

DOI:10.13409/j.cnki.jdpme.20210609001

# 地铁车站深基坑钢支撑体系轴力预测及安全预警模型研究\*

陈 焕<sup>1</sup>, 张 可<sup>1</sup>, 蒋一波<sup>2</sup>, 曹孟晗<sup>1</sup>

(1. 河海大学商学院, 江苏 南京 211106; 2. 江苏淮阴水利建设有限公司, 江苏 淮阴 223005)

**摘要:** 随着我国基坑开挖数量和规模的不断增长, 基坑事故率也随之上升, 钢支撑轴力是衡量基坑围护支撑体系稳定性的重要指标之一。钢支撑轴力可利用传感器进行监测, 但传感器失效后, 该监测点将无法准确监测支撑轴力数据。故此, 为保证基坑围护钢支撑体系的稳定, 以宁波市某地铁车站深基坑的钢支撑体系作为研究对象, 通过两道钢支撑架设之间的轴力变化进行分析, 对钢支撑轴力数据进行预测, 并对钢支撑体系进行安全预警。首先, 由于轴力监测传感器存在“浴盆曲线”特性, 故所得原始监测数据具有贫信息、小样本的特点, 在此特性基础上, 对基坑钢支撑轴力数据进行检验与处理, 使之符合灰色预测模型建立条件; 其次, 建立灰色预测模型, 并对模型的精度进行计算和后验差检验; 最后, 以灰色预测模型所得数据为基础, 结合钢支撑的变形特征和指标, 建立置信区间估计法安全预警模型, 取显著性水平  $\alpha=5\%$ 、 $\alpha=2\%$  作为分界点, 对深基坑的钢支撑体系进行预警等级划分, 并判断当前钢支撑体系的运行状态。结果表明: 灰色预测模型精度良好, 同时得出钢支撑体系处于安全的运行区间, 模型判定结果与该地铁车站深基坑的钢支撑体系的实际情况相符, 证明这种预测及安全预警模型可以用于判断钢支撑体系的稳定性。

**关键词:** 钢支撑体系; 灰色预测; 置信区间估计法; 安全预警

**中图分类号:** C939   **文献标识码:** A   **文章编号:** 1672-2132(2023)03-0576-12

## Research on Axial Force Prediction and Safety Warning Model of Steel Bracing System in Deep Foundation Pit of Subway Station

CHEN Huan<sup>1</sup>, ZHANG Ke<sup>1</sup>, JIANG Yibo<sup>2</sup>, CAO Menghan<sup>1</sup>

(1. School of Business, HoHai University, Nanjing 211106, China; 2. Jiangsu Huaiyin Water Conservancy Construction Co., Ltd., Huaiyin 223005, China)

**Abstract:** The accident rate of foundation pits rises with the continuous increase in the number and scale of excavation of foundation pits in China. The axial force of steel bracing, which can be monitored by the sensor, is one of the essential indexes to measure the stability of the bracing system of foundation pits. However, the monitoring point cannot accurately monitor the data of strut axial forces after sensor failure. Therefore, the steel bracing system of the deep foundation pit of a subway station in Ningbo City was taken as the research object to explore how to ensure the stability of the steel bracing system of the foundation pit. Based on the analysis of the change in the axial force between the two

\* 收稿日期: 2021-06-09; 修回日期: 2021-08-10

基金项目: 江苏省水利科技项目(2019054)资助

作者简介: 陈焕(1991—), 男, 博士研究生。主要从事结构健康监测、智能结构体系与安全研究。E-mail: 522383974@qq.com

通讯作者: 蒋一波(1980—), 男, 高级工程师, 学士。主要从事施工技术和生产管理研究。E-mail: 16920170@qq.com

steel bracing erections, the data of the axial force of the steel bracing was first predicted in this study. Then, the safety warning of the steel bracing system was provided. Specifically, the original monitoring data obtained are characterized by poor information and small samples due to the “bathtub curve” characteristic of the axial force monitoring sensor. Thus, the axial force data of the steel bracing in the foundation pit were tested and processed to make it conform to the establishment conditions of the gray prediction model. Next, a gray prediction model was established, the accuracy of the model was calculated, and a posteriori test was conducted. Finally, the safety warning model of the confidence interval estimation method was established based on the data obtained from the gray prediction model and the deformation characteristics and indexes of the steel bracing. With the significance levels  $\alpha=5\%$  and  $\alpha=2\%$  as the demarcation points, the warning grades of the steel bracing system of the deep foundation pit were divided, and the operating state of the current steel bracing system was judged. The results demonstrated that the gray prediction model had good accuracy. Meanwhile, the steel bracing system was within a safe operating range. The judgment results of the model were consistent with the actual situation of the steel bracing system in the deep foundation pit of the subway station. This verified that the prediction and safety warning model could be employed to judge the stability of the steel bracing system.

**Keywords:** steel bracing system; gray prediction; confidence interval estimation; safety warning

## 0 引言

随着中国对“新基建”支持力度不断加大,地下空间的利用也呈现急剧增长趋势,在工程建设过程中不可避免地会出现工程安全事故,而深基坑坍塌事故则占很大的比例。基坑坍塌不仅会造成人员伤亡和巨大的经济损失,更容易对社会发展造成冲击<sup>[1]</sup>。在基坑监测中,基坑的围护监测对于判断基坑整体稳定性、组织施工和保障施工安全具有重要意义。基坑围护中的第一道支撑一般为混凝土支撑,其后的第二、三道支撑为钢支撑,这不仅可以增强节点抗拉能力,防止地连墙踢脚事故的发生,还可以防止因单撑失效导致的渐进式倒塌<sup>[2]</sup>。钢支撑轴力作为一种重要的安全指标,它反映了基坑围护支撑体系的稳定性和发展趋势,可以衡量基坑是否处于安全状态。

钢支撑在开挖过程中,开挖的深度越深,暴露的时间越长,轴力会随着工程施工的推进不断增大。在架设下一道支撑后,很大部分应力转移到下一道支撑梁,本道支撑的轴力将会变小,所以在一定时间内及时架设下一道支撑有利于支撑体系的稳定<sup>[3-4]</sup>。钢支撑的架设滞后,会明显增加地面围护结构的沉降和变形,对基坑和周围环境造成负面影响<sup>[5-6]</sup>。所以在钢支撑架设后,必须对钢支撑进行预

测和安全预警。近年来,诸多学者利用灰色预测模型对基坑的监测数据进行预测,郭晓君等<sup>[7]</sup>基于自忆性原理的多变量MGM(1,m)耦合系统模型,对基坑变形进行了预测,丰富和完善了灰色预测理论。张闯等<sup>[8]</sup>在基坑沉降的预测中,建立了优化的灰色离散Verhulst模型,得到了更高精度的结果。李豪杰等<sup>[9]</sup>改进的动态灰色GM(1,1)模型,对基坑形变监测数据进行了预测,其不仅有更高的精度也有更好的适应性。

在预测方法中,SVM、XGBOOST和Random-Forest等机器学习方式多属于数据驱动型,而神经网络算法等预测方式也有类似的特点。对于基坑钢支撑轴力数据,通常基于BP神经网络进行预测,但是基于其高度复杂以及非线性的特征,BP神经网络要求考虑的数据太多太繁杂,而且并非所有的研究对象都具有数据量大,数据维度多的特征。尤其对具有复杂环境的工程施工现场来说,很难达到如此高的要求。首先,实践证实设备失效率普遍与时间有一定的函数关系,称为“浴盆曲线”<sup>[10-11]</sup>。再加上部分钢支撑之间的架设时间较短,所累积的初始数据可能无法达到神经网络预测所需要的数据量,正是因为这一点,应该选用具有“小样本可预测”特点的模式,即灰色预测模型,其所用到的初始数据量少,其余影响因素均可看作是灰色量<sup>[12]</sup>,并且在有明显趋势性的情况下(钢支撑架设完毕后,轴力

数据有明显的增大趋势),预测数据更加准确。

本次研究对象为宁波地铁4、5号线换乘站中的5-4号深基坑的钢支撑系统,其主体采用地下连续墙加内支撑的围护结构,其中第一道和第五道为混凝土支撑,其余为钢支撑。当前多数研究使用灰色预测对基坑沉降进行预测,实际上,沉降监测的传感器即使失效,也可以进行更换,对工程的实际影响较小。而钢支撑轴力传感器属于一次性耗材,如果在施工过程中出现人为破坏,或者遭遇传感器自身故障,此处的钢支撑轴力监测点即永久失效。所以对钢支撑轴力进行预测和安全预警十分必要,这有助于在钢支撑轴力监测传感器失效状态下,对钢支撑数据进行预测,并判断钢支撑当前的稳定性状态,帮助监测人员判断,以便及时考虑应对措施。

## 1 工程概况及监测结果分析

宁波轨道交通4号线是线网中西北至东南的一条重要径向线,起点站和终点站分别为慈城站和东钱湖站。整体线路长度达到35.95 km,包括24.45 km的地下线长,高架线、过渡段长分别为11.2、0.3 km左右。整体线路涉及了25座车站(包含6座换乘站),其中地下车站18座,高架车站7座,平均站点间距1.49 km;设慈城停车场和东钱湖车辆段。

南高教园区站是宁波市轨道交通4号线第22个车站,5号线一期第10个车站为宁波市轨道交通4、5号线的T型换乘岛式车站,位于鄞州区,宁横公路与鄞县大道交口。4号线车站为地下两层,结构为双柱三跨箱型,车站规模486.5 m×20.3 m(内净),在交叉口南侧,呈南北方向设在宁横公路与西侧绿化带范围内。

4、5号换乘节点部分车站主体基坑选择地下连续墙、内支撑二者相结合的围护结构,其中地下三层基坑深度处于23.80~23.91 m,地连墙厚度为1 000 mm,墙趾埋深50.87 m,墙趾标高-47.87 m,插入比为1:1.13,沿基坑深度方向总计安排了四道混凝土支撑、一道 $\varphi 800(t=16\text{ mm})$ 钢支撑加一道 $\varphi 609(t=16\text{ mm})$ 钢倒撑;端头井基坑深度25.47 m,墙趾埋深52.37 m,墙趾标高-49.37 m,插入比为1:1.06,沿基坑深度方向设置4道混凝土支撑、两道 $\varphi 800(t=16\text{ mm})$ 钢支撑加一道 $\varphi 609(t=16\text{ mm})$ 钢倒撑;地下两层基坑深度16.25~16.45 m,地连墙厚度为800 mm,墙趾埋深37.67 m,墙趾标高

-34.67 m,插入比1:1.29,3道混凝土支撑沿基坑深度方向设置。

4号线车站标准段基坑深度处于16.20~17.20 m,地连墙厚度为800 mm,墙趾埋深37.67(42.17) m,墙趾标高-34.67(-39.17) m,插入比1:1.19(1.39),沿基坑深度方向设置1道混凝土支撑、4道 $\varphi 609/800(t=16\text{ mm})$ 钢支撑加一道 $\varphi 609(t=16\text{ mm})$ 钢倒撑;小里程端头井基坑深度17.90 m,墙趾埋深40.67 m,墙趾标高-37.67 m,插入比1:1.27,大里程端头井基坑深度18.84 m,墙趾埋深43.67 m,墙趾标高-40.67 m,插入比1:1.31,沿基坑深度方向设置一道混凝土支撑、五道 $\varphi 609/800(t=16\text{ mm})$ 钢支撑加一道 $\varphi 609(t=16\text{ mm})$ 钢倒撑。

工程基坑平面布置图如图1所示,阴影部分为5-4基坑。

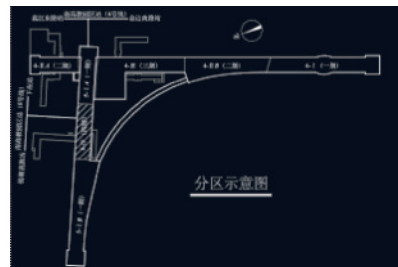


图1 基坑平面分区图

Fig.1 Plane view of the foundation pit

选取宁波市轨道交通4、5号线TJ4008标段5-4基坑部分钢支撑轴力监测数据进行分析,主要分析本道钢支撑架设后至下一道钢支撑架设前的数据。该标段为4号线和5号线换乘车站段,车站基坑支撑体系采用混凝土支撑和钢支撑组成,其中第一道和第五道支撑为混凝土支撑,其余为钢支撑,主体围护结构横剖面如图2所示。主体围护结构的各道轴力标准值见表1。如钢支撑轴力计的布点图如图3所示。

对监测数据完整且具有代表性的4组钢支撑轴力进行监测分析,钢支撑轴力全变化过程曲线如图4~7所示,以图4中的ZG51-3为例,其中ZG51代表5-4基坑第一组钢支撑,-3代表第三道支撑(即第二道钢支撑),以此类推。

综合图4~图7来看,随着基坑开挖深度增加,钢支撑在一开始都会有个先减小后增大的趋势,但是各道支撑轴力数据的减小和增大速率均不相同,

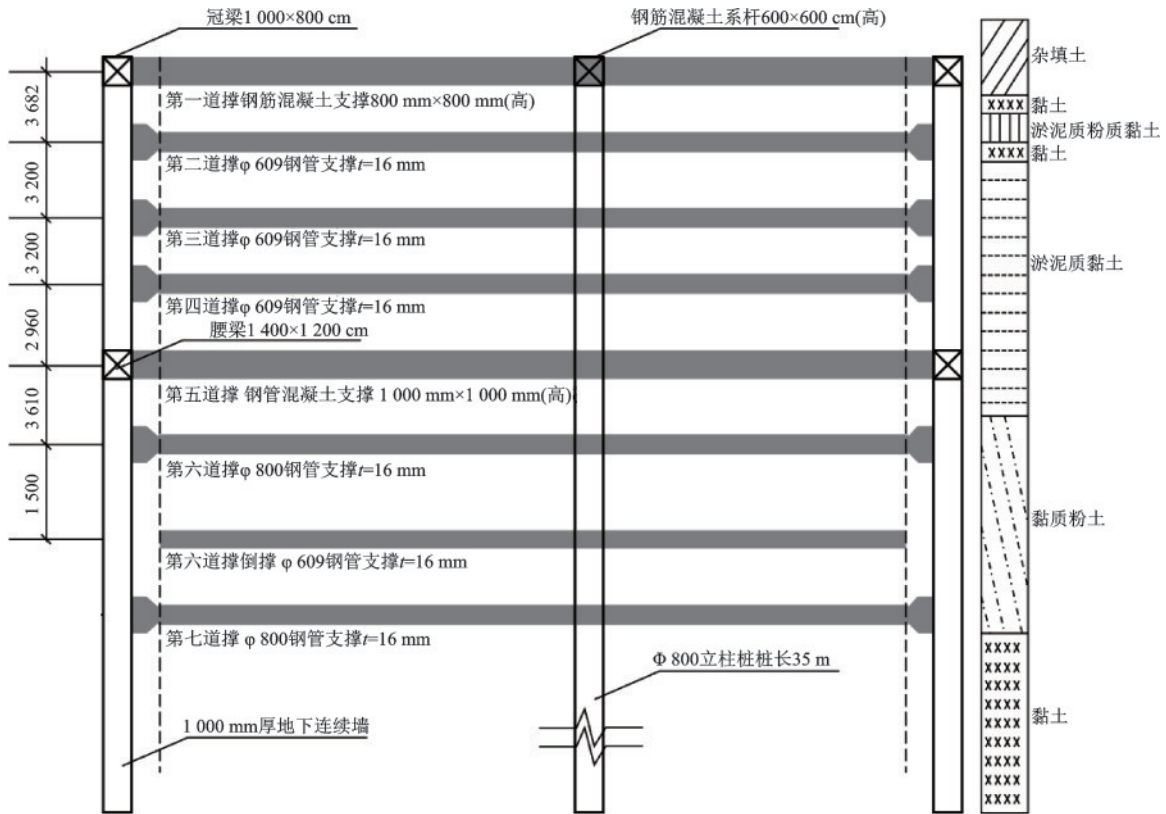


图2 主体围护结构横剖面图

Fig.2 Cross section drawing of main envelope

表1 主体围护结构支撑轴力标准值

Table 1 Standard bracing axial force values of the main envelope

支撑	轴力标准值	预加轴力	报警值
第一道支撑(砼)	1 258	—	1 066
第二道支撑(钢)	1 996	1 398	1 597
第三道支撑(钢)	2 607	1 825	2 085
第四道支撑(钢)	2 671	1 869	2 136
第五道支撑(砼)	6 131	—	4 904
第六道支撑(钢)	3 851	2 696	3 081
第七道支撑(钢)	3 926	2 748	3 141
换撑(钢)	2 016	1 411	1 613

单位:kN

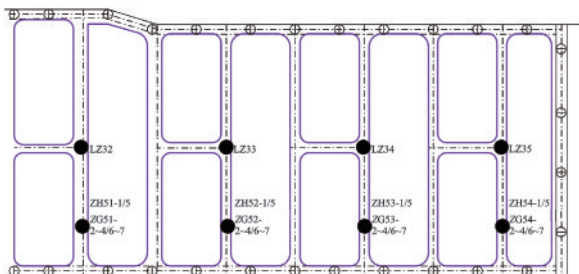


图3 钢支撑轴力布点

Fig.3 Axial force distribution of steel braces

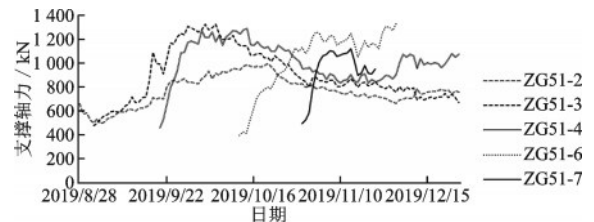


图4 ZG51组第2~4和6~7道支撑轴力

Fig.4 ZG51 group 2~4 and 6~7 support axial force

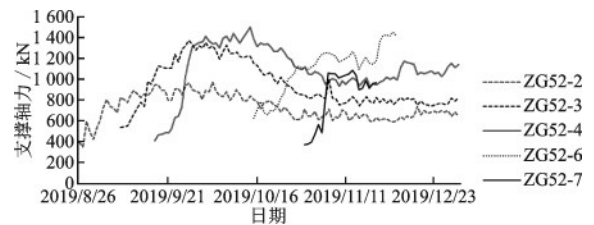


图5 ZG52组第2~4和6~7道支撑轴力

Fig.5 ZG52 group 2~4 and 6~7 support axial force

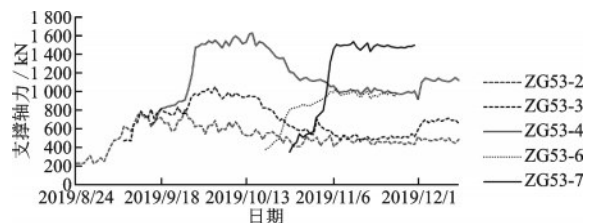


图6 ZG53组第2~4和6~7道支撑轴力

Fig.6 ZG53 group 2~4 and 6~7 support axial force

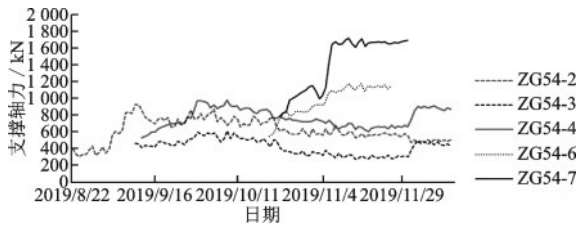


图7 ZG54组第2~4和6~7道支撑轴力

Fig.7 ZG54 group 2~4 and 6~7 support axial force

主要原因是钢支撑初始的预加轴力对围护结构产生向外的力,抵消了部分轴力,使得轴力减小。而随着施工的推进,基坑继续开挖后,支撑轴力迅速增加。在下一道钢支撑架设前,当前钢支撑轴力的变化曲线并不是单调增加的,而是一个波动向上的过程,如图8所示。主要原因是受到两方面影响,一是外界环境,如施工、温度变化、支撑杆件受力等;二是土体和墙体,支撑轴力一般因土体强度的增大而减小,随墙体刚度的减小而增大<sup>[13-15]</sup>。此次研究对象就是在下一道钢支撑架设前,当前钢支撑轴力的变化,排除最初的轴力值减小的情况,虽然钢支撑轴力呈现一定波动,但是总体趋势是不断增加的。基于此,符合灰色预测模型最基本的要求,原始数据经过处理,可以进行进一步的建模。

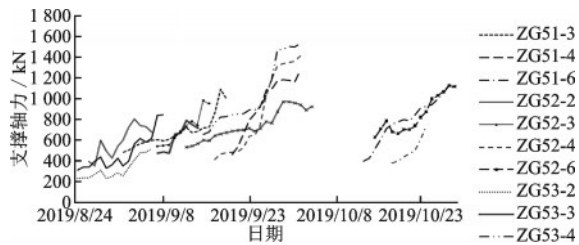


图8 钢支撑架设后前期轴力变化

Fig.8 Variation of axial force in the early stage after steel bracing erection

## 2 钢支撑体系数据预测研究

由于部分钢支撑之间架设时间较短,形变发生概率较小,无需长期监测,更无需预测和防控,而在架设间隔较长的两道钢支撑之间,更容易发生风险。所以选取两道钢支撑架设时间间隔较长的钢支撑监测点所测量的多组轴力数据进行灰色预测。满足条件的两组典型的钢支撑分别为ZG51-3、ZG53-4。为了最大可能排除温度影响,监测时间均为上午7时,其他影响因素均看作灰色量。这两组

钢支撑轴力10 d数据见表2,在获得钢支撑轴力监测数据后,对监测数据进行检验和处理。

表2 钢支撑轴力10 d数据

Table 2 Axial force data of steel bracing for 10 days

ZG51-3		ZG53-4	
日期	支撑轴力/kN	日期	支撑轴力/kN
2019/09/01	481.52	2019/09/15	655.23
2019/09/02	503.09	2019/09/16	680.16
2019/09/03	537.10	2019/09/17	767.52
2019/09/04	566.00	2019/09/18	821.69
2019/09/05	576.94	2019/09/19	829.53
2019/09/06	596.29	2019/09/20	842.89
2019/09/07	601.74	2019/09/21	852.54
2019/09/08	593.81	2019/09/22	855.76
2019/09/09	607.69	2019/09/23	892.43
2019/09/10	645.73	2019/09/24	892.88

### 2.1 数据级比计算

在使用GM(1,1)模型前,需要对基础数据做检验和转换处理,用来检验GM(1,1)模型建立的可行性,根据邓聚龙教授的灰色理论,级比偏差越接近0,那么所得的GM(1,1)模型精度越高,这也意味着对钢支撑轴力数据的预测更加准确。级比检验的目的在于钢支撑轴力的原始数据的序列是否有着合适的规律,以判断是否可以得到满意的模型。但在很多工程数据在实际处理时,实际上会忽略对数据级比的计算,忽略该步骤将最终导致模型值产生较大失真,对最后钢支撑的预测结果产生较大影响。

设原始数列为  $x^{(0)} = (x^{(0)}(1), x^{(0)}(2), \dots, x^{(0)}(n))$ , 原始数列计算级比如下:

$$\lambda^{(0)}(k) = \frac{x^{(0)}(k-1)}{x^{(0)}(k)}, k = 2, 3, \dots, n \quad (1)$$

得到级比数列:

$$\lambda^{(0)}(k) = (\lambda^{(0)}(2), \lambda^{(0)}(3), \dots, \lambda^{(0)}(n)) \quad (2)$$

首先根据公式(1)对钢支撑轴力原始数据进行级比检验,得到数据见表3。

### 2.2 可容覆盖区间判定

如  $\lambda^{(0)}(k) \in (e^{-\frac{2}{n+1}}, e^{\frac{2}{n+1}})$ , 则级比落在了最优区间,可认为  $x^{(0)}$  满足模型建立的条件<sup>[16]</sup>。由表算得

表3 原始数据级比值  
Table 3 Raw data level ratio

点号	级比值								
ZG51-3	0.957 1	0.936 7	0.948 9	0.981 0	0.967 5	0.990 9	1.013 4	0.977 2	0.941 1
ZG53-4	0.963 3	0.886 2	0.934 1	0.990 5	0.984 2	0.988 7	0.996 2	0.958 9	0.999 5

可容覆盖区间  $X = \left( e^{-\frac{2}{n+1}}, e^{\frac{2}{n+1}} \right) = (0.8338, 1.1994)$ 。可判断上述级比均落在可容覆盖区间内,满足GM(1,1)模型建立条件,且无需再进行平移变换。

如  $\lambda^{(0)}(k)$  并非所有的值都落在  $X = \left( e^{-\frac{2}{n+1}}, e^{\frac{2}{n+1}} \right)$ ,那么必须对原始数列进行处理变换,变换方法有对数变换、方根变换、平移变换,目前常用的处理变换方式为平移变换:

$$y^{(0)}(k) = x^{(0)}(k) + c, k = 1, 2, \dots, n \quad (3)$$

增加适当的取值  $c$  使得数据列的所有级比都落在可容覆盖区间内。

### 2.3 灰色模型建立

设钢支撑轴力的原始观测数据为:

$$x^{(0)} = (x^{(0)}(1), x^{(0)}(2), \dots, x^{(0)}(n)) \quad (4)$$

满足上述建模条件,对其进行一次累加生成1-AGO序列:

$$x^{(1)} = (x^{(1)}(1), x^{(1)}(2), \dots, x^{(1)}(n)) \quad (5)$$

式中,  $x^{(1)}(k) = \sum_{i=1}^k x^{(0)}(i)$ 。

设  $z^{(1)}(k)$  为  $x^{(1)}$  的邻值生成数列,即  $z^{(1)}(k) = ax^{(1)}(k) + (1-a)x^{(1)}(k-1)$ ,其中  $a$  取  $1/2$ ,得:

$$z^{(1)}(k) = [x^{(1)}(k) + x^{(1)}(k-1)]/2 \quad (6)$$

对式(5)建立一阶微分方程:

$$\frac{dx^{(1)}}{dt} + \hat{a}x^{(1)} = \hat{\mu} \quad (7)$$

式(7)为GM(1,1)模型,其中  $\hat{\mu}$  表示数据变化的关系,为灰色作用量; $\hat{a}$  表示了系统发展态势,为发展系数。用最小二乘法求得:

$$A = [\hat{a}\hat{\mu}]^T = (B^T B)^{-1} B^T Y_n \quad (8)$$

式中,  $B = \begin{bmatrix} -z^{(1)}(2) & 1 \\ -z^{(1)}(3) & 1 \\ -z^{(1)}(4) & 1 \\ \vdots & \vdots \\ -z^{(1)}(n) & 1 \end{bmatrix}; Y_n = \begin{bmatrix} x^{(0)}(2) \\ x^{(0)}(3) \\ x^{(0)}(4) \\ \vdots \\ x^{(0)}(n) \end{bmatrix}$ 。

求出  $A$  中  $\hat{\mu}, \hat{a}$  的值代入式(7),可解得:

$$\hat{x}^{(1)}(k+1) = \left( x^{(0)}(1) - \frac{\hat{\mu}}{\hat{a}} \right) e^{-\hat{a}k} + \frac{\hat{\mu}}{\hat{a}} \quad (9)$$

式中,  $k = 1, 2, 3, \dots, n-1$ 。

对  $\hat{x}^{(1)}(k+1)$  作累减生成可得出还原的模拟数据:

$$\hat{x}^{(0)}(k+1) = \hat{x}^{(1)}(k+1) - \hat{x}^{(1)}(k) \quad (10)$$

利用Matlab对监测数据按照公式(4)至公式(10)建立灰色预测模型,得到数据见表4、5。

表4 ZG51-3灰色预测模型结果

Table 4 ZG51-3 Grey prediction model results

单位:kN

日期	实际值	模型值	残差
2019/09/01	481.52	481.52	0.00
2019/09/02	503.09	525.67	22.58
2019/09/03	537.10	537.70	0.60
2019/09/04	566.00	552.06	-13.94
2019/09/05	576.94	565.75	-11.19
2019/09/06	596.29	579.77	-16.52
2019/09/07	601.74	594.14	-7.60
2019/09/08	593.81	608.87	15.06
2019/09/09	607.69	623.97	16.28
2019/09/10	645.73	639.44	-6.29

表5 ZG53-4灰色预测模型结果

Table 5 ZG53-4 Grey prediction model results

单位:kN

日期	实际值	模型值	残差
2019/09/15	655.23	655.23	0.00
2019/09/16	680.16	742.97	62.81
2019/09/17	767.52	762.53	-4.99
2019/09/18	821.69	782.60	-39.09
2019/09/19	829.53	803.20	-26.33
2019/09/20	842.89	824.34	-18.54
2019/09/21	852.54	846.04	-6.50
2019/09/22	855.76	868.31	12.55
2019/09/23	892.43	891.17	-1.26
2019/09/24	892.88	914.63	21.75

表4和表5中有个别残差较大,这是传感器测量误差和模型建模误差共同导致的残差,但是从精度上看,较好的跟踪了测量规律。

对应的预测方程分别如下:

$$ZG51-3: \hat{x}^{(1)}(k+1) = 21\,204.33e^{0.024\,488k} - 20\,722.81;$$

$$ZG53-4: \hat{x}^{(1)}(k+1) = 28\,224.36e^{0.025\,983k} - 27\,569.13;$$

对应的对比结果如图9和图10所示,根据以上残值和结果对比图可以发现,该模型预测值和实际值较为吻合。

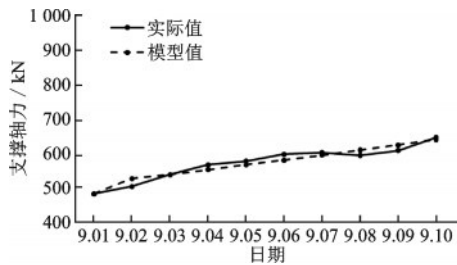


图9 ZG51-3实际值和模型值对比

Fig.9 Comparison between actual value and the model value of ZG51-3

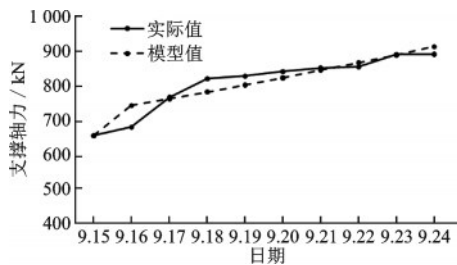


图10 ZG53-4实际值和模型值对比

Fig.10 ZG53-4 The actual value is compared with the model value

## 2.4 钢支撑轴力模型精度计算及检验

建立预测模型后,要对预测模型的精度进行检验,以判断是否可以用于对钢支撑轴力的预测。预测模型的精度检验一般使用后验差检验。后验差检验预测模型精度的方法,是将已经获得的历史数据与模型所获得的数据进行比较。

原始观测数据  $x^{(0)}(k), k=1, 2, \dots, n$  的平均值为:

$$\bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n x^{(0)}(k) \quad (11)$$

残差的平均值为:

$$\bar{e} = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n e(k) \quad (12)$$

原始数据方差为:

$$S_1^2 = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n (x^{(0)}(k) - \bar{x})^2 \quad (13)$$

残差的方差为:

$$S_2^2 = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n (e(k) - \bar{e})^2 \quad (14)$$

后验差比值为:

$$C = \frac{S_2}{S_1} \quad (15)$$

小误差频率为:

$$P = P\{|e(k) - \bar{e}| < 0.674\,5S_1\} \quad (16)$$

其中,  $S_1$  越大,表明钢支撑轴力所测得的原始数据有较大的离散度;  $S_2$  越大,表明残差有较大的离散度。故后验差比值  $C$  越小,表示得出的模拟值与实际值之间的离散度小,模型的精度越高。小误差频率  $P$  越大,表示残差与其平均值的差值小于  $0.674\,5S_1$  的点越多。

根据公式(11)至公式(16)对以上结果进行检验可得:

$$ZG51-3: C = \frac{S_2}{S_1} = 0.27, P = P\{|e(k) - \bar{e}| < 0.674\,5S_1\} = 1;$$

$$ZG53-4: C = \frac{S_2}{S_1} = 0.34, P = P\{|e(k) - \bar{e}| < 0.674\,5S_1\} = 0.9;$$

表6为精度模型评定表,由表可知,除ZG53-4的  $P$  值是处于合格位置外,其他模型精度均为1级(好)。

表6 模型精度评定表

Table 6 Evaluation of model accuracy

精度等级	$P$	$C$
1级(好)	$> 0.95$	$< 0.35$
2级(合格)	$> 0.8$	$< 0.5$
3级(勉强)	$> 0.7$	$< 0.65$
4级(不合格)	$\leq 0.7$	$\geq 0.65$

综合判定,灰色预测模型可以用于预测本道钢支撑架设后至下一道钢支撑架设前的短期数据。在预测过程中,也出现了ZG53-4这种  $P$  未达到1级的情况,这主要是因为外界一些因素的影响,实际上工程并未存在相应的风险。

同时,在工程实际应用中,为了提高安全预警精度,可以根据工程情况选择不同的数据维度,即

不同类型的影响因素数据,让经验丰富的专家对这些数据应用诸如三等平滑处理法等方法,减轻随机性因素的作用。

模型的精度除了本身的数据离散程度和残值离散程度影响以外,还要考虑函数变换的影响因素,想要进一步提高GM(1,1)的精度,要综合考虑光滑度和还原精度,这样建模精度才能达到最优<sup>[17]</sup>。在对钢支撑轴力的预测中,基于实际施工现场的复杂情况,以及对钢支撑架设时间的要求,在常规建模的精度符合模型精度评定表的基础上,进一步优化GM(1,1)模型则会事半功倍。

### 3 钢支撑体系安全预警模型

在基坑各项结构的安全评价中,选用不一样的评估方法应对各类监测指标的个性化需要<sup>[18]</sup>。考虑到影响钢支撑因素的不确定性和多样性,使用置信区间方法的评价标准来更科学地描述和反映评价指标,使得钢支撑体系的安全性和稳定性分析更加全面。一般来说,建立安全评价模型包括拟定安全指标,确定安全评价方法以及划分安全预警等级这几方面<sup>[19]</sup>。

钢支撑结构主要的监测量为支撑轴力,轴力的安全控制指标是设计对钢支撑所规定的安全界限值,当测量值在设计监控指标的数值范围内时,可以认为钢支撑结构运行是安全的。

#### 3.1 钢支撑轴力安全指标拟定

工程安全监测是提供施工依据的重要途径之一,其最终目标就是对工程的稳定性状况进行安全监控和判断,因为工程本身存在不确定性和特殊性,工程安全监测的评判方法是明确的,但量化评判标准非常困难。目前工程安全监测主要分为两大类来衡量工程运行是否安全:运用综合评判方法和拟定工程监测物理量的安全监控指标。

安全监控指标可以分为两类,其中警戒值可以判断工程运行正常与否,危险值可以判断工程运行安全与否。现在,拟定安全监控指标的方法有很多种,如数学模型法、极限强度分析法、安全系数法、核密度估计理论、云模型和综合拟定法<sup>[20-24]</sup>。

拟定变形监控指标以钢支撑相对应的承受荷载能力为基础,然后就其最大承载能力进行估算,

由此可获得该荷载下监控效应量相对应的警戒值及极限值,但考虑到钢支撑当前状态大概率不处于最大荷载状态,加上钢支撑的承载能力也在不断变化,所以进行变形安全指标的拟定较为复杂,故仅以置信区间估计法进行计算,获取数学方法下的监控指标数值<sup>[25]</sup>。

第一,在综合分析工程实际的基础上,恰当选择统计或综合分析法构建起相应的变形数学模型;第二,拟定置信带范围( $\epsilon = \pm ns$ );第三,将实测值 $\delta(t)$ 和对应的模型值 $Y(t)$ 进行对比,若其差值 $d$ 在允许容差范围,则认为钢支撑运行正常,否则是异常的。变形监控模型为:

$$Y(t) = \delta(t) \pm ns \quad (17)$$

式中, $s$ 为剩余标准差; $n$ 为置信系数,与显著性水平和样本容量有关,常取 $\alpha = 5\%$ , $n = 1.96$ ; $\delta(t)$ 为变形数学模型。

#### 3.2 置信区间估计法

取显著性水平 $\alpha$ (一般为 $1\% \sim 5\%$ ),则 $P_\alpha = \alpha$ 为小概率事件,倘若出现这一情况,那么可初步认定存在异常。在具体的判定中,关注的是以往钢支撑的观测数据,并借助回归分析等有效方式构建数学模型,进行荷载下的监测效应量 $\hat{E}$ 与实测值 $E$ 之间的差值( $E - \hat{E}$ )求解,此值有 $100(1 - \alpha)\%$ 的概率落在置信带( $\Delta = i\sigma$ )范围内,则认为钢支撑运行是正常的,否则是异常的<sup>[26]</sup>。以往的观测数据,则使用前文钢支撑轴力的灰色预测模型得出的残差作为计算标准,并以最后一个观测日作为评价。

这时的监测效应量的监测指标为:

$$E_m = E \pm \Delta \quad (18)$$

对于置信区间估计安全评价模型,可用正态总体均值( $t$ 分布)的区间估计,即 $\sigma^2$ 未知,求解 $\mu$ 的置信区间:

假设总体为 $\xi \sim N(\mu, \sigma^2)$ ,其中 $\mu, \sigma^2$ 未知,假设 $\xi$ 的一个样本为 $(\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_n)$ ,求 $\mu$ 的 $1 - \alpha$ 置信区间,即为寻找随机区间 $(T_1(\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_n), T_2(\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_n))$ ,使 $P\{T_1 < \theta < T_2\} = 1 - \alpha$ ,构造一个分布已知的样本函数。

由 $\xi \sim (\mu, \frac{\sigma^2}{n})$ 可得:

$$t = \frac{\bar{\xi} - \mu}{S^*/\sqrt{n}} \sim t(n-1) \quad (19)$$

由分位数理论得:

$$P\left\{|t| < t_{1-\frac{\alpha}{2}}(n-1)\right\} = 1 - \alpha \quad (20)$$

即得:

$$P\left\{\left|\frac{\bar{\xi} - \mu}{S^*/\sqrt{n}}\right| < t_{1-\frac{\alpha}{2}}(n-1)\right\} = 1 - \alpha \quad (21)$$

也即:

$$P\left\{\bar{\xi} - \frac{S^*}{\sqrt{n}} t_{1-\frac{\alpha}{2}}(n-1) < \mu < \bar{\xi} + \frac{S^*}{\sqrt{n}} t_{1-\frac{\alpha}{2}}(n-1)\right\} = 1 - \alpha \quad (22)$$

当方差未知时,正态总体均值置信区间为:

$$\bar{\xi} \pm \frac{S^*}{\sqrt{n}} t_{1-\frac{\alpha}{2}}(n-1) \quad (23)$$

由于 $(n-1)S^{*2} = nS^2, \mu$ 的 $1 - \alpha$ 置信区间可改写为:

$$\bar{\xi} \pm \frac{S}{\sqrt{n-1}} t_{1-\frac{\alpha}{2}}(n-1) \quad (24)$$

基于以上灰色预测模型成果,对以上的计算结果进行进一步分析,根据公式(19)~(24),计算表4、表5中残值的绝对值,并且以最后一个观测日作为评价,按照置信区间估计法,灰色预测模型的均值为 $\bar{e}$ ,标准差为 $S_2$ ,以显著性水平5%和2%的 $E - \hat{E}$ 置信区间的Matlab代码计算,代码见附录A。得到置信区间计算结果见表7。

表7 置信区间计算结果

Table 7 Confidence interval calculation results

点位	均值	标准差	5%置信区间	半带宽 $\Delta_{0.05}$	2%置信区间	半带宽 $\Delta_{0.02}$
ZG51-3	11.64	7.37	(5.63, 17.65)	3.00	(4.09, 19.19)	3.77
ZG53-4	19.12	20.76	(2.19, 36.04)	8.46	(-2.14, 40.37)	10.63

### 3.3 安全预警等级划分

根据置信区间估计法可拟定钢支撑变形的安全评价指标,在监测效应量中,可分别设 $E_{m1}, E_{m2}$ 为监测指标的上下限值,如果监控钢支撑中的效应量值 $\hat{E} \in (E_{m1}, E_{m2})$ ,则认为钢支撑运行正常,否则为异常。实际拟定可取显著性水平 $\alpha=5\%$ (对应半带宽为 $\Delta_{0.05}$ )、 $\alpha=2\%$ (对应半带宽为 $\Delta_{0.02}$ )作为分界点进行安全预警等级划分。

拟定的安全预警等级为:

$$\hat{E} \in [E - 0.5\Delta_{0.05}, E + 0.5\Delta_{0.05}] \quad \text{运行安全};$$

$$\hat{E} \in [E - \Delta_{0.05}, E - 0.5\Delta_{0.05}] \cup (E + 0.5\Delta_{0.05}, E + \Delta_{0.05}] \quad \text{运行较安全};$$

$$\hat{E} \in [E - \Delta_{0.02}, E - \Delta_{0.05}] \cup (E + \Delta_{0.05}, E + \Delta_{0.02}] \quad \text{运行较危险};$$

$$\hat{E} \in [-\infty, E - \Delta_{0.02}] \cup (E + \Delta_{0.02}, +\infty] \quad \text{运行危险}。$$

根据拟定的安全预警等级,并且可以发现残值小于均值对钢支撑是较为安全的,所以只取得半侧区间,可以得到相应的评价准则和观测日模型残值的绝对值见表8。

通过对比可以发现,观测日的模型残值 $6.29 \in [0, 14.65], 21.75 \in [0, 27.58]$ ,在安全运行区内,这可以认为,这两道钢支撑处于安全的运行状态。

表8 评价准则表及观测日残值

Table 8 Evaluation criteria table and observed daily residual value

区间	ZG51-3	ZG53-4
运行安全区间	[0, 14.65]	[0, 27.58]
运行较安全区间	(14.65, 17.65]	(27.58, 36.04]
运行较危险区间	(17.65, 19.19]	(36.04, 40.37]
运行危险区间	(19.19, +∞)	(40.37, +∞)
观测日模型残值	6.29	21.75

### 3.4 模型综合评价

置信区间估计安全评价是利用统计学的小概率原理对监控的实际值与模型值对比,从而对监控目标实现安全评价。研究使用 $\Delta_{0.05}$ 和 $\Delta_{0.02}$ 以及其半带宽数据作为分界点,这种评价准则具有可靠的工程实用价值,并且一定程度上反映了钢支撑当前的运行状态。对于原始数据的预处理、监控指标拟定和安全评价模型仅局限于单项物理量,即变形观测资料的分析,基于这些数据的定性分析,使用数学和力学方式,建立相应的数学模型,并用来评价钢支撑的运行状态。但是由于施工现场的条件情况较为复杂,不能只使用单项测量数据的数学模型进

行评价,原因主要是:

(1)钢支撑的工作状态受到很多因素,如温湿度、混凝土徐变、基坑围护等影响,其运行状态的判别指标不是唯一的量值,同时还要结合设计给出的设计值和预警值来进行判别。

(2)各种因素对钢支撑安全的影响程度不一。具体的施工阶段,因环境是不断变化的,再加之项目的不断推进,其影响程度同样处于持续性变化状态下。所以,应当从多个测点出发,并着重探究其中各个因素影响权重。

(3)在进行综合评价时,首先要确定各影响因素,如原现场的检查、设计等,但混凝土徐变等无法定量的因素,会存在潜在不确定性。

(4)安全预警模型通过置信区间划分预警等级,主要是基于数理统计模型开展,实际上预警还应基于物理机制模型,比如利用数值模拟,对单撑拆除或失效后的应力传递路径以及大小进行模拟。

综上所述,想要对钢支撑进行更全面的安全监控,必须要对各种信息经过综合分析,在出现异常时,还应该在安全预警模型的基础上,由具有丰富经验的专家小组做出最终的评价和决策。

## 4 结 论

根据宁波市轨道交通4、5号线TJ4008标段5-4号基坑钢支撑数据,采用数据分析方法研究了两道钢支撑架设之间的轴力变化规律,利用Matlab,建立灰色预测模型为基础的和评价模型,预测钢支撑轴力并判断钢支撑运行状态,划分安全预警等级。所得结论如下:

(1)根据地铁车站深基坑钢支撑体系的数据特点,监测的轴力数据存在贫信息、小样本的特性,符合灰色预测模型条件。

(2)通过数据处理和检验,确立了建立灰色预测模型的可行性,模型精度检验为好,证明灰色预测模型可用于预测两道钢支撑架设之间的轴力短期数据,并且具有较好的吻合性。

(3)灰色预测数据结果,结合拟定好的变形监控指标,利用置信区间估计法安全预警模型,对相应的钢支撑体系划分安全预警等级,得出钢支撑体系运行在安全区间,与实际工程情况相符,证明该方法具有可靠的工程实用价值。

(4)该模型在工程中易于计算,在钢支撑体系

的预测和安全预警中具有良好的适用性,同时可以为类似的工程部位提供理论参考,如混凝土支撑轴力的预测。在自动化监测和数据处理系统中加入灰色预测和置信区间估计法安全预警模型,可极大提高自动化预测预警的精确度和敏捷度。

## 参考文献:

- [1] 王成汤,王浩,覃卫民,等.基于多态模糊贝叶斯网络的地铁车站深基坑坍塌可能性评价[J].岩土力学,2020,41(5):1670-1679,1689.  
Wang C T, Wang H, Tan W M, et al. Evaluation of collapse possibility of deep foundation pits in metro stations based on multi-state fuzzy Bayesian networks [J]. Rock and Soil Mechanics, 2020, 41 (5) : 1670-1679, 1689. (in Chinese)
- [2] Zhang W G, Zhang R H, Fu Y R, et al. 2D and 3D numerical analysis on strut responses due to one-strut failure [J]. Geomechanics and Engineering, 2018, 15(4) : 965-972.
- [3] 张忠苗,赵玉勃,吴世明,等.过江隧道深基坑中SMW工法加钢支撑围护结构现场监测分析[J].岩石力学与工程学报,2010,29(6):1270-1278.  
Zhang Z M, Zhao Y B, Wu S M, et al. In-situ monitoring analysis of retaining structures of SMW piles plus steel support in deep foundation pit of a river-crossing tunnel [J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2010, 29(6):1270-1278. (in Chinese)
- [4] 俞钦钦,王立峰,杨开放,等.基坑支撑轴力的计算分析[J].科技通报,2019,35(10):181-186.  
Yu Q Q, Wang L F, Yang K F, et al. Calculation and analysis of foundation pit supporting axial force [J]. Bulletin of Science and Technology, 2019, 35 (10) : 181-186. (in Chinese)
- [5] 胡之锋,卢雪松,陈健,等.钢支撑滞后架设对深基坑内支撑轴力的影响[J].科学技术与工程,2020,20(22):9163-9169.  
Hu Z F, Lu X S, Chen J, et al. Effect of delaying installation of steel bracing on strut axial forces of deep excavation [J]. Science Technology and Engineering, 2020, 20(22):9163-9169. (in Chinese)
- [6] 章润红,刘汉龙,仇文岗.深基坑支护开挖对临近地铁隧道结构的影响分析研究[J].防灾减灾工程学报,2018,38(5):857-866.  
Zhang R H, Liu H L, Zhang W G. Numerical investigation on tunnel responses induced by adjacent deep

- braced pit excavations [J]. *Journal of Disaster Prevention and Mitigation Engineering*, 2018, 38(5): 857-866. (in Chinese)
- [7] 郭晓君, 刘思峰, 杨英杰. 基于自忆性原理的多变量 MGM(1, m) 耦合系统模型构建及应用 [J]. *中国管理科学*, 2015, 23(11): 112-118.  
Guo X J, Liu S F, Yang Y J. Construction and application of multi-variable MGM(1, m) coupled system model based on self-memory principle [J]. *Chinese Journal of Management Science*, 2015, 23(11): 112-118. (in Chinese)
- [8] 张闯, 彭振斌, 彭文祥. 优化的灰色离散 Verhulst 模型在基坑沉降预测中的应用 [J]. *中南大学学报(自然科学版)*, 2017, 48(11): 3030-3036.  
Zhang C, Peng Z B, Peng W X. Application of optimized grey discrete Verhulst model in settlement prediction of foundation pit [J]. *Journal of Central South University (Science and Technology)*, 2017, 48(11): 3030-3036. (in Chinese)
- [9] 李豪杰, 独知行, 石娴, 等. 一种改进的动态灰色 GM(1, 1) 模型在深基坑形变监测中的预测分析 [J]. *科学技术与工程*, 2020, 20(28): 11442-11446.  
Li H J, Du Z X, Shi X, et al. Predictive analysis based on an improved dynamic grey GM(1, 1) model in deep-base pit deformation monitoring [J]. *Science Technology and Engineering*, 2020, 20(28): 11442-11446. (in Chinese)
- [10] 齐先军, 彭翔天, 张晶晶. 基于浴盆形故障率函数的配电系统可靠性评估算法 [J]. *电力系统保护与控制*, 2015, 43(5): 81-87.  
Qi X J, Peng X T, Zhang J J. Reliability evaluation algorithm of power distribution system based on bathtub-shaped hazard function [J]. *Power System Protection and Control*, 2015, 43(5): 81-87. (in Chinese)
- [11] Jena M C. A study on reliability, validation of bath tub curve and concept of madhab's hat curve of reliability [J]. *Scholedge International Journal of Multidiplinary & Allied Studies*, 2015, 2(5): 43-54.
- [12] 许允之, 谭清雄, 方磊, 等. 基于神经网络和灰色理论组合的变压器故障预测 [J]. *煤矿机电*, 2016(6): 17-22.  
Xu Y Z, Tan Q X, Fang L, et al. Transformer fault prediction based on combination of neural network and gray theory [J]. *Colliery Mechanical & Electrical Technology*, 2016(6): 17-22. (in Chinese)
- [13] Goh A T C, Zhang F, Zhang W G, et al. Assessment of strut forces for braced excavation in clays from numerical analysis and field measurements [J]. *Computers and Geotechnics*, 2017(86): 141-149.
- [14] Zhang R H, Goh A T C, Li Y Q, et al. Assessment of apparent earth pressure for braced excavations in anisotropic clay [J]. *Acta Geotechnica*, 2021, 16(5): 1-12.
- [15] Zhang W G, Hou Z J, Goh A T C, et al. Estimation of strut forces for braced excavation in granular soils from numerical analysis and case histories [J]. *Computers and Geotechnics*, 2019(106): 286-295.
- [16] 刘思峰. 灰色系统理论及其应用 [M]. 5 版. 南京: 南京航空航天大学, 2010.  
Liu S F. Grey system theory and application [M]. 5th ed. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2010. (in Chinese)
- [17] 郭金海, 肖新平, 杨锦伟. 函数变换对灰色模型光滑度和精度的影响 [J]. *控制与决策*, 2015(7): 1251-1256.  
Guo J H, Xiao X P, Yang J W. Effect on grey model's smoothness and accuracy by using function transformation [J]. *Control and Decision*, 2015(7): 1251-1256. (in Chinese)
- [18] 张亚琳, 刘东海, 胡东婕. 基于 D-S 理论的输水建筑物安全多准则模糊综合评价 [J]. *水利水电技术*, 2019, 50(10): 104-109.  
Zhang Y L, Liu D H, Hu D J. D-S evidence theory based multi-criteria fuzzy comprehensive evaluation of safety of water conveyance structure [J]. *Water Resources and Hydropower Engineering*, 2019, 50(10): 104-109. (in Chinese)
- [19] 薛昱, 杜红艳. 基于可拓云模型的区域水安全评价 [J]. *科学决策*, 2020(12): 73-98.  
Xue Y, Du H Y. Regional water security assessment based on extension cloud model [J]. *Scientific Decision Making*, 2020(12): 73-98. (in Chinese)
- [20] 罗倩钰, 杨杰, 程琳, 等. 混凝土坝运行初期安全监控指标拟定方法研究 [J]. *水利与建筑工程学报*, 2017, 15(2): 32-36.  
Luo Q Y, Yang J, Cheng L, et al. Determination method of safety monitoring index of concrete dams during initial operation stage [J]. *Journal of Water Resources and Architectural Engineering*, 2017, 15(2): 32-36. (in Chinese)
- [21] 吴相豪, 刘俊汝. 基于安全系数法拟定面板堆石坝变形监控指标 [J]. *中国安全科学学报*, 2020, 30(2): 127-132.  
Wu X H, Liu J R. Monitoring index for deformation of face rockfill dam based on safety factor method [J]. *China Safety Science Journal*, 2020, 30(2): 127-132. (in Chinese)
- [22] 赵鲲鹏, 梁嘉琛, 仇建春, 等. 基于 EMD 滤波和云模型的大坝安全监控指标拟定 [J]. *人民黄河*, 2015(10):

120-122, 127.

Zhao K P, Liang J C, Qiu J C, et al. Establishing of security index for dam monitoring based on cloud model and EMD filtering [J]. Yellow River, 2015 (10): 120-122, 127. (in Chinese)

- [23] 张礼兵, 张帅, 许后磊. 景洪大坝安全监控指标综合拟定与应用[J]. 水力发电, 2018, 44(6): 103-106.

Zhang L B, Zhang S, Xu H L. Comprehensive formulation and application of safety monitoring indexes of Jinghongdam [J]. Water Power, 2018, 44(6): 103-106. (in Chinese)

- [24] 朱凯, 秦栋, 汪雷, 等. 云模型在大坝安全监控指标拟定中的应用[J]. 水电能源科学, 2013, 31(3): 65-68.

Zhu K, Qin D, Wang L, et al. Application of cloud model in determining dam safety monitoring index [J]. Water Resources and Power, 2013, 31(3): 65-68. (in Chinese)

- [25] 韩耀中, 陈建强, 刘昆轮, 等. 基于区间估计法的井下巷道风量稳定性分析[J]. 山东科技大学学报(自然科学版), 2019, 38(5): 39-45, 57.

Han Y Z, Chen J Q, Liu K L, et al. Analysis of air volume stability of underground roadway based on interval estimation method [J]. Journal of Shandong University of Science and Technology (Natural Science), 2019, 38(5): 39-45, 57. (in Chinese)

- [26] 刘庆丰, 刘庆志. 基于区间估计法的隧道监测数据统计特征分析及预留变形量研究[J]. 现代隧道技术, 2020,

57(1): 142-147, 161.

Liu Q F, Liu Q Z. Statistical analysis of monitoring data and reserved deformation based on interval estimation method [J]. Modern Tunnelling Technology, 2020, 57(1): 142-147, 161. (in Chinese)

(本文编辑: 池营营)

#### 附录 A. 置信区间估计法安全评价模型 Matlab 代码

```
disp("请输入数据:");
%如 data=[2.27 4.28 0.68 0.28 0.85 1.85 1.84 3.06 3.23];
data=input('');
%mu 为数据的均值
mu=mean(data);
%n 为数据总个数
n=length(data);
%sigma 为数据的标准差
sigma =std(data);
%5% 置信区间
%a5 为 5% 置信区间的上界
a5=mu+(sigma/(sqrt(n-1)))*tinv(0.975, n-1);
%b5 为 5% 置信区间的下界
b5=mu-(sigma/(sqrt(n-1)))*tinv(0.975, n-1);
%2% 置信区间
%a2 为 2% 置信区间的上界
a2=mu+(sigma/(sqrt(n-1)))*tinv(0.99, n-1);
%b2 为 2% 置信区间的下界
b2=mu-(sigma/(sqrt(n-1)))*tinv(0.99, n-1);
```