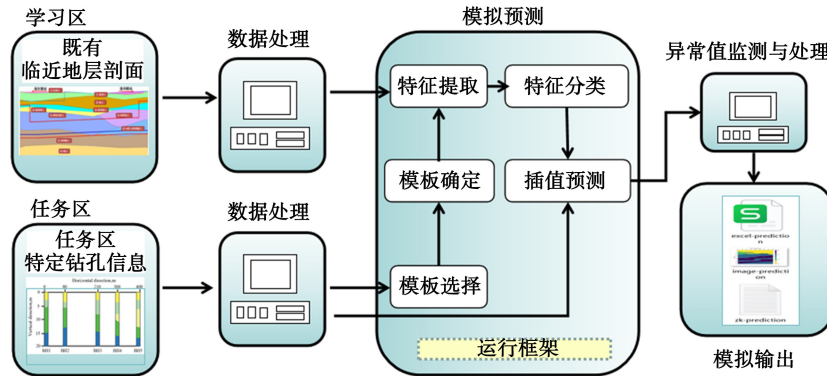


图 8 地层信息 AI 重构的应用程序流程

Fig. 8 The application process flow for AI-based reconstruction of geological information

$$Z = \frac{X - \mu}{\sigma} \quad (4)$$

式中:Z 为 Z 分位数;X 为像素格点对应的数值;μ 为数据集均值;σ 为数据集标准差。

将所开发的地层信息 AI 重构程序在中国苏州古城区的两个实际工程项目中进行应用验证,具体场景分别为某地铁隧道工程的 2D 地层和某基坑工程的 3D 地层。

3.2 应用验证场景一:2D

从中国苏州古城区的地铁七号线隧道工程中选取了 500 m×48 m(跨度×深度)范围的地层作为研究对象(图 10),该地层已有 11 个钻孔数据,钻孔间距约为 47 m。地层竖向分布依次为黏土层(CF)、粉质砂土(SS)、粉质黏土(SC)和黏质粉

土(CS)。为了验证所开发程序的可靠性,从中选取 2 个 200 m×20 m 地层剖面分别作为学习区图像样本以及任务区图像样本,图 10(a)、(b)为相应的地层剖面图像。

首先,将这 2 个样本的地层剖面按比例 1:5 000 进行像素网格的划分,相应的水平和垂直分辨率分别为 2 m 和 0.4 m(即单个网格尺寸为 2 m×0.4 m)。然后,针对任务区的地层剖面(此处为测试样本),先给出 4 个等间距的钻孔数据作为稀疏钻孔信息(即图像上间距约为 67 m 的 4 个像素网格条),形成任务区。最后,执行所开发的地层剖面信息 AI 重构程序,完成对学习区的土层特征模板信息提取,继而对任务区的地层剖面信息进行多轮插值预测。图 11 为最优插值结果,其

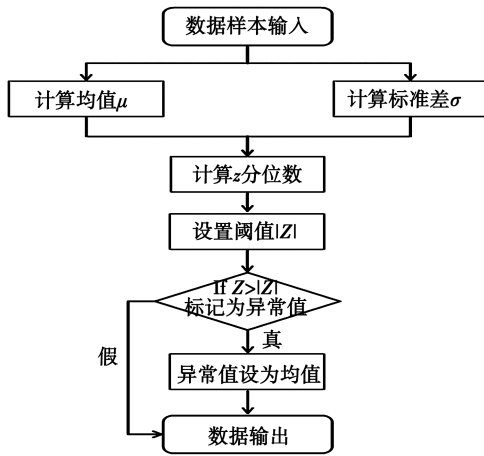


图 9 异常值检测和处理流程

Fig. 9 Framework for outlier detection and handling mechanisms

准确度评价达到 90.88%。

可以看出,最大概率插值结果与实际地层剖面之间的差异主要出现在 SC、SS 与 CF 地层的凹陷交汇处,其原因可能有:一方面,在任务区地层剖面内,100~150 m 范围内 CS 和 SS 之间的土层过渡区域较为稀薄(图 11(b)中的红色虚线框),导致该处插值产生一定误差;另一方面,在学习区地层剖面内,SC 和 SS、SC 和 CS 之间可供学习的土层特征模板没能完全覆盖任务区的插值要求。因此,基于数据驱动的深度学习方法在以单张既有地层剖面信息作为学习样本的情况下,所预测的地层剖面仍有一定概率会出现局部土层异位、缺失的情况,需要适度增加学习区样本数量,以提取更多、更全面的土层特征模板。这将能在一定程度上增加学习样本中地层异质特征出现的概率,从而在一定

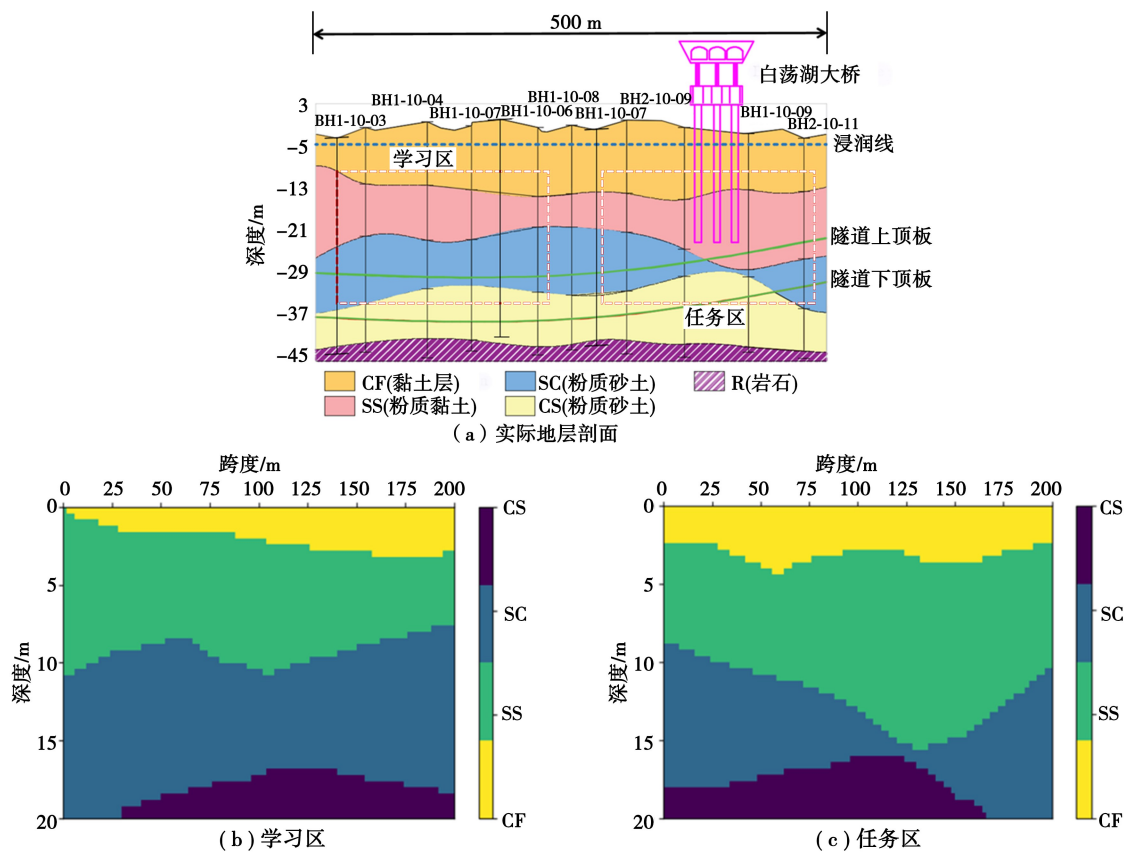


图 10 中国苏州某地铁隧道项目的地层情况

Fig. 10 The geological conditions of a subway tunnel project in Suzhou, China

程度上降低预测结果发生地层异质现象的概率。

图 12 为预测次数对各类土层预测准确度的影响,其中准确度是由式(4)计算得到,表明在插值预测数量在 30 次之前所预测出的地层剖面准确度的鲁棒性较差。最明显的波动情况主要出现在 SC 地层,主要是由于 SC 地层波动段处于 SS、CS 地层的过渡区段,且该区段的地层较稀薄,发生了局部

“土层特征集中”的现象。当模拟次数增加至 30 次以上时,地层预测的准确度逐渐趋于稳定。

3.3 应用验证场景二:3D

为了进一步验证地层信息 AI 重构程序在 3D 地层中的应用效果,从中国苏州某基坑工程场地选取 150 m × 100 m × 30 m (长度×宽度×深度)的既有 3D 地层作为研究对象(图 13)。地层竖向分布

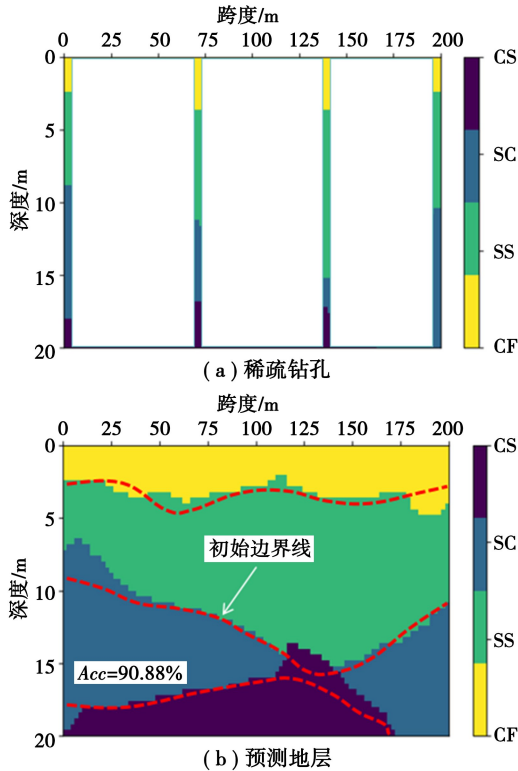


图 11 2D 地层信息插值预测效果

Fig. 11 2D geological information interpolation prediction effectiveness

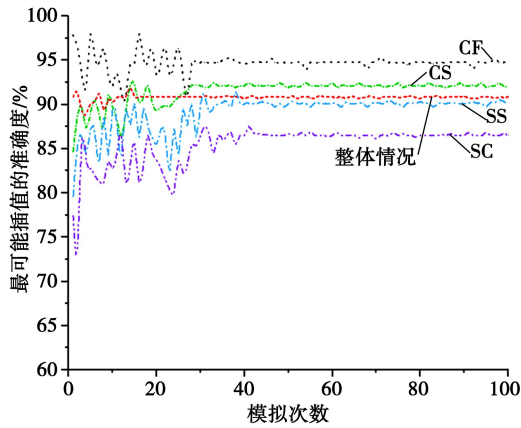


图 12 预测次数对各土层类型插值准确度的影响
Fig. 12 Influence of prediction times on interpolation accuracy of each soil layer type

依次为黏土层 (CF)、粉质黏土 (SC)、粉质砂土 (SS) 和黏质粉土 (CS)。从该地层中选取 6 个 100 m×30 m 地层剖面 (间距 30 m) 作为图像样本, 如图 13 所示。1#地层剖面为学习区的图像样本, 2#至 6#地层剖面为任务区的图像样本。

首先,将这 6 个样本按比例 1:5 000 进行像素网格的划分,相应的水平和垂直分辨率分别为 1 m 和 0.6 m (即单个网格尺寸为 1 m×0.6 m)。然后,针对测试样本先给出 4 个等距的钻孔数据作为

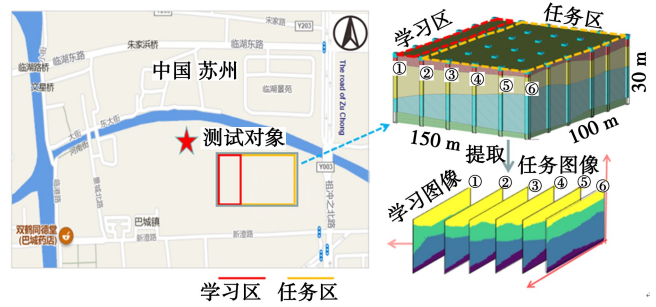


图 13 中国苏州某基坑工程的地层情况

Fig. 13 The stratum conditions of a construction pit project in Suzhou, China

稀疏钻孔信息 (即图像上间距约为 34 m 的 4 个像素网格条), 形成任务区。最后,执行所开发的地层剖面信息 AI 重构程序,完成对学习区的土层特征模板信息提取,继而对任务区的地层剖面信息进行多轮插值预测。任务区 5 个地层剖面均生成 100 个插值预测结果,图 14(a) 为最大概率预测结果。采用 2D 准确度计算公式 (4) 计算得到任务区 5 个预测剖面的评价价值依次为 88.31%、92.22%、89.32%、88.50%、90.76%,另采用 3D 准确度计算公式 (5) 计算得到任务区预测地层信息的总体准确度评价价值为 89.82%。此处 3D 预测的拓展思路是基于微积分的思想,将三维地层看成是多个二维地层切片的拼接与组装,分别计算每个二维地层的预测精度并求其均值,从而得到三维地层预测的评价结果。

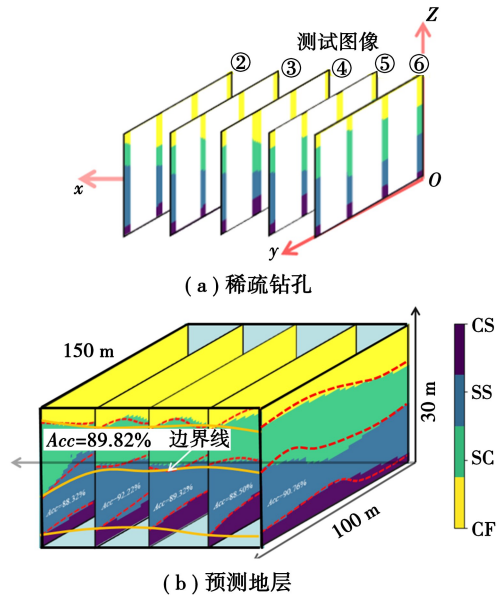


图 14 3D 地层信息插值预测效果

Fig. 14 The interpolation prediction effect of 3D stratum information

由此可见,即便基于单张既有地层剖面训练图像进行插值预测,同样能合理地再现 3D 地层的空

间分布,验证了使用单张地层剖面训练图像实现 3D 地层重构的可行性。与此同时,从图 12 可以发现,插值预测地层和实际地层之间的局部差异主要出现在地层边界处。这可能是由于地层特征是从单张单向的训练图像(与 yOz 平行)中学习得到,并未考虑与之垂直方向(与 xOz 平行)的地层特征,导致在对土层分界的过渡区域进行插值预测时,缺少垂直方向土层关联特征的约束。在后续的研究中,将进一步测试双向特征学习功能,优化当前的单向地层剖面插值预测,进而提升该方法在 3D 地层重构中的准确度。

4 结论

(1)利用 FCN 从单张既有地层剖面图像中提取不同尺度的土层特征,继而结合扩展正态方程模拟算法对仅有少量钻孔数据的未知地层剖面进行插值预测,能够得到准确度较高的未知地层剖面信息。

(2)开发的地层信息 AI 重构方法的插值准确度损失主要集中在各个土层的分界处。一方面是有限的既有地层剖面训练图像可能无法覆盖所有未知地层剖面插值所需的土层特征;另一方面则是在处理大规模数据时,算法因计算资源限制所作近似处理会影响最终插值精度。后续研究应在测试不同算法运行效率的基础上增大样本容量以降低地层异质性所带来的影响。

(3)基于单张既有地层剖面训练图像进行地层信息的学习及预测,不仅能够较为准确地再现 2D 地层剖面,该方法经过合理拓展后在 3D 地层剖面信息预测中也是可行的。需要指出的是,针对 3D 地层有必要进一步考虑双向特征学习以及更为复杂的地层条件,以提升 3D 地层剖面插值预测的可靠性。

参考文献(References)

- [1] 安晓晓,李云燕. 基于应用场景的城市深部地下空间规划模式研究[J]. 地下空间与工程学报, 2024, 20(3): 701-709. (An Xiaoxiao, Li Yunyan. Research on urban deep underground space planning model based on application scenarios [J]. *Underground space and engineering*, 2024, 20(3): 701-709. (in Chinese))
- [2] Giardina G, Hendriks M A N, Rots J G. Numerical analysis of tunnelling effects on masonry buildings: the influence of tunnel location on damage assessment[J]. *Advanced Materials Research*, 2010, 133: 289-294.
- [3] 沈珠江. 土体结构性的数学模型——21 世纪土力学的核心问题 [J]. 岩土工程学报, 1996, 18(1): 95-97. (Shen Zhujiang. Mathematical model for soil structure—The core topic of soil mechanics in the 21st century [J]. *Chinese Journal of Geotechnical Engineering*, 1996, 18(1): 95-97. (in Chinese))
- [4] 刘松玉,蔡国军,张炜,等. 岩土工程勘察、测试与评价进展[J]. 土木工程学报, 2024: 1-18. (Liu Songyu, Cai Guojun, Zhang Wei, et al. Progress of geotechnical investigation, test and evaluation [J]. *Chinese Journal of Civil Engineering*, 2024: 1-18. (in Chinese))
- [5] Lu C, Wu X, Wang W. Modern drilling managementsystem based on field data monitoring[J]. *Earth Science Informatics*, 2018, 11: 403-412.
- [6] 赵晨德,王心义,任君豪,等. 基于深度学习理论的煤层底板突水危险性预测[J]. 地下空间与工程学报, 2023, 19(6): 2090-2100. (Zhao Chende, Wang Xinyi, Ren Junhao, et al. Prediction of water inrush risk of coal seam floor based on deep learning theory [J]. *Underground Space and Engineering Journal*, 2023, 19(6): 2090-2100. (in Chinese))
- [7] Sun S, Zhang L, Wang H, et al. A new method for predicting the shale distribution of the Wufeng Formation in the Upper Yangtze Region, China [J]. *BSGF-EARTH Science Bulletin*, 2020, 191(1): 8.
- [8] Han L, Wang L, Zhang W, et al. Rockhead profile simulation using an improved generation method of conditional random field [J]. *Journal of Rock Mechanics and Geotechnical Engineering*, 2022, 14(3): 896-908.
- [9] Li J, Cassidy M J, Huang J, et al. Probabilistic identification of soil stratification [J]. *Géotechnique*, 2016, 66(1): 16-26.
- [10] 郭福钟,郑博文,祁生文,等. 三维地质建模技术与方法综述 [J]. 工程地质学报, 2024, 32(3): 1143-1153. (Guo Fuzhong, Zheng Bowen, Qi Shengwen, et al. Review of 3D geological modeling techniques and methods [J]. *Journal of Engineering Geology*, 2024, 32(3): 1143-1153. (in Chinese))
- [11] Zhang Y, Ji W, Saurette D D, et al. Three-dimensional digital soil mapping of multiple soil properties at a field-scale using regression kriging [J]. *Geoderma*, 2020, 366: 114253.
- [12] De Benedetto D, Barca E, Castellini M, et al. Prediction of soil organic carbon at field scale by regression kriging and multivariate adaptive regression splines using geophysical covariates [J]. *Land*, 2022, 11(3): 381.
- [13] 温嘉琦,汤雷. 岩石平面应变状态辨识特征与精度控制 [J]. 地下空间与工程学报, 2024, 20: 471-479. (Wen Jiaqi, Tang Lei. Identification characteristics and precision control of rock plane strain state [J]. *Chinese Journal of Underground Space and Engineering*, 2024, 20: 471-479. (in Chinese))

- [14] 仇文岗,王琦,刘汉龙,等.岩体空间变异性对隧道拱顶失效概率的影响[J].岩土力学,2021,42:1462-1472. (Zhang Wengang, Wang Qi, Liu Hanlong, et al. Effect of spatial variability of rock mass on failure probability of tunnel vault [J]. Rock and Soil Mechanics, 2021, 42: 1462-1472. (in Chinese))
- [15] Gao H, Zhang J, Liu C, et al. Efficient bayesian inverse modeling of water infiltration in layered soils [J]. Vadose Zone Journal, 2019, 18(1): 1-13.
- [16] 王宇超,谢雄耀,黄昌富,等.基于混合深度学习算法的盾构运动轨迹实时预测[J].地下空间与工程学报,2024,20(增1):59-69. (Wang Yuchao, Xie Xiongyao, Huang Changfu, et al. Real-time prediction of shield motion trajectory based on hybrid deep learning algorithm [J]. Chinese Journal of Underground Space and Engineering, 2019, 20 (Supp. 1): 59-69. (in Chinese))
- [17] 朱合华,潘柄屹,武威,等.岩体结构面信息采集及识别方法研究进展[J].应用基础与工程科学学报,2023,31(6):1339-1360. (Zhu Hehua, Pan Pingyi, Wu Wei, et al. Research progress of rock mass structural plane information acquisition and identification methods [J]. Chinese Journal of Basic and Engineering Sciences, 2023, 31(6): 1339-1360. (in Chinese))
- [18] Jordan M I, Mitchell T M. Machine learning: Trends, perspectives, and prospects [J]. Science, 2015, 349(6245): 255-260.
- [19] Ali S, Wani M A. Gradient-Based Neural Architecture Search: A Comprehensive Evaluation [J]. Machine Learning and Knowledge Extraction, 2003, 5(3): 1176-1194.
- [20] 刘汉龙,肖杨,崔允亮.结构性软土三维弹塑性损伤本构模型研究[J].岩土工程学报,2011,33(4):637-642. (Liu Hanlong, Xiao Yang, Cui Yunliang. Elasto-plastic damage constitutive model in three-dimensional stress space for structured soft soils [J]. Chinese Journal of Geotechnical Engineering, 2011, 33(4): 637-642. (in Chinese))
- [21] Elkatatny S, Ahmed A, Abughaban M, et al. Deep illustration for loss of circulation while drilling [J]. Arabian Journal for Science and Engineering, 2020, 45: 483-499.
- [22] Wu J, Boucher A, Zhang T. ASGeMS code for pattern simulation of continuous and categorical variables: FILTERSIM [J]. Computers & Geosciences, 2008, 34(12): 1863-1876.
- [23] Pérez C, Mariethoz G, Ortiz J M. Verifying the high-order consistency of training images with data for multiple-point geostatistics [J]. Computers & Geosciences, 2014, 70: 190-205.
- [24] Mariethoz G, Caers J. Multiple-point geostatistics: stochastic modeling with training images [M]. John Wiley & Sons, 2014.
- [25] Shi C, Wang Y. Non-parametric machine learning methods for interpolation of spatially varying non-stationary and non-Gaussian geotechnical properties [J]. Geoscience Frontiers, 2021, 12(1): 339-350.
- [26] Shi C, Wang Y. Development of subsurface geological cross-section from limited site-specific boreholes and prior geological knowledge using iterative convolution XGBoost [J]. Journal of Geotechnical and Geoenvironmental Engineering, 2021, 147(9): 04021082.
- [27] Shi C, Wang Y. Training image selection for development of subsurface geological cross-section by conditional simulations [J]. Engineering Geology, 2021, 295: 106415.
- [28] 程德强,程志威,马祥,等.基于渐近式感受野的轻量级图像超分辨率重建方法[J].控制与决策,2025,40(4):1237-1246. (Cheng Deqiang, Cheng Zhiwei, Ma Xiang, et al. Lightweight image super-resolution reconstruction method based on progressive receptive field [J]. Control and Decision, 2025, 40(4): 1237-1246. (in Chinese))
- [29] Valsesia D, Fracastoro G, Magli E. Image denoising with graph-convolutional neural networks [A]//2019 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP) [C]. IEEE, 2019: 2399-2403.
- [30] 伍浩,邓丽钰,刘文源,等.考虑空间信息的地连墙变形智能动态预测方法[J].地下空间与工程学报,2025,21(增1):95-101. ([J]. Chinese Journal of Underground Space and Engineering, 2025, 21 (Supp. 1): 95-101. (in Chinese))
- [31] Guardiano F B, Srivastava R M. Multivariate geostatistics: beyond bivariate moments [J]. Quantitative Geology and Geostatistics, 1993: 133-144.