

文章编号:1005-0930(2024)04-1094-014 中图分类号:TU196+.1 文献标识码:A
doi:10.16058/j.issn.1005-0930.2024.04.014

深基坑地下连续墙支护结构侧向变形的 改进指数平滑法预测

许莉¹, 林鑫¹, 徐杨², 刘智¹, 陈福全¹,
王草³, 陈钢¹

(1.福州大学土木工程学院,福建 福州 350000;2.成都建筑材料工业设计研究院有限公司,四川 成都 610000;
3.伍伦贡大学土木采矿与环境工程学院,澳大利亚新南威尔士州 伍伦贡 2522)

摘要:由于基坑开挖过程存在大量的不确定性,其支护结构在设计阶段无法根据现场环境的变化进行实时变形可靠度分析与预测.围护结构分布范围大,失效位置不可预测.工程监测数据由于监测点数量的限制难以直接反映围护结构连续变化的状态.采用穿越率法,提出一种适用于以地下连续墙为围护结构的深基坑工程的侧向变形预测与分析模型.利用 MATLAB 建立自适应指数平滑模型,自动计算和预测深基坑围护结构在不同深度的侧向变形.对比实测与预测的侧向变形数据,结果表明该自适应指数平滑模型在短期预测中具有精度较高、误差波动小的特点;同时采用预测数据的超越概率分析表明,深基坑侧向变形的分析模型同样适用于由自适应指数平滑法获得的预测数据,且随着位移限值远离最大监测位移值,分析精度将逐渐提高.通过利用椭圆搜索模式的反距离加权插值法,解决了样本点仅集中分布于深度方向的缺点,使插值结果更加平滑,结合基于深基坑侧向变形的分析模型,实现了围护结构空间曲面的变形预测,使评价反馈方式更加直观简洁.

关键词:深基坑;地下连续墙;侧向变形;穿越率法;自适应指数平滑法;变形预测

城市区域地铁深基坑开挖,会引起开挖区及开挖区周围土体的变形,过大的变形将对邻近建筑物及基础设施造成损害.为限制变形,通常会按照开挖深度的一定比例设定墙体的侧移限值^[1],并使用变形监测的手段对墙体的变形进行分析和评价.当监测数据小于设定限值时,结构的变形处于相对安全的范围,反之则结构会处于不利的状态.这种评价方式能够直接反应基坑目前的状况,为决策者提供实时的监测信息.

仅对现有的结构进行评估具有较大的风险,因此数据预测是结构监测的重要环节.目前大多数的数据预测是静态预测,即给出一定样本量的历史数据后,对未来给定时刻的值

收稿日期:2023-05-25;修订日期:2023-08-10

基金项目:福建省自然科学基金(面上)项目(2020J01479)

作者简介:许莉(1977—),女,博士,教授. E-mail: fzcivilxuli@fzu.edu.cn

通信作者:王草(1993—),男,博士. E-mail: wangc@uow.edu.au

进行预测.但这种预测基于数据变化规律是已知的,可以准确地采用与之相对应的预测模型^[2].然而在变形预测中,传感器采集数据是实时的,根据环境等条件动态变化,对于这一类模型通常是对一定时间内采集的数据进行预测,即样本为时间序列^[3].

不少学者考虑到数据动态变化的特性,提出了许多参数预测模型.赵昌贵等^[4]把基坑变形系统看作一个灰色系统,利用前期监测到的实时数据对后续施工中的变形进行预测.通过预测值与实测值的对比发现,灰色模型不能很好地预测支护措施对变形的影响,需考虑结合其他方法来弥补其在变形预测中的不足.曹净等^[5]利用粒子群(PSO)算法优选最小二乘支持向量机(LSSVM)参数,并结合相空间重构理论,提出了一种基于 PSO-LSSVM 模型的基坑变形时间序列预测方法.研究表明,该方法可以实现对后期变形量的实时滚动预测.吉茂杰和刘国彬^[6]根据基坑开挖的变形特点,提出了考虑开挖时间系数、开挖深度系数的基坑位移变形计算方法,其所提的方法计算简便、实用.Liu 等^[7]基于某地铁车站深基坑工程监测数据,通过赤池信息量准则(AIC)选取模型阶数,建立了自回归移动平均模型(ARMA).结果表明使用 ARMA 模型进行基坑变形预测是合理且可靠的.尹光志等^[8]将指数平滑法与非线性回归法相结合应用于滑坡的变形预测中,利用变形值和变形速率,对监测点的位移进行预测.结果表明,平滑系数 α 的确定对预测的准确性有重要的影响.魏纲等^[9]对基坑开挖引起临近隧道的水平、竖向位移进行实时监测,并改进了水平位移的预测经验公式.研究发现,基坑开挖产生的水平向变形呈现明显的正态分布特征.Ji 等^[10]提出了基于最小二乘支持向量机回归的时间序列分析方法(LTSM),进行了深基坑工程围护结构的变形预测,所提方法在墙体变形预测中具有较高精度.

采用穿越率法,提出一种适用于以地下连续墙为围护结构的深基坑工程的侧向变形预测与分析的自适应指数平滑模型,实现了自动计算和预测深基坑围护结构在不同深度的侧向变形.同时通过对比实测与预测的侧向变形数据验证了该方法的有效性与可行性.

1 考虑数据误差的侧向变形分析模型

由于深基坑的开挖过程存在大量的不确定性,采用文献[11]提出的考虑数据误差的侧向变形分析模型,在分析监测数据基础上,将基于 Poisson 过程的首次穿越失效问题^[12-13]用于分析围护结构的变形可靠性,利用变形监测数据,建立围护结构变形可靠度的新模型.其推导过程如下:

考虑到在侧向变形测量中,系统误差在数据误差中占主导地位,让 Δ_i 表示与第 i 个(从下到上)测量间隔相关的误差,这是一个表示测量的不确定性的随机变量.由于不同深度的监测数据是用同一个测斜仪获得的,并且数据误差随着测量间隔的增加而累积,因此可以合理地假设每个 Δ_i 完全相关并遵循正态分布,则可以得到

$$\Delta_i = k_i e, i = 1, 2, 3, \dots, n \quad (1)$$

式中: e 为反映测斜仪精度的随机变量, $k_i(i = 1, 2, 3, \dots, n)$ 反映了数据误差随着测量间隔而累积的程度.利用式(1)得到

$$\sigma_{\Delta_i} = k_i \sigma_e \quad (2)$$

式中: σ_{Δ_i} 与 σ_e 分别表示 Δ_i 和 e 的标准差.令 A 表示测斜仪的精度,并且在 95% 的置信水平下

$$2\sigma_{\Delta_i} = Ay_i \Rightarrow \sigma_{\Delta_i} = \frac{Ay_i}{2} \quad (3)$$

注意,式(3)中的系数“2”是由 95% 的置信水平确定的;即 $\Phi(2) - \Phi(-2) \approx 95\%$. 同样,如果置信水平为 99%,则系数“2”应替换为 $\Phi^{-1}(1-99\%) \approx 2.58$.

结合式(2)和式(3)可以得出

$$k_i = \frac{Ay_i}{2\sigma_e} \quad (4)$$

在考虑数据误差的情况下,基于“点控制”法的可靠度公式为

$$\begin{aligned} L_{pc}(X) &= P(x_1 + \Delta_1 \leq x_{lim} \cap x_2 + \Delta_2 \leq x_{lim} \cap \cdots \cap x_n + \Delta_n \leq x_{lim}) = \\ &P(x_1 + k_1 e \leq x_{lim} \cap x_2 + k_2 e \leq x_{lim} \cap \cdots \cap x_n + k_n e \leq x_{lim}) = \\ &P\left(e \leq \frac{x_{lim} - x_1}{k_1} \cap e \leq \frac{x_{lim} - x_2}{k_2} \cap \cdots e \leq \frac{x_{lim} - x_n}{k_n}\right) = \\ &\Phi\left(\frac{1}{\sigma_e} \min_{i=1}^n \frac{x_{lim} - x_i}{k_i}\right) = \Phi\left(2 \min_{i=1}^n \frac{x_{lim} - x_i}{Ay_i}\right) \end{aligned} \quad (5)$$

引入穿越率法,可以得到在监测区段 $[0, X]$ 深度内,基于穿越率法且考虑监测数据误差的变形可靠度改进模型见式(6)

$$L_{me}(X) = e^{-\int_0^X v^+(x) dx} \cdot \Phi\left[2 \min_{i=1}^n \left(\frac{x_{lim} - x_i}{Ay_i}\right)\right], \quad i = 1, 2, 3, \cdots, n \quad (6)$$

式中: x_{lim} 表示围护结构位移限值; x_i 表示监测点处的水平位移; $\Phi(\cdot)$ 表示标准正态分布的累积分布函数; A 表示测斜仪的误差; y_i 表示 i 深度处到初始测量深度的距离; $v^+(x)$ 为 $[x, x+dx]$ 内 $Y(x)$ 对 $\Omega(x)$ 的穿越率,具体表达式如(7)

$$v^+(x) = \frac{1}{2\pi\sigma_Y} e^{-\frac{\Omega^2(x)}{2\sigma_Y^2}} \left\{ \sigma_{\dot{Y}} e^{-\frac{\dot{\Omega}^2(x)}{2\sigma_{\dot{Y}}^2}} - \sqrt{2\pi} \dot{\Omega}(x) \left[1 - \Phi\left(\frac{\dot{\Omega}(x)}{\sigma_{\dot{Y}}}\right) \right] \right\} \quad (7)$$

式中: $\Omega(x)$ 为 x 处位移限值与结构位移均值之差; $\dot{\Omega}(x)$ 为 $\Omega(x)$ 一阶导; σ_Y 为均值为零的平稳高斯过程 $Y(x)$ 的标准差; $\sigma_{\dot{Y}}$ 为 $Y(x)$ 的一阶导 $\dot{Y}(x)$ 的标准差.

定义超越概率 $Pe(X)$ 度量监测区段 $[0, X]$ 内结构变形超过限值的程度,则得到基于基坑侧向变形的分析模型式(8)

$$Pe(X) = 1 - L_{me}(X) \quad (8)$$

2 自适应指数平滑法

2.1 基于自适应指数平滑法自动化预测

实现自动化预测需要解决 3 个问题:自动选择平滑模型、自动设定平滑初值及自动计算平滑系数.其中,平滑初值可以通过时间序列的期数 t 确定.选择以最小误差平方和为目标函数,采用试算法计算平滑次数与最优平滑系数.使用 MATLAB 进行程序编写,自适应指数平滑法算法流程如图 1 所示.

2.2 平滑参数确定

2.2.1 平滑次数分析 平滑次数的选择思路:对时间序列的态势进行分析,如果时间

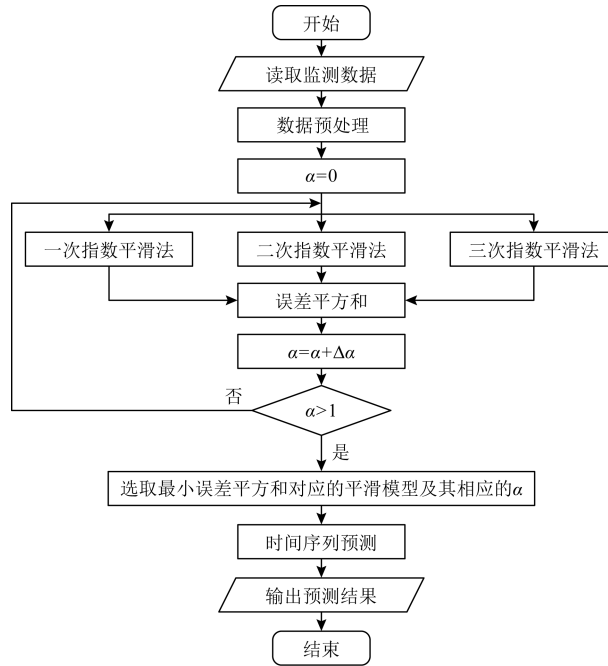


图1 自适应指数平滑法算法流程

Fig.1 Flow chart of self-adaptive exponential smoothing algorithm

序列没有明显的变化趋势,一般选用一次指数平滑模型;如果时间序列的变化趋势呈现线性,或者近似线性,一般选用二次指数平滑模型;如果时间序列的变化趋势近似于二次曲线,一般选用三次指数平滑法^[14].本文通过算法拟合自动选取目标函数下最合适的模型.

设时间序列为 y_t , 平滑系数 $\alpha (\alpha \in (0, 1))$, 则相应的一次、二次和三次指数平滑预测模型如下.

(1) 一次指数平滑法预测模型是使用当前期的一次指数平滑值作为后期的预测值. 预测模型为

$$\hat{y}_{t+T} = S_t^{(1)} = \alpha y_t + (1 - \alpha) S_{t-1}^{(1)} \quad (9)$$

其中, $\hat{y}_{t+T}$ 表示第 $t+T$ 期的预测值. 式(9)表明, 一次指数平滑预测模型的任意期预测值都为第一期预测值.

(2) 二次指数平滑法是在一次指数平滑法的基础上再进行一次平滑, 预测模型为

$$\hat{y}_{t+T} = a_t + b_t T \quad (10)$$

$$a_t = 2S_t^{(1)} - S_t^{(2)} \quad (11)$$

$$b_t = \frac{\alpha}{1 - \alpha} (S_t^{(1)} - S_t^{(2)}) \quad (12)$$

其中, a_t 和 b_t 均为二次指数模型的参数.

(3) 三次指数平滑法是在二次指数平滑法的基础上再进行一次平滑, 预测模型为

$$\hat{y}_{t+T} = a_t + b_t T + c_t T^2 \quad (13)$$

$$a_t = 3S_t^{(1)} - 3S_t^{(2)} + S_t^{(3)} \quad (14)$$

$$b_t = \frac{\alpha}{2(1-\alpha)^2} [(6-5\alpha)S_t^{(1)} - 2(5-4\alpha)S_t^{(2)} + (4-3\alpha)S_t^{(3)}] \quad (15)$$

$$c_t = \frac{\alpha^2}{2(1-\alpha)^2} [S_t^{(1)} - 2S_t^{(2)} + S_t^{(3)}] \quad (16)$$

其中, a_t 、 b_t 和 c_t 均为三次指数模型的参数.

2.2.2 平滑初值设置 由指数平滑模型可知,在平滑过程开始时,需要初值 $S_0^{(1)}$ 、 $S_0^{(2)}$ 、 $S_0^{(3)}$.然而初值并没有预先存在,一般情况下,可以根据时间序列期数 t 来确定平滑初值.如果 $t \geq 15$,一般可取第一项观测值作为初始值;如果 $t < 15$,则一般用时间序列前 3 项的平均值作为初始值,即:

当 $t \geq 15$,平滑初值为

$$S_0^{(1)} = S_0^{(2)} = S_0^{(3)} = y_1 \quad (17)$$

当 $t < 15$,平滑初值为

$$S_0^{(1)} = S_0^{(2)} = S_0^{(3)} = \frac{y_1 + y_2 + y_3}{3} \quad (18)$$

2.2.3 采用试算法的平滑系数精度分析 平滑系数 α 不仅会影响模型对随机误差的修匀能力,而且体现了模型对已有时间序列的反应速度^[15].采用试算法确定当前时间序列的最优平滑系数.将时间序列第 t 期的真实值记为 y_t ,第 t 期的预测值记为 $\hat{y}_t$,则预测误差为 $e_t = y_t - \hat{y}_t$.

采用误差平方和(SSE)来衡量预测精度,计算公式为

$$SSE = \sum_{t=1}^r e_{t^2} \quad (19)$$

试算法需要考虑的重要问题是步长 $\Delta\alpha$ 的选取,文献[16-17]均取到小数点后 2 位,即精确到 0.01.刘造保等^[18]提出了指数平滑预测模型参数 α 的优化改进方法,并基于实际边坡工程监测数据的数学试验发现,当步长 $\Delta\alpha$ 分别取 0.1 和 0.01 时,预测效果差异较大,但预测值计算次数差别不大(分别为 10 次与 100 次);当步长 $\Delta\alpha$ 分别取 0.01 和 0.001 时,预测效果相差不明显,而预测计算时间相差较大,两者分别需要计算 100 次和 1 000 次.

由于预测值的计算次数并非计算机的运算次数,计算 1 次预测值的过程包含多条命令,因此实际运算次数是预测值计算次数的数倍,故 100 次和 1 000 次计算耗时相差较大.

综合考虑预测效果与计算时间,平滑系数 α 的步长 $\Delta\alpha$ 取 0.01 较为合适.

3 工程实例验证分析

3.1 工程背景

某地铁车站深基坑工程位于福州市长乐区,为地下两层双柱三跨岛式车站,长 293m,宽 21.7m,车站总建筑面积 17 861.2m².车站采用明挖法施工,围护结构为 800mm 厚地下连续墙,标准段及扩大段竖向设置 4 道支撑,第一道为 1 000mm × 800mm 钢筋混凝土支撑,其余为 $\phi 609$ 钢支撑和 1 道换撑;端头井竖向均设置 4 道支撑,第一道为钢筋混凝土支撑,其余 3 道支撑及 1 道换撑(扩大端)均为 $\phi 800$ 钢支撑,监测点位平面布置部分如图 2 所示,其中小黑圆点 QCX 表示围护墙体水平位移监测点.

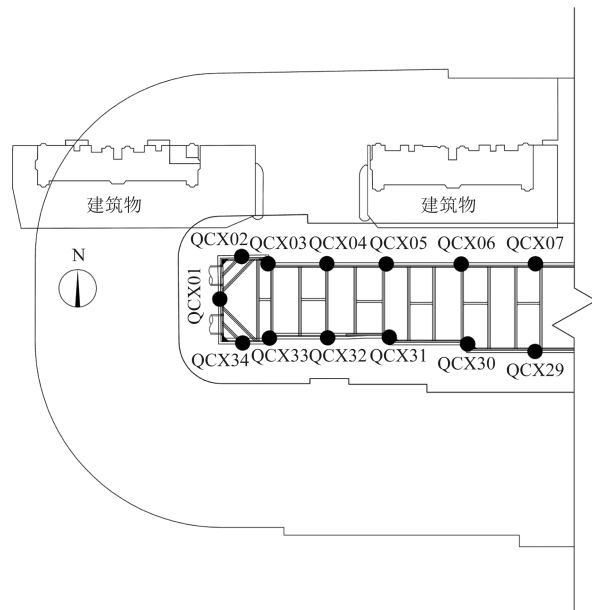


图2 测斜点位布置示意

Fig.2 Layout of monitored locations

3.2 侧向变形预测的有效性验证

3.2.1 某断面某一深度的变形预测 利用背景工程得到的监测数据来验证自适应指数平滑法的自适应特点,即能够根据不同深度时间序列的变化情况,自行选择合适的平滑模型与平滑系数进行预测.选取 QCX32 点 27m 和 35m 两个不同深度的测斜监测数据,数据样本如表 1 所示.

由于表 1 中的监测数据存在缺失,因此需要进行插补.采用线性插值方法填补第 11 期缺失数据.插补结果为 27m 处 35.23mm,35m 处 2.20mm.

根据表 1 中的监测数据和插补结果,使用自适应指数平滑法自动计算得到 27m 深度的预测模型为三次指数平滑模型,平滑系数为 0.06; 35m 深度的预测模型也是三次指数平滑模型,平滑系数为 0.1.

由表 2 和表 3 可知,27m 和 35m 深度的预测误差均在 0.5mm 以内,且 27m 深度的预测误差在 0.2mm 以内.这说明自适应方法能够根据不同深度时间序列的特点分别建模预测,同时能够获得较好的预测效果.

表 1 QCX32 测斜点监测数据样本

Table 1 Monitoring data samples from location QCX32

期数/d	累计位移量/mm	
	27m 观测值	35m 观测值
1	38.05	2.95
2	35.93	2.60
3	37.27	2.80
4	37.07	3.16
5	36.66	2.54
6	36.52	2.54
7	37.34	2.85
8	37.36	2.72
9	39.25	3.30
10	34.16	1.80
11	-	-
12	36.30	2.59
13	37.20	2.50
14	36.13	2.16
15	36.56	1.98
16	36.70	2.05

表 2 27m 深度预测结果

Table 2 Predicted results at the depth of 27m

期数/d	观测值/mm	预测值/mm	误差/mm
17	36.38	36.27	0.12
18	36.27	36.19	0.08
19	35.98	36.12	-0.14

表 3 35m 深度预测结果

Table 3 Predicted results at the depth of 35m

期数/d	观测值/mm	预测值/mm	误差/mm
17	2.42	2.06	0.36
18	1.66	2.00	-0.34
19	2.38	1.94	0.44

利用自适应指数平滑模型不断进行短期预测,最后将 1~19 期的预测结果与实测值进行对比,如图 3 和图 4 所示.从图中可以看出两个深度的预测值与观测值吻合较好,预测值体现出整体的下降态势.上述结果表明,对于不同深度的累计位移量预测,自适应指数平滑法可以在进行自动化预测的同时,保证一定的预测精度.但由于目标函数的限制,函数的波动使预测值相较于观测值小,当预测值出现峰值时应当特别注意.

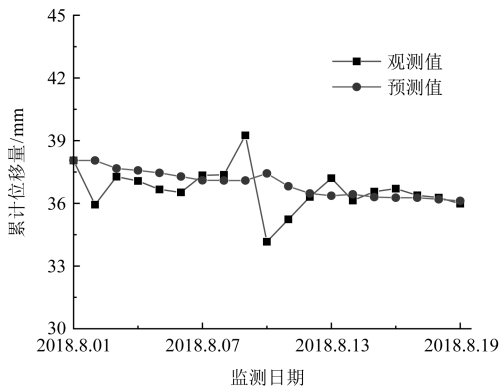


图 3 27m 深度预测结果

Fig.3 Predicted results at the depth of 27m

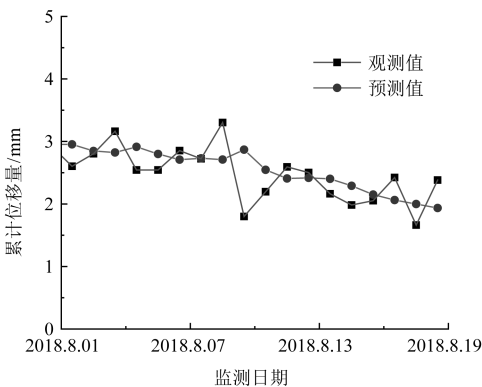


图 4 35m 深度预测结果

Fig.4 Predicted results at the depth of 35m

表 4 27m 深度预测结果比较

Table 4 Comparison of the predicted results at 27m

期数/d	自适应 α	$\alpha=0.3$	$\alpha=0.5$	$\alpha=0.8$
17	0.12	0.40	0.50	0.58
18	0.08	0.66	0.83	1.03
19	-0.14	1.13	1.37	1.73

单位:mm.

为了论述自适应指数平滑法的自适应平滑系数的优势,采用三次指数平滑模型,将 27m 深度的自适应预测误差与定常数 $\alpha=0.3$ 、 $\alpha=0.5$ 和 $\alpha=0.8$ 的预测误差结果进行对比.对比结果如表 4 所示.结果表明,自适应指数

平滑法的预测误差不超过 0.2mm,均小于定常数方法的预测误差.自适应系数的预测效果优于定常数方法,精度更高.

3.2.2 不同深度的侧向变形预测 为论述自适应指数平滑法能够根据不同深度时间序列进行自适应预测的优势,对 QCX32 点所有深度进行累计位移量预测后,获得 17 期、18 期及 19 期的累计位移量预测值.将自适应模型的预测值与定常数模型的预测结果进行对比,结果如图 5 和图 6 所示.需要注意,根据不同深度时间序列的特点,自适应模型不仅会自适应平滑系数,而且会自适应平滑模型;经计算作为对比的定常数模型为二次指数平滑模型.

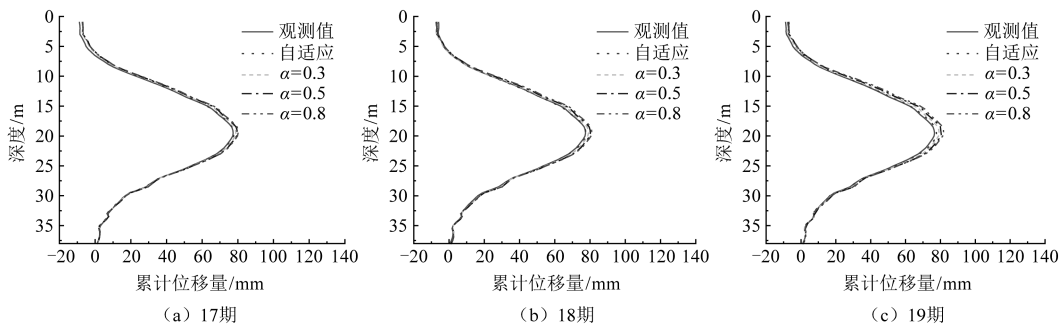


图5 累计位移量对比

Fig.5 Comparison of cumulative displace

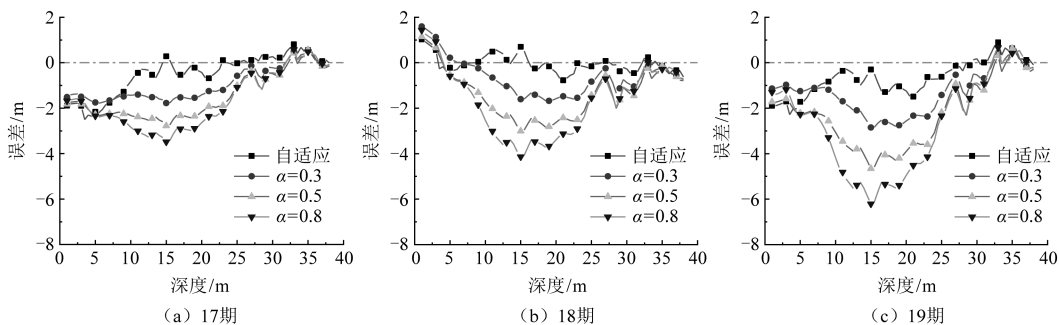


图6 误差对比

Fig.6 Comparison of error

由图5可知,指数平滑法对不同深度的预测取得了较好的效果,累计位移量实测曲线与预测曲线吻合较好.尤其是自适应指数平滑法较好地预测了中下区段(10~38m)的变形情况,随着预测期数的增加仍能准确地反映实际模型的变化趋势.

由图6可知,对所有深度,自适应模型的预测误差相对更小.在图6(a)中,自适应模型误差均值为-0.48mm,小于 $\alpha=0.3$ 、 $\alpha=0.5$ 和 $\alpha=0.8$ 的误差均值-0.97mm、-1.5mm和-1.1mm.尤其是1/4以下监测区段(10~38m),自适应模型预测误差更小,在1mm范围内.

图6(b)和图6(c)分别展示了随着预测期数的增加,预测结果的误差波动大而自适应模型的预测结果更加稳定,效果最优,在中间区段的预测误差小于1.5mm.

综上分析可知:(1)指数平滑法可以预测不同深度的累计位移量,使累计位移量预测曲线与观测值曲线具有相同变形趋势.相较于定常数模型,自适应模型能够更好地预测不同深度的累计位移量;(2)随着预测期数的增加,预测误差会逐渐增大.因此自适应指数平滑法适用于短期预测,当进行长期预测时,需要对预测结果谨慎对待.

3.3 变形预测结果评估

自适应指数平滑法实现了不同深度累计位移量的预测,获得了围护结构变形的预测数据.为了更直观地体现围护结构的安全性,利用变形分析模型式(8)对变形预测数据进行评估,计算位移值的超越概率.假设位移限值为80mm(取绝对值70~80mm,和相对基坑

深度控制值 $0.8\%H \sim 1\%H$ 比较,取两者的较小值),将 QCX32 测斜点 17 期、18 期和 19 期监测数据与预测数据的超越概率进行对比,如表 5 所示。

表 5 位移限值 80mm 时超越概率对比

Table 5 Comparison of transcendental probability when displacement limit is 80mm

期数/d	观测值最大位移/mm	观测值超越概率/%	预测值超越概率/%	误差/%
17	77.39	15	18	3
18	77.44	15	18	3
19	76.59	8	18	10

由表 5 可知,以 17 期为例,当位移限值为 80mm 时,其观测值超越概率为 15%,说明虽然此时监测数据中的最大位移值为 77.39mm,但围护结构仍有 15%的概率超越 80mm。

17 期和 18 期观测值超越概率为 15%,预测值超越概率为 18%,误差为 3%;而 19 期观测值超越概率为 8%,预测值超越概率为 18%,误差为 10%。结果说明,随着预测期数的增长,误差在不断增加,再次表明在进行位移预测时,应尽量避免长期预测。

为了更好地体现分析模型的合理性,在不同位移限值下,预测值超越概率和观测值超越概率的误差对比如表 6 所示。

表 6 不同位移限值误差对比

Table 6 Comparison of errors of different displacement limits

期数/d	限值 79mm/%	限值 80mm/%	限值 81mm/%	限值 82mm/%
17	6	3	2	1
18	5	3	2	1
19	16	10	6	3

结合表 5 和表 6 可知,随着位移限值逐渐远离监测数据中的最大位移值,预测值和观测值超越概率的误差逐渐减小。当位移限值为 82mm 时,后 3 期超越概率的误差小于 5%,且 17 期和 18 期相对误差仅为 1%。上述结果说明,利用变形预测数据计算超越概率,其误差在远离监测数据中的最大位移值时,具有较高精度。

对于实际工程,重要的是如何获知当位移的监测数据尚未达到位移限值时结构的安全情况,即位移限值远离监测数据最大位移值的情况。此时,本文方法能够合理地分析围护结构的位移变形。

4 深基坑侧向变形多维预测

4.1 基于椭圆搜索的反距离加权插值法

反距离加权插值法^[19](Inverse Distance Weighted, IDW)是一种简单实用的空间插值方法,广泛应用于网格变形^[20]与地理空间数据可视化分析等领域。它以样本点与插值点之间的距离为权重进行加权平均,对距离较近的样本点赋予较大权重,对于距离较远的样本点赋予较小的权重。反距离加权插值如图 7 所示。

设 $P(x_p, y_p, \hat{z}_p)$ 为待插值点, $Q_i(x_i, y_i, z_i)$, $i=0, 1, 2, \dots, n$ 为搜索范围内的已知样本点。其中, (x, y) 为二维空间坐标, z 为该点的属性值。则 P 点的属性值 $\hat{z}_p$ 可以通过已知样

本点属性值 z_i 的加权平均来获得, 计算公式如下

$$\hat{z}_p = \sum_{i=1}^n z_i w_i \quad (20)$$

其中, w_i 为 Q_i 点对 P 点的权重.

$$w_i = \frac{d_i^{-k}}{\sum_{j=1}^n d_j^{-k}} \quad (21)$$

式中: d_i 为待插值点与已知样本点之间的距离; k 为参数值, 是正实数.

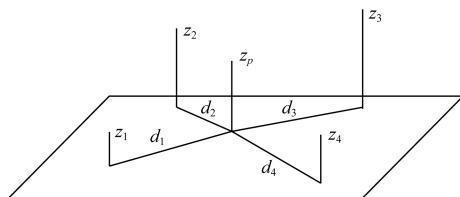


图7 反距离加权插值示意
Fig.7 Schematic diagram of inverse distance weighted interpolation

$$d_i = \sqrt{(x_p - x_i)^2 + (y_p - y_i)^2}, i = 0, 1, 2, \dots, n \quad (22)$$

由式(22)可知, 反距离加权插值的效果依赖于反距离的幂值, 通过幂参数 k 可以控制不同距离样本点对插值点的权重. k 值越小, 邻近样本点对插值点的权重越小. 反之, k 值越大, 将提高邻近样本点的权重, 而降低较远处样本点的权重. 因此, k 值越大, 插值表明将更加详细, 即更不光滑. 一般情况下, k 取 0.5~3 可以获得合理的插值结果.

由测斜点的变形曲线生成连续的变形曲面, 需要进行空间插值. 围护结构相邻测斜孔之间的横向间距可取为 20m, 测读点之间的纵向间距为 0.5m. 将监测点的横向作为 X 轴, 纵向作为 Y 轴, 转换到空间后的效果如图 8 所示.

为了解决样本点集中分布在 Y 方向的缺点, 且根据 Y 方向测点分布密度 (间隔 0.5m 1 个测点) 与 X 方向测点分布密度 (间隔 20m 1 个测点), 适应围护结构监测点的数分布特征, 提出基于椭圆形搜索法进行反距离加权插值, 如图 9 所示.

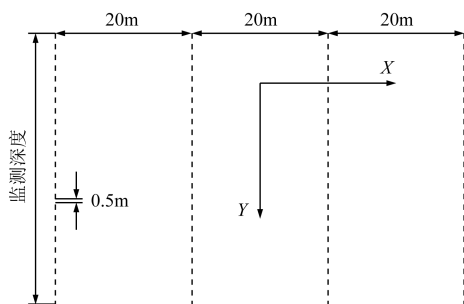


图8 测斜孔布置示意

Fig.8 Diagramming hole layout diagram

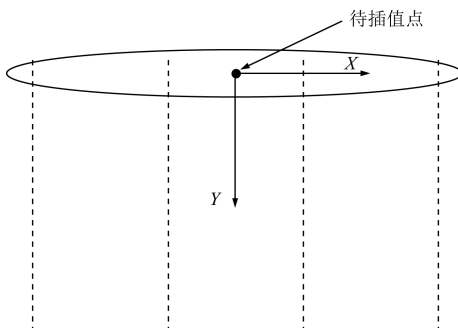


图9 椭圆形搜索示意

Fig.9 Elliptic search diagram

设置椭圆形搜索法^[21]的长短比为 40:1, 为了减小邻近样本点的权重, 取幂参数 $k=1$. 当搜索范围内样本点数量大于 6 时, 进行插值计算. 不足 6 时, 以长短比为 40:1 的椭圆扩大搜索范围, 当样本点数量满足要求后, 停止扩大搜索.

根据上述方法, 以两个相邻测斜孔的监测数据为例, 进行反距离加权插值. 插值结果如图 10 所示. 其中, 深度表示测斜孔深度方向, 从起始点至最高点; 横向表示测斜孔之间的方向, 两个测斜孔的横坐标分别为 0 和 20.

通过反距离加权插值获得足够的样本点后,在 X 方向进行样条插值,生成连续变化的空间曲面,如图 11 所示,可以判断该时期的变形为中凸型变形。

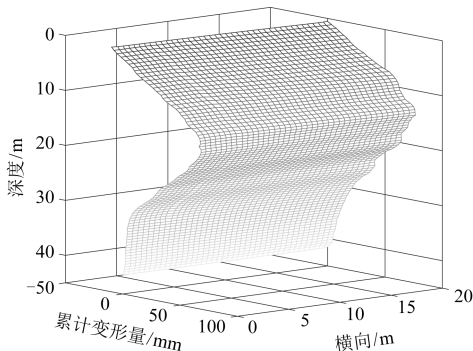


图 10 反距离加权插值结果示意

Fig.10 Schematic diagram of the inverse distance weighted interpolation results

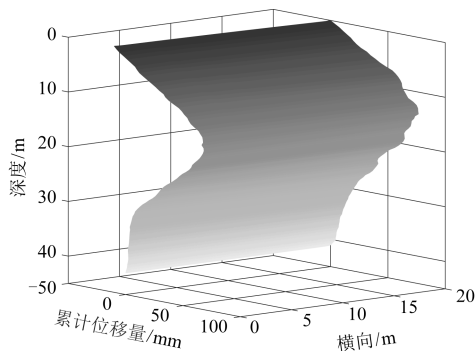


图 11 围护结构空间变形曲面示意

Fig.11 Schematic diagram of spatial deformation surface of retaining structures

4.2 基于空间插值数据的深基坑侧向变形分析与预测

反距离加权插值法实现了测斜孔之间累计位移量的计算,获得了围护结构变形的插值数据.利用变形分析模型式(3),计算测斜孔之间的超越概率,假设位移限值为 77mm,以红色表示超越概率为 1,以绿色表示超越概率为 0,过度色表示 0~1 的超越概率.计算结果如图 12 所示。

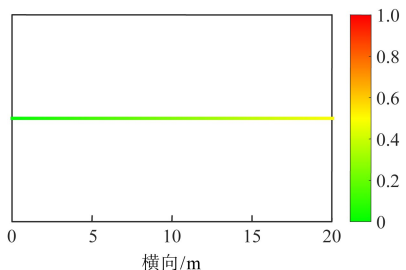


图 12 围护结构超越概率

Fig.12 Exceedance probability for the retaining structures

图 12 所示为相邻测斜孔之间的空间变形超越给定位移限值的概率.由图可知,靠近左侧测斜孔的区域内,围护结构变形超越位移限值 77mm 的概率较小;在 20% 以内;越靠近右侧测斜孔的区域,其超越概率越大.在横向 15~20m 范围内,其超越概率大于 20%,且逐渐增加至接近 50%.说明此时期在靠近右侧的 5m 范围内,围护结构的位移有较大概率超

越 77mm,相关决策人员需要对这一范围重点关注.图 12 所示的安全评价反馈方式蕴含了空间变形信息,具有明确简洁的特点.

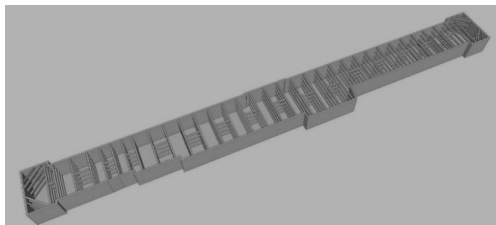


图 13 围护结构三维

Fig.13 3D diagram of retaining structures

将反距离加权插值法应用于基坑工程所有测斜点,并在基坑转角区域以过渡色表示测斜点之间的超越概率,由此可以得到围护结构整体变形的超越概率.由于该方法旨在前期监测数据基础上进行分析预测,因此可以预测后期深基坑地下连续墙支护结构侧向变形。

基坑围护结构的三维立体图,如图 13

所示.基坑围护结构变形分析的可视化效果图,如图14所示.可视化效果图中的圆圈表示测斜点位置,数字表示测斜点编号.该效果图将围护结构的变形通过变形分析模型,使用由绿到红的过渡色,对变形的程度进行表征.例如,QCX04到QCX08范围内显示为红色,说明该区域围护结构的变形超过位移限值的概率较大,安全程度较低,应该采取相应措施控制变形.在结合基坑平面布置图的基础上,实现了对基坑围护结构整体变形的反馈,利于决策人员了解监测点之间的空间变形情况,从而做出合理的决策行为.

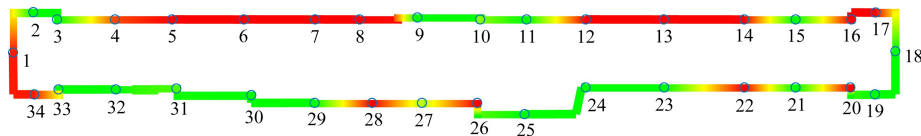


图14 变形分析可视化效果

Fig.14 Visualization of the deformation reliability results

5 结论

基于穿越率法,提出一种适用于以地下连续墙为围护结构的深基坑工程的侧向变形预测与分析的自适应指数平滑模型,自动计算和预测深基坑围护结构在不同深度的侧向变形.通过对比实测与预测的侧向变形数据验证了该方法的有效性,主要得出以下结论:

(1)指数平滑法可以预测不同深度的累计位移量,使累计位移量预测曲线与观测值曲线具有相同变形趋势.自适应模型能够更好地预测不同深度的累计位移量;

(2)随着预测期数的增加,预测误差会逐渐增大.自适应指数平滑法适用于短期预测,当进行长期预测时,需要对预测结果谨慎对待;

(3)应用预测数据的超越概率分析表明,围护结构的变形分析方法同样适用于由自适应指数平滑法获得的预测数据.且随着位移限值远离最大监测位移值,分析精度逐渐提高;

(4)椭圆形搜索模式的反距离加权插值法,能够改进样本点仅集中于深度方向的缺点,实现围护结构空间变形曲面的分析评价,反馈形式直观简洁.主要适用于以地下连续墙为围护结构的深基坑工程;

(5)在将测斜点之间的超越概率扩展至基坑全平面时,对于基坑的阴角及阳角区域,以线性的过渡色进行连接.在后续的研究中,可以进一步考虑坑角效应对基坑变形的影响,对线性连接的方式进行改进.

参考文献

- [1] Goh A T C, Xuan F, Zhang W. Reliability assessment of diaphragm wall deflections in soft clays [M]. Foundation Engineering in the Face of Uncertainty: Honoring Fred H. Kulhawy, 2013: 487-496
- [2] 王利, 张勤, 黄观文, 等. 基于指数平滑法的GPS卫星钟差预报[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2017, 42(7): 995-1001
Wang Li, Zhang Qin, Huang Guanwen, et al. GPS satellite clock bias prediction based on exponential smoothing method [J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2017, 42(7): 995-1001
- [3] 赵子新. 基于时间序列新陈代谢法的深基坑变形分析预测[D]. 上海: 上海交通大学, 2017

- Zhao Zixin. Analysis and prediction of deep excavation deformation based on time series metabolic method [D]. Shanghai: Shanghai Jiao Tong University, 2017
- [4] 赵昌贵, 汪家林, 徐湘涛. 基于灰色模型的基坑变形预测评价[J]. 水利与建筑工程学报, 2008, (4): 118-120
Zhao Changgui, Wang Jialin, Xu Xiangtao. Evaluation on deformation prediction of foundation pit based on grey model [J]. Journal of Water Resources and Architectural Engineering, 2008, (4): 118-120
- [5] 曹净, 丁文云, 赵党书, 等. 基于 PSO-LSSVM 模型的基坑变形时间序列预测[J]. 控制工程, 2015, 22(3): 475-480
Cao Jing, Ding Wenyun, Zhao Dangshu, et al. Time series forecast of foundation pit deformation based on PSO-LSSVM [J]. Control Engineering of China, 2015 22(3): 475-480
- [6] 吉茂杰, 刘国彬. 开挖卸荷引起地铁隧道位移预测方法[J]. 同济大学学报(自然科学版), 2001, (5): 531-535
Ji Maojie, Liu Guobin. Prediction method of displacement of subway tunnel due to excavation [J]. Journal of Tongji University (Natural Sciences), 2001, (5): 531-535
- [7] Liu H B, Sun Y Y, Cheng Y C, et al. The deformation prediction of foundation pit slope based on time series analysis [C]. Applied Mechanics and Materials. Trans Tech Publications Ltd, 2011, 80: 516-520
- [8] 尹光志, 张卫中, 张东明, 等. 基于指数平滑法与回归分析相结合的滑坡预测[J]. 岩土力学, 2007, (8): 1725-1728
Yin Guangzhi, Zhang Weizhong, Zhang Dongming, et al. Forecasting of landslide displacement based on exponential smoothing and nonlinear regression analysis [J]. Rock and Soil Mechanics, 2007, (8): 1725-1728
- [9] 魏纲, 厉京, 宣海力, 等. 大型深基坑开挖对旁边地铁盾构隧道影响的实测分析[J]. 铁道科学与工程学报, 2018, 15(3): 718-726
Wei Gang, Li Jing, Xuan Haili, et al. Monitoring data analysis on the influence of large deep foundation pit excavation on nearby metro shield tunnel [J]. Journal of Railway Science and Engineering, 2018, 15(3): 718-726
- [10] Ji Z, Wang B, Deng S P, et al. Predicting dynamic deformation of retaining structure by LSSVR-based time series method [J]. Neurocomputing, 2014, 137: 165-172
- [11] Xu L, Xu Y, Wang C, et al. Data-Driven deformation reliability of retaining structures in deep excavations considering measurement error [J]. Application Science, 2019, 9: 5466
- [12] Coleman J J. Reliability of aircraft structures in resisting chance failure [J]. Operations Research, 1959, 7(5): 639-645
- [13] Cramér H. On the intersections between the trajectories of a normal stationary stochastic process and a high level [J]. Arkiv för Matematik, 1966, 6(4-5): 337-349
- [14] Tratar L F, Mojskerc B, Toman A. Demand forecasting with four-parameter exponential smoothing [J]. International Journal of Production Economics, 2016, 181: 162-173
- [15] 吴立成. 基坑围护结构深层水平位移监测及规律研究 [D]. 天津: 天津大学, 2018
Wu Licheng. Research on the monitoring and law of deep horizontal displacement of foundation pit [D]. Tianjin: Tianjin University, 2018
- [16] 王小霞. 道路机动车尾气污染物排放量的预测与控制措施研究 [D]. 西安: 长安大学, 2012
Wang Xiaoxia. Study on prediction and control measures of motor vehicle pollutant emission [D]. Xi'an: Chang'an University, 2012
- [17] 董杰, 李欣, 方运海, 等. 基于改进模糊综合-指数平滑法的地下水水质评价和预测[J]. 中国海洋大学学报(自然科学版), 2020, 50(1): 126-135
Dong Jie, Li Xin, Fang Yunhai et al. Evaluation and prediction of groundwater quality based on improved fuzzy synthesis-exponential smoothing [J]. Periodical of Ocean University of China (Natural Sciences), 2020, 50(1): 126-135
- [18] 刘造保, 徐卫亚, 张开普, 等. 基于改进指数平滑法的岩体边坡变形预测[J]. 河海大学学报(自然科学版), 2009, 37(3): 313-316
Liu Zaobao, Xu Weiya, Zhang Kaipu, et al. Prediction of rock slope deformation based on optimized exponential smoothing method [J]. Journal of Hohai University (Natural Sciences), 2009, 37(3): 313-316
- [19] Shepard D. A two-dimensional interpolation function for irregularly-spaced data [C]. Proceedings of the 1968 23rd ACM National Conference, 1968: 517-524
- [20] Witteveen J, Bijl H. Explicit mesh deformation using inverse distance weighting interpolation [M]. 19th AIAA Computational Fluid Dynamics, 2009: 3996

[21] 陈 诚.深基坑监测信息管理系统及三维可视化研究[D].济南:山东大学,2016

Chen Cheng. Research on the monitoring information management system and three-dimension visualization of deep foundation pit[D].Jinan:Shandong University,2016

Prediction of Lateral Deformation of Diaphragm Wall Support Structures in the Deep Foundation Pit by Using Improved Exponential Smoothing Method

XU Li¹, LIN Xin¹, XU Yang², LIU Zhi¹, CHEN Fuquan¹,
WANG Cao³, CHEN Gang¹

(1.School of Civil Engineering, Fuzhou University, Fuzhou 35018, China; 2. Chengdu Design & Research Institute Limited Company of Building MATERIALS Industry, Chengdu 610000, China; 3. School of Civil, Mining and Environmental Engineering, University of Wollongong, Wollongong, NSW2522, Australia)

Abstract

Due to a large number of uncertainties in the excavation process of the foundation pit, the real-time deformation reliability analysis and prediction of its supporting structure can not be carried out according to the changes of the site environment in the design stage. The distribution range of enclosure structures is large, and the failure location is unpredictable. Due to the limitation of the number of monitoring points, the engineering monitoring data cannot directly reflect the continuous change of the retaining structures. Based on the method of up-crossing rate, was proposed for deep foundation pit engineering with an underground diaphragm wall. An adaptive exponential smoothing model is established by using MATLAB to automatically calculate and predict the lateral deformation of the deep foundation pit retaining structure at different depths. By comparing the measured and predicted lateral deformation data, the results show that the self-adaptive exponential smoothing model has the characteristics of higher accuracy and smaller error fluctuation in short-term field prediction, the transcendental probability analysis based on the prediction data shows that the analysis model based on the lateral deformation of deep foundation pit is also applicable to the measured data obtained by the self-adaptive exponential smoothing method, and the analysis accuracy will be improved as the displacement limit is far away from the allowed displacement. The inverse distance weighted interpolation method based on ellipse search mode solves the defect that the sample points are distributed in the depth direction, which makes the interpolation result smoother. Combined with the analysis model based on the lateral deformation of the deep foundation pit, the deformation prediction of the spatial surface of the retaining structure is performed, which makes the evaluation method more intuitive and concise.

Keywords: deep foundation pit; diaphragm wall; lateral deformation; up-crossing rate method; adaptive exponential smoothing model; deformation prediction