

混合数据驱动的基坑自适应安全预警模型 研究及应用验证

赫文¹, 徐宾宾², 陈小波³, 徐强⁴, 郭超⁴

(1. 中交一航局第三工程有限公司, 辽宁 大连 116083; 2. 中交天津港湾工程研究院有限公司, 天津 300222;
3. 东北财经大学投资工程管理学院, 辽宁 大连 116025; 4. 大连理工大学建设工程学院, 辽宁 大连 116024)

摘要: 为解决基坑自动化监测中海量数据管理及风险预警滞后性问题, 提出一种基于监测与预测数据混合驱动的基坑自适应安全预警模型。该模型通过融合实时监测数据与 CNN-GRU 模型预测数据, 实现由被动式事后评估向主动式前瞻预警的转变。针对不同基坑监测项目动态变化的特点, 提出权重自适应矩阵, 并与熵权-层次分析法结合, 实现评价指标权重的动态自适应调整。在此基础上, 分别基于监测数据与预测数据, 采用模糊综合评价法对基坑稳定性进行量化评估。以某深基坑工程为应用验证对象, 结果表明: 基于混合数据的综合评价得分为 85.34 分, 高于基于监测数据的 85.23 分, 显示基坑处于安全状态且具有向更安全状态发展的趋势, 预警结果与工程实际吻合良好。研究验证了模型在准确性和实用性方面的优越性, 为深基坑工程的安全预警与智能决策提供了新方法。

关键词: 深基坑; 混合数据驱动; 自适应矩阵; 模糊综合评价; 自动化监测

中图分类号: U6; U655.54; TU714 文献标志码: A 文章编号: 2095-7874(2026)08-0025-10

doi: 10.7640/zggwjs202608005

Research and application verification of hybrid data-driven adaptive safety early warning model for foundation pits

HE Wen¹, XU Binbin², CHEN Xiaobo³, Xu qiang⁴, GUO Chao⁴

(1. No.3 Engineering Co., Ltd. of CCCC First Harbor Engineering Co., Ltd., Dalian, Liaoning 116083, China; 2. Tianjin Port Engineering Institute Co., Ltd. of CCCC First Harbor Engineering Co., Ltd., Tianjin 300222, China; 3. School of Investment & Construction Management, Dongbei University of Finance & Economics, Dalian, Liaoning 116025, China; 4. School of Infrastructure Engineering, Dalian University of Technology, Dalian, Liaoning 116024, China)

Abstract: To address the challenges of massive data management and delayed risk warning in automated foundation pit monitoring, this paper proposes an adaptive safety early warning model for foundation pits based on a hybrid data-driven approach that integrates monitoring and prediction data. The model combines real-time monitoring data with prediction data generated by a CNN-GRU model, enabling a transition from passive post-event assessment to proactive forward-looking early warning. To accommodate the dynamic variations of monitoring items across different foundation pit projects, a weight adaptive matrix was proposed and combined with the entropy weight-analytic hierarchy process (AHP) to achieve dynamic and adaptive adjustment of evaluation indicator weights. On this basis, fuzzy comprehensive evaluation was applied separately to monitoring data and prediction data to quantitatively assess the stability of the foundation pit. Taking a deep foundation pit project of a subway station as the application and validation case, the results show that the comprehensive evaluation score based on hybrid data is 85.34, which is higher than the score of 85.23 based solely on monitoring data, indicating that the foundation pit is in a safe state with a trend toward even greater safety. The early warning results are in good agreement with the actual engineering

收稿日期: 2026-07-07 修回日期: 2026-07-22

基金项目: 辽宁省“揭榜挂帅”项目 (2023JH1/10400088)

作者简介: 赫文 (1983—), 女, 辽宁大连人, 硕士, 高级工程师, 主要从事土木工程数字化和智能化研究。E-mail: hewen@cccltd.cn

conditions. The study verifies the superiority of the proposed model in terms of accuracy and practicality, providing a new method for safety early warning and intelligent decision-making in deep foundation pit engineering.

Key words: deep foundation pit; hybrid data-driven; adaptive matrix; CNN-GRU; fuzzy comprehensive evaluation; automated monitoring

0 引言

随着我国城镇化进程的持续深入,基坑工程规模与深度不断增大,其施工安全风险日益凸显。基坑安全预警机制作为保障工程安全的关键环节,已从传统的经验判断转向依赖自动化监测系统的数据驱动决策。基坑自动化监测技术通过布设各类传感器,能够实时采集围护结构变形、地下水位、周边环境位移等海量数据,这为精准、高效的安全预警提供了数据基础,也对数据的深度分析与智能决策提出了更高要求。

近年来,国内外学者围绕基坑安全预警开展了大量研究,推动了评价方法从定性向定量、从单一指标向综合体系的不断发展。Mustafa 等^[1]首次利用层次分析法对基坑进行风险评估。李立新等^[2]开创性地将模糊综合评价引入基坑工程安全性评价中。部分国内学者将层次分析法和模糊综合评价相结合,建立了基坑稳定性评价模型^[3-5]。应国柱等^[6]采用一种非线性模糊算子反映地铁施工风险评估中的决策不确定性、层次性和非线性特征。张振中^[7]采用 0—2 标度法代替 1—9 标度法构造判断矩阵,增加了评估的准确性。王昊^[8]、蒙国柱等^[9]采用改进的层次分析法对指标权重进行主观赋权。徐波^[10]结合三角模糊数与 TOPSIS 方法,实现对风险源识别的定量化表达。王皓晨等^[11]利用 BP 神经网络,根据基坑的监测数据对地铁隧道的水平位移实现了预测。赵华菁等^[12]比较了 LSTM 和 BP 预测模型,指出 LSTM 因擅长处理长序列数据,在地连墙变形动态预测方面更具优势。Zhou 等^[13]将贝叶斯网络和模糊综合评价相结合,实现了深基坑建设中风险事件的评级。相关研究为构建科学高效的深基坑安全预警方法提供了良好的基础。总的看来,深基坑安全预警评价模型的构建还应在指标体系的选取、方法的选择等细节方面不断优化。尽管上述研究为深基坑安全预警提供了良好的基础,但仍存在以下不足:1) 数据来源单一,预警具有被动性。现有预警模型大多仅基于当前或历史监测数据进行事后评估,难以反映未来趋势,无法对潜在风险进行前瞻性研判,导致

风险管控措施滞后。2) 评价指标体系缺乏动态适应性。不同基坑工程的监测项目存在差异,而现有模型通常针对特定项目建立固定指标体系,当监测项发生变化时需重新构建判断矩阵,效率低且难以推广。3) 权重确定主观性强,准确性不足。AHP 等方法依赖专家经验,主观偏差难以避免;即便引入熵权法进行修正,指标权重仍无法随具体工程的监测项变化而自适应调整。

鉴于此,本文提出一种混合数据驱动的基坑自适应安全预警模型。该模型的创新点与贡献在于:1) 提出权重自适应矩阵,实现指标权重随具体工程监测项动态变化而自动调整,满足不同基坑项目的自适应评价需求;2) 构建卷积神经网络-门控循环单元(CNN-GRU)组合预测模型,实现对基坑变化的精准预测;3) 建立监测与预测数据混合驱动的评价框架,将实时状态评估与未来趋势预测相结合,实现从被动预警向主动预警的转变。最后,依托某地铁车站深基坑工程对模型的有效性和准确性进行应用验证。

1 混合数据的确定

1.1 实时数据

基坑的监测数据即为实时数据,包括各个监测项目的累计变化量和变化速率,监测数据能够直接反映当前基坑的安全状态。由于实际收集到的监测数据初始值不一定为 0,因此求累计变化量应用监测数据减去初始监测值。

监测项目的确定主要根据 GB 50497—2019《建筑基坑工程监测技术标准》^[14],并通过相应的传感器获得后传输到监测平台上。为了将各监测点数据合成为能反映该监测项目整体变化趋势的单一指标,需进行数据融合。常用的数据融合方法包括加权平均法、卡尔曼滤波法、贝叶斯估计法及 D-S 证据理论等。其中,卡尔曼滤波和贝叶斯估计适用于含噪声的动态系统状态估计,但需建立精确的状态空间模型或已知先验分布;D-S 证据理论擅长处理不确定性信息,但计算复杂度较高,且在证据高度冲突时结果可能不够合理。相比之下,加权平均法计算简便、物理意义明确,且在

本研究场景中, 同一监测项目的各测点采用相同型号的传感器, 具有相同的监测精度和量程, 数据可信度一致, 无需引入复杂的动态模型或先验信息。因此, 本文采用加权平均法进行同类型监测点数据的融合, 以最小化信息丢失, 得到基坑在该监测项目下的整体变化值:

$$\bar{x} = \frac{x(1)+x(2)+\cdots+x(n)}{n} \quad (1)$$

式中: $\bar{x}$ 为某监测项目在当日的整体变化值; n 为监测点个数; $x(n)$ 为第 n 个监测点在某监测日的的数据。

1.2 预测数据

预测数据基于历史监测数据进行预测。卷积神经网络-门控循环单元(CNN-GRU)模型是一种融合了卷积神经网络(CNN)与门控循环单元(GRU)的复合架构, 用于推测未来可能发生的变化和风险。该模型在利用 CNN 进行特征信息提取的基础上, 集成了 GRU 中的重置门(reset gate)与更新门(update gate), 以捕捉数据序列中的时间依赖性, 从而对未来的数据进行有效预测。

CNN(卷积神经网络)是一种典型的多层前馈神经网络^[15], 主要包括输入层、卷积层、池化层、全连接层和输出层。利用一维卷积核提取特征, 实现平移不变性和局部感知, 提升预测性能。池化操作减少特征数量, 缓解过拟合。GRU(门控循环单元)是由 Cho 等^[16]提出的长短期记忆(Long Short-Term Memory, LSTM)的简化版本。GRU 只包含 2 个门, 即更新门和重置门, 结构简洁, 参数量少。图 1 显示了 GRU 的基本架构, 它由 t 时刻的更新门和重置门组成。

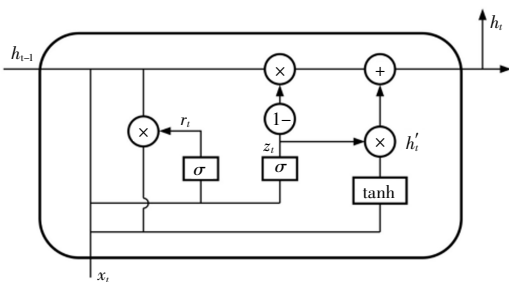


图 1 GRU 基本架构

Fig. 1 GRU basic architecture

GRU 的计算流程如下:

1) 重置门计算(r_t)

$r_t = \sigma(W_r \cdot [h_{t-1}, x_t])$ (2)
式中: $\sigma(\cdot)$ 为 sigmoid 激活函数; W_r 为重置门的权重矩阵; h_{t-1} 为前一个时间步的隐状态; x_t 为当前输入。

前输入。

重置门决定了如何将新的输入信息与前面的记忆相结合。

2) 更新门计算(z_t)

$$z_t = \sigma(W_z \cdot [h_{t-1}, x_t]) \quad (3)$$

式中: W_z 为更新门的权重矩阵, 更新门用于控制前一时刻的状态信息被带入到当前状态中的程度。

3) 候选隐状态计算(h'_t)

$$h'_t = \tanh(W_h \cdot [r_t * h_{t-1}, x_t]) \quad (4)$$

式中: $\tanh(\cdot)$ 为 tanh 激活函数; W_h 为候选隐状态的权重矩阵; $*$ 为逐元素乘积(Hadamard 积)。

4) 最终隐状态计算(h_t)

$$h_t = (1 - z_t) * h_{t-1} + z_t * h'_t \quad (5)$$

h_t 忘记传递下来的 h_{t-1} 中的某些信息, 加入当前节点输入的某些信息, 形成最终的记忆。

本文构建的 CNN-GRU 预测模型的网络架构参数如表 1 所示。模型采用二层卷积结构, 每层卷积核数量逐层递增以提取更深层次特征; GRU 层设 64 个隐藏单元, 以充分捕捉监测数据的时间依赖关系; 输出层为全连接层, 输出未来单步预测值。

表 1 CNN-GRU 预测模型网络架构参数

Table 1 Network architecture parameters of CNN-GRU prediction model

网络层	层类型	参数和取值
输入层	Input	序列长度 10, 特征维度 1
卷积层 1	Conv1D	滤波器数 64, 核大小 3, 激活函数 ReLU
池化层 1	MaxPooling1D	池化窗口大小 2
卷积层 2	Conv1D	滤波器数 128, 核大小 3, 激活函数 ReLU
池化层 2	MaxPooling1D	池化窗口大小 2
GRU 层	GRU	隐藏单元数 64, 层数 1
Dropout 层	Dropout	丢弃率 0.2
全连接层	Dense	神经元数 32, 激活函数 ReLU
输出层	Dense	神经元数 1(单步预测)

模型训练过程中, 采用均方误差(MSE)作为损失函数, 优化器选用 Adam, 学习率设置为 0.001, 批处理大小(batch size)为 32, 最大训练轮次为 200, 并采用早停法(patience=15)防止过拟合。将 190 组数据集以 8:1:1 比例分为训练集、验证集和测试集, 导入 CNN-GRU 模型中进行预测, 得到各监测项目各点位变化的预测数据。为验证 CNN-GRU 模型在基坑变化预测中的优越性, 本文将其与 GRU 模型、LSTM 模型以及 CNN-LSTM

组合模型在同一数据集上进行对比试验。采用平均绝对误差(MAE)、均方根误差(RMSE)和平均绝对百分比误差(MAPE)作为评价指标,各模型在测试集上的平均性能如表2所示。

表2 不同预测模型性能对比
Table 2 Comparison of performance of different prediction models

模型	MAE/mm	RMSE/mm	MAPE/%
GRU	1.52	2.31	8.76
LSTM	1.48	2.25	8.52
CNN-LSTM	1.21	1.86	7.03
CNN-GRU	0.95	1.52	5.61

结果表明, CNN-GRU 模型在所有评价指标上均优于 GRU 模型、LSTM 模型及 CNN-LSTM 组合模型。这主要因为 CNN 层能有效提取多维度监测数据中的局部特征模式,而 GRU 层则擅长捕捉时间序列的长短期依赖关系,两者的结合显著提升了预测精度。因此,本文选用 CNN-GRU 模型作为预测数据生成的核心算法。

2 混合数据驱动自适应评价模型

为了提前识别潜在的安全隐患,主动进行风险管理,增强风险评估的前瞻性;同时满足不同基坑自动化监测安全评价需求,并降低专家构建判断矩阵时主观性的影响,本文提出了一种新的针对深基坑安全预警的混合数据驱动自适应评价模型。首先构建整体评价指标体系,通过自适应

矩阵调整熵权-层次分析法确定的指标权重,得到动态变化的指标权重;分别基于监测数据和预测数据采用模糊综合评判对深基坑的稳定性进行评价,形成混合数据驱动自适应评价模型,见图2。

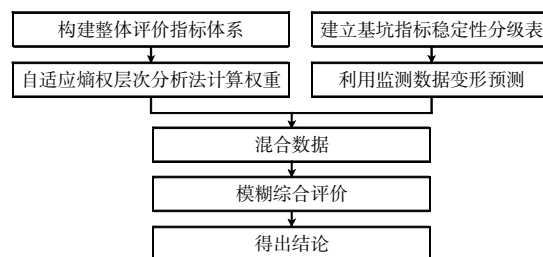


图2 混合数据驱动自适应评价模型

Fig. 2 Hybrid data-driven adaptive evaluation model

2.1 指标体系的构建

参考以往学者^[3-5]构建的深基坑稳定性分析指标体系,将基坑整体稳定性作为目标层,准则层一级指标设置为基坑自身稳定和周边环境稳定;子准则层二级指标设置为基坑监测项目,提出建立深基坑整体评价指标体系的思路。即根据《建筑基坑工程监测技术标准》^[14]4.2.1 土质基坑工程仪器监测项目表,将基坑设计安全等级为一级的所有应测项目设为二级指标;方案层三级指标为对应子准则层二级指标监测项目的累计变化量和变化速率。最终确定了包含一级指标2项,二级指标13项,三级指标24项的深基坑整体评价指标体系,如图3所示。

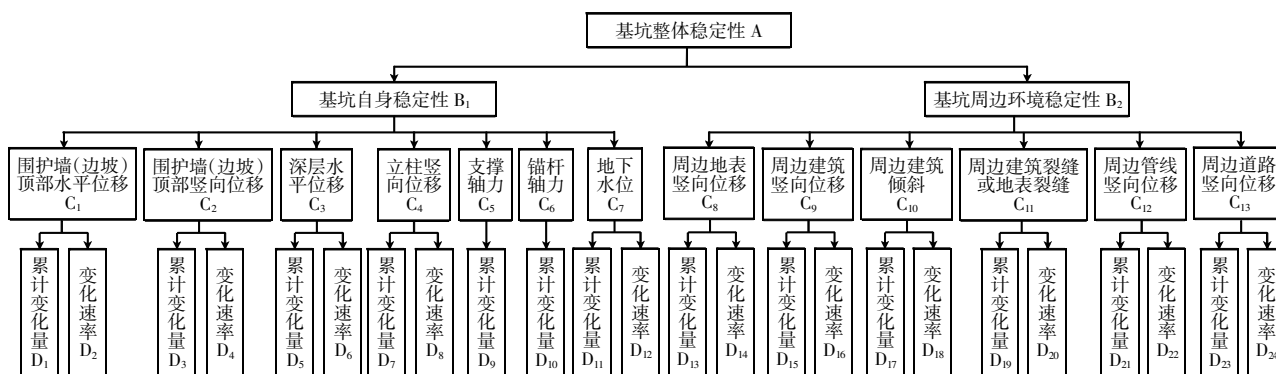


图3 深基坑整体评价指标体系

Fig. 3 Comprehensive evaluation index system for deep foundation pits

2.2 评价体系指标权重的确定

2.2.1 层次分析法计算指标权重

层次分析法(AHP)^[17]是综合定性与定量分析,对多目标多准则的系统进行分析评价的方法。步骤包括:构造判断矩阵、权重计算和一致性检验。

1) 构造判断矩阵

根据构建的深基坑整体评价指标体系,采用1—9标度法(见表3),对各层的两两因素进行比较获得相对重要程度的关系,进而构建出相应的判断矩阵A。

表 3 1—9 标度法
Table 3 1—9 scale method

标度	含义
1	表示 2 个因素一样重要
3	表示一个因素比另一个因素稍微重要
5	表示一个因素比另一个因素明显重要
7	表示一个因素比另一个因素强烈重要
9	表示一个因素比另一个因素极端重要

$$A=(a_{ij})_{p \times p} \quad (6)$$

式中: p 为判断矩阵的阶数, 即同层指标的个数; a_{ij} 为第 i 个因素相对于第 j 个因素的重要程度比值。

2) 权重计算

利用矩阵特征值法计算各层指标权重:

$$A\boldsymbol{\varepsilon}=\lambda_{\max}\boldsymbol{\varepsilon} \quad (7)$$

式中: $\lambda_{\max}$ 为判断矩阵的最大特征值; $\boldsymbol{\varepsilon}$ 为最大特征值 $\lambda_{\max}$ 对应的特征向量, 将其归一化得到各指标权重。

3) 一致性检验

为了确保在做出判断时保持了一贯的判断标准, 避免主观偏差或不一致性, 判断矩阵要经过一致性检验, 判断由判断矩阵得到的权重向量是否可靠, 一致性指标 CI 和一致性比率 CR 是评估判断矩阵是否合理的依据。

计算一致性指标 CI :

$$CI=\frac{\lambda_{\max}-p}{p-1} \quad (8)$$

随机一致性比例 CR :

$$CR=\frac{CI}{RI} \quad (9)$$

式中: RI 为随机一致性指标(见表 4)。

表 4 随机一致性指标 RI 值
Table 4 Random consistency index RI

随机一致性指标	矩阵阶数 p										
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
RI	0	0	0.58	0.90	1.12	1.24	1.32	1.41	1.45	1.49	1.51

当 $CR<0.1$ 时, 满足要求, 否则应重新构造判断矩阵直到符合一致性检验。

2.2.2 熵权法修正权重

熵权法是一种多指标决策分析方法, 用于计算每个指标在决策中的权重, 它是一种客观的赋

权方法, 可以靠数据本身得出权重。该方法通过分析数据的分布特性, 计算熵值确定指标权重。主要步骤有 4 个。

1) 数据标准化

假设原始数据为 $X=(x_{ij})_{T \times q}$, 来源于 3.2.1 节所述工程案例的实时监测数据, 其中 $T=200$ d(监测天数), $q=14$ (监测指标数, 含 7 个项目的累计变化量和变化速率), 熵权法基于该矩阵计算各监测指标的信息熵与客观权重, 以修正 AHP 主观权重。对其进行标准化处理:

$$y_{ij}=\frac{x_{ij}-\min x_j}{\max x_j-\min x_j} \quad (10)$$

式中: x_{ij} 为第 i 天、第 j 项监测指标; x_j 为第 j 个指标所有监测天数的监测值; $\min x_j$ 为第 j 个指标所有监测天数的监测值的最小值; $\max x_j$ 为第 j 个指标所有监测天数的监测值的最大值。

2) 计算概率矩阵

计算 ρ_{ij} :

$$\rho_{ij}=\frac{a_{ij}}{\sum_{i=1}^T a_{ij}} \quad (11)$$

式中: ρ_{ij} 为第 j 项指标下第 i 个项目所占的比重。

3) 计算熵权

$$e_j=\frac{1}{\ln T} \sum_{i=1}^T \rho_{ij} \times \ln \rho_{ij} \quad (12)$$

式中: e_j 为第 j 项指标的熵值。

$$g_j=\frac{1-e_j}{q-\sum_{j=1}^q e_j} \quad (13)$$

式中: g_j 为第 j 项指标信息效用值。

$$\omega_j^e=\frac{g_j}{\sum_{j=1}^q g_j} \quad (14)$$

式中: ω_j^e 为第 j 个指标的熵权。

4) 综合权重

为了使指标权重同时具备主观意识和客观实际的优点, 用熵权来修正层次分析法得出的权重, 得到最终权重:

$$\omega_j=\frac{a_j \cdot \omega_j^e}{\sum_{j=1}^q \omega_j^e a_j} \quad (15)$$

式中: ω_j 为第 j 项指标的综合权重; a_j 为第 j 项指标的 AHP 权重。

2.2.3 自适应法调整权重

不同基坑工程的监测项目存在差异, 为实现评价指标体系对不同工程监测项动态变化的快速响应, 本文提出“自适应矩阵” $\boldsymbol{M}$, 即构建 0-1 二

值筛选自适应矩阵,当工程中存在深基坑整体评价指标体系二级指标中的某个监测项目时,矩阵中对应元素为1,否则为0。通过该矩阵,可快速将通用评价指标体系裁剪为面向特定工程的个性化指标体系,避免重复构建判断矩阵,大幅提高评价效率。由于二级指标会随着不同深基坑工程动态变化,本文通过权重自适应矩阵 $\mathbf{M}$ 计算自适应指标权重,得到具体工程二级指标的指标权重,主要步骤如下:

1) 构造权重自适应矩阵

$$\mathbf{M} = \begin{bmatrix} m_{11} & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & m_{22} & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & m_{jj} \end{bmatrix} \quad (16)$$

式中: $\mathbf{M}$ 为权重自适应矩阵; m_{ij} 为自适应矩阵对角元素,当具体工程中存在深基坑整体评价指标体系二级指标中的某个监测项目时,对应的 m_{ij} 为1,否则为0。

2) 计算自适应权重

$$\varpi_j = m_{ij} \cdot \omega_j \quad (17)$$

式中: ϖ_j 为自适应调整后未归一化的权重; ω_j 为一级指标所对应的整体二级指标的权重。

2.3 模糊综合评价

模糊综合评价是借助模糊数学隶属度理论把定性评价转化为定量评价,从多个因素指标对被评价事物隶属等级状况进行综合性评价的一种方法^[18],主要步骤如下:

1) 确定因素集及权重向量

建立因素集为 $U = \{u_1, u_2, \cdots, u_r\}$, u_r 为第 r 个评价因素, r 是不同深基坑三级指标的个数。权重向量参考自适应熵权层次分析法。

2) 确定评语集

根据《建筑基坑工程监测技术标准》^[14]表 8.0.4 和表 8.0.5 监测预警值以及土质特性和周边环境保护要求,结合现场的实测资料,建立适当的基坑指标稳定性分级表,并以此为依据,建立深基坑安全预警的评语集 $V = \{v_1, v_2, \cdots, v_s\}$, v_s 为第 s 个评价等级。

3) 计算模糊关系矩阵

建立指派型的隶属度函数,这里采用梯形隶属函数,并建立模糊关系矩阵 $\mathbf{R}$,如式(18)所示。

$$\mathbf{R} = [r_{ij}]_{L \times s} \quad (18)$$

式中: L 为评价因素总数; s 为评价等级数; r_{ij} 为被评价对象从第 i 个评价因素 u_i 来看对评价等级

第 j 个评价因素 v_j 的隶属度。

4) 梯形隶属度函数

本文采用梯形隶属度函数 u 计算各监测指标对评价等级的隶属度。梯形隶属度函数由参数向量 $[a, b, c, d]$ 定义,其中 a 和 d 为函数底部端点(隶属度为0), b 和 c 为函数顶部端点(隶属度为1),函数表达式见式(19)。

$$\mu(x; a, b, c, d) = \begin{cases} 0 & x \leq a \text{ 或 } x \geq d \\ \frac{x-a}{b-a} & a < x < b \\ 1 & b \leq x \leq c \\ \frac{d-x}{d-c} & c < x < d \end{cases} \quad (19)$$

各指标的隶属度函数参数根据其控制值和预警值分别确定。

5) 选择模糊合成算子

模糊关系矩阵和指标权重进行模糊合成时需要用到模糊合成算子,这里采用 $M(\cdot, \oplus)$ 加权平均型算子。

$$M(\cdot, \oplus): f_j = \min(1, \sum_{i=1}^n w_i r_{ij}), j=1, 2, \cdots, m \quad (20)$$

式中: f_j 为模糊评判向量 $\mathbf{F}$ 的第 j 个分量,表示被评价对象对第 j 个评价等级的隶属度; w_i 为第 i 个评价因素的权重; r_{ij} 为模糊关系矩阵中第 i 行第 j 列的元素。

6) 模糊综合评判

对最底层各因素进行综合评判,得到模糊评判向量;将得到的模糊评判向量合成为模糊关系矩阵,对上一层的各因素进行综合评判;依次向上,最后根据式(21)得到最高层的综合评判向量并根据最大隶属度原则判定基坑安全稳定状态。

$$\mathbf{F} = \mathbf{W}_A \circ \mathbf{R}_A = (f_1, f_2, \cdots, f_m) \quad (21)$$

式中: $\mathbf{F}$ 为模糊评判向量; $\mathbf{W}_A$ 为一级指标的权重矩阵; $\circ$ 为模糊合成算子; $\mathbf{R}_A$ 为一级指标的模糊关系矩阵。

为确保基坑稳定性的准确评估,针对基坑的各状态设定了相应的评分区间,以实现对稳定性的定量分析。依次将基坑的评分区间中间值定义为 $q_1, q_2, \cdots, q_m$,最终根据式(22)得到基坑稳定性在各个层级上的分值 Q_i 。

$$Q_i = \sum_{j=1}^m f_j \times q_j \quad (22)$$

式中: q_j 为评语集第 j 项的评分中间值。

2.4 综合评分的确定

监测数据能够反映当前基坑的安全状态,但

存在局限性,无法预测未来风险。预测数据用于推测未来可能发生的变化和风险,有助于提前做好应对措施,但在复杂环境下,预测结果可能不够准确。为了更好地发挥利用 2 种监测数据的优越性,弥补使用单一数据带来的弊端,将监测得分和预测得分进行赋权处理,由式(23)得到基坑稳定性评价的综合得分。

$$Q_c=\alpha\cdot Q_m+\beta\cdot Q_p$$
 (23)

式中: Q_c 、 Q_m 、 Q_p 分别为综合得分、监测得分、预测得分; α 、 β 分别为监测得分和预测得分的权重,且 $\alpha+\beta=1$ 。

3 应用验证

3.1 工程概况

大连地铁 4 号线某地铁站为地下 3 层岛式站台车站,车站主体基坑和站后渡线区域围护结构均采用钻孔灌注桩+内支撑体系。车站主体围护结构基坑长 203.2 m,基坑宽 20.7~25.2 m,开挖深度 17.9~22.9 m。

本项目的监测内容和指标稳定性分级表分别如表 5—表 6 所示,分级表采用二级预警机制,预警值设置为控制值的 70%~80%。

表 5 基坑监测内容

Table 5 Content of foundation pit monitoring

基坑本体监测指标	周边环境监测指标
围护墙顶水平位移(2 点)	周边建筑竖向位移(2 点)
围护墙顶竖向位移(2 点)	周边管线竖向位移(2 点)
深层水平位移(3 点)	
地下水位(3 点)	
周边地表竖向位移(3 点)	

表 6 基坑指标稳定性分级表

Table 6 Stability grading table for foundation pit indicators

监测项目	控制值		预警值	
	累计变化量/mm	变化速率/(mm·d ⁻¹)	累计变化量/mm	变化速率/(mm·d ⁻¹)
围护墙顶部水平位移	40	4	30	3
围护墙顶部竖向位移	40	4	30	3
深层水平位移	50	4	35	3
地下水位	1 000	100	800	80
周边地表竖向位移	40	4	30	3
周边建筑竖向位移	20	3	14	2.1
周边管线竖向位移	30	3	21	2.1

3.2 确定混合数据

3.2.1 实时数据

选取 2024 年基坑的监测数据作为实时数据进行基坑安全预警。将各监测项目的监测数据根据式(1)进行数据融合,得到当日基坑在各项监测项目下的整体变化情况,如表 7 所示。

表 7 基坑整体变化实时数据融合结果

Table 7 Real-time data fusion results of overall foundation pit deformation

监测项目	累计变化量/mm	变化速率/(mm·d ⁻¹)
围护墙顶水平位移	5.75	0.25
围护墙顶竖向位移	2.00	0.10
深层水平位移	35.69	0.42
地下水位	3.63	0.40
周边地表竖向位移	32.39	0.20
周边建筑竖向位移	7.28	0.16
周边管线竖向位移	17.09	0.12

3.2.2 预测数据

1) 数据集建立

选取各监测项目从 2024 年 4 月 10 日—10 月 28 日的监测数据,监测频率为 1 次/d,共 200 组。归一化后采用滚动预测方法,设置滚动窗口为 11,输入层神经元数量为 10,输出层神经元数量为 1,得到 190 组数据。

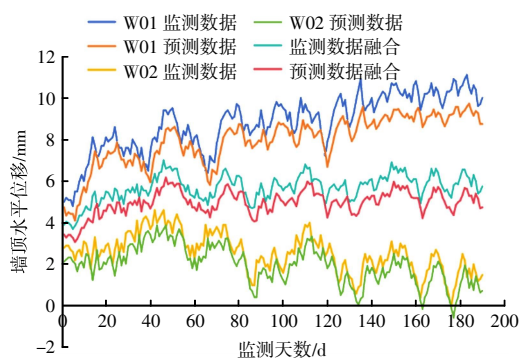
2) 模型预测结果

将 190 组数据集以 8:1:1 比例分为训练集、验证集和测试集,导入 CNN-GRU 模型中进行预测,得到各监测项目各点位变化的预测数据。基坑整体变化的预测数据如表 8 所示。围护墙顶水平位移 2 个监测点 W01 和 W02 的预测结果如图 4 所示。预测结果显示,该模型在基坑变化预测中具有高精度,验证了其在监测项目中的有效性和可靠性。

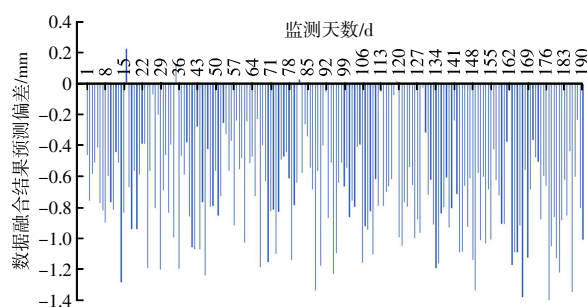
表 8 2024 年 10 月 28 日基坑整体变化预测数据融合结果

Table 8 Data fusion results of overall foundation pit deformation prediction on 28 Oct. 2024

预测项目	累计变化量/mm	变化速率/(mm·d ⁻¹)
围护墙顶水平位移	4.74	0.05
围护墙顶竖向位移	1.12	0.02
深层水平位移	34.81	0.30
地下水位	3.59	0.32
周边地表竖向位移	31.87	0.16
周边建筑竖向位移	6.34	0.11
周边管线竖向位移	16.22	0.08



(a) 预测值对比



(b) 预测偏差柱状图

图4 墙顶水平位移预测结果

Fig. 4 Comparison of predicted horizontal displacement values at wall top

为验证预测数据的准确性,以墙顶水平位移为例,将模型预测得到的2024年10月28日各监测项目数据与当日实际监测数据进行对比,两者平均相对误差为4.2%,表明预测结果具有较高的可信度,可作为混合数据驱动的有效输入。

3.3 深基坑整体安全预警

3.3.1 确定评价指标体系和评语集

采用深基坑整体指标评价体系,同时根据表5建立深基坑安全预警的评语集为 $V = \{\text{安全状态(一级)}, \text{预警状态(二级)}, \text{危险状态(三级)}\}$,评分区间如表9所示。

表9 评语集评分区间表

Table 9 Rating scale and scoring range table

评语集	评分区间	评分中间值
安全状态	100~80	90
预警状态	80~50	65
破坏状态	50~0	25

3.3.2 自适应熵权层次分析法计算权重

1) 熵权-层次分析组合权重

通过专家咨询、问卷调查及查阅文献构造判断矩阵,基坑本体的判断矩阵如表10所示。

表10 基坑本体判断矩阵

Table 10 Foundation pit body judgment matrix

评价指标	C ₁	C ₂	C ₃	C ₄	C ₅	C ₆	C ₇	C ₈	权值
C ₁	1	6/5	1/5	1/5	1/5	3/5	1	3/5	0.048 5
C ₂	5/6	1	1/6	1/6	1/6	1/2	5/6	1/2	0.040 4
C ₃	5	6	1	1	1	3	5	3	0.229 2
C ₄	5	6	1	1	3	3	5	3	0.281 2
C ₅	5	6	1	1/3	1	3	5	3	0.207 0
C ₆	5/3	2	1/3	1/3	1/3	1	5/3	1	0.076 1
C ₇	1	6/5	1/5	1/5	1/5	3/5	1	3/5	0.048 5
C ₈	5/3	2	1/3	1/3	1/3	1	5/3	1	0.076 1

经计算,最大特征值 $\lambda_{\max}=8.124$, $CI=0.017 7$, $CR=0.012 6<0.1$,通过一致性检验。基于修正后的AHP权重,计算得出熵值 e_i ,熵权 ω_i^e ,以及归一化的权重 ω_i^* ,计算结果如下:

$$e_1=[0.724 2, 0.724 2, 0.724 2, 0.693 6, 0.585 4, 0.724 2, 0.724 2, 0.724 2]$$

$$\omega_1^e=[0.116 1, 0.116 1, 0.116 1, 0.129 0, 0.174 5, 0.116 1, 0.116 1, 0.116 1]$$

$$\omega_1^*=[0.042 7, 0.035 6, 0.201 8, 0.275 3, 0.274 2, 0.067 0, 0.042 7, 0.067 0]$$

2) 自适应权重

基坑本体监测指标有围护墙顶部水平位移等5项,所以基坑本体的权重自适应矩阵 M_1 为:

$$M_1=\text{diag}(1, 1, 1, 0, 0, 0, 1, 1)$$

根据式(17)对综合权重 ω_1^* 进行调整,得到基坑本体评价指标的自适应权重,并进行归一化处理得到权重 ω_{G1}^* :

$$\omega_{G1}^*=[0.109 5, 0.091 3, 0.517 7, 0, 0, 0, 0.109 5, 0.171 9]$$

3.3.3 构建模糊关系矩阵及模糊综合评判

将表7实时数据代入式(18),依次进行层次单排序和层次总排序,构建基坑本体的模糊关系矩阵:

$$R_{B1} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 \\ 0.656 1 & 0.343 9 & 0 \\ 1 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 \\ 0.603 5 & 0.396 5 & 0 \end{bmatrix}$$

基坑本体的模糊评判向量 B_1 为:

$$B_1=[0.749\ 4, 0.250\ 6, 0]$$

深基坑整体的模糊评判向量 S 为:

$$S=[0.809\ 2, 0.190\ 8, 0]$$

根据最大隶属度原则可以判定深基坑在基坑本体监测指标的变化处于安全状态, 深基坑整体处于安全状态。根据式(21)得到基于实时数据的深基坑安全预警评价结果, 如表 11 所示。

表 11 深基坑安全预警评价结果

Table 11 Evaluation results of safety early warning for deep foundation pits

类别	监测分数/分	安全状态等级
基坑本体	83.73	一级
周边环境	89.72	一级
深基坑整体	85.23	一级

3.3.4 确定综合评分

本工程监测数据比预测数据更加重要, 权重赋值依据为: 监测数据直接反映基坑当前的真实状态, 可靠性高, 是安全评价的基础; 预测数据反映未来趋势, 但受模型精度和环境不确定性影响, 可信度略低于监测数据。因此, 在计算综合评分过程中, 监测数据的权重 $w_m >$ 预测数据的权重 w_p 。由 5 位具有深厚经验的岩土工程专家采用德尔菲法进行 2 轮咨询, 最终确定 $w_m=0.6$, $w_p=0.4$, 根据式(22)得到深基坑安全预警综合评价结果, 如表 12 所示。

表 12 深基坑安全预警综合评价结果

Table 12 Comprehensive evaluation results of safety early warning for deep foundation pits

类别	监测分数/分	安全状态等级	预测分数/分	安全状态等级	综合分数/分	安全状态等级
基坑本体	83.73	一级	84.02	一级	83.85	一级
周边环境	89.72	一级	90.00	一级	89.83	一级
深基坑整体	85.23	一级	85.51	一级	85.34	一级

以上结果显示, 深基坑整体安全状态综合分数为 85.34 分, 安全状态的隶属度为 0.813 7, 根据最大隶属度原则, 深基坑整体处于安全状态。基坑本体综合分数为 83.85 分, 低于周边环境综合分数(89.83 分), 说明深层水平位移和周边地表竖向位移的累计变化量超过预警值时, 会对基坑本体稳定性造成更大的影响, 因此需要在这两类监测点附近基坑本体进行及时维护处理。经过与实际情况对比, 发现预警结果与基坑实际稳定

性状态基本一致, 表明了该方法的有效性。

4 结语

本文提出了一种混合数据驱动的基坑自适应安全预警模型, 并以某地铁车站深基坑工程为应用验证对象, 主要结论如下:

1) 提出了自适应矩阵与工程特征修正系数相结合的自适应权重调整方法。该方法在熵权-层次分析法基础上, 实现了评价指标权重随具体工程监测项及工程条件(基坑深度、地质类型、支护形式等)的动态调整, 有效解决了传统方法因监测项变化需重复构建判断矩阵的问题, 主观性影响显著降低。

2) 构建了 CNN-GRU 组合预测模型, 并通过与 GRU 模型、LSTM 模型、CNN-LSTM 模型的对比试验表明, CNN-GRU 模型在 MAE 、 $RMSE$ 和 $MAPE$ 三项指标上均为最优(分别为 0.95 mm、1.52 mm 和 5.61%), 验证了其在基坑变形变化预测中的精度优势。将预测数据与监测数据混合驱动, 实现了从“事后评估”向“事前预警”的转变, 增强了风险评估的前瞻性。

3) 混合数据驱动评价得分为 85.34 分, 较单一监测数据驱动得分(85.23 分)提高 0.11 分, 两者一致判定基坑处于安全状态(一级), 且混合数据驱动结果显示出向更安全状态发展的趋势, 与工程实际吻合良好。相较于传统仅依赖监测数据的方法, 本模型在预警前瞻性方面具有明显优势。

4) 本模型的适用范围为基坑深度 12~35 m; 地质条件涵盖黏土、粉质黏土、砂层及碎石土层; 且具备连续自动化监测数据采集条件的基坑工程。当监测数据缺失率超过 15%或预测步长超过 7 d 时, 预测精度显著下降, 模型效果受限, 建议在此类情况下以监测数据评价为主、预测数据为辅。

参考文献:

- [1] Mustafa M A, Al-bahar J F. Project risk assessment using the analytic hierarchy process[J]. IEEE Transactions on Engineering Management, 1991, 38(1): 46-52.
- [2] 李立新, 于媛媛, 刘曦. 基于模糊理论的地铁车站基坑工程安全性评价方法研究[J]. 沈阳建筑大学学报(自然科学版), 2006(3): 375-378.
- [3] Li L X, Yu Y Y, Liu Y. Research on safety evaluation about foundation excavation of subway stations based on fuzzy theory[J]. Journal of Shenyang Jianzhu University(Natural Science), 2006(3): 375-378.
- [4] 李朝阳, 叶聪, 沈圆顺. 基于模糊综合评判法的地铁基坑施工风险评估[J]. 地下空间与工程学报, 2014, 10(1): 220-226.

- Li C Y, Ye C, Shen Y S. Risk assessment of subway pit construction based on fuzzy comprehensive evaluation[J]. Chinese Journal of Underground Space and Engineering, 2014, 10(1): 220-226.
- [4] 丘北刘, 何钦, 陈大江, 等. 基坑工程安全监测综合评价体系研究[J]. 广东土木与建筑, 2023, 30(5): 105-108.
- Qiu B L, He Q, Chen D J, et al. Study on comprehensive evaluation system of foundation pit safety monitoring[J]. Guangdong Architecture Civil Engineering, 2023, 30(5): 105-108.
- [5] 王鹏. 基于智能算法的深基坑变形预测预警方法、程序实现与应用[D]. 大连: 大连理工大学, 2023.
- Wang P. Prediction and warning method, program realization and application of deep foundation pit deformation based on intelligent algorithm[D]. Dalian: Dalian University of Technology, 2023.
- [6] 应国柱, 汪鹏程, 朱大勇, 等. 基于模糊综合评价模型的地铁施工风险评估[J]. 地下空间与工程学报, 2016, 12(2): 539-545.
- Ying G Z, Wang P C, Zhu D Y, et al. Risk assessment of subway construction based on fuzzy comprehensive evaluation model[J]. Chinese Journal of Underground Space and Engineering, 2016, 12(2): 539-545.
- [7] 张振中. 基于改进 AHP-熵值法的地铁车站深基坑施工风险评估[J]. 现代隧道技术, 2022, 59(增刊 2): 13-21.
- Zhang Z Z. Risk assessment of deep foundation pit construction in metro stations based on improved AHP and entropy value algorithm[J]. Modern Tunnelling Technology, 2022, 59(S2): 13-21.
- [8] 王昊. 基于组合赋权和云模型的基坑边坡稳定性评价[J]. 科技创新与生产力, 2023, 44(4): 92-94.
- Wang H. Stability evaluation of foundation pit slope based on combination weighting and cloud model[J]. Sci-tech Innovation and Productivity, 2023, 44(4): 92-94.
- [9] 蒙国往, 丘洪彬, 吴波, 等. 基于改进层次分析法、熵权法的深基坑施工风险评估[J]. 数学的实践与认识, 2021, 51(21): 167-176.
- Meng G W, Qiu H B, Wu B, et al. Assessment of construction risk for deep excavation based on improved analytic hierarchy process and entropy weight method[J]. Mathematics in Practice and Theory, 2021, 51(21): 167-176.
- [10] 徐波. 基于逼近理想解排序法的基坑风险模糊识别方法[J]. 地下空间与工程学报, 2022, 18(2): 673-680.
- Xu B. Fuzzy risk identification during excavation based on TOPSIS method[J]. Chinese Journal of Underground Space and Engineering, 2022, 18(2): 673-680.
- [11] 王皓晨, 李飒, 林澜, 等. 基于 BP 模型的基坑开挖引起邻近隧道变形预测[J]. 地下空间与工程学报, 2021, 17(增刊 2): 832-839, 847.
- Wang H C, Li S, Lin L, et al. Deformation prediction of adjacent tunnel induced by foundation pit excavation based on BP network model[J]. Chinese Journal of Underground Space and Engineering, 2021, 17(S2): 832-839, 847.
- [12] 赵华菁, 张名扬, 刘维, 等. 基于神经网络算法的深基坑地连墙变形成态预测[J]. 地下空间与工程学报, 2021, 17(增刊 1): 321-327.
- Zhao H J, Zhang M Y, Liu W, et al. Dynamic prediction of diaphragm wall deflection caused by deep excavation using neural network algorithm[J]. Chinese Journal of Underground Space and Engineering, 2021, 17(S1): 321-327.
- [13] Zhou H B, Zhang H. Risk assessment methodology for a deep foundation pit construction project in Shanghai, China[J]. Journal of Construction Engineering and Management, 2011, 137(12): 1185-1194.
- [14] GB 50497—2019 建筑基坑工程监测技术标准[S].
- GB 50497—2019 Technical standard for monitoring of building excavation engineering[S].
- [15] 张龙, 甄灿壮, 易剑昱, 等. 双通道特征融合 CNN-GRU 齿轮箱故障诊断[J]. 振动与冲击, 2021, 40(19): 239-245, 294.
- Zhang L, Zhen C Z, Yi J Y, et al. Dual-channel feature fusion CNN-GRU gearbox fault diagnosis[J]. Journal of Vibration and Shock, 2021, 40(19): 239-245, 294.
- [16] Cho K, Van Merriënboer B, Gülçehre Ç, et al. Learning phrase representations using RNN encoder-decoder for statistical machine translation[C]//2014 Conference on empirical methods in natural language processing, 2014: 1724-1734.
- [17] 许树柏. 层次分析法原理: 实用决策方法[M]. 天津: 天津大学出版社, 1988.
- Xu S B. The analytic hierarchy process theory[M]. Tianjin: Tianjin University Press, 1988.
- [18] 崔书慧. 公共卫生科研项目绩效评价研究: 以山东省高校为例[D]. 济南: 山东大学, 2022.
- Cui S H. Study on the performance evaluation of public health scientific research projects: Evidence from universities in Shandong Province[D]. Jinan: Shandong University, 2022.