

DOI: 10.11779/CJGE20221448

基于全连接神经网络的地铁车站响应分析与地震强度指标优选

钟紫蓝, 倪博, 史跃波, 张成明, 申家旭*, 杜修力

(北京工业大学城市与工程安全减灾教育部重点实验室, 北京 100124)

摘要: 为了降低随机地震响应分析的计算成本, 将人工神经网络方法用于构建概率地震需求模型(PSDM), 以预测地铁车站结构的地震响应, 并对适用于地铁车站结构响应预测的地震强度指标(IM)进行了优选。首先选取了 200 条实测地震动, 计算 IM, 并对典型的三层三跨地铁车站结构进行有限元建模, 将 IM 与最大层间位移角作为输入与输出训练全连接神经网络模型(FCNN), 得到了最大层间位移角的预测模型。最后基于训练后 FCNN 输入层到隐含层中的权重矩阵与传统方法对 IM 进行优选, 得出了对最大层间位移角影响最大的 IM。研究结果表明: 训练后 FCNN 能以 0.95 的精度预测地铁车站最大层间位移角, 且计算耗时仅为数值模拟的 1/5; 针对矩形地下结构最大层间位移角, 速度型和速度反应谱型指标的影响明显高于其他类型指标, 其中速度谱强度(VSI)对最大层间位移角的影响最大。

关键词: 全连接神经网络; 概率地震需求模型; 地铁车站结构; 地震强度指标

中图分类号: TU443 文献标识码: A 文章编号: 1000-4548(2024)03-0567-11

作者简介: 钟紫蓝(1986—), 男, 博士, 副研究员, 主要从事地下结构抗震研究。E-mail: zilanzhong@bjut.edu.cn。

Response analysis of subway station and optimization of seismic intensity measures based on fully connected neural network

ZHONG Zilan, NI Bo, SHI Yuebo, ZHANG Chengming, SHEN Jiaxu, DU Xiuli

(Key Laboratory of Urban Security and Disaster Engineering of Ministry of Education, Beijing University of Technology, Beijing 100124, China)

Abstract: In order to reduce the calculation cost of random seismic response analysis, the artificial neural network method is used to build a probabilistic seismic demand model (PSDM) to predict the seismic response of subway station structures, and the seismic intensity measure (IM) suitable for the prediction of subway station structural response is optimized. First, 200 measured ground motions are selected, IM is calculated, and the typical three-story and three-span subway station structure is modeled by the finite element method. Then, the IM and the maximum layer drift are used as the input and output to train the fully connected neural network (FCNN), and the prediction model for the maximum layer drift is obtained. Finally, the IM is optimized based on the weight matrix from the FCNN input layer to the hidden layer after training and the traditional methods, and the IM that has the greatest impact on the maximum layer drift is obtained. The results show that the FCNN after training can predict the maximum layer drift of subway station with an accuracy of 0.95, and the calculation efficiency is 18000 times higher than that of numerical simulation. For the maximum layer drift, the impact of velocity type and velocity response spectrum type indices is significantly higher than other types of indices, among which the velocity spectrum intensity (VSI) has the largest impact on the maximum layer drift.

Key words: FCNN; probabilistic seismic demand model; subway station structure; seismic intensity measure

0 引言

美国太平洋地震工程研究中心在 2005 年提出新一代基于性能的地震工程研究框架。概率地震需求分析作为地震易损性分析和地震风险分析的重要一环, 已经成为新一代基于性能地震工程的主要研究内容; 概率地震需求分析的核心内容是建立概率地震需求模型(PSDM), 它表征了地震强度指标与结构地震需

求参数(DM)之间的关系。同时, IM 作为联系地震危险性分析和地震响应分析的桥梁, 是影响计算结果准确性的重要部分。确定一个合理的 IM 是基于性能的抗震设计方法的重要环节之一, 合理的 IM 可以有

基金项目: 国家自然科学基金面上项目(51978020)

收稿日期: 2022-11-23

*通信作者(E-mail: shenjx@bjut.edu.cn)

效地降低结构响应预测的离散性，对于结构响应分析具有重要的意义。

由于地震动的随机性和结构破坏状态的复杂性，如何确定一个 PSDM 与能综合反映地震动强度的指标，一直是工程结构抗震性能评价所面临的一个难点和热点。Cornell 等^[1]提出结构响应的统计对数平均值与 IM 之间近似满足对数线性关系，这一假设被应用于诸多学者的研究当中，如：钟紫蓝等^[2]、Argyroudis 等^[3]、Liu 等^[4]以地铁车站，矩形和圆形隧道等地下结构为研究对象，建立了地表 PGA 与层间位移角、隧道横截面的实际弯矩、承载力弯矩比率之间的对数线性关系；近年来，Ramamoothy 等^[5]在钢筋混凝土框架结构的易损性分析中提出，与传统的线性 PSDM 相比，双线性模型更能反应结构在弹性和塑性阶段地震动 5% 阻尼弹性反应谱加速度与最大层间位移的关系，并得到了 Simon 等^[6]、He 等^[7]以及 Xu 等^[8]国内外学者的认可与应用。Zhang 等^[9]在地下管道的易损性分析中利用线性回归将 PSDM 构建为一个二维曲面，表示水平、垂直两个方向的 IM 与衬砌的最大总应变之间的关系。

然而，传统的 PSDM 存在一定的局限性（缺乏通用性）。首先，传统的 PSDM 只适用于以对数线性函数为特征的转换空间。但是结构的损伤状态评估有很多指标，并不是所有指标都可以用对数变换空间中的线性回归模型来描述。例如，Zheng 等^[10]通过分析中国汶川典型简支梁桥的地震易损性曲线，建立了柱、支座和桥台的 PSDM，结果表明地表峰值加速度和 6 个结构动力响应指标的相关性在对数空间中并不理想；于晓辉等^[11]等研究表明传统的线性地震需求模型无法适用于钢筋混凝土框架结构倒塌的情况。同样目前用于建立 PSDM 的策略基于线性回归时，仅利用了单个或少量 IM。然而，单个或少量 IM 不能解释地面运动的所有相关特征。因此，有必要加入更多的 IM，以提高回归模型拟合数据的能力，这无疑增加了建立高性能 PSDM 的难度。对于特定的结构响应，为得到最大程度满足给定概率地震需求模型关系的 IM，IM 的优选具有重要意义。Yang 等^[12]对两种不同形式的隔震结构进行了有效性、充分性以及灵敏度的分析，进而得出修正速度谱强度是预测大部分高层混凝土结构响应的有效指标；Padgett 等^[13]提出了综合考虑不同 IM 的判别准则，包括效率性、实用性、有益性、充分性和风险可评估性，以选择公路桥梁抗震性能评价的最佳 IM；Zhang 等^[14]基于有效性、实用性、有益性和充分性判别准则，选取了不同类型场地下地铁车站损伤评价的最优 IM。研究表明，传统地震强度指标优选方法的评判指标不唯一，优选步骤复杂，效率较低，也需要一种更精简、更快速的优选方法。

近年来，人工神经网络方法由于其高精度和高效率而流行起来。与传统的回归模型相比，神经网络方法能够更好地模拟多输入多输出之间的非线性关系。例如，Ding 等^[15-16]利用条件生成对抗网络分别建立了主余震加速度反应谱值、IM 之间的关系，相较于传统地震运动预测模型，条件生成对抗网络对余震的加速度反应谱值与 IM 的预测展现出了更高精度；Huang 等^[17]将自由场的变形作为输入，采用一维卷积神经网络对两层三跨地铁车站的地震响应进行建模，该方法以较低的计算成本与较高的精度对层间位移角时程进行了预测；Xu 等^[18]建立了一个基于长短期记忆神经网络（LSTM）的模型以预测多层框架结构在地震作用下的层间位移，基于神经网络的模型显示出比传统线性回归模型更好的性能；Torky 等^[19]利用混合卷积 LSTM 模型预测建筑物地基和上部结构的非线性多分量地震响应，并可作为建筑物实时响应监测的替代模型。这些研究表明，ANN 在分析复杂和不确定问题等方面具有优势。

本文以某典型埋深 10 m 的三层三跨地铁车站为工程对象，针对现阶段概率地震需求分析中的研究不足，将人工神经网络方法应用于构建具有多个 IM 的概率地震需求模型。在此基础上，利用神经网络权重的特性对 IM 进行了优选，并与传统 IM 优选结果进行了对比，以期为地下结构 IM 合理选取及结构地震响应预测提供参考和指导。

1 模型简介

1.1 传统 PSDM

概率地震需求模型是一个数学表达式，它将地震动 IM 与结构特定 DM 联系起来，用来预测结构在特定地震动 IM 下超过结构特定 DM 的概率。传统的 PSDM 假设为对数变换空间中 DM 和 IM 样本对的线性回归，残差遵循零均值齐次方差的正态分布。图 1 是对数变换空间中结构 DM 与地面运动 IM 的散点图。

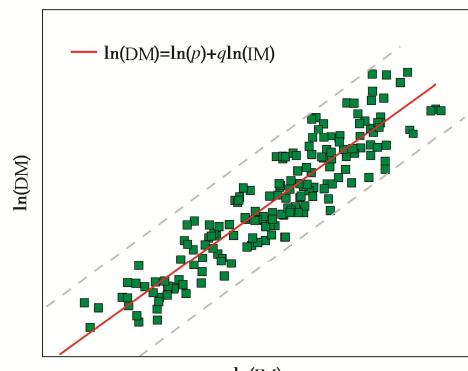


图 1 传统 PSDM

Fig. 1 Traditional PSDM

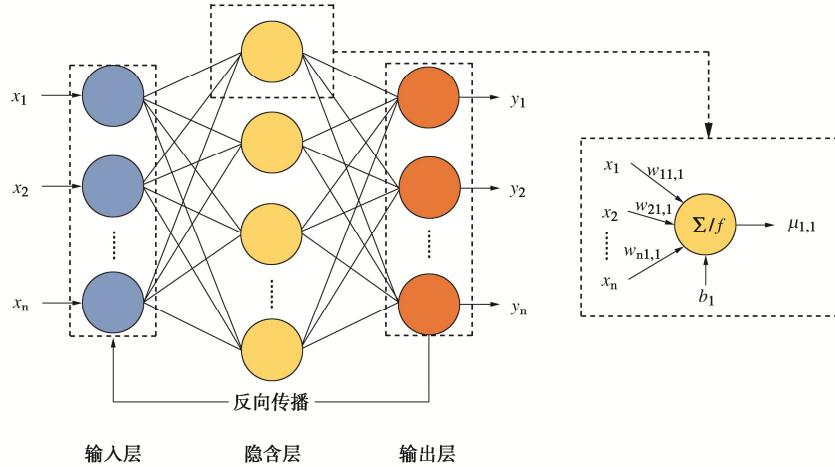


图 2 全连接神经网络结构

Fig. 2 Structure of FCNN

DM 可以表示为

$$\ln(\text{DM}) = \ln(p) + q\ln(\text{IM}) + \beta_i。 \quad (1)$$

式中: p 和 q 为回归参数; β_i 为第 i 个样本的残差; β_i 服从零均值齐次方差的正态分布, 即误差模型可以写成:

$$\beta_i \sim N(0, \sigma_{\ln(\text{DM})|\text{IM}}), \quad (2)$$

$$\sigma_{\ln(\text{DM})|\text{IM}} = \sqrt{\frac{1}{n-2} \sum_{i=1}^N \beta_i^2}。 \quad (3)$$

式中: $\sigma_{\ln(\text{DM})|\text{IM}}$ 为对数正态标准差, 可用式 (3) 计算, n 为样本数。

1.2 人工神经网络模型

神经网络是一种仿生数学模型, 具有与生物神经元相同的功能和组织结构^[20]。相较于其他回归方法以及深度神经网络模型, 具有少量隐含层的全连接神经网络在解决低维非线性问题上有着拟合速度快、精确度高的优势。因此, 通常采用该模型对低维非线性数据进行拟合与预测。FCNN 由一套相互连接的神经元组成, 这些神经元分别与 3 种层相关联: 输入层、隐含层和输出层。图 2 描述了具有一个隐含层的 FCNN 的结构。

该神经网络本质上是通过由神经元表示的简单算术运算将输入层映射到输出层, 其中, 隐含层和输出层的每个神经元接收上一层的输入, 并进行如下操作:

$$\mu_{i,k} = f(\sum_{j=1}^n w_{ij,k} x_j - b_k)。 \quad (4)$$

式中: $f(\cdot)$ 为激活函数, 其为神经网络的拟合引入了非线性; $\mu_{i,k}$ 为第 k 层第 i 个神经元的输出值; b_k 为第 k 层的偏置值; x_j 为第 j 个输入; $w_{ij,k}$ 为第 k 层第 i 个输入与下一层第 j 个神经元的连接权重。

在 FCNN 中, 输入层到第一个隐含层的 $w_{ij,1}$ 代表

第 i 个输入对网络的贡献值, 表明了该输入在目标值中的重要性。如果与某个输入相关联的权重为正, 则表示该输入与目标值正相关; 反之, 则意味着该输入与目标值负相关。通常权重绝对值较大的输入在预测过程中的重要性较高。本文利用神经网络的这一特性, 对适用于结构响应分析的地震动强度指标进行优选。

2 数据集准备

2.1 地震强度指标选取

地震强度指标是用来描述地震动中强度特性的指标, 为充分全面地考虑地震的强度代表值, 本文选取了工程中常用的 19 种 IM。Riddell^[21]将这些指标大致分为两类: ①仅考虑地震动信息的指标, 如峰值加速度 (PGA)、持续最大速度 (SMV)、均方根位移 (d_{rms}) 等; ②与结构特性相关的指标, 如伪加速度反应谱峰值 (PSA), 速度谱强度 (VSI) 等。同时地震动信息强度指标可以进一步分为加速度型、速度型、位移型。与结构特性相关强度指标可以进一步分为与反应谱单值相关的和反应谱时间段积分相关的两种类型。本文采用的 19 种强度指标具体信息如表 1 所示。其中: $a(t)$, $v(t)$, $d(t)$ 分别为地震动加速度、速度、位移时程; S_a , S_v 分别表示加速度反应谱、速度反应谱; PSA, PSV 分别表示伪加速度反应谱、伪速度反应谱; t_{tot} 是地震动持时, t_5 和 t_{95} 分别表示 5% 和 95% AI 强度的时刻, $t_d = t_{95} - t_5$ 表示有效强震持时, t_f 表示地震动持时。

2.2 结构响应指标选取

工程需求参数是用于评估地铁车站在地震激励下结构损伤的结构响应。合适的工程需求参数应该是评估结构响应的代表性参数, 是概率地震需求模型的重要组成部分。研究表明, 剪切型变形是导致地下结构

表 1 采用的地震强度指标
Table 1 Selected intensity measures

类型	编号	名称	定义
加速度型	1	峰值加速度(PGA)	$PGA = \max(a(t))$
	2	Arias 强度(AI)	$AI = \frac{\pi}{2g} \int_0^{t_f} a(t)^2 dt$
	3	持续最大加速度(SMA)	加速度时程中第三个最大值
	4	均方根加速度(a_{rms})	$a_{rms} = \sqrt{\int_{t_s}^{t_f} a(t)^2 dt / t_d}$
	5	特征强度(I_C)	$I_C = a_{rms}^{1.5} t_d^{0.5}$
速度型	6	累计绝对速度(CAV)	$CAV = \int_0^{t_f} a(t) dt$
	7	峰值速度(PGV)	$PGV = \max(v(t))$
	8	均方根速度(v_{rms})	$v_{rms} = \sqrt{\int_{t_s}^{t_f} v(t)^2 dt / t_d}$
	9	能量密度指标(SED)	$SED = \int_0^{t_f} v(t)^2 dt$
	10	复合指标(I_F)	$I_F = PGV \times t_d^{0.25}$
	11	持续最大速度(SMV)	速度时程中第三个最大值
位移型	12	峰值位移(PGD)	$PGD = \max(d(t))$
	13	均方根位移(d_{rms})	$d_{rms} = \sqrt{\int_{t_s}^{t_f} d(t)^2 dt / t_d}$
与反应谱单值相关	14	伪加速度谱峰值(PSA)	$PSA = \max(PS_a)$
	15	伪速度谱峰值(PSV)	$PSV = \max(PS_v)$
与反应谱时间段积分相关	16	加速度谱强度(ASI)	$ASI = \int_{0.1}^{0.5} PS_a dT$
	17	速度谱强度(VSI)	$VSI = \int_{0.1}^{2.5} S_v dT$
	18	Housner 强度(HI)	$HI = \int_{0.1}^{2.5} PS_v dT$
	19	有效峰值加速度(EPA)	$EPA = \text{mean}(\int_{0.1}^{0.5} S_a dT / 2.5)$

损伤状态的主要因素^[22], 而层间和柱间位移等侧向变形被广泛视为评估地下结构损伤状态的重要指标^[23]。同时按照中国《城市轨道交通抗震结构设计规范》^[24]建议在矩形结构地下结构中采用最大层间位移角(θ)作为工程需求参数, 基于上述考虑, 此处选择最大层间位移角作为地铁车站工程需求参数。

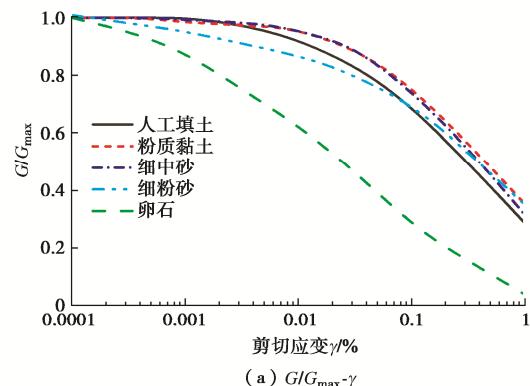
2.3 有限元模型建立

本文选择表 2 所示的北京通州某一地区的典型场地, 计算得到的等效剪切波速为 237 m/s, 属于 II 类场地。基于等效线性化方法考虑土体的刚度退化和阻尼增加, 选用陈国兴等^[25]改进的阻尼曲线经验公式, 来直接拟合给定的试验曲线。图 3 展示了本文分析所采用的不同土层动剪切模量比和动阻尼比曲线。

表 2 II 类场地土层物理参数

Table 2 Physical parameters of Type II site soil

土层	土类	土层厚度/m	密度/(kg·m ⁻³)	剪切波速/(m·s ⁻¹)	剪切模量/MPa
1	人工填土	5.0	1750	180	57
2	粉质黏土	10.0	1900	250	118.8
3	细中砂	10.0	2000	300	180
4	细粉砂	15.0	2000	320	205
5	卵石	20.0	2280	500	525



(a) $G/G_{\max}-\gamma$

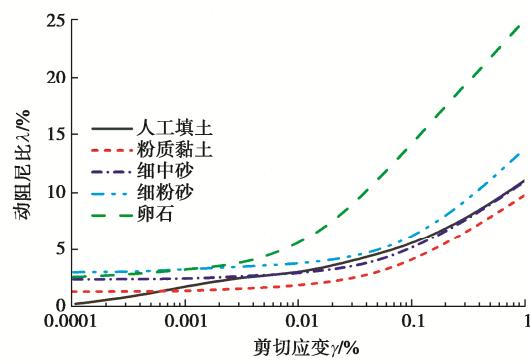


图 3 动剪切模量比和动阻尼比曲线

Fig. 3 $G/G_{\max}-\gamma$ and $\lambda-\gamma$ cureves of soil layers

本研究以南京市某埋深 10 m 的三层三跨框架岛式结构为研究对象, 图 4 展示了结构的横断面尺寸, 其中顶板配筋率为 1.1%、上下层隔板配筋率为 1.7%、底板配筋率为 1.1%、侧墙配筋率为 0.65%、柱配筋率为 1%, 混凝土材料选用 C30 混凝土, 钢筋材料选用 HPB235 型号。

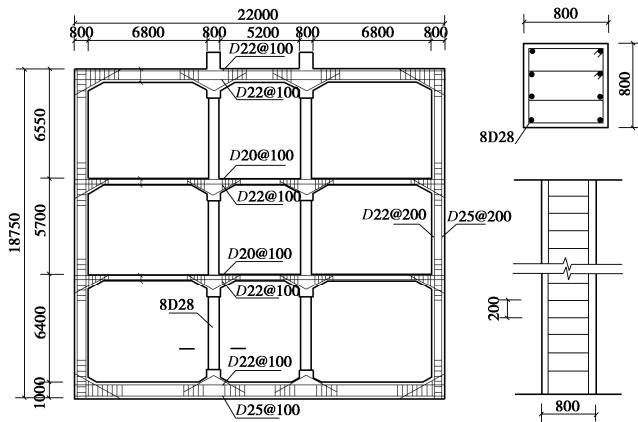


图 4 地铁车站结构横断面示意图

Fig. 4 Schematic diagram of cross-section of subway station structure

在 ABAQUS 中建立土-结构整体有限元分析模型, 参考杜修力等^[26]的建模方式, 结构主体通过纤维梁单元建立, 基于曲哲等^[27]开发的单轴滞回本构模型集合 PQ-fiber 中的 USteel02 和 UConcrete02 材料本构来模拟钢筋混凝土的非线性力学行为, 如图 5 所示为所选用的钢筋和混凝土非线性本构关系。

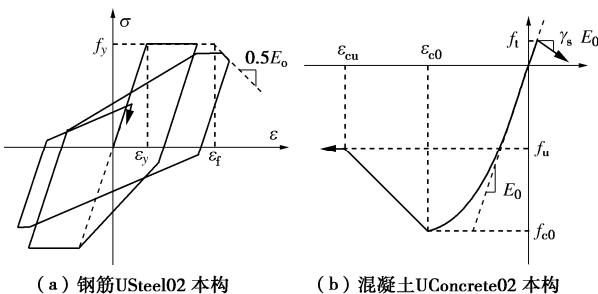


图 5 钢筋和混凝土的本构模型

Fig. 5 Constitutive models for concrete and reinforcement

为消除地震动在截断边界处发生反射对地铁车站地震响应的影响, 本文所建立模型水平向宽度为结构宽度的 10 倍, 并在土-结构相互作用整体模型的两侧边施加捆绑边界 (TDOF boundary)^[28]来考虑土体的水平运动; 土体和结构接触的法向为硬接触, 切向为摩擦接触, 摩擦系数取为 0.4; 地震动加速度记录则作为平面剪切波从模型底部输入; 如图 6 所示为土-结构整体有限元模型示意图。

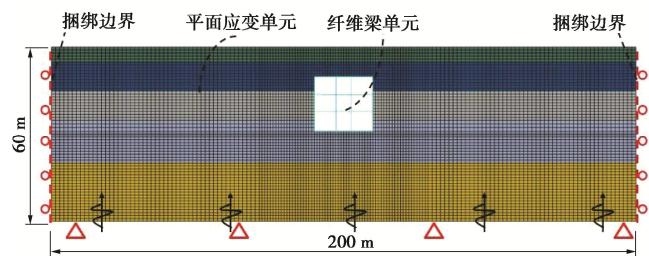


图 6 土-结构相互作用有限元模型

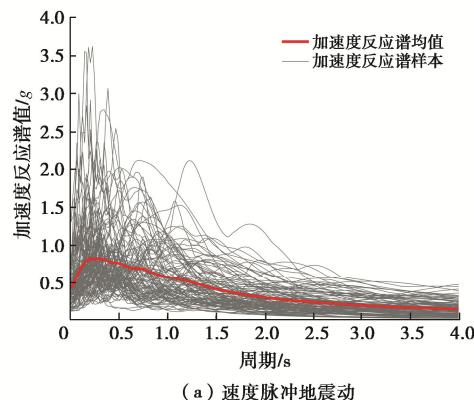
Fig. 6 Finite element model for soil-structure model

2.4 地震记录选取

Yarotsky^[29]研究发现, 由于在脉冲地震作用下, 土体与地铁站之间的相互作用发生变化, 地铁站产生比一般地震动情况下的更大变形, 导致神经网络模型预测响应的性能降低。因此, 为保证模型的泛化能力, 本文综合考虑了速度脉冲与无速度脉冲地震下的地铁车站结构响应。从太平洋地震工程研究中心 (<https://ngawest2.berkeley.edu/>) 选取来自不同地震事件、不同地质条件下的 50 对水平向速度脉冲地震动与 50 对水平向无速度脉冲地震动。在结构动力分析中, 每对地震动含有的两条水平向分量分别输入计算模型, 从而形成 200 个动力分析算例。

无速度脉冲地震动选取标准为: ①场地剪切波速 (V_{S30}) 大于 500 m/s, 对应中国《城市轨道交通结构抗震设计规范》中的基岩场地; ②里氏震级 (M_w) 大于六度; ③不含有速度脉冲。速度脉冲地震动选取标准为: ①断层距在 15 km 以内; ②PGA 大于 0.1g; ③里氏震级 (M_w) 大于六度; ④含有速度脉冲。

根据均匀介质中弹性波传播理论, 土-地铁车站相互作用系统底部边界 (工程基岩) 处所输入的地震激励应为基岩露头处的一半。因此, 需首先将基岩露头地震动折半进行缩放后用作土-地铁车站激励地震动荷载。图 7 (a), (b) 分别给出了选用速度脉冲与无速度脉冲地震动的加速度反应谱。



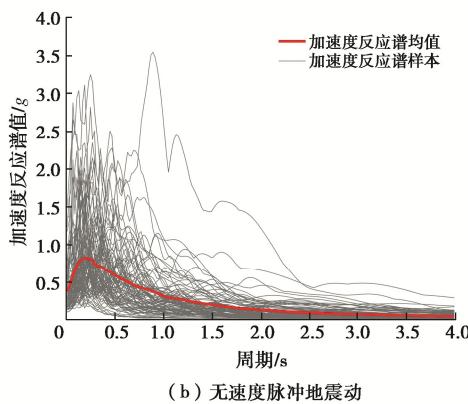


图 7 地震动加速度反应谱曲线

Fig. 7 Spectral curves of seismic acceleration response

3 FCNN 模型应用

3.1 FCNN 模型搭建

本文采用如图 2 所示的 FCNN 模型，包括一个输入层（19 个神经元）、一个隐藏层（64 个神经元）和一个输出层（1 个神经元）。输入层的神经元数由第 2.1 节给出的 IM 个数决定，隐含层的神经元数由训练结果确定，输出为层间位移角。其中，隐含层中的激活函数采用 relu 激活函数^[29]，输出层中的激活函数采用 tanh 激活函数：

$$\tanh(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}}, \quad (5)$$

$$\text{relu}(x) = \begin{cases} x, & \text{for } x \geq 0 \\ 0, & \text{for } x < 0 \end{cases}. \quad (6)$$

式中： x 为神经元的输入值。

选择 Adam 优化器^[30]，该优化器是基于二阶动量的随机梯度下降算法，二阶动量起到了随迭代次数调整学习率的这一自适应功能，相较于其他优化器具有计算高效、对内存需求少的优势。选取平均绝对误差（MAE）作为模型的损失函数，反映最大层间位移角预测值与最大层间位移角数值模拟值之间的差距：

$$\text{MAE} = \frac{\sum_{i=1}^n |\theta_i - \hat{\theta}_i|}{n}. \quad (7)$$

式中： θ_i 为第 i 个最大层间位移角数值模拟值； $\hat{\theta}_i$ 为第 i 个最大层间位移角预测值。

针对隐含层中的 relu 激活函数，本文采用 He 等^[31]提出的一种初始化方法对权重进行初始化。正则化^[32]的本质是在损失函数上添加正则化项，由于 L1 正则化可以让模型中对输出值贡献较小的特征的一部分权重变为零，进而产生稀疏模型，便于对输入的 IM 进行优选。因此本研究采用 L1 正则化法对模型进行优化，在损失函数中添加一个 L1 正则项：

$$J(\mathbf{W}) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |\theta_i - \hat{\theta}_i| + \frac{\lambda}{2} \sum_{j=1}^l \|\mathbf{W}_k\|. \quad (8)$$

式中： \mathbf{W}_k 为第 k 层的权重矩阵； λ 为常数（本研究取 0.001）； l 为神经网络层数。

3.2 FCNN 模型训练

将 200 条地震动下的 IM 值与数值模拟 θ 值作为数据集，将数据集的 70% 划分为训练集，15% 划分为验证集，15% 划分为测试集。其中训练集用于优化 FCNN 的参数（权重和偏置值）；验证集用于调整 FCNN 的超参数（如网络层数、隐含层神经元数、优化器参数等）；测试集用于评估训练后网络的预测以及泛化能力。

为避免输入样本之间的数值差异较大，以适应激活函数的有效区间，便于模型训练，需要对样本进行标准化处理。本文采用如式（9）所示极值标准化处理，使得样本值处于 [0, 1] 之间。

$$\tilde{\text{IM}}_i = \frac{\text{IM}_i - \text{IM}_{\min}}{\text{IM}_{\max} - \text{IM}_{\min}}. \quad (9)$$

式中： IM_i 为第 i 个地震强度指标输入值； IM_{\min} 为输入地震强度指标最小值； IM_{\max} 为输入地震强度指标最大值。

训练过程包含 200 次迭代，训练的批量大小设置为 64。文中整个 FCNN 的搭建和训练使用的是开源框架 Tensorflow2.0^[33]，并在搭有 i5-10200 CPU 处理器，GTX1650Ti GPU 的计算机上完成。

3.3 FCNN 拟合精度

以 Sreejaya 等^[34]作为参考，采用决定系数 R^2 ($R^2 \leq 1$) 表示拟合度对 FCNN 预测的 θ 做出评价， R^2 越接近于 1.0 表示结果越精确， R^2 可使用公式（10）进行计算。

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (\hat{\theta}_i - \theta_i)^2}{\sum_{i=1}^n (\bar{\theta} - \theta_i)^2}. \quad (10)$$

式中： $\bar{\theta}$ 为最大层间位移角数值模拟值的平均值。

θ 与 $\hat{\theta}$ 的平均绝对误差损失函数的变化趋势如图 8 所示，图中训练集损失函数值呈稳步下降趋势，表明模型搭建正确，能成功训练样本。此外，验证集损失值稳步下降，证明了模型超参数选取的合理性。

图 9 对比了经最优训练后 FCNN 对最大层间位移角的计算结果与基于数值模拟方法所得的最大层间位移角。采用线性回归分析给出决定系数 R^2 为 0.95，表明二者拟合精度较高，说明了基于 FCNN 的场地响应分析模型能高准确度地给出 IM 和 θ 之间的关系，其表达式为

$$\theta = f(\sum_i \sum_j \sum_k (\text{IM}_{ij,k} w_{ij,k} - b_k)) \quad (11)$$

图 10 给出了通过 FCNN 获得的训练集预测值的残差与利用 VSI, θ 进行对数线性回归的残差分布, 该图显示了残差的总体分布成正态分布, 且在 0 点附件处于最高位。由 FCNN 获得的残差正态分布曲线的形状比对数线性回归获得的曲线“更瘦”和“更高”, 这意味着与对数线性回归相比, FCNN 的残差更集中, 更接近于 0。

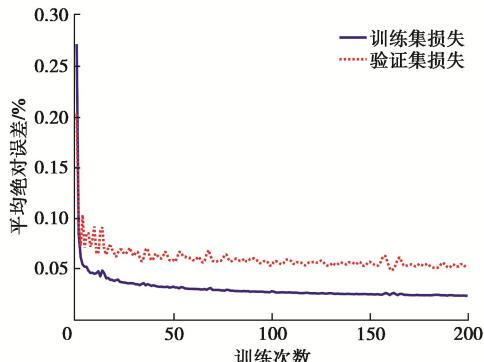


图 8 损失函数变化趋势

Fig. 8 Tendency of loss function

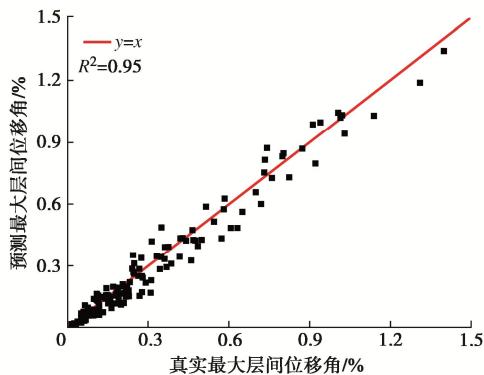


图 9 FCNN 对于训练集预测结果

Fig. 9 Predicted results of FCNN for training set

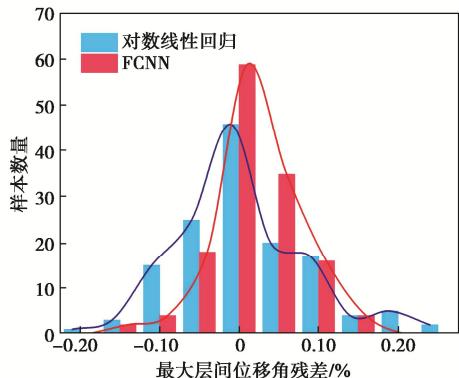


图 10 基于 FCNN 和对数线性回归结果的残差分布

Fig. 10 Residual distribution based on FCNN and log-linear regression results

3.4 FCNN 性能评估

由于测试集并未参与训练, 未被 FCNN 所认知,

所以利用训练好的 FCNN 对测试集中的 θ 进行预测, 预测结果如图 11 所示, R^2 为 0.95, 预测结果精度较高, 说明模型具有良好的预测以及泛化能力。

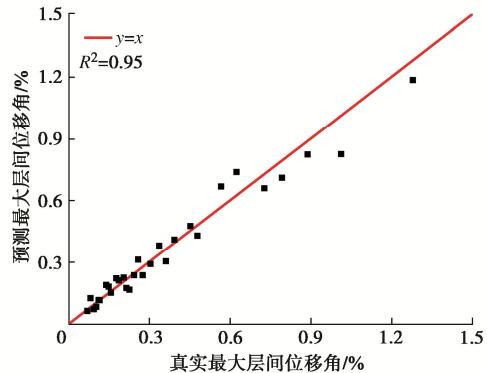


图 11 FCNN 模型的测试结果

Fig. 11 Predicted results of FCNN model for testing set

表 3 对比了数值模拟与 FCNN 在预测集上的计算效率, 如表所示, 计算 30 条地震记录下的 θ , FCNN 的耗时仅为数值模拟的 1/5, 展现出了极高的效率。因此, 后续可以利用 FCNN 替代数值模拟对不同地震作用下地铁站的 θ 进行大规模预测。

表 3 计算效率对比

Table 3 Comparison of efficiency

耗时项目	数值模拟	FCNN
数据处理	—	10 min
模型训练*	—	2 h
响应计算	20 min × 30=10 h	2 s
合计	10 h	2.2 h

*注: FCNN 训练耗时包括搭建至调至最优模型耗时。

4 地震强度指标优选与评价

4.1 基于 FCNN 的 IM 优选

提出 FCNN 输入层到隐含层中的权重矩阵, 按式(12)分别对 19 个 IM 的权重绝对值求和得到 w_i 。将 IM 根据 w_i 的大小排序, 选出对 θ 影响最大的 IM。

$$w_i = \sum_{j=1}^m |w_{ij,1}| \quad (12)$$

排序结果如图 12 所示。由图可知, VSI 对 θ 的贡献最大, 对应的权值绝对值和为 0.5, 其次是 HI 和 CAV, 它们对应的权值绝对值和为 0.43 与 0.39。SMA 是贡献最小的指标, 其次是 I_C , PSA, 其对应的权值绝对值和分别为 0.15, 0.16, 0.163。贡献最大的前 3 项指标均属于速度或速度反应谱指标一类。

4.2 基于传统分析方法的 IM 优选

为验证 FCNN 优选方法在实际应用时的可行性, 本文将张成明等^[35]文中有效性、实用性、有益性分析的优选方法应用于本研究, 针对 θ 进行 IM 优选, 并将优选结果进行对比。

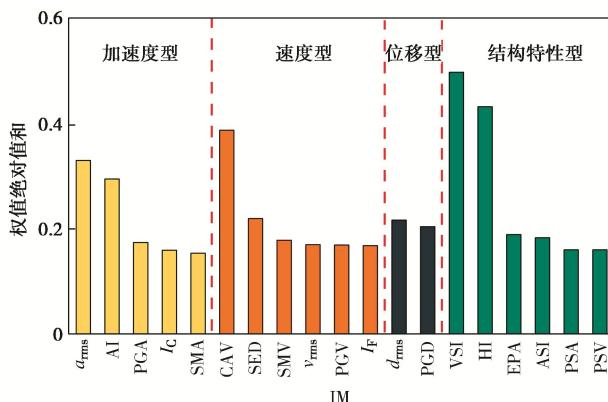


图 12 基于 FCNN 权值绝对值和的 IM 排序

Fig. 12 Ranking of IM based on FCNN

(1) 有效性分析

有效性可以描述在确定的 IM 下结构响应的离散程度，采用一个有效的 IM 可以在不降低精度的情况下减少计算时输入地震动的数量和分析次数^[37]。

有效性分析步骤如下：

- 将各个 IM 与 θ 对数化后得到线性回归方程：

$$\ln(\theta) = \ln(p) + q \ln(\text{IM}) \quad (13)$$

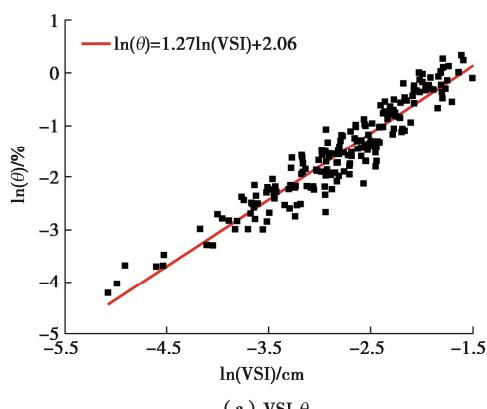
- 计算残差标准差 α ：

$$\alpha = \sqrt{\frac{\sum (\ln(\theta_i) - \ln(p \text{IM}^q))^2}{n-2}} \quad (14)$$

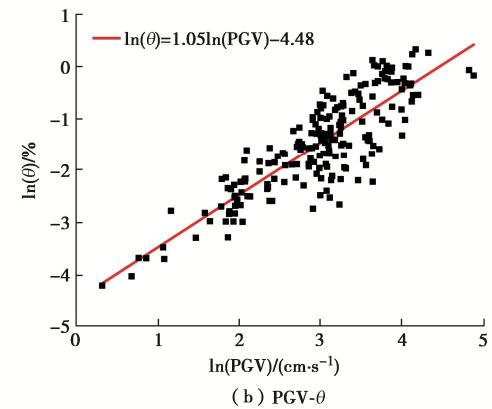
α 越小，表示该 IM 越有效。图 13 展示了 4 类 IM 指标中具有代表性的 VSI, PGV, I_c , PGD 与 θ 的对数线性回归图，其离散性依次增大。图 14 为 19 个 IM 的有效性排序图，其中 VSI 有效性最强，对应的 α 为 0.29，其次是 HI 与 PSV； d_{rms} 有效性最弱，对应的 α 为 0.81。有效性最强的前 7 项指标均为速度或速度反应谱型指标，位移与加速度型指标的有效性均较弱。

(2) 实用性分析

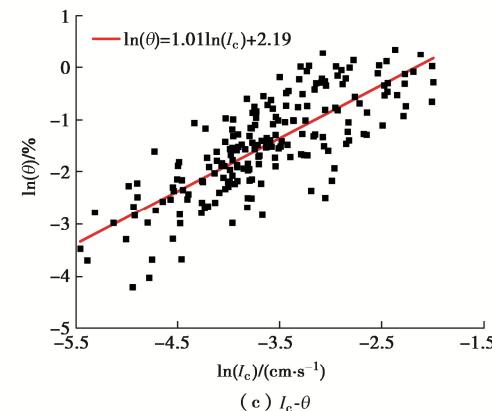
实用性是指结构响应与 IM 之间是否存在直接关系，若某 IM 实用性不强，则表明结构响应几乎不受该 IM 变化的影响。实用性采用式 (10) 中的线性回归斜率 q 来判断， q 值越大，IM 变化对结构响应的影响就越大，即实用性越强。



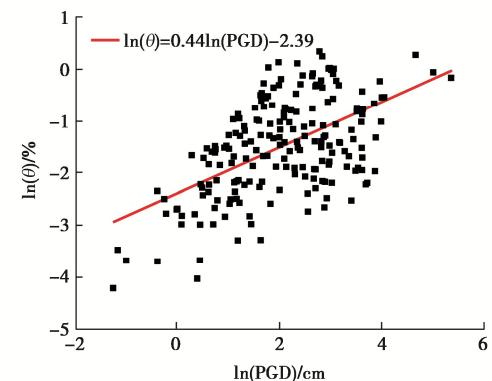
(a) VSI-θ



(b) PGV-θ



(c) Ic-θ



(d) PGD-θ

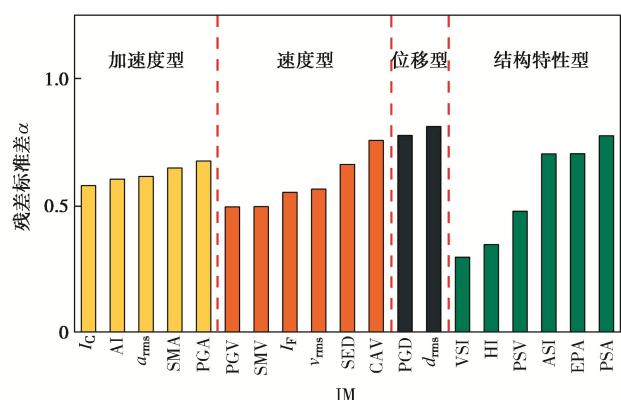
图 13 IM 指标与 θ 对数线性回归图Fig. 13 IM and θ Log linear regression图 14 基于最大层间位移角的各 IM 指标 α 值Fig. 14 Values of α based on maximum layer drift

图 15 给出了 19 个 IM 的实用性排序图，其中 a_{rms} 实用性最强，对应的 q 为 1.3，其次是 VSI 和 SMA；

d_{rms} 的实用性最弱, 对应的 q 为 0.4。结构特性型 IM 的实用性均较强, 位移型 IM 实用性表现最弱。

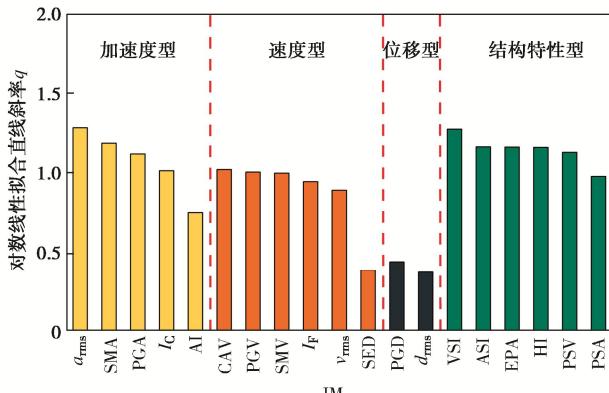


图 15 基于最大层间位移角的各 IM 指标 q 值
Fig. 15 Values of q based on maximum layer drift

(3) 有益性分析

如图 13, 14 所示, 基于有效性评价, PGD 的有效性优于 CAV, 而基于实用性评价, CAV 的实用性优于 PGD。为了解决基于有效性和实用性判别准则出现矛盾的情况, 综合考虑有效性和实用性, 提出了有益性判别准则, 并将其作为选择地震动 IM 的主要评判准则。有益性强的 IM 具有更小的不确定性系数 ζ :

$$\zeta = \frac{\alpha}{q} \quad . \quad (15)$$

针对 θ 的有益性分析结果如图 16 所示。其中, VSI 是有益性最强的 IM, 对应的 ζ 值为 0.23, 其次是 HI 和 PSV; d_{rms} 是有益性最弱的 IM, 对应的 ζ 值为 2.18。有益性强度前 3 的指标都属于速度反应谱型指标一类, 位移型 IM 的有益性表现最弱。

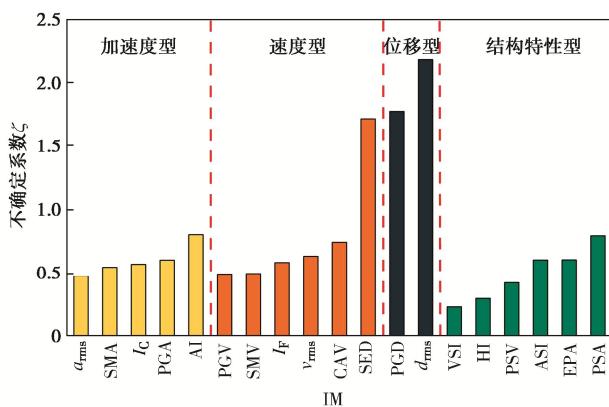


图 16 基于最大层间位移角的各 IM 指标 ζ 值
Fig. 16 Values of ζ based on maximum layer drift

4.3 优选结果对比分析

通过对比基于 FCNN 与传统分析方法的 IM 优选结果, 在 II 类场地、10 m 深埋情况下, 对于 θ , 都是 VSI 对其影响最大, 且影响较大的都是速度或速度反应谱指标一类, 位移型指标对其影响最小。证明利用 FCNN 进行 IM 优选在实际应用中具有可行性, 同时

基于 FCNN 的指标优选省去了复杂的不确定系数计算流程, 取而代之的是简单的权重绝对值之和, 且评判指标唯一, 可为实际工程指标优选提供参考。

5 结 论

本文基于人工神经网络方法提出了一种新的地铁车站结构响应分析模型, 并针对地铁车站 PSDM 进行了地震强度指标的优选。利用此模型建立了某一典型 II 类场地、10 m 埋深下的 3 层 3 跨地铁车站响应分析模型, 并对影响最大层间位移角的地震强度指标进行了优选。首先确定了 19 个地震强度指标与最大层间位移角, 建立了有限元分析模型, 选取了 50 条脉冲与 50 条无脉冲地震动记录; 然后搭建了一个 3 层的全连接神经网络, 对 19 个地震强度指标与最大层间位移角进行拟合, 完成地铁车站结构响应分析模型的构建; 最后提取出了各项输入对应的权重, 进行了指标优选, 并与传统指标优选方法的结果进行对比, 得到以下 3 点结论。

(1) 建立的全连接神经网络模型可以高精度模拟最大层间位移角随地震强度指标的非线性变化特征。较高的拟合精度表明此模型能够替代传统一维场地地震响应分析模型; 测试集的高精度结果表明模型具有较高的准确性与泛化能力。

(2) 基于全连接神经网络权重的指标优选结果与传统指标优选结果高度相似, 具有实际应用的可行性和普适性, 且评判指标简洁唯一, 因此可以利用全连接神经网络模型替代传统优选方法进行指标优选。

(3) 速度反应谱型和速度型指标对最大层间位移角的影响明显高于其他类型指标, 其中 VSI 对最大层间位移角的影响最大, 位移型指标对其影响最小。

在实际大型地下工程的抗震设计中, 通过使用神经网络算法, 可以对地震响应进行快速准确的预测和分析, 为工程师和设计师提供重要的决策依据。该方法还能够对不同地震强度指标进行优选, 从而使得设计更加合理和经济高效。

参 考 文 献:

- [1] CORNELL C A, JALAYER F, HAMBURGER R O, et al. Probabilistic basis for 2000 SAC federal emergency management agency steel moment frame guidelines[J]. Journal of Structural Engineering, 2002, 128(4): 526-533
- [2] 钟紫蓝, 申铁尧, 郝亚茹, 等. 基于 IDA 方法的两层三跨地铁地下结构地震易损性分析[J]. 岩土工程学报, 2020, 42(5): 916-924. (ZHONG Zilan, SHEN Yiyao, HAO Yaru, et al. Seismic fragility analysis of two-story and three-span

- metro station structures based on IDA method[J]. Chinese Journal of Geotechnical Engineering, 2020, **42**(5): 916-924. (in Chinese))
- [3] ARGYROUDIS S A, PITILAKIS K D. Seismic fragility curves of shallow tunnels in alluvial deposits[J]. Soil Dynamics and Earthquake Engineering, 2012, **35**: 1-12.
- [4] LIU T, CHEN Z Y, YUAN Y, et al. Fragility analysis of a subway station structure by incremental dynamic analysis[J]. Advances in Structural Engineering, 2016, **20**(7): 1111-1124.
- [5] RAMAMOORTHY S K, GARDONI P, BRACCI J M. Probabilistic demand models and fragility curves for reinforced concrete frames[J]. Journal of Structural Engineering, 2006, **132**(10): 1563-1572.
- [6] SIMON J, BRACCI J M, GARDONI P. Seismic response and fragility of deteriorated reinforced concrete bridges[J]. Journal of Structural Engineering, 2010, **136**(10): 1273-1281.
- [7] HE Z M, XU H, GARDONI P, et al. Seismic demand and capacity models, and fragility estimate for underground structures spatially varying soil properties[J]. Tunnelling and Underground Space Technology incorporating Trenchless Technology Research, 2022(119): 104231.
- [8] XU H, GARDONI P. Probabilistic capacity and seismic demand models and fragility estimates for reinforced concrete buildings based on three-dimensional analyses[J]. Engineering Structures, 2016(112): 200-214.
- [9] ZHANG W, SHOKRABADI M, BOZORGNIA Y, et al. A methodology for fragility analysis of buried water pipes considering coupled horizontal and vertical ground motions[J]. Computers and Geotechnics, 2020, **126**(4): 103709.
- [10] ZHENG K F, CHEN L B, ZHUANG W L, et al. Bridge vulnerability analysis based on probabilistic seismic demand models[J]. Engineering Mechanics, 2013, **30**(5): 165-171.
- [11] 于晓辉, 呂大刚, 王光远. 关于概率地震需求模型的讨论 [J]. 工程力学, 2013, **30**(8): 172-179. (YU Xizohui, LÜ Dagang, WANG Guangyuan. Discussions on probabilistic seismic demand models[J]. Engineering Mechanics, 2013, **30**(8): 172-179. (in Chinese))
- [12] YANG C T, XIE L L, LI A Q, et al. Ground motion intensity measures for seismically isolated RC tall buildings[J]. Soil Dynamics and Earthquake Engineering, 2019, **125**: 105727.
- [13] PADGETT J E, NIELSON B G, DESROCHES R. Selection of optimal intensity measures in probabilistic seismic demand models of highway bridge portfolios[J]. Earthquake Engineering and Structural Dynamics, 2008, **37**(5): 711-725.
- [14] ZHANG C M, ZHAO M, ZHONG Z L, DU X L. Seismic intensity measures and fragility analysis for subway stations subjected to near-fault ground motions with velocity pulses[J]. Journal of Earthquake Engineering, 2022, **26**(16): 8724-8750.
- [15] DING Y J, CHEN J, SHEN J X. Prediction of spectral accelerations of aftershock ground motion with deep learning method[J]. Soil Dynamics and Earthquake Engineering, 2021, **150**(25): 106951.
- [16] DING Y J, CHEN J, SHEN J X. Conditional generative adversarial network model for simulating intensity measures of aftershocks[J]. Soil Dynamics and Earthquake Engineering, 2020, **139**(17): 106281.
- [17] HUANG P F, CHEN Z Y. Deep learning for nonlinear seismic responses prediction of subway station[J]. Engineering Structures, 2021, **244**(13): 112735.
- [18] XU Z K, CHEN J, SHEN J X, XIANG M J. Recursive long short-term memory network for predicting nonlinear structural seismic response[J]. Engineering Structures, 2022, **250**(26): 113406.
- [19] TORKY AHMED A, SUSUMU O. Deep learning techniques for predicting nonlinear multi-component seismic responses of structural buildings[J]. Computers and Structures, 2021, **252**(15): 106570.
- [20] HUANG P F, CHEN Z Y. Fragility analysis for subway station using artificial neural network[J]. Journal of Earthquake Engineering, 2021(3): 1-21.
- [21] RIDDELL R. On ground motion intensity indices[J]. Earthquake Spectra, 2007, **23**(1): 147-173.
- [22] PENZIEN J. Seismically induced racking of tunnel linings[J]. Earthquake Engineering and Structural Dynamics, 2000, **29**(5): 683-691.
- [23] CHEN Z Y, LIU Z Q. Stochastic seismic lateral deformation of a multi-story subway station structure based on the probability density evolution method[J]. Tunnelling and Underground Space Technology, 2019, 103114.
- [24] 城市轨道交通结构抗震设计规范[S]. 北京: 中国建筑工业出版社, 2014. (Code for Seismic Design of Urban Rail Transit Structures[S]. Beijing: China Architecture & Building Press, 2014. (in Chinese))
- [25] 陈国兴, 刘雪珠, 朱定华, 等. 江苏长江以南地区新近沉积土动剪切试验研究[J]. 地下空间与工程学报, 2007, **3**(4): 745-750. (CHEN Guoxing, LIU Xuezhu, ZHU Dinghua, et al. A study on dynamic shear of recently deposited soils for

- southern Jiangsu Province along Yangtze River[J]. Chinese Journal of Underground Space and Engineering, 2007, 3(4): 745-750. (in Chinese))
- [26] 杜修力, 许紫刚, 许成顺, 等. 基于等效线性化的土-地下结构整体动力时程分析方法研究[J]. 岩土工程学报, 2018, 40(12): 2155-2163. (DU Xiuli, XU Zigang, XU Chengshun, et al. Time-history analysis method for soil-underground structure system based on equivalent linear method[J]. Chinese Journal of Geotechnical Engineering, 2018, 40(12): 2155-2163. (in Chinese))
- [27] 曲哲, 叶列平. 基于有效累积滞回耗能的钢筋混凝土构件承载力退化模型[J]. 工程力学, 2011, 28(6): 45-51. (QU Zhe, YE Lieping. Strength deterioration model based on effective hysteretic energy dissipation for rc members under cyclic loading[J]. Engineering Mechanics, 2011, 28(6): 45-51. (in Chinese))
- [28] TSINIDIS G, PITILAKIS K, TRIKALIOTIA D. Numerical simulation of round robin numerical test on tunnels using a simplified kinematic hardening model[J]. Acta Geotechnica, 2013, 9(4): 641-659.
- [29] YAROTSKY D. Error bounds for approximations with deep ReLU networks[J]. Neural Networks, 2017, 94: 103-114.
- [30] KINGMA D P, BA J L. Adam: a method for stochastic optimization[J]. Computer Research Repository, 2014(1412): 74-89.
- [31] HE K M, ZHANG X Y, REN S Q, SUN J. Delving deep into rectifiers: surpassing human-level performance on imagenet classification[C]// 2015 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV), Santiago, Chile: Institute of Electrical and Electronics Engineers, 2015.
- [32] ZAREMBA W, SUTSKEVER I, VINYALS O. Recurrent neural network regularization[J]. Computer Research Repository, 2014(1409): 68-76.
- [33] ABADI M, BARHAM P, CHEN J M, et al. TensorFlow: a system for large-scale machine learning[J]. Computer Research Repository, 2016(1605): 1-18.
- [34] SREEJAYA K P, BASU J, RAGHUKANTH S, SRINAGESH D. Prediction of ground motion intensity measures using an artificial neural network[J]. Pure and Applied Geophysics, 2021, 178: 2025-2058.
- [35] 张成明, 钟紫蓝, 甄立斌, 等. 适用于圆形隧道损伤评价的地震动强度指标研究[J]. 工程力学, 2021, 38(1): 100-108. (ZHANG Chengming, ZHONG Zilan, ZHEN Libin, et al. Seismic intensity measures for the damage evaluation of circular tunnels[J]. Engineering Mechanics, 2021, 38(1): 100-108. (in Chinese))
- [36] LUO N, CORNELL C A. Structure-specific scalar intensity measures for near-source and ordinary earthquake ground motions[J]. Earthquake Spectra, 2007, 23(2): 357-392.