

基于神经网络的核电厂设备易损性分析

刘鸿泉, 陈少林, 孙晓颖, 吴绍恒

VULNERABILITY ANALYSIS OF NPP EQUIPMENT BASED ON NEURAL NETWORK

Liu Hongquan, Chen Shaolin, Sun Xiaoying, and Wu Shaoheng

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.6052/0459-1879-21-466>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

基于人工神经网络的非结构网格尺度控制方法

UNSTRUCTURED MESH SIZE CONTROL METHOD BASED ON ARTIFICIAL NEURAL NETWORK

力学学报. 2021, 53(10): 2682-2691

基于人工神经网络的亚格子应力建模

SUBGRID-SCALE STRESS MODELING BASED ON ARTIFICIAL NEURAL NETWORK

力学学报. 2021, 53(10): 2667-2681

基于人工神经网络的湍流大涡模拟方法

ARTIFICIAL NEURAL NETWORK-BASED SUBGRID-SCALE MODELS FOR LARGE-EDDY SIMULATION OF TURBULENCE

力学学报. 2021, 53(1): 1-16

基于离散单元法和人工神经网络的近壁颗粒动力学特征研究

CHARACTERIZATION OF NEAR-WALL PARTICLE DYNAMICS BASED ON DISCRETE ELEMENT METHOD AND ARTIFICIAL NEURAL NETWORK

力学学报. 2021, 53(10): 2656-2666

基于人工神经网络的声子晶体逆向设计

INVERSE DESIGN OF PHONONIC CRYSTALS BY ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS

力学学报. 2021, 53(7): 1992-1998

含概率与区间混合不确定性的系统可靠性分析方法

A SYSTEM RELIABILITY ANALYSIS METHOD FOR STRUCTURES WITH PROBABILITY AND INTERVAL MIXED UNCERTAINTY

力学学报. 2017, 49(2): 456-466



关注微信公众号, 获得更多资讯信息

基于神经网络的核电厂设备易损性分析¹⁾

刘鸿泉* 陈少林*,²⁾ 孙晓颖^{†, **} 吴绍恒*

* (南京航空航天大学航空学院, 南京 211106)

[†] (中国地震局工程力学研究所, 哈尔滨 150080)

** (中国核电工程有限公司, 北京 100840)

摘要 核电结构的易损性分析是核电厂地震安全评估中至关重要的一环, 但是由于核电结构的复杂性以及考虑土-结相互作用 SSI 时较大的计算规模, 使得计算核电厂设备易损性曲线十分耗时. 为发展高效的核电厂设备易损性分析方法, 本文采用核电结构土-结相互作用分析的分区计算方法, 并利用有限的 SSI 分析结果建立神经元模型 ANN 代替有限元模型, 分别基于对数正态假定的回归法和蒙特卡洛法进行了设备易损性分析. ANN 数值模拟包括了以下内容: (1) 基于半偏相关系数选择最相关的地震动参数作为 ANN 输入, 并通过交叉检验建立神经元模型; (2) 量化研究 ANN 数值模拟的预测不确定性, 其中包含了由于简化地震动输入引起的随机不确定性和训练样本缺失引起的认知不确定性; (3) 基于 ANN 模型预测结果分别采用蒙特卡洛法和基于对数正态假定的回归法进行设备的易损性分析. 本文探讨了不同的地震强度指标以及土层材料的不确定性对易损性曲线的影响, 同时验证了回归法中对数正态模型假定的基本合理性, 为核电厂设备易损性分析提供了一种可能方向.

关键词 易损性分析, 人工神经网络, 蒙特卡洛法, 预测不确定性, 概率土-结构相互作用

中图分类号: TU271.5 文献标识码: A doi: 10.6052/0459-1879-21-466

VULNERABILITY ANALYSIS OF NPP EQUIPMENT BASED ON NEURAL NETWORK¹⁾

Liu Hongquan* Chen Shaolin*,²⁾ Sun Xiaoying^{†, **} Wu Shaoheng*

* (College of Aerospace Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 211106, China)

[†] (Institute of Engineering Mechanics, CEA, Harbin 150080)

** (China Nuclear Power Engineering Co., Ltd., Beijing 100840, China)

Abstract The vulnerability analysis is a vital part of the seismic probabilistic risk assessment of nuclear power plants. However, due to the complexity of nuclear power structures and the larger calculation scale, the vulnerability analysis of NPP equipment is very time consuming when considering soil-structure interaction (SSI). In order to develop an efficient vulnerability analysis method, this paper adopts a partition calculation method applied to NPP SSI analysis, and establishes an artificial neural network (ANN) using limited SSI analysis results to substitute the FEM process. Based on the regression method with log-normal assumption and Monte Carlo method to analyze the equipment vulnerability. The ANN numerical simulation includes the following contents. (1) Establish the best ANN model through cross-validation to substitute the FEM process, and the most relevant ground motion parameters are selected as the ANN input based on the

2021-09-12 收稿, 2022-05-10 录用, 2022-05-11 网络版发表.

1) 华龙一号及在役核电机组关键技术装备攻关工程项目和国家自然科学基金 (51978337, U2039209) 资助.

2) 陈少林, 教授, 主要研究方向: 地震工程. E-mail: iemcs1@nuaa.edu.cn

引用格式: 刘鸿泉, 陈少林, 孙晓颖, 吴绍恒. 基于神经网络的核电厂设备易损性分析. 力学学报, 2022, 54(7): 2059-2070

Liu Hongquan, Chen Shaolin, Sun Xiaoying, Wu Shaoheng. Vulnerability analysis of NPP equipment based on neural network. *Chinese Journal of Theoretical and Applied Mechanics*, 2022, 54(7): 2059-2070

semi-partial correlation coefficient. (2) Quantification and investigation of the ANN prediction uncertainty. It includes the aleatory uncertainty caused by the simplification of the seismic inputs and the epistemic uncertainty from the limited size of the training data. (3) Computation of fragility curves with Monte Carlo method and the regression method with log-normal assumption based on the prediction data of ANN model. This paper explores the impact on fragility curves induced by different seismic intensity measures and uncertainty of soil material. Meanwhile, the results verify the basic rationality of the lognormal assumption and provide a possible direction for the vulnerability analysis of NPP equipment.

Key words vulnerability analysis, artificial neural network, Monte Carlo method, forecast uncertainty, probabilistic soil-structure interaction

引言

核电工程结构的安全运行能力是国家极度重视的设计环节,尤其是在地震等自然灾害作用下,各类设备的运行能力和核电厂的安全停堆能力是必须要考虑和量化的设计重点.经过多年的发展,概率地震风险评价 PSRA 已经成为核电工程结构评价地震安全性的主要分析方法之一,其中核电厂的堆芯失效率是在故障树和事件树分析中由易损性曲线和地震危险曲线卷积得到,结构和设备的易损性分析是其中至关重要的一环.在 SPRA 理论框架中,地震易损性曲线定义为结构或者设备在给定的地震动强度指标下的条件失效概率,需要通过对结构和土层材料特性以及地震动的不确定性进行量化和传播,对结构的抗震性能做出真实估计.

计算易损性曲线有多种可行的方法, Kennedy 等^[1-2]根据已存在的核电设计结构,提出了基于性能的安全系数法,该方法运用对数正态分布模型进行易损性分析,无需重复多次耗时的数值模拟,但是该方法依赖于经验数据和专家判断,具有较大的不确定性.通过精细化数值计算可以大大减小结果的不确定性, Cornell 等^[3-4]基于数值模拟提出了 IDA 增量法,通过调幅一系列地震动直至结构破坏或设备失效来确定易损性曲线,该方法需要进行大量重复数值计算,通常应用在一般建筑的易损性评估中,应用在核工程上比较少.为了减少数值模拟次数,一些基于参数模型的易损性分析方法被提出来,具有代表性的有最大似然函数法^[5-6]和对数空间内的线性回归法^[7-8],这两种方法不用调幅地震动到结构失效破坏,更多的应用于核工程结构的易损性分析中.

美国规范 ASCE4-16^[9]中指出当核电厂地基不是硬基岩时,评估其地震危险性需要考虑土-结相互作用,同时应该从概率的角度进行评估.这需要同时

考虑结构和土层材料特性的不确定性,即使采用拉丁立方采样降低样本数量,巨大的土-结模型也会带来昂贵的计算代价.一种有效的降低计算成本的方法是建立一个元模型来表达地震输入与结构输出之间的统计关系.众多学者基于元模型的思想展开了易损性分析的研究工作,产生了不同的建立元模型的方法. Unnikrishnan 等^[10]采用高维模型表达 HDMR 的响应面法计算了钢筋混凝土框架结构的易损性曲线,极大提高计算效率; Mangalathu 等^[11]利用不同的回归手段,确定出了对桥梁构件的抗震需求参数影响最大的不确定变量,并对比发现 Lasso 回归法是最有效的回归手段; Calabrese 和 Lai 等^[12]采用神经网络模型模拟地震动输入与砖砌码头设施预期性能之间的非线性关系,并基于此非线性模型采用蒙特卡洛法计算了易损性曲线.这些元模型构建方法都从提高计算效率的角度出发计算易损性曲线,大多没有对地震动特征代表值进行系统性的选择,同时缺乏对元模型的预测不确定性的量化评估. Wang 等^[13-14]基于神经网络建立了神经元模型 AAN (artificial neural network) 模型,对地震动特征选择以及元模型的不确定性量化进行了相关研究,但是在易损性曲线中仅仅凸显了地震动的随机性,没有考虑土层材料的不确定性.

本文考虑结构和土层材料的不确定性,基于拉丁立方采样建立了土-结三维有限元模型,采用高效的分区计算方法进行核电结构土-结相互作用分析,利用有限的 SSI (soil-structure interaction) 分析结果建立神经元模型代替有限元模型 FEM,并对神经网络预测值的不确定性做了量化分析,最后基于神经网络的预测值进行了设备的易损性分析.

1 数值模拟流程

基于数值模拟的设备易损性分析依赖于大量随

机模型的准确数值模拟, 该过程需要提供足够的模拟结果以提高易损性曲线的精确度. 本文采用拉丁立方采样^[15] 建立随机有限元模型, 使用高效 SSI 分析方法进行结构的地震响应分析, 并对计算结果进行后处理得到所需数据, 用于设备易损性曲线的计算. 有限元模拟的具体步骤如图 1 (a) 所示.

(1) 选取基岩表面强震运动. 该步骤一般依据结构的目标设计反应谱进行, 其目的是体现结构的极限能力, 尽可能让设备达到失效状态, 同时便于和地震危险性分析相结合, 进行下一步的风险评估. 本文依据规范 ASCE 43-05^[16] 推荐的一致危险谱选取强震记录, 同时提取地震动特征值进行易损性分析.

(2) 建立地震动-结构-土层系统的随机模型. 选取结构和土层材料的主要随机变量采用拉丁立方采样, 将生成的结构-土层样本与地震动样本随机组合形成地震动-结构-土层随机模型, 可大大减少计算样本数目.

(3) 采用等效线性化方法 ELM 考虑土层的非线性效应. 本文采用 SHAKE91^[17] 进行一维土柱的等效线性化, 迭代生成与地震动强度水平相匹配的土

层模型.

(4) 采用等效线性化后的土层参数计算自由场, 作为 SSI 分析的输入.

(5) 进行核电工程结构的 SSI 分析. 本文采用一种高效的时域 SSI 分析方法^[18-21], 如图 1(b) 所示, 该方法基于显-隐式积分格式, 采用分区并行算法减小计算规模, 可显著提高计算效率. 其中人工边界选用透射人工边界.

(6) 对结构地震响应进行后处理得到地震需求参数.

2 易损性分析的理论及方法

工程中一般将关心的结构或设备响应以地震需求参数 DM 表示, 而将结构遭受的实际地震动水平用一个主要地震动强度特征值 $IM0$ 表示, 易损性曲线主要目的就是刻画 $IM0$ 和 DM 之间的概率相关关系. 它给出了在指定的地震动水平下, 结构或者设备的地震需求值超过其阈值的条件失效概率

$$P(\alpha) = P(y > y_{crit}|\alpha) \tag{1}$$

$$y = f(a(t), \mathbf{v}_{mat}) \tag{2}$$

式中, α 表示特定的地震动水平, y 表示地震需求值, y_{crit} 为结构或者设备的失效阈值. 其中地震需求值 y 与地震动输入 $a(t)$ 相关, 同时受到结构和土层材料属性中可变因素 \mathbf{v}_{mat} 的影响. 易损性分析的主要目标是确定 $IM0$ - DM 的函数关系, 同时量化其他可变因素带来的不确定性, 本文简单介绍两种传统易损性曲线计算方法.

2.1 基于对数正态假定的回归法

对数线性回归法普遍应用于设备易损性曲线的计算, 该方法假定结构的输入-输出关系满足对数线性回归模型, 则可基于数值模拟或试验资料获得的数据 (α, y) 进行线性回归

$$\ln y = c \ln \alpha + \ln b + \varepsilon \tag{3}$$

式中, b, c 为回归参数, ε 为回归残差, 服从 $N(0, \beta_{DM|IM}^2)$ 的正态分布, $\beta_{DM|IM}$ 可通过下式计算

$$\beta_{DM|IM} = \sqrt{\frac{\sum_{i=0}^N (\varepsilon_i - \bar{\varepsilon})^2}{N - 1}} \tag{4}$$

其中, $\bar{\varepsilon}$ 为回归残差平均值, N 为 (α, y) 的样本容量, 则设备失效的条件概率可以通过标准正态分布的累

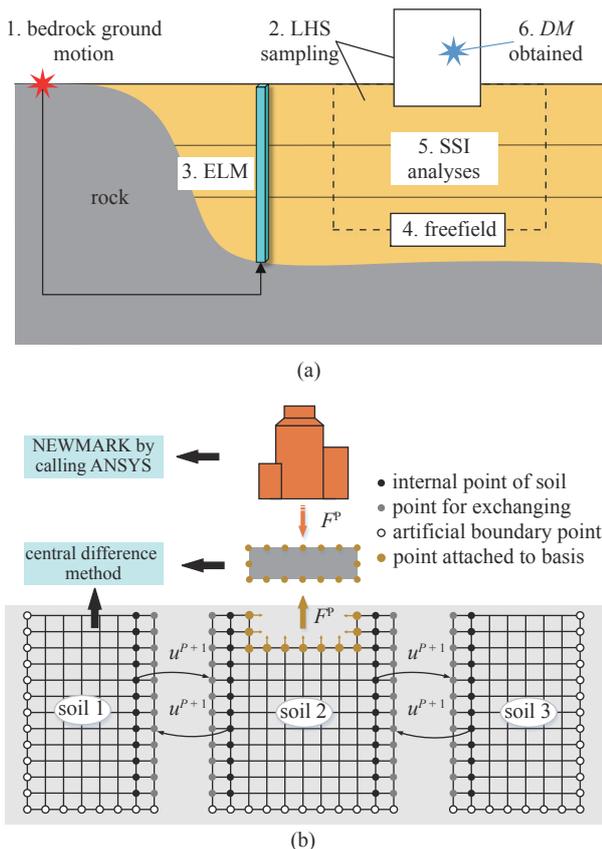


图 1 (a) 工作流程图和 (b) SSI 分析方法
Fig. 1 (a) Work flow of FEM and (b) SSI analysis method

计分布函数计算

$$P_f(\alpha) = \Phi \frac{c \ln \alpha + \ln b - \ln y_{crit}}{\beta_{DM|IM}} \quad (5)$$

2.2 基于 MC 的增量分析法

基于 MC 的增量分析法需要在相同的地震动水平 α 选取 N 条地震动进行结构的响应分析, 同时考虑材料特性等不确定性因素, 计算结构或设备的失效频率作为该地震水平下的条件失效概率

$$P_{MC}(\alpha) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N 1[y_{crit} - y_i(\alpha) < 0] \quad (6)$$

式中, 函数 $1[y_{crit} - y_i(\alpha) < 0]$ 表示当括号中关系式成立时为 1, 反之为 0.

MC 增量法没有指定 $IM0-DM$ 的分布模型, 相比回归法更能体现它们复杂的函数关系, 适用于任何复杂的线性及非线性系统, 但是需要大量的数值模拟来提高计算精度, 一般应用于普通工程结构, 对于核电站等大型结构, 会带来巨大的计算负担, 因此该方法适合采用基于元模型的方法进行地震易损性分析.

3 基于神经网络的易损性曲线计算

由于回归法及 MC 增量法都需要大量数值模拟结果作为支撑, 若仍然采用地震时程 $a(t)$ 求解 DM 值, 计算过程将十分耗时, 因此涌现了许多利用高效的元模型代替有限元模型的方法, 其基本思路是: 用多个地震动特征值代表实际地震动作为输入, 基于已有试验数据或 FEM 模拟数据, 建立结构输入与输出的复杂函数模型. 元模型的输出预测值可以表示为

$$\hat{y} = \hat{f}(IM0, IMs) \quad (7)$$

结构的真实反应与预测值存在一定的误差

$$y = \hat{y} + \varepsilon \quad (8)$$

式中, $IM0$ 为主要的地震动特征值; IMs 为其他对结构输出影响较大的地震动特征值; ε 为结构真实反应与预测值的误差, 来源于对训练数据的欠拟合, 反映了元模型不能充分体现物理模型的非线性关系, 同时误差项还具有其他解释意义: (1) 由于采用了地震动特征值代替地震动时程, 并不能完全反映真实的随机地震动, 一定程度上降低了地震动的随机性; (2) 忽略了材料属性带来的可变影响, 在模型建立过

程中没有直接建立材料属性与输出结果的关系, 而将其解释为地震动特征值的影响; (3) 训练数据的不足导致建立的元模型存在一定的置信范围, 尤其在训练数据较为稀疏处, 模型的预测值缺乏与真实值的比较, 具有较低的置信度.

ANN^[22] 具有其强大的学习能力, 可以适应各种复杂的函数关系, 同时 ANN 模型的训练及预测过程比 FEM 数值模拟过程高效得多, 因此可以方便地将 MC 增量法应用到核电设备的易损性分析中. 基于 ANN 的核电设备易损性分析没有像传统回归法一样进行参数模型假定, 适用于任意复杂的线性或非线性工程结构系统, 同时规避了 MC 增量法中的大量数值模拟过程, 极大地提高了计算效率, 其主要步骤包含: (1) 数据准备; (2) 模型选择; (3) ANN 模型的训练及验证; (4) ANN 模型不确定性的量化; (5) 基于 ANN 模型计算易损性曲线.

3.1 数据准备

根据上文描述, 训练 ANN 模型需要获取结构的输入-输出数据 (数据来源可以是实测的地震记录、振动台试验或精细化结构模型的数值模拟等). 本文采用第 1 节描述的数值模拟方法进行 SSI 响应分析, 并进行后处理获取所需数据. 其中地震动特征值对 ANN 模型的建立和易损性曲线的计算有很大影响, 因此建议在选取地震动特征值时考虑以下几点: (1) 输入特征值应尽量与地震需求参数相关, 足以表达结构输入与输出之间的关系; (2) 选取多个地震动特征值训练 ANN 模型更能反映地震动特性, 但是过多的地震动特征值又容易造成神经网络的过拟合, 降低网络的计算效率和泛化能力, 因此特征值的选取并不是越多越好. 本文通过计算不同特征值的输入向量与输出向量之间的半偏相关系数^[23] 选择合适的特征值.

3.2 模型选择

理论上, 一个三层的 BP 网络可以完成任意 M 维到 N 维的非线性映射. 由于在求解设备易损性曲线时, 普遍假定系统的输入与输出近似服从对数线性回归模型, 因此三层 BP 神经网络足够模拟出结构的地震输入-输出函数关系, 同时为了提高训练神经网络以及神经网络预测过程的效率, 本文选择三层的 BP 神经网络结构进行训练建立 ANN 模型, 网络结构如图 2 所示.

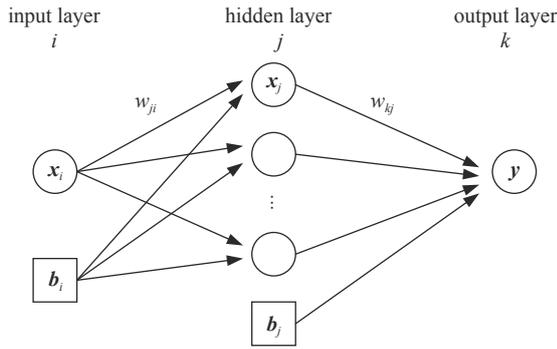


图 2 三层 BP 网络示意图

Fig. 2 Schematic diagram of three-layer BP network

其中隐藏层的神经元数目 (h) 往往需要设计者结合经验经过多次试验确定, 数目太少可能会引起网络的欠拟合, 若数目太多又会增加训练时间, 同时带来过度拟合的问题. 本文采用 10 折交叉检验进行验证, 选择泛化能力最好、模型最稳定的 h 作为模型参数进行 ANN 训练.

3.3 ANN 模型的训练及验证

BP 神经网络主要包含输入层、隐藏层和输出层, 通过选择的激活函数及权重参数模拟输入与输出的非线性关系, 具体学习算法包括两大过程: 其一是输入信号的正向传播过程, 其二是输出误差信号的反向传播过程. 在神经网络训练过程中定义网络的误差函数为

$$E(\mathbf{x}; \mathbf{w}) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N [\hat{y}_i(\mathbf{x}; \mathbf{w}) - y_i]^2 \quad (9)$$

式中, $E(\mathbf{x}; \mathbf{w})$ 为误差函数, \hat{y}_i 为 ANN 模型预测值, 它是输入变量 \mathbf{x} 与参数向量 \mathbf{w} 的函数, 这里参数向量包含了神经元的权值向量和偏置向量. BP 学习算法的实质是求解网络误差函数的最小值, 其方法是按误差函数的负梯度方向进行权重系数修正, 直到网络误差函数达到要求为止, 其中误差函数关于参数变量的梯度向量可表示为

$$\mathbf{g} = \frac{\partial E(\mathbf{x}; \mathbf{w})}{\partial \mathbf{w}} \quad (10)$$

在建立 ANN 模型过程中通常不将全部数据用来训练网络, 而是将可用的数据分为三个部分. (1) 训练集: 用来训练神经网络, 最小化误差函数, 寻找最优的参数值; (2) 验证集: 监视训练过程, 避免出现网络过拟合; (3) 测试集: 不用于神经网络训练过程, 用来评价网络的泛化性能. ANN 模型的网络性能通过网络性能函数来量化, 通常测试集的网络性

能需要小于训练集的网络性能, 保证神经网络具有一定的泛化能力.

3.4 ANN 模型不确定性的量化

经过训练往往并不能获得理想的神经网络参数模型, 因此需要对训练得到的 ANN 模型进行误差量化分析. 对于给定的系统输入 \mathbf{x} 与输出观测值 \mathbf{y} , 假设 ANN 网络的参数真值为 \mathbf{w}^* , 则神经网络预测值与观测值的误差 ε 应服从正态分布 $N(0, \sigma^2)$, 观测值可用 ANN 模型计算得到

$$y_i = f(x_i; \mathbf{w}^*) + \varepsilon_i \quad (11)$$

通过训练网络, 采用反向传播算法最小化误差性能函数, 可确定出参数真值的估计值 $\hat{\mathbf{w}}$, 如果利用此模型进行的预测值足够精确, 则可以使用泰勒展开式得出以下关系式

$$f(x_i; \hat{\mathbf{w}}) = f(x_i; \mathbf{w}^*) + \mathbf{h}_i^T (\hat{\mathbf{w}} - \mathbf{w}^*) \quad (12)$$

$$\mathbf{h}_i^T = \left(\frac{\partial f(x_i; \mathbf{w}^*)}{\partial w_1^*}, \frac{\partial f(x_i; \mathbf{w}^*)}{\partial w_2^*}, \dots, \frac{\partial f(x_i; \mathbf{w}^*)}{\partial w_p^*} \right) \quad (13)$$

其中, \mathbf{h}_i 为神经网络预测值关于权重系数的梯度向量, 则整个训练集的雅可比矩阵可以定义为

$$\mathbf{J} = [\mathbf{h}_1, \mathbf{h}_2, \dots, \mathbf{h}_i, \dots, \mathbf{h}_N] \quad (14)$$

其中, 雅可比矩阵 \mathbf{J} 为 $p \times N$ 的矩阵, p 为神经网络权重系数及偏置系数总数, N 为训练集样本总数. 由此神经网络模型的预测值和观测值的误差可以表示为

$$y_i - \hat{y}_i = \varepsilon_i - \mathbf{h}_i^T (\hat{\mathbf{w}} - \mathbf{w}^*) \quad (15)$$

其中, $\varepsilon_i = y_i - f(x_i; \mathbf{w}^*)$ 表示真值参数模型与观测值的误差; $\mathbf{h}_i^T (\hat{\mathbf{w}} - \mathbf{w}^*)$ 代表由模型参数不准确引起的误差. 经过论证^[24-25], 二者相互独立且都服从标准正态分布

$$\varepsilon_i \sim N(0, \sigma_{ANN}^2) \quad (16)$$

$$\mathbf{h}_i^T (\hat{\mathbf{w}} - \mathbf{w}^*) \sim N(0, \sigma_{ANN, stat}^2) \quad (17)$$

其中

$$\sigma_{ANN}^2 = \frac{1}{N-p} \sum_{i=1}^N [(y_i - f(x_i, \hat{\mathbf{w}}))]^2 \quad (18)$$

$$\sigma_{ANN, stat}^2 = \sigma_{ANN}^2 \mathbf{h}_i^T (\mathbf{J}^T \mathbf{J})^{-1} \mathbf{h}_i \quad (19)$$

因此, 神经网络计算误差的不确定性主要包含了以上两项, 其中 σ_{ANN}^2 估计了 FEM 模拟结果与

ANN 预测值误差之间的不确定性,可采用神经网络残差方差的无偏估计来近似,它反映了元模型误差来源的第(1)项和第(2)项,本质上属于随机不确定性; $\sigma_{ANN,stat}^2$ 估计了模型参数导致的不确定性,主要由于训练数据的不足所导致,反映了元模型误差来源的第(3)项,本质上属于认知不确定性,为易损性曲线提供了置信区间.

3.5 基于 ANN 模型计算易损性曲线

若已知地震动特征值的分布模型及边际范围,则可生成随机的地震动特征值进行 ANN 模拟,其输出值可作为 DM 进行设备易损性的计算,取代了高耗时的 FEM 模拟过程,大大提高了计算效率.基于 ANN 模型产生的输入-输出数据同样可以利用回归法或 IDA 增量法进行设备易损性分析,在此过程中需要将 ANN 模型的误差整合到易损性曲线中.

采用回归法进行分析时,需要量化回归模型的残差不确定性,此不确定性由地震动的随机性及材料特性的随机性导致,而 ANN 输出值的不确定性 σ_{ANN}^2 含有相同的信息,因此设备易损性计算可根据式(5)改写为

$$P_f(\alpha) = \Phi \frac{c \ln \alpha + \ln b - \ln y_{crit}}{\sqrt{\beta_{DM|IM}^2 + \sigma_{ANN}^2}} \quad (20)$$

采用 MC 增量法进行易损性分析时,考虑 ANN 模型的预测误差,可根据式(6)得到基于 ANN 的增量法的易损性曲线计算式(21)以及其置信区间的计算式(22)

$$P_{MC}(\alpha) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N 1[y_{crit} < \hat{y}_i(\alpha) + \varepsilon_{ANN}] \quad (21)$$

$$\hat{P}_{MC}(\alpha) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N 1[y_{crit} < y_i(\alpha) + \varepsilon_{ANN} + \varepsilon_{ANN,stat}] \quad (22)$$

4 实例分析

4.1 地震动-土-结构样本

本文采用由文献[26]建立的核岛结构的精细化模型进行数值模拟,模型主要由辅助厂房(NAB)、屏蔽厂房(NSB)以及钢制安全壳(SCV)等构成,模型内部设备采用集中质量进行简化处理.根据核电模型规模,建立了三层水平成层的场地模型,总体尺寸为 640 m × 360 m × 60 m,核电结构的基础假设为

刚性,尺寸为 90 m × 60 m × 16 m,核电及土体模型如图3所示.

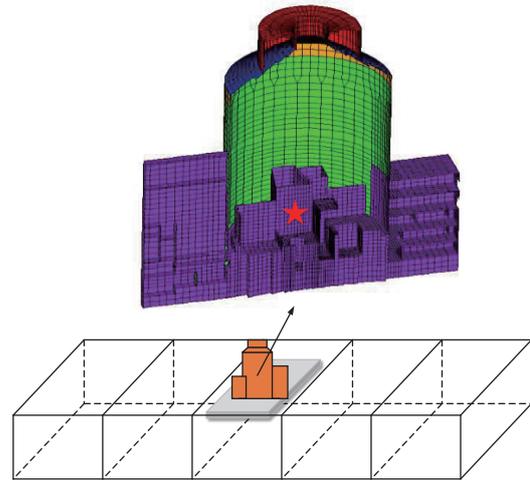


图 3 土-结有限元模型

Fig. 3 FEM of soil-structure

以概率的角度进行设备的易损性分析应该考虑材料属性的不确定性,当随机变量过多时,采用简单随机抽样会造成样本数量过多的问题,为减小计算样本,本文采用有界的拉丁立方方法进行抽样.考虑结构弹性模量以及土层剪切波速的变异性进行抽样建模,按照文献[27-28]建议,假设材料的分布类型为对数正态分布,根据其变异系数(C.V)对各随机变量在其95%的置信区间内进行拉丁立方采样(即随机变量分布范围为 $u \pm 3\sigma$),生成30个结构-土体样本,并与随机地震动组合,产生30个地震动-结构-土体样本,结构及土层材料属性见表1及表2.

表 1 核电材料不确定性

Table 1 Uncertainties in material parameters of NPP			
Type	Distribution	E/GPa	C.V
NAB	log-norm	24.7	0.2
NSB	log-norm	32.9	0.2
SCV	log-norm	210.0	0.2

表 2 土层材料不确定性

Table 2 Uncertainties in material parameters of soil				
Layer	H/m	Distribution	Vs/(m·s ⁻¹)	C.V
L1	20	log-norm	560	0.2
L2	20	log-norm	673	0.2
L3	20	log-norm	794	0.2

4.2 设备极限能力

对于按照设计地震反应谱进行设计的核电厂, 当发生设计地震动强度的地震时, 一般认为内部设备具有 95% 的概率不破坏. 因此对于缺乏设备极限能力值试验资料的情况下, 可理想化地假定设备的极限能力为设计地震动强度下具有 95% 保证率不损坏的 $DM^{[29]}$. 选择满足设计地震动强度的地震波作为结构输入 (不考虑 SSI 效应), 则可通过概率分析确定出目标设备的极限能力值. 本文基于 C-PSHA 理论^[30-32] 求解核电厂场地的地震危险性曲线, 结合规范 ASCE 43-05, 计算一致风险谱 (URS) 作为设计地震反应谱, 根据 URS 在 PEER 数据库中选取了 30 条实测强震记录作为输入, 分析目标设备在设计地震水平下的概率响应, 其中 URS 和调幅后的地震动反应谱如图 4 所示.

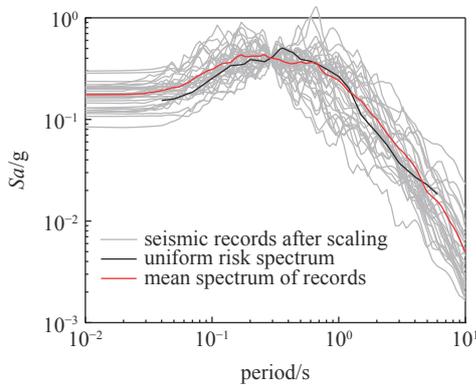


图 4 URS 及地震反应谱

Fig. 4 URS and the spectra of strong motions

由于内部设备的频率主要集中在 5~33 Hz, 因此本文选取目标设备所在节点处 5~33 Hz 的平均楼板加速度反应谱 AFSA 作为地震需求参数. 经过正态检验, 结构的响应近似服从对数正态分布, 经过统计分析, 本文目标设备的极限能力值用 AFSA 衡量为 0.5 g.

4.3 神经网络模型建立及验证

4.3.1 数据准备

本文基于第 1 节的数值模拟流程对生成的 30 个地震动-土-结构样本进行 SSI 分析, 其中土层的等效线性化采用李小军论文^[33] 中提出的 $G/G_0 - \gamma$ 和 $\lambda - \gamma$ 非线性特性曲线进行, 为了进一步提高计算效率, 结构的材料本构选取为线性本构, 这样整个系统就变成了线性系统, 可以通过传递函数减少不必要的计算 (对于结构的非线性效应, 基于 ANN 的易

损性分析方法同样适用, 事实上, ANN 在捕捉这些非线性因素时将更有优势).

对数值模拟结果进行后处理即可获取结构的输入-输出数据, 其中结构的输出, 即地震需求参数 DM 选取为设备所在位置处的平均楼板加速度反应谱 (AFSA), 和表征设备极限能力值的参数一致. 而结构的输入 (地震动特征值 IMs) 代表了结构遭受的地震动水平, 对神经网络的训练影响较大, 宜通过敏感性分析进行确定. 本文初步选择表 3 中的地震特征值作为候选, 并采用文献 [23] 中的方法计算特征值与需求参数的相关系数及半偏相关系数. 其中 ASA 与 DM 的半偏相关系数最大, 选择为主要的地震动特征值 $IM0$, 其他影响比较大的地震动特征值有 PGA, Tp , 理论上和 DM 具有一定的相关关系, 应该在 ANN 模型建立过程中考虑它们的影响. 为探究不同输入情况建立的 ANN 模型对易损性曲线的影响, 本文构建以下四种工况作为输入训练神经网络:

- (1) Case1, 以 ASA 作为输入;
- (2) Case2, 以 ASA, PGA 作为输入;
- (3) Case3, 以 ASA, PGA, Tp 作为输入;
- (4) Case4, 全部特征值作为输入.

在训练 ANN 模型时, 为避免过拟合, 往往不将全部数据用于训练, 因此本文将输入-输出数据按照 8:1:1 的比例分为训练集、验证集、测试集, 只将训练集用于训练 ANN 模型.

表 3 地震动特征值

Table 3 Seismic intensity measures

IMs	Definition	R	R_{sp}
PGA	$\max a(t) $	0.73	0.18
PGV	$\max v(t) $	0.29	-0.13
PGD	$\max d(t) $	0.36	0.07
I_A	$\frac{\pi}{2g} \int_0^{t_{total}} a(t)^2 dt$	0.49	-0.03
CAV	$\int_0^{t_{total}} a(t) dt$	0.38	0.03
PSa_{max}	$\max(PSa(T))$	0.58	-0.03
Tp	$\arg \max(PSa(T))$	-0.26	0.16
ASA	$\int_5^{33} PSa(f) df$	0.85	0.33

Note: R and R_{sp} represent the correlation coefficient and semi-partial correlation coefficient, respectively

4.3.2 神经网络模型参数确定

选用三层 BP 神经网络最重要的参数是隐藏层的单元数目, 采用 10 折交叉检验进行模型验证, 选

择最佳的神经网络隐藏层单元数目, 其中 h 的变化范围为 1 ~ 8. 分别以上面四种工况进行验证, 各工况的误差箱型图如图 5 所示, 计算结果表明, 无论是哪种工况, 当 $h = 1$ 时网络模型最稳定, 因此本文选择 $h = 1$ 进行 ANN 训练.

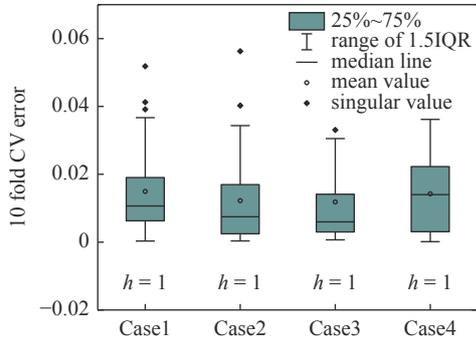


图 5 交叉验证
Fig. 5 Cross validation

经过交叉验证可以看出特征值的选择对网络稳定性具有一定的影响, 过多的特征值输入未必使网络更加趋于稳定, 也从另一方面说明了地震特征值选择的重要性.

4.3.3 ANN 模型的训练及其预测误差验证

本文以 Case2 为例说明神经网络的建立过程, 训练结果如图 6(a) 所示, 其中蓝色为训练数据, 绿色为验证数据, 红色为测试数据, 从总体看, 神经网络反映了输入-输出之间的非线性关系, 相比线性回归更加真实. 网络的性能采用目标值与神经网络输出值的均方误差 MSE 进行评估. 该神经网络总性能为 0.0095, 其中训练集的网络性能为 0.0111, 验证集的网络性能为 0.0018, 测试集的网络性能为 0.0045, 测试集的误差性能指标小于训练集, 证明了网络具有一定程度的精确性和泛化能力.

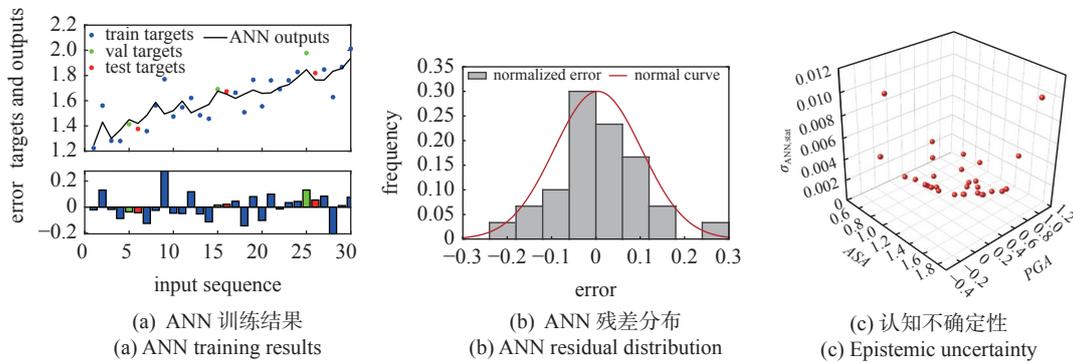


图 6 Case2 工况下 ANN 训练过程
Fig. 6 ANN training process under Case2 conditions

ANN 训练的结果需要量化其不确定性, 其不确定性的来源在第 3.4 节中论述过, 主要包含了: (1) 由地震动随机性以及材料不确定性引起的偶然不确定性; (2) 由于训练样本不足而引起的认知不确定, 分别由式 (18) 和式 (19) 计算得到. 图 6(b) 为模型训练残差的分布图, 其结果体现了模型训练残差的正态性, 图 6(c) 为神经网络认知不确定性的计算值, 从图中可以看出, 当 ANN 模型输入值集中在训练数据的边际范围附近时, 认知不确定性具有较大值, 这是由于 FEM 的输入-输出数据在这个范围内比较稀缺所导致的.

为了进一步验证 ANN 预测误差修正的合理性, 训练好神经网络模型后, 基于总数据量 80% 的训练数据, 利用回归法分别建立了基于 FEM 数据和基于 ANN 预测数据的易损性曲线. 如图 7 所示, 分别

为 Case1 ~ Case4 这四种工况的目标设备易损性曲线, 从图中可以看出以下两个规律.

(1) 不进行修正时, 基于 ANN 的易损性曲线比基于 FEM 的易损性曲线更加陡峭, 意味着基于 ANN 的易损性曲线具有更小的不确定性, 这种现象随着选取地震动特征参数数目的增加而逐渐减弱. 造成该现象的主要原因是神经网络在训练时为了防止过度拟合, 控制了数据的离散性, 使 ANN 的预测值具有更小的不确定性, 从而使易损性曲线更加陡峭. 这个现象也可以从另一个角度解释: 由于 ANN 训练过程中采用了有限的地震动特征参数代替地震动, 会在一定程度上丧失地震动的随机性, 从而减小了结构输入与输出的不确定性, 使得易损性曲线更陡峭. 从图中可以看出选取越多的地震动参数作为输入训练 ANN 模型, 计算的易损性曲线越接近

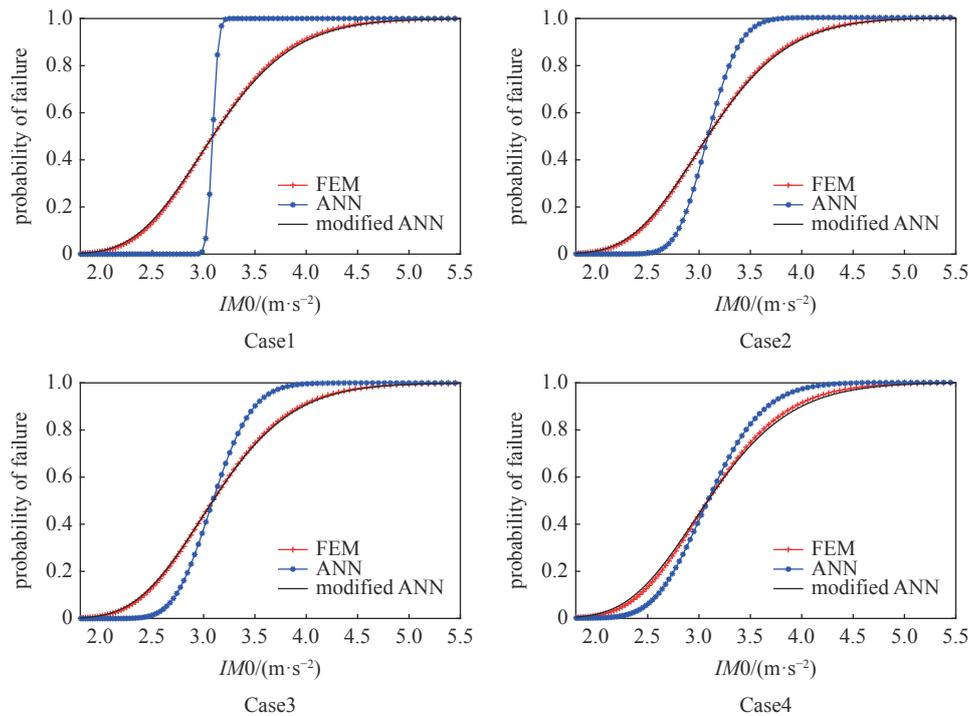


图 7 回归法计算易损性曲线
Fig. 7 Fragility curves by REG

FEM 计算结果, 即训练的 ANN 模型更加接近于 FEM 模型。

(2) 从理论上分析, 若基于 ANN 的易损性分析数据全部由训练样本生成, 则修正 ANN 模型误差后的易损性曲线应该和基于 FEM 的易损性曲线一致。从图中可以看出, 采用式 (20) 修正 ANN 的易损性曲线后, 其结果和 FEM 的计算结果基本保持一致, 与理论相符合, 由此验证了本文对神经网络模型不确定性的量化方法的正确性。

4.4 易损性曲线计算

本文利用训练好的 ANN 模型进行易损性曲线的计算, 可快速生成计算数据, 适合利用 MC 增量法逐点计算失效概率, 相较于 FEM 法可大大提高计算效率, 其具体计算过程如下。

(1) 选取 ASA 特征值为主要特征值 IM_0 , 逐点生成计算点, 本文根据设备抗震能力在 [1.8, 6.0] 的变化区间内线性抽取了 100 个 ASA 特征值作为计算点, 逐点计算失效概率。

(2) 生成其他特征值 IM_s 的随机数, 代表地震动的随机性。本文根据其他特征值的分布类型 (根据统计分析为对数正态分布) 进行概率抽样, 若其他特征值不止一个则采用拉丁立方抽样, 随机组合成 1000 个特征样本, 即针对每一个 IM_0 , 生成 1000 个

IM_s 样本计算设备的失效概率。由于未知特征值的边际分布, 本文根据特征值的分布类型在其 95% 置信区间内进行采样, 暂不考虑各特征值之间的相关系数。

(3) 逐点计算核电设备在 IM_0 水平下的失效概率, 根据式 (18) 和式 (19) 量化 ANN 模型的不确定性, 结合式 (21) 和式 (22) 计算易损性曲线。

4.4.1 不同输入特征值对结果的影响

为了探讨不同特征值作为输入对易损性曲线的影响, 首先基于 Case1 ~ Case4 这四种输入工况训练了 ANN 模型, 然后基于 ANN 模型的预测数据, 分别采用回归法和 MC 增量法计算设备易损性曲线。由 4.3.3 节的验证过程可知: 采用回归法计算时, 基于 ANN 的易损性曲线经过修正后和基于 FEM 的易损性曲线保持一致, 各工况所得易损性曲线相同 (采用 ANN 模型不会改变回归法中的对数线性回归结构), 因此以回归法得到的曲线为基准对比不同工况下采用 MC 法计算的曲线。对比结果如图 8 所示, 通过观察分析可以得到以下结论。

(1) 易损性曲线形状与结构输入-输出关系模型息息相关, 其中输入-输出模型会影响曲线的位置, 输入-输出关系的不确定性会影响曲线的陡峭程度。对比不同输入工况下 MC 法和回归法得到的易损性

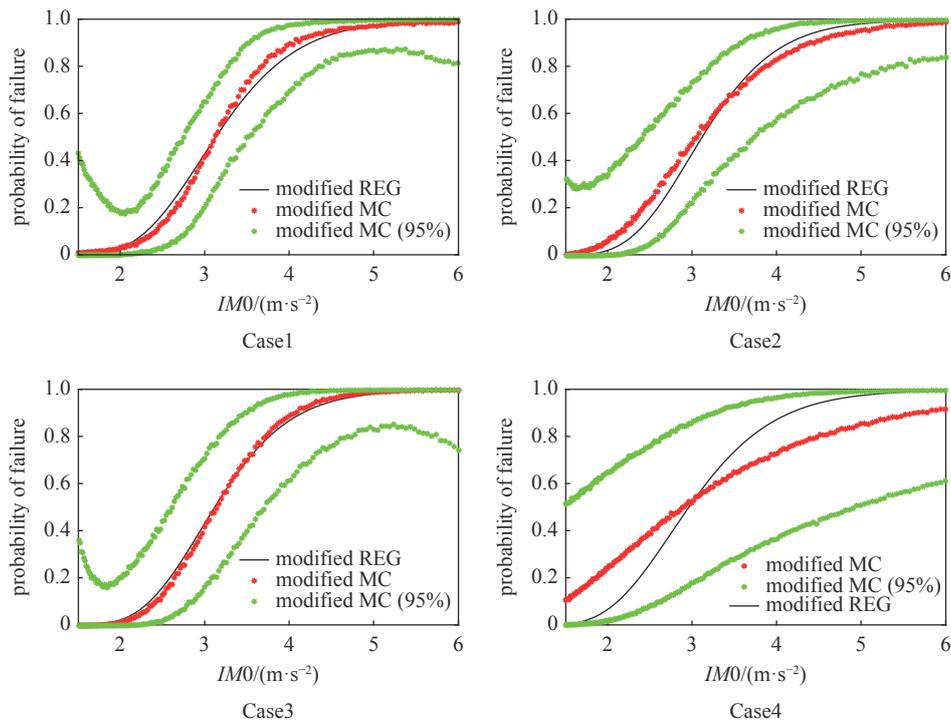


图 8 不同输入下基于 ANN 的易损性曲线

Fig. 8 Fragility curves based on ANN under different inputs

曲线, 其差异性主要体现在曲线的陡峭程度上, 代表了 ANN 模型基本符合回归法中的对数回归模型, 只是在预测结果的不确定性上有所不同, 从而验证了回归法中对数线性回归模型假定的基本合理性.

(2) 过多的地震动特征值输入 (Case4) 会导致建立的 ANN 模型效果变差. 其原因是建立 ANN 模型时引入了太多与地震需求参数相关性不大的特征值, 导致了 ANN 模型的过度拟合, 使结构输入-输出关系具有很大的不确定性, 最终导致计算的易损性曲线过于平缓.

(3) 关注各工况 MC 增量法的置信区间, 置信区间的大小由 ANN 模型中的认知不确定性决定, 主要来源于样本的不足与缺失. Case1 ~ Case3 输入工况下, 当主要特征参数集中在极小或极大区域 (0 ~ 2, 5.5 ~ 6) 附近时, 置信曲线明显变宽, 原因是这一段的采样特征值在训练数据库中比较稀疏. 因此在训练 ANN 模型前应该注意准备数据的宽度和密度, 良好的数据宽度和密度有利于提高易损性曲线的可信度.

4.4.2 土层材料变异性对结果的影响

上节论述了不同地震动特征值作为输入对 ANN 模型的影响, 并未考虑材料不确定性的影响. 材料的不确定性对 FEM 计算结果也有一定程度的

影响, 因此将 FEM 输入-输出关系仅由地震动特征值表示并不符合实际情况. 本节在 Case3 的输入变量中增加了土层材料的不确定性用于 ANN 模型的建立, 并将该工况定义为 Case5, 对比探讨了将材料不确定性作为 ANN 输入对计算易损性曲线的影响. 其中增加的具体输入值为相邻土层的波阻抗比

$$\alpha_{ij} = \frac{\rho_i c_i}{\rho_j c_j} \tag{23}$$

其中, α_{ij} 为第 i 层和第 j 层土层的波阻抗比, ρ 和 c 分别为各层的密度和波速.

采用 MC 法时的采样过程仍然使用拉丁立方采样, 计算结果如图 9 所示. 从图中可以看出增加了土

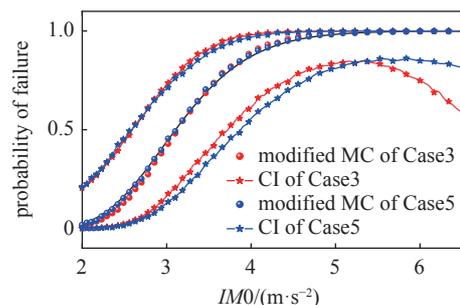


图 9 不考虑土层材料不确定性 (Case3) 和考虑土层材料不确定性 (Case5) 的易损性曲线

Fig. 9 Fragility curves without considering soil material uncertainty (Case3) and considering soil material uncertainty (Case5)

层材料不确定性的影响后 (Case5), 计算的易损性曲线和 Case3 工况下得到的易损性曲线差别不大。但是值得一提的是, 引入材料不确定性因素的影响后, ANN 的预测结果在训练数据较稀疏处 (如 IMO 在区间 [5.5, 6.5]) 的置信度得到了提高, 使得易损性曲线具有更高的可靠度。因此考虑材料的不确定性有一定的意义。

5 结论

本文通过 FEM 模拟结果建立 ANN 模型, 并基于 ANN 模型进行设备易损性分析, 探讨了以不同特征值作为输入训练 ANN 模型对结果的影响以及土层材料不确定性对结果的影响, 得出以下结论。

(1) 地震动特征值的选择对 ANN 模型训练以及易损性曲线计算有很大影响, 过少的特征值会损失地震动一定的随机性, 过多的特征值会造成模型过度拟合, 使计算结果容易受到不相关因素的影响。

(2) 利用 MC 法验证了回归法中对数回归模型假定的基本合理性。

(3) 土层材料的不确定性对易损性曲线计算影响不大, 但是有助于改善 ANN 模型预测值的置信度, 提高易损性曲线的可靠度。

基于 ANN 模型的易损性分析充分利用了 FEM 模拟结果, 将 MC 增量法应用于核电工程结构中, 并尽可能地减少了计算样本, 极大提高了计算效率, 为发展重大工程结构的设备易损性分析提供了可能的方向。

参 考 文 献

- Kennedy RP, Cornell CA, Campbell RD, et al. Probabilistic seismic safety study of an existing nuclear power plant. *Nuclear Engineering and Design*, 1980, 59(2): 315-338
- Kennedy RP, Ravindra MK. Seismic fragilities for nuclear power plant risk studies. *Nuclear Engineering and Design*, 1984, 79(1): 47-68
- Vamvatsikos D, Cornell CA. Incremental dynamic analysis. *Earthquake Engineering and Structural Dynamics*, 2002, 31(3): 491-514
- Vamvatsikos D, Cornell CA. Applied incremental dynamic analysis. *Earthquake Spectra*, 2004, 20(2): 523-553
- Shinozuka M, Feng MQ, Lee J, et al. Statistical analysis of fragility curves. *Journal of Engineering Mechanics*, 2000, 126(12): 1224-1231
- Zentner I. Numerical computation of fragility curves for NPP equipment. *Nuclear Engineering and Design*, 2010, 240(6): 1614-1621
- Cornell CA, Jalayer F, Hamburger RO, et al. Probabilistic basis for 2000 SAC federal emergency management agency steel moment frame guidelines. *Journal of Structural Engineering*, 2002, 128(4): 526-533
- Zentner I, Humbert N, Ravet S, et al. Numerical methods for seismic fragility analysis of structures and components in nuclear industry application to a reactor coolant system. *Georisk Assessment and Management of Risk for Engineered Systems and Geohazards*, 2011, 5(2): 99-109
- ASCE/SEI 4-16. Seismic analysis of safety-related nuclear structures. American Society of Civil Engineers, 2017
- Unnikrishnan VU, Prasad AM, Rao BN. Development of fragility curves using high-dimensional model representation. *Earthquake Engineering & Structural Dynamics*, 2013, 42: 419-430
- Mangalathu S, Jeon JS, Desroches R. Critical uncertainty parameters influencing seismic performance of bridges using lasso regression. *Earthquake Engineering & Structural Dynamics*, 2018, 47: 784-801
- Calabrese A, Lai CG. Fragility functions of blockwork wharves using artificial neural networks. *Soil Dynamics and Earthquake Engineering*, 2013, 52: 88-102
- Wang ZY, Zentner I, Zio E. A Bayesian framework for estimating fragility curves based on seismic damage data and numerical simulations by adaptive neural networks. *Nuclear Engineering and Design*, 2018, 338: 232-246
- Wang ZY, Pedroni N, Zentner I, et al. Seismic fragility analysis with artificial neural networks: Application to nuclear power plant equipment. *Engineering Structures*, 2018, 162: 213-225
- 谷音, 郑文婷, 卓卫东. 基于 LHS-MC 方法的矮塔斜拉桥地震风险概率分析. *工程力学*, 2013, 30(8): 96-102, 110 (Gu Yin, Zheng Wenting, Zhuo Weidong. Analysis of seismic risk probability assessment of lower-tower cable-stayed bridge based on LHS-MC method. *Engineering Mechanics*, 2013, 30(8): 96-102, 110 (in Chinese))
- ASCE/SEI 43-05. Seismic design criteria for structures, systems, and components in nuclear facilities. American Society of Civil Engineers, 2005
- Idriss IM, Sun JI. User's manual for shake91—A computer program for conducting equivalent linear seismic response analyses of horizontally layered soil deposits. Center for Geotechnical Modeling, Department of Civil & Environmental Engineering, UC Davis, 1992
- 陈少林, 张娇, 郭琪超等. 非水平成层场地上核电结构时域土-结相互作用分析. *岩土工程学报*, 2020, 42(2): 308-316 (Chen Shaolin, Zhang Jiao, Guo Qichao, et al. Time-domain soil-structure interaction analysis of nuclear facilities on non-horizontal layered site. *Chinese Journal of Geotechnical Engineering*, 2020, 42(2): 308-316 (in Chinese))
- 陈少林, 陆新宇, 赵宇昕. 考虑基础柔性的土-结动力相互作用分区显-隐式分析算法. *自然灾害学报*, 2020, 29(3): 9-19 (Chen Shaolin, Lu Xinyu, Zhao Yuxin. Explicit-implicit algorithm for analysis of three-dimensional soil-foundation-structure dynamic interaction. *Journal of Natural Disasters*, 2020, 29(3): 9-19 (in Chinese))
- 陈少林, 郭琪超, 周国良. 核电结构土-结相互作用分析分区混合计算方法. *力学学报*, 2020, 52(1): 258-282 (Chen Shaolin, Guo Qichao, Zhou Guoliang. Partitioned hybrid method for soil-structure interaction analysis of nuclear power structure. *Chinese Journal of Theoretical and Applied Mechanics*, 2020, 52(1): 258-282 (in Chinese))
- 陈少林, 宗娟. 平面波任意角度入射时波动散射问题输入的一种实现方法. *固体力学学报*, 2018, 39(1): 80-89 (Chen Shaolin, Zong

- Juan. Wave input method for three-dimensional wave scattering simulation of an incident wave in an arbitrary direction. *Chinese Journal of Solid Mechanics*, 2018, 39(1): 80-89 (in Chinese)
- 22 周开利. 神经网络模型及其 MATLAB 仿真程序设计. 北京: 清华大学出版社, 2005: 69-90 (Zhou Kaili. Neural Network Model and MATLAB Simulation Program Design. Beijing: Tsinghua University Press, 2005: 69-90 (in Chinese))
- 23 姚俊. 半偏相关系数的计算公式及其应用. 统计与决策, 2011, 5: 4-7 (Yao Jun. Calculation formula of semi-partial correlation coefficient and its application. *Statistics and Decision*, 2011, 5: 4-7 (in Chinese))
- 24 Zio E. A study of the bootstrap method for estimating the accuracy of artificial neural networks in predicting nuclear transient processes. *IEEE Transactions on Nuclear Science*, 2006, 53(3): 1460-1478
- 25 Chrissolouris G, Lee M, Ramsey A. Confidence interval prediction for neural network models. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 1996, 7(1): 229-232
- 26 周国良, 唐晖, 魏超等. 新型压水堆核电站核岛厂房结构地震反应分析//第 22 届全国结构工程学术会议论文集第三册, 2013 (Zhou Guoliang, Tang Hui, Wei Chao, et al. Seismic response analysis of advanced power nuclear island buildings//Proceedings of the 22nd National Structural Engineering Conference Volume III, 2013 (in Chinese))
- 27 Liel AB, Haselton CB, Deierlein GG, et al. Incorporating modeling uncertainties in the assessment of seismic collapse risk of buildings. *Structural Safety*, 2009, 31(2): 197-211
- 28 Mangalathu S, Jeon JS, Desroches R. Critical uncertainty parameters influencing seismic performance of bridges using lasso regression. *Earthquake Engineering & Structural Dynamics*, 2018, 47: 784-801
- 29 尚昆. 考虑 SSI 效应的核电厂安全壳及内部结构抗震能力评估. [硕士学位论文]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2014: 15-17 (Shang Kun. Seismic assessment of nuclear power plants containment and internal structure considering SSI. [Master Thesis]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2014: 15-17 (in Chinese))
- 30 王晓磊. 基于场地危险性和目标谱的核电安全壳概率地震风险分析. [博士学位论文]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2018: 18-38 (Wang Xiaolei. Seismic probabilistic risk analysis for nuclear power plant containments based on site-specific hazard and target spectra. [PhD Thesis]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2018: 18-38 (in Chinese))
- 31 纪春玲, 董博. 山东某场地概率地震危险性分析. *地震地磁观测与研究*, 2017, 38(4): 53-64 (Ji Chunlin, Dong Bo. Probabilistic seismic hazard analysis of a site in Shandong Province. *Seismological and Geomagnetic Observation and Research*, 2017, 38(4): 53-64 (in Chinese))
- 32 俞言祥, 汪素云. 中国东部和西部地区水平向基岩加速度反应谱衰减关系. *震灾防御技术*, 2006, 1(3): 206-217 (Yu Yanxiang, Wang Suyun. Attenuation relations for horizontal peak ground acceleration and response spectrum in eastern and western china. *Earthquake Disaster Prevention Technology*, 2006, 1(3): 206-217 (in Chinese))
- 33 李小军, 侯春林, 戴志军等. 核岛结构设计地基场地及计算基底效应研究. *岩土力学*, 2015, 36(8): 8 (Li Xiaojun, Hou Chunlin, Dai Zhijun, et al. Research on the effects of soil layers and bedrock on designing the foundation of nuclear island structure. *Geotechnical Mechanics*, 2015, 36(8): 8 (in Chinese))