



# 基于深度学习和随机场的临水基坑 支护结构响应分析

毛凤山<sup>1,2</sup>, 温友鹏<sup>1,2</sup>, 朱明星<sup>1,2</sup>, 武坤鹏<sup>1,2</sup>

(1. 中交四航工程研究院有限公司, 广东 广州 510230;  
2. 中交集团交通基础工程环保与安全重点实验室, 广东 广州 510230)

**摘要:** 为得到临水基坑工程支护结构的响应, 从而对支护结构安全性进行评价, 考虑土体的空间变异性, 建立临水基坑随机有限元模型, 并将模型中参数符合随机场分布的特征单元图像化, 构造多通道灰度图像数据, 将其输入到构建的CNN网络中进行训练, 对临水基坑随机有限元计算结果进行学习, 并预测不同随机场参数的临水基坑变形响应, 进而得到具有统计意义的临水基坑支护结构响应。结果表明, 基于深度学习和随机场的临水基坑分析方法能够准确预测支护结构的响应概率分布。

**关键词:** 临水基坑; 随机场; 深度学习

**中图分类号:** U652; TU443

**文献标志码:** A

**文章编号:** 1002-4972(2023)07-0205-07

## Response analysis of supporting structure of foundation pit nearby water based on deep learning and random field

MAO Fengshan<sup>1,2</sup>, WEN Youpeng<sup>1,2</sup>, ZHU Mingxing<sup>1,2</sup>, WU Kunpeng<sup>1,2</sup>

(1. CCCC Fourth Harbor Engineering Co., Ltd., Guangzhou 510230, China;

2. Key Laboratory of Environment and Safety Technology of Transportation Infrastructure Engineering, CCCC, Guangzhou 510230, China)

**Abstract:** To obtain the response of the supporting structure of the foundation pit nearby water and thus evaluate the safety of the supporting structure, this paper establishes a random finite element model of the foundation pit nearby water by considering the spatial variability of the soil. The paper also transforms the feature units whose parameters conform to the random field distribution in the model into images to construct multi-channel grayscale image data and inputs the data into the constructed convolutional neural network (CNN) for training. In addition, the paper studies the random finite element calculation results of the foundation pit nearby water, predicts the deformation responses of the foundation pit nearby water with different random field parameters, and then obtains the response of the supporting structure of the foundation pit nearby water with statistical significance. The results show that the analysis method of foundation pit nearby water based on deep learning and random field can predict the response probability distribution of the supporting structure accurately.

**Keywords:** foundation pit nearby water; random field; deep learning

随着国民经济及旅游业迅猛发展, 在海边、水边新建度假区、酒店等项目也随之增多, 随着越来越多跨海隧道、跨海大桥、大型码头和航站楼等重大工程开工建设, 临水基坑也相应大量

出现<sup>[1]</sup>。

与传统基坑不同, 临水基坑存在土质较差、受波浪等附加水力荷载等诸多特点。临水深基坑一侧存在河道或者临海, 造成基坑两侧土压力不

**收稿日期:** 2022-08-30

**作者简介:** 毛凤山 (1992—), 男, 博士, 工程师, 从事岩土工程智能分析方法研究。

平衡;同时由于施工条件的限制,临水基坑施工时两侧可能受到不对称荷载。土压力不平衡易造成围护结构向临水侧变形过大,甚至造成基坑整体失稳、驳岸破坏、水涌进基坑等事故。因此,在设计和施工阶段对基坑的安全状态进行评估至关重要。

对现场基坑监测数据进行分析处理,进而预测基坑的后续响应是常见的基坑安全评估方法<sup>[2-3]</sup>,其中使用融合深度学习进行基坑变形预测是一种非常有效的方法<sup>[4]</sup>,但是这种方法只适用于基坑施工期的安全性预测。

临水基坑一般建设在海相或者湖泊相沉积土中,该沉积土在沉积过程中受到包括竖向自重应力等多种因素的作用,使得土体参数呈现空间变异性<sup>[5]</sup>,基于此,采用随机场理论的基坑应力及变形响应分析方法应运而生<sup>[6-9]</sup>,但是考虑参数变异性后有限元计算的时间成本较大,特别是当单元数量或计算次数较多时。

深度学习能够在训练图像数据集中自动进行特征提取,得到网络模型的权重参数,并对未训练图像进行预测。利用深度学习训练已计算的有限元模型,然后对不同参数的有限元模型进行预测,进而可以减少模型的计算次数,工程意义巨大。

本文基于随机场理论,首先建立若干组临水基坑变形及应力响应分析随机有限元模型,并得到分析计算结果;接着搭建卷积神经网络(CNN)模型,并将随机场特征图像化;然后利用卷积神经网络学习参数随机场的图像特征;最后用训练好的网络模型对任意随机场分布的临水基坑响应进行预测,统计分析得到支护结构的响应规律,从而为评估基坑的安全性提供一种新方法。

## 1 土体参数随机场实现

### 1.1 土体参数的空间变异性

对于一般的工程问题,由于无法提供大量试验数据去统计岩土参数的空间变异性,一般采用指数型自相关函数计算两点之间的自相关系数,

见式(1)。此外,随机场遵循平稳假设,即参数的均值和方差与空间位置无关,且自相关函数只与两点之间的相对距离有关,与两点的绝对位置无关。

$$\rho(\tau_x, \tau_y) = \exp \left[ -2 \left( \frac{\tau_x}{\delta_h} + \frac{\tau_y}{\delta_v} \right) \right] \quad (1)$$

式中:  $\tau_x = |x_i - x_j|$ 、 $\tau_y = |y_i - y_j|$ ;  $(x_i, y_i)$  为第  $i$  个单元的中心坐标;  $\delta_h$ 、 $\delta_v$  分别为水平向和竖向的波动范围。

自相关函数中最重要的参数是波动范围。参数的波动范围越大,表示土体参数越均匀;参数波动范围越小,表示土体的不均匀性越明显。当波动范围无限大时,土体为均质材料。波动范围  $\delta$  也可使用自相关距离  $\theta$  表示,波动范围  $\delta_h$  和  $\delta_v$  分别为自相关距离  $\theta_h$  和  $\theta_v$  的 2 倍。对于海相沉积土,已有研究表明,土体参数的水平自相关距离约为 6~40 m,竖向自相关距离约为 0.1~3.0 m<sup>[10-13]</sup>,具体可参考文献[5]。

### 1.2 随机场离散

为了在有限元计算时使用随机场参数,需要先计算出有限元中每个单元的材料参数值。为此,需要先将随机场离散,得到每个网格中心处的随机场参数值。随机场离散最常采用中心点离散法,此外还有局部平均法、级数展开等,本研究采用桥列斯基分解(Cholesky)对单元中心点自相关系数矩阵进行分解,从而实现随机场的离散。

采用式(1)指数型自相关函数可以计算有限元模型中任意两点的相关系数,从而形成自相关矩阵  $\mathbf{K}$ :

$$\mathbf{K} = [\rho_{ij}] \quad (2)$$

通过对自相关矩阵  $\mathbf{K}$  进行 Cholesky 分解,得到上三角矩阵  $\mathbf{S}^T$  和下三角矩阵  $\mathbf{S}$ :

$$\mathbf{K} = \mathbf{S}^T \mathbf{S} \quad (3)$$

对于特定的有限元模型,当网格划分完毕后,每个网格的中心点位置便确定,自相关矩阵也确定。此时,土层参数  $k$  的标准高斯随机场可以表示为:

$$\mathbf{H}_k^D(x, y) = \mathbf{S} \mathbf{X} \mathbf{S}^T \quad (4)$$

式中:  $\mathbf{X}=[x_1, x_2, \dots, x_n]^T$  为一组服从标准正态分布的随机变量组成的向量。

## 2 基于 CNN 的随机有限元分析方法

### 2.1 计算步骤

在 Abaqus 中进行随机有限元分析, 可以通过 python 语言对模型进行前处理, 得到单元材料参数符合高斯随机场分布的有限元模型。本研究提出的考虑土体参数空间变异性的临水基坑响应分析方法步骤见图 1。具体步骤为:

1) 确定有限元分析中的模型变量。对于岩土工程对象, 符合随机场分布特点的参数一般有  $c$ 、 $\varphi$ 、 $E$ 、 $\nu$  等力学参数。此外, 还需要给出参数的波动范围和自相关函数类型。由于不同土层的均值和方差不同, 考虑多层土时需符合不同的随机场分布特性。

2) 确定性模型建立。在随机有限元模型中, 由于每个单元的材料参数不一样, 因此很难在数值分析软件中通过选定单元再赋值的方式建模。因此, 先在 abaqus cae 中建立确定性分析模型, 即采用统一的材料参数进行赋值, 并将模型调试正确; 然后将确定型模型生成的计算文件导出, 将计算文件中的节点坐标信息和需要计算随机场的单元信息另存为 txt 文件。

3) 生成参数随机场数据。利用上一步生成的节点信息和单元编号, 采用中心点法计算每个单元的中心点坐标, 然后计算每个单元在高斯随机场中的材料参数值。选用 python 编程计算参数随机场, 并将随机场参数保存为 txt 文件。

4) 在 abaqus 中赋值随机场参数。在 abaqus 中使用 python 对每个单元赋值, 先对每个单元生成一个集合 set, 然后将每个 set 赋予新的材料参数值, 再提交得到计算文件。

5) 在 python 中批量生成 inp 文件。随机有限元模型所需的不同 inp 文件仅材料参数不同, 利用 python 批量处理, 生成大量新 inp 文件。

6) 批量提交计算。在 abaqus command 中使用 abaqus cae nogui=jobanalysis.py 语句进行 inp 文件

的提交计算。

7) CNN 模型训练。将随机场参数分布图像化, 组成多通道图像, 输入到 CNN 中。待批量计算完成后, 提取模型中任意位置处的变形和应力数据, 作为 CNN 的输出, 训练神经网络, 并实现对任意参数随机分布时的临水基坑变形及应力响应进行预测。

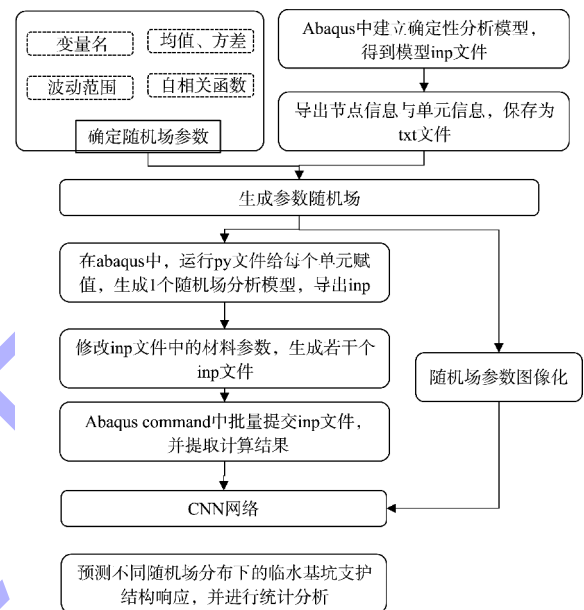


图1 基于 CNN 随机场分析的主要步骤

### 2.2 随机有限元图像数据的生成

每个文件随机有限元的计算时间需要 5 min 以上, 当计算上万个文件时, 则需要十几天。如果采用深度学习学习部分模型的特征和计算结果, 对未计算模型进行推理预测, 则可以节省工程设计的时间。将随机场特征数据转换成图片, 以图像数据作为深度学习的输入, 即可实现这一目的<sup>[14]</sup>。

每一个随机有限元模型的 inp 文件包括单元节点编号及材料属性, 提取每个单元的材料参数, 然后绘制每个单元的形状, 并在单元区域内填充颜色, 将颜色灰度值与材料参数值对应, 即可实现有限元材料参数的图形化, 进而输入到深度神经网络中。

图像可以分为灰度图和彩色图, 灰度图是单通道, 彩色图有 R、G、B 共 3 个通道。当使用灰度图绘制材料参数随机场空间分布时, 每个像素点处各颜色通道值利用式(5)计算。图 2 为常用的

gray 型颜色条。当确定颜色条后,将随机场中材料参数的最大值与颜色条中最左(或右)侧通道值对应,其最小值与颜色条中最右(或左)侧通道值对应。有限元模型中第  $m$  个节点处第  $n$  个材料参数对应的灰度  $g_{m,n}$  为:

$$g_{m,n} = \text{round} \left( \frac{c_{m,n} - C_{\min,n}}{C_{\max,n} - C_{\min,n}} \times 255 \right) + 1 \quad (5)$$

式中:  $c_{m,n}$  为第  $m$  个节点的第  $n$  个材料参数;  $C_{\max,n}$ 、 $C_{\min,n}$  分别为所有节点中第  $n$  个材料参数  $c_n$  的最大值和最小值,  $\text{round}()$  为取整函数。



图2 灰度图颜色条

岩土工程对象通常包含多个随机参数,如岩土材料一般包含  $(E, \mu, c, \varphi)$ , 即 4 个参数随机场为一个自变量,模型的计算结果为一个因变量。为便于后续将图像数据输入到神经网络中,需要将 4 个参数的随机场图片组装成一个多通道图像,即将多个参数的随机场图片沿三维方向进行排列。图 3 为用灰度图组装成的多通道图像。



图3 4 通道灰度图像

### 2.3 CNN 网络结构

CNN 是卷积神经网络的简称,也是深度学习领域具有里程碑式含义的网络模型,它使得传统的神经网络输入从数据序列进入到高维度的图像识别领域,从而大大拓展了神经网络的适用范围。CNN 网络模型中包含输入、卷积层、池化层、激活层、丢弃层、全连接层和最后的结果输出,其中关键层的含义如下:

1) 卷积层。对图像进行卷积操作是图像特征的计算,卷积过程中,通过设置一定大小的卷积核,并在输入图像上截取相同尺寸的图像区域与卷积核做点乘运算(即矩阵相应元素相乘后累加)。卷积完成后,图像特征会更加明显。由于图

像特征是未知的,通过设定多个卷积核,可以进行不同类型的特征计算。当输入的是多通道图像,卷积核通道数与输入图像通道数是一致的。卷积计算过程见图 4。

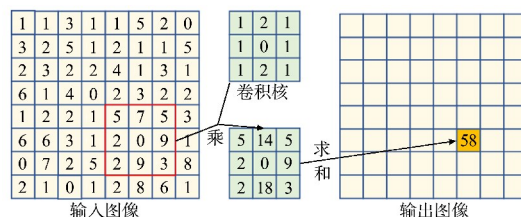


图4 卷积计算过程

2) 池化层。池化操作是神经网络特征的提取,具体方法有平均池化、最大值池化和最小值池化,其中平均池化最常采用。通过一定大小的窗口,在卷积运算后的图像上滑动截取数据,以窗口内数据的平均值(或最大、最小值)作为该窗口内的计算结果。

3) 激活层。激活可以用在卷积层后面,一般使用式(6)的 Relu 激活函数,即只有大于 0 的部分会输入到后面的神经网络结构中。

$$y = \begin{cases} x & (x > 0) \\ 0 & (x < 0) \end{cases} \quad (6)$$

4) 丢弃层。丢弃层是防止 CNN 出现过拟合现象而设计的,通过设定一定大小的丢弃概率,将选中的神经元杀死,然后输入到后面的全连接层中。

图 5 为本研究中使用的 CNN 网络结构。第 1 次卷积操作的卷积核大小为 5,卷积核数目为 16;第 2 次卷积操作的卷积核大小为 3,卷积核数目为 32。丢弃层概率为 20%。

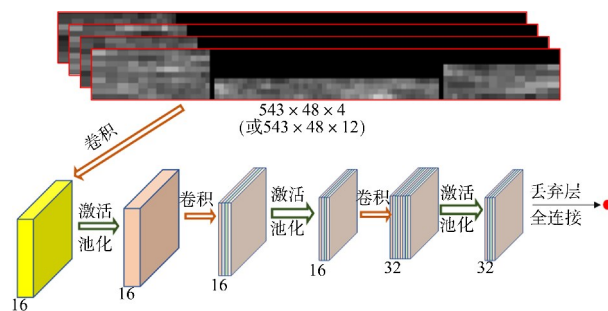


图5 CNN 网络结构



3 临水基坑算例

3.1 工程概况

选取广州某游轮母港临水基坑, 基坑开挖深度 10 m, 开挖宽度 100 m, 地连墙直接临水, 受动水作用, 静水位深度为 5 m。临海侧基坑支护结构受土压力、波浪荷载及静水压力作用。为了探究基坑在波浪荷载作用下的支护响应, 采用随机有限元方法, 考虑土体空间变异性, 分析支护结构的内力与变形。

3.2 材料参数

地基土为两层土, 土层性质见表 1。为了简化计算流程, 仅考虑开挖上层土的空间变异性。实际上, 对于临海结构, 作用在支护结构上的不平衡力是导致支护结构发生变形的重要原因, 而当上层土的材料性质发生改变时, 作用在支护结构上的压力会发生明显改变, 从而导致结构的响应发生变化。土层①的水平自相关距离定为 20 m, 竖向自相关距离定为 2 m, 自相关函数为指数型(SNX)。

表 1 模型计算参数

土层	天然密度 $\rho/(\text{t}\cdot\text{m}^{-3})$	弹性模量 $E/\text{MPa}$	泊松比 $\nu$	黏聚力 $c/\text{kPa}$	内摩擦角 $\varphi/(^{\circ})$
① 均值	1.8	8	0.35	8	12
① 方差	0	0.15	0.05	0.15	0.15
② 均值	1.8	50	0.30	25	20

3.3 荷载及边界条件

图 6 为临海基坑的模型边界及受力情况。模型底部固定水平和竖向位移, 模型两侧约束法向位移, 支护结构临海侧受波浪和静水压力作用。模型地应力平衡初始化后再进行开挖。

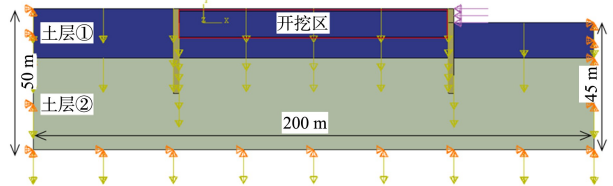


图 6 模型边界及受力

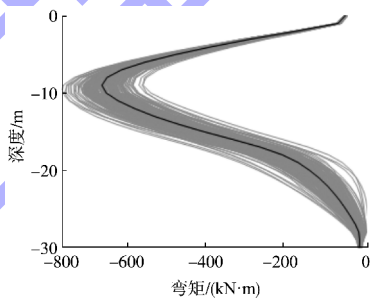
本模型中唯一的外力为作用在临海基础设施上的波浪荷载。根据现场监测数据, 大部分海域年均波高在 0.4~2.0 m, 珠江口附近海域和近海地区年平均波浪周期在 2~3 s。本研究取波高为

1 m 和 2 m, 波浪周期为 3 s。

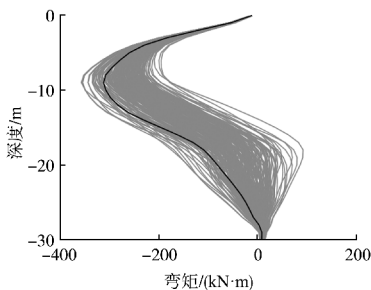
确定波浪要素后, 波浪荷载可根据《海港水文规范》(简称“规范”)计算。本算例中, 波浪的波长为 6~14 m,  $H/L>1/30$ ,  $d/L>0.2$ , 选用规范 8.1.4 计算波浪荷载。单位长度波浪荷载加上静水压力为 50~230 kN/m。得到波浪荷载后, 将波峰波浪荷载施加在临水支护结构上。

3.4 计算结果

根据 2.1 节的步骤, 生成 1 500 个材料参数符合随机场分布特征的计算文件, 在 cae 中批量提交计算后, 提取支护桩的弯矩和水平位移计算结果, 将临海侧和远海侧的桩身弯矩和水平位移绘制于图 7、8 中。



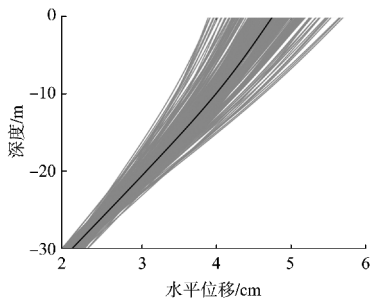
a) 远海侧桩



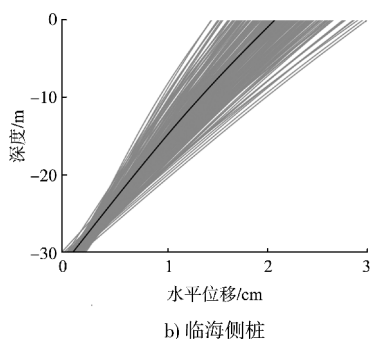
b) 临海侧桩

注: 基坑内侧受拉为负。

图 7 支护桩弯矩



a) 远海侧桩



注：基坑内位移为正。

图8 支护桩水平位移

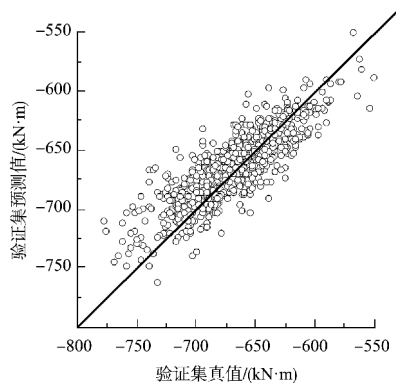
临水基坑一侧受到土压力，另外一侧受到土压力和波浪荷载作用，导致支护结构整体处于非对称受力状态，从而使临海侧和远海侧的支护桩位移和弯矩都表现为非对称响应，且弯矩和位移都是远海侧大于临海侧。相对于对称受力状态的基坑，支护结构临海侧荷载小于远海侧，支护桩有朝临海侧位移的趋势，因此，临海侧基坑内的位移小于远海侧。由于临海侧土体少于远海侧，对支护桩的约束作用也小于远海侧，因此临海侧的弯矩也更小。

为了得到统计意义上的基坑支护结构响应规律，1 500 个模型的数据量是远远不够的，因此采用第3节提出的深度学习方法对随机场特征和支护结构响应进行学习，从而预测任意随机场特征下的支护结构响应。

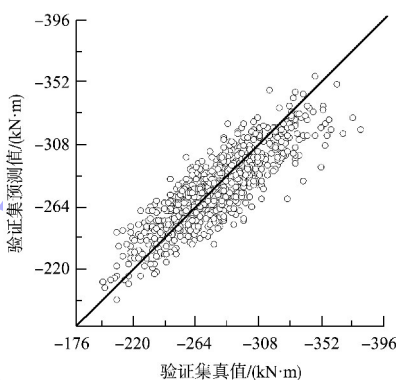
### 3.5 基于 CNN 的基坑支护桩响应预测

采用第2.2节所述方法，将随机场图像化，并将每一个随机场组成一个4通道灰度图，以临海侧和远海侧桩身最大弯矩为因变量。将1 500个数值模拟结果中的700张多通道图像用于训练神经网络，800张图片用作验证集，以验证神经网络模型的拟合精度。

图9、10为验证集的拟合结果，其中远海侧和临海侧桩身最大弯矩预测结果的均方根误差分别为20、16 kN·m，支护桩最大水平位移预测结果的均方根误差最大为1.6 mm。

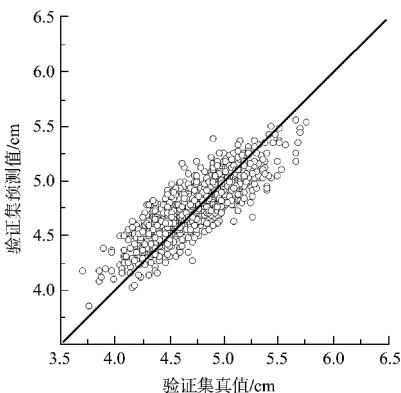


a) 远海侧桩

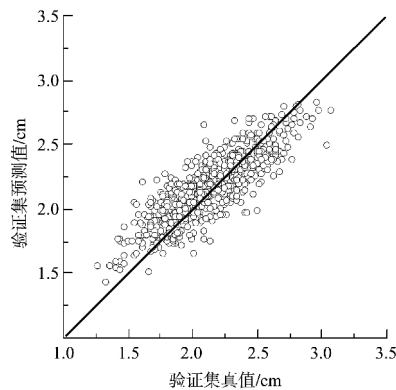


b) 临海侧桩

图9 支护桩最大弯矩验证集的拟合精度



a) 远海侧桩

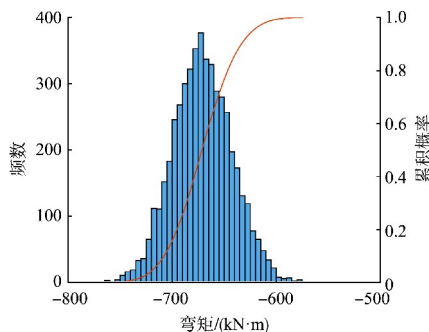


b) 临海侧桩

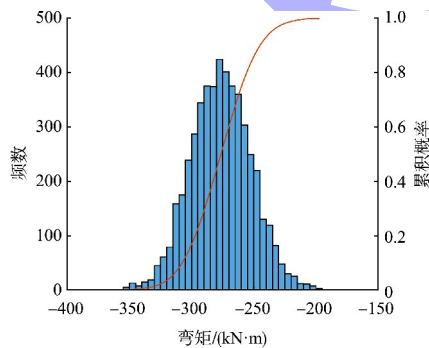
图10 支护桩最大水平位移验证集的拟合精度

重新生成 5 000 组随机场图像,利用训练好的 CNN 网络模型预测临海侧和远海侧桩身最大弯矩和最大水平位移,将结果进行统计分析,得到弯矩和水平位移的累计概率分布,见图 11。该项目的水平位移预警值为 6 cm,弯矩预警值为 1 155 kN·m,由于模型计算弯矩远小于预警值,因此工程的安全性由变形控制。工程水平位移超过 6 cm 的概率为 0。实际监测数据表明,远海侧支护桩的水平位移为 38 mm,临海侧支护桩的水平位移为 25 mm,说明设计的支护结构是安全的。

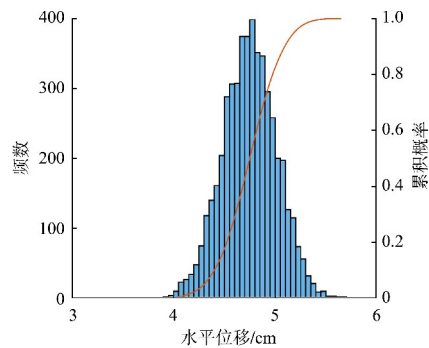
需要注意的是,在超预警值概率很小的时候,基于概率的分析方法需要 1 万个以上的样本数量。因此本例中超预警值概率极小,而样本数量不足导致超预警值概率计算为 0,但是小概率事件依然可以判定设计是安全的。



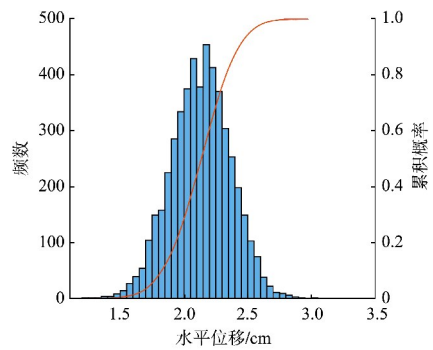
a) 远海侧桩弯矩



b) 临海侧桩弯矩



c) 远海侧桩水平位移



d) 临海侧桩水平位移

图 11 支护桩弯矩和水平位移累积概率分布

#### 4 结论

- 1) 临水基坑受到非对称荷载作用,其变形也呈现非对称的状态,并且有整体朝临海侧位移的趋势。
- 2) 将模型中参数符合随机场分布的特征单元图像化,并将材料参数值与颜色通道的灰度值对应,构造多通道灰度图像数据,并输入到构建的 CNN 网络模型中拟合支护桩的弯矩和水平位移。结果表明,支护桩最大弯矩的均方根误差小于 20 kN·m,最大水平位移预测结果的均方根误差小于 1.6 mm。
- 3) 提出了基于超预警值概率的设计思想,在设计阶段为工程提供监测指标超预警值的概率,可为工程设计和安全施工提供保障。

#### 参考文献:

- [1] 武坤鹏,周红星,陈胜,等. 临水船闸基坑水泥土搅拌桩施工对围堰的影响[J]. 水运工程, 2021(2): 188-194, 204.
- [2] 陈明杰. 某船闸基坑自动化监测技术可靠性分析[J]. 水运工程, 2022(3): 151-156.
- [3] 韦猛,吴王正,张弘. 基于多信息融合的深基坑安全预警方法及应用[J]. 建筑结构, 2019, 49(S1): 756-762.
- [4] 夏天,成诚,庞奇志. 基于长短时记忆网络的深基坑变形安全风险预警[J]. 地球科学[EB/OL]. (2012-11-05) [2021-12-28]. <https://kns.cnki.net/kcms/detail/42.1874.P.20211228.1117.016.html>.
- [5] 蒋水华,李典庆,周创兵,等. 考虑自相关函数影响的边坡可靠度分析[J]. 岩土工程学报, 2014, 36(3): 508-518.
- [6] 徐光彬,翟伟,桂志鹏,等. 考虑参数非均匀性的深基坑悬挂式封闭止水墙体阻水效果分析[J]. 土木工程与管理学报, 2019, 36(1): 78-82.

(下转第 224 页)