

基于概率神经网络的地铁车站易损性分析

陈之毅^{1,2}, 黄鹏飞¹

(1. 同济大学土木工程学院, 上海 200092; 2. 同济大学土木工程防灾国家重点实验室, 上海 200092)

摘要: 基于深度学习方法提出了一种地震响应概率模型,并基于此模型推导了地铁车站结构极限状态超越概率的计算公式,以评价结构的地震易损性。首先采用主成分分析对地震强度指标进行正交化和降维;为了克服传统地震响应概率模型中地震强度指标与结构地震响应指标服从对数空间线性分布假设的局限性,基于BP神经网络建立趋势模型以预测结构的地震响应;基于概率神经网络建立误差模型以描述基于统计的趋势模型与基于物理机制的数值模型之间的误差,以拓展残差的齐次方差正态分布假设的严格限制。最后,以上海典型2层三跨地铁车站为算例,计算得到其易损性曲线。结果表明,基于深度学习建立的趋势模型较好地模拟了地铁车站结构地震响应随地震强度指标第一主成分的非线性变化特征;建立的误差模型准确地描述了趋势模型预测值的残差随地震强度指标第一主成分的方差非齐次特征。

关键词: 易损性分析;深度学习;地铁车站;地震响应概率模型

中图分类号: TU93+2

文献标志码: A

Fragility Analysis of a Subway Station Based on Probability Artificial Neural Network

CHEN Zhiyi^{1,2}, HUANG Pengfei¹

(1. College of Civil Engineering, Tongji University, Shanghai 200092, China; 2. State Key Laboratory of Disaster Reduction in Civil Engineering, Tongji University, Shanghai 200092, China)

Abstract: The exceedance probability of a limit state of subway station is deduced based on the novel probabilistic seismic demand model (PSDM) proposed in the present paper using the deep learning method. Principal component analysis (PCA) was used to orthogonalize IMs and reduce the dimension of IMs. The trend model to predict the seismic responses of structure was established based on the back propagation (BP) neural network, which avoids the limitation of the

assumption of the traditional PSDM that the demand measure (DM) of structure has a linear relationship with the intensity measure (IM) of ground motion in the log-transformed space. The error model to describe the error between the statistics-based trend model and the physical mechanism-based numerical model was established using the probabilistic neural network, which can expand the limitation of the assumption that the residuals is normally distributed with homogeneous variance. Taking a two-story and three-span subway station in Shanghai as a case study, the fragility curves of the subway station were developed based on the proposed method. The results show that the trend model established based on deep learning well simulates the nonlinear change of the seismic response with the first principal component of IMs. The established error model accurately describes the nonhomogeneous variance of residuals of the seismic responses predicted by using the trend model.

Key words: fragility analysis; deep learning; subway station; probabilistic seismic demand model

易损性分析是一种考虑地震动随机性,并给出结构在特定地震动强度下超越某一损伤状态的概率的评价方法^[1]。为充分考虑地震动的随机性,进行易损性分析时需要利用数值模型进行大量的非线性时程分析,通过蒙特卡洛模拟得到结构对于某一损伤状态的超越概率^[2-3]。然而,地下结构由于要考虑复杂的土-结相互作用,因此其数值模型比较复杂,进行大量非线性时程分析会导致较高的计算成本。一种有效降低易损性分析中计算成本的方法就是发展地震响应概率模型。

地震响应概率模型包括两部分:第一部分为趋势模型,即给出地震强度指标(intensity measure, IM)和结构响应指标(demand measure, DM)的关

收稿日期: 2021-04-15

基金项目: 国家自然科学基金(51778464)

第一作者: 陈之毅(1977—),女,教授,博士生导师,工学博士,主要研究方向为地下结构抗震。

E-mail: zhiyichen@tongji.edu.cn



论文
拓展
介绍

系;第二部分为误差模型,即给出趋势模型预测的结构响应与实际样本的误差分布。在传统的地震响应概率模型中,一般采用双参数对数正态分布模型,即:其趋势模型假定IM和DM在对数空间为线性函数关系,误差模型假定趋势模型预测的结构响应与实际样本的误差满足同方差性的正态分布^[4-5]。例如:钟紫蓝等^[5]在进行某2层三跨地铁车站的地震易损性分析时,假设地铁车站的层间位移角与输入地震动的速度峰值服从双参数对数正态分布,进而得到了此地铁车站的易损性曲线。可以看到,基于双参数对数正态分布假设的地震响应概率模型的假设条件较为严格,限制了其适用范围。例如在Liu^[6]等的研究中,除了地铁车站层间位移角,还考虑了中柱损伤、能量比等指标也可作为评价地下结构损伤状态的指标。然而,中柱损伤和能量比都是取值在0~1之间的指标,显然不符合双参数对数正态分布模型的假设条件。

随着计算机技术的发展,机器学习为建立结构的地震响应概率模型提供了新思路。目前基于机器学习对地震作用下结构的响应或损伤状态进行预测的模型包括分类模型和回归模型。分类模型利用地震动直接预测结构的损伤状态。例如:Kiani等^[7]以累积绝对速度、加速度谱强度等地震波强度指标作为预测指标,利用支持向量机、决策树、随机森林、神经网络(Artificial Neural Network, ANN)等模型针对某8层框架结构的损伤状态进行分类;Mangalathu等^[8]利用小波变换将地震波时程曲线转换为时频图作为输入,利用卷积神经网络(Convolutional Neural Network, CNN)针对某4层框架结构的损伤状态进行分类;除框架结构之外,机器学习在桥梁极限状态预测上也有较多应用^[9-10]。另一方面,回归模型则是先利用地震动预测结构的地震响应、再结合损伤状态评价系统给出相应的损伤状态。Mangalathu等^[11]利用BPNN(Back Propagation Neural Network)建立了桥梁几何形状、材料参数、地震动强度指标等与桥墩变形、支座位移等桥梁地震响应指标之间的关系,并得到了桥梁的易损性曲线;Liu和Zhang^[12]利用BPNN建立了9层框架结构的材料参数、几何参数以及地震动强度指标等与结构损伤指数的关系,并基于此得到了易损性曲线。综上分析可以发现,目前基于深度学习建立的回归模型即为趋势模型,可以考虑输入变量的随机性,并较好地预测结构的地震响应,但是由于缺少了地震响应概率模型中的误差模型部分,无法考虑基于统计建立的趋势模型与

基于物理机制的数值模型之间的误差。

本文以上海典型2层三跨地铁车站为例建立完整的地震响应概率模型。首先基于BPNN建立趋势模型,以地震强度指标的主成分预测地铁车站的地震响应指标。其次,本文假设模型输出的误差服从方差不齐的正态分布,并采用Kim等^[13]提出的概率神经网络(Probabilistic Neural Network, PNN)得到条件方差。PNN基于贝叶斯方法,在BPNN的基础上引入新的损失函数,最终可以得到模型输出误差的条件方差。基于趋势模型和误差模型,推导特定地震动强度下此2层三跨地铁车站超越某一极限状态的概率计算公式,最终给出此地铁车站的易损性曲线,为评估其抗震性能提供依据。

1 方法介绍

1.1 用于趋势模型的神经网络

利用BPNN建立地下结构柱间位移地震响应的预测模型,即趋势模型。BPNN是基于生物神经元功能和组织形式而发展的一种数学模型。图1为人工神经元及BPNN的典型结构。BPNN通常由输入层、隐含层和输出层组成,每一层的基本组成单位神经元内置偏置值 θ ,层间神经元通过权值 w 连接(如图1)。基于误差反向传播和梯度下降算法迭代调整网络的连接权值和神经元偏置值,降低网络输出的误差。

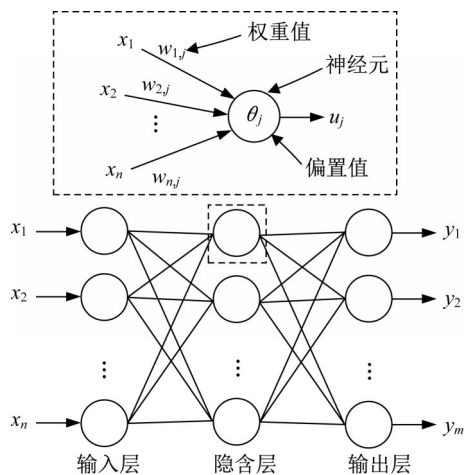


图1 神经元及神经网络结构

Fig. 1 Structures of artificial neuron and ANN

在图1所示网络结构中, x_1, x_2, \dots, x_n 为网络输入; u_j 为隐含层第 j 个神经元的输出值; $w_{1j}, w_{2j}, \dots, w_{nj}$ 为隐含层第 j 个神经元与输入层神经元之间的连

接权值; θ_j 为隐含层第 j 个神经元的偏置值; y_1, y_2, \dots, y_m 为网络输出, 可按式(1)计算:

$$u_j = f\left(\sum_{i=1}^n w_{ij}x_i - \theta_j\right) \quad (1)$$

其中, f 为神经元激活函数, 本文选择为双曲正切函数, 其表达式如式(2)。

$$f(a) = \tanh(a) = \frac{e^a - e^{-a}}{e^a + e^{-a}} \quad (2)$$

1.2 基于最大似然估计的 PNN

基于 BPNN 建立的趋势模型预测的结构响应必然与有限元模型得到的结果存在差异, 利用基于最大似然估计的 PNN 可以描述趋势模型预测的结构响应的误差。最大似然估计是一种利用给定的独立同分布的样本数据来估计模型参数的方法。最大似然估计的表达式如式(3)和(4):

$$L(\theta) = p(s_1, s_2, \dots, s_N | \theta) = \prod_{i=1}^N p(s_i | \theta) \quad (3)$$

$$\hat{\theta} = \arg \max_{\theta} L(\theta) = \arg \max_{\theta} \prod_{i=1}^N p(s_i | \theta) \quad (4)$$

式中: $L(\theta)$ 为似然函数, 即参数为 θ 时产生采样 s_1, s_2, \dots, s_N 的概率; $\hat{\theta}$ 为参数估计值, 即为当似然函数 $L(\theta)$ 取最大值时参数 θ 的取值。本文假定趋势模型预测值与有限元模型结果的残差服从均值为零、具有异方差性的正态分布, 即

$$\epsilon(x) \sim N(0, \sigma^2(x)) \quad (5)$$

式中: $\epsilon(x)$ 为残差; $\sigma^2(x)$ 为条件方差, 即为待求模型参数。则利用最大似然估计可以得到如式(6)表达式。

$$\begin{aligned} \hat{\sigma}^2(x) &= \arg \max_{\sigma^2(x)} L(\sigma^2(x)) = \\ &= \arg \max_{\sigma^2(x)} \prod_{i=1}^N p(\epsilon_i | \sigma^2(x)) \end{aligned} \quad (6)$$

由于似然函数小于1, 因此最大化似然函数即为最小化负对数似然函数。因此对式(6)中的似然函数取负对数可得式(7)

$$\begin{aligned} \hat{\sigma}^2(x) &= \\ &= \arg \min_{\sigma^2(x)} \left[-\ln \left(\prod_{i=1}^N p(\epsilon_i | \sigma^2(x)) \right) \right] \end{aligned} \quad (7)$$

将式(5)所示的残差分布假设代入式(7)可得

$$\hat{\sigma}^2(x) = \arg \min_{\sigma^2(x)} \left[\sum_{i=1}^N \left(\frac{1}{2} \ln(2\pi\sigma^2(x)) + \frac{\epsilon_i^2}{2\sigma^2(x)} \right) \right] \quad (8)$$

基于式(8)建立 PNN, PNN 的输出为残差分布模型的标准差 $\sigma(x)$, 则 PNN 损失函数 L_{Loss} 值为

$$L_{\text{Loss}} = \sum_{i=1}^N \left(\frac{1}{2} \ln(2\pi\sigma^2(x)) + \frac{\epsilon_i^2}{2\sigma^2(x)} \right) \quad (9)$$

最小化损失函数 L_{Loss} 值得到的网络输出即为基于最大似然估计的式(5)表示的残差分布模型的标准差估计值。

1.3 主成分分析

选择多 IM (如地表峰值加速度、地表峰值速度等) 进行地铁车站柱间位移的地震响应预测。显然, 地震动强度指标之间是线性相关的。主成分分析 (Principal Component Analysis, PCA) 是一种通过正交变换将线性相关的各变量转换为一组线性不相关变量的统计方法, 可以实现线性相关变量的降维。PCA 的具体过程可参考文献[14]。采用 PCA 正交化 IM, 选择累计贡献率达到 99% 的前 n 个主成分作为趋势模型的输入变量, 从而减少神经网络模型的复杂程度。

2 指标选择及极限状态定义

2.1 IM 指标选择

Chen 等^[15]的研究分析了地震动的 3 类 (地震动时程的峰值指标、谱指标以及能量指标) 共 9 个地震动强度指标与地下结构损伤的相关性。研究发现这些指标与地下结构的损伤都有一定的相关性, 其中地震动峰值速度与地下结构损伤指标的相关性最强 (皮尔森相关系数大于 80%)。为充分全面地考虑地震动的强度代表值, 选择地震动的 4 类强度指标, 即地震动时程的峰值指标、谱指标、谱强度指标以及能量指标。其中, 地震动时程的峰值指标包括峰值加速度 P_a 、峰值速度 P_v 、峰值位移 P_d ; 谱指标包括模型自振周期 T 对应的谱加速度 $S_a(T)$ 、谱速度 $S_v(T)$ 、谱位移 $S_d(T)$; 谱强度指标包括谱强度 I_s 、加速度谱强度 I_{AS} 、位移谱强度 I_{DS} ; 能量指标包括累积绝对速度 V_{CA} 以及 Arias 强度 I_{Arias} 。则共有 11 个指标作为 IM^[7], 部分强度指标的计算如式(10) - (14):

$$I_{AS} = \int_{0.1}^{0.5} S_a(T) dT \quad (10)$$

$$I_s = \int_{0.1}^{2.5} S_v(T) dT \quad (11)$$

$$I_{DS} = \int_2^5 S_d(T) dT \quad (12)$$

$$I_{Arias} = \frac{\pi}{2g} \int_0^\infty [a(t)]^2 dt \quad (13)$$

$$V_{CA} = \int_0^\infty |a(t)| dt \quad (14)$$

2.2 DM指标选择

地震过程中地铁车站的剪切变形是导致车站结构破坏的主要原因之一^[16],因此车站的侧向变形值(层间位移、柱间位移等)被广泛用于评价地铁车站在地震过程中的损伤状态^[6, 17-18]。另外,文献[17]表明柱间位移相较于层间位移更能反映地铁车站结构的损伤状态,因此本文选择地铁车站的各层的柱间位移角 θ_c 作为DM来评价结构的损伤状态。

2.3 极限状态定义

文献[6]给出了中柱的柱间位移角与损伤状态之间的关系如表1所示。由于选择2层三跨地铁车站进行地震响应预测和易损性分析(图2),因此假定每层左柱和右柱的柱间位移角相同,取有限元分析结果左柱和右柱的柱间位移角平均值作为这一层的柱间位移角。2层柱间位移角中只要有一层的达到表1规定的某一损伤状态限值,则认为车站达到此损伤状态。

表1 各损伤状态的中柱柱间位移角限值

Tab. 1 Thresholds of θ_c in each damage state

损伤状态	θ_c
完好	< 0.0018
基本完好	0.0018
轻微损伤	0.0040
中等损伤	0.0083
严重破坏	0.0167

3 有限元模型建立

3.1 数值模型简述

选择上海市某一埋深为3.3 m的典型2层三跨地铁车站作为算例来说明提出的基于PNN地铁车站易损性分析模型的建立过程。此地铁车站的典型断面如图2所示,车站为钢筋混凝土结构,其中中柱采用C45混凝土,其他结构采用C35混凝土。

利用有限元软件ABAQUS^[19]建立土-结构有限

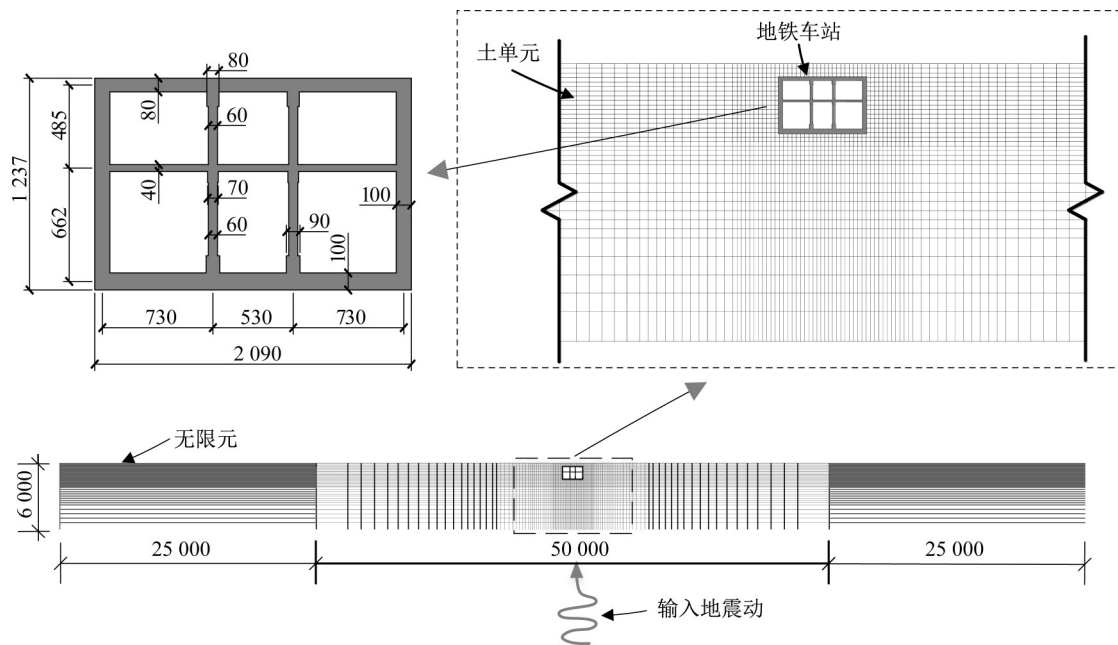


图2 地铁车站典型断面及有限元模型(单位:cm)

Fig. 2 Typical cross-section of subway station and finite element model (Unit: cm)

元模型并进行非线性时程分析以得到建立易损性分析模型的样本数据。地下结构的有限元模型建立过程可参考Chen等^[17, 20-21]的研究。有限元模型中土体的物理力学参数如表2所示,采用摩尔-库仑屈服准则描述土体的弹塑性行为,采用CPE4R单元网格化土体部分(采用CINPE4单元消除地震波在模型边界处的反射)。地铁车站结构部分采用混凝土塑性损伤(concrete plastic damage, CPD)模型模拟混凝土

土的力学行为,采用理想弹塑性模型模拟钢筋的力学行为,分别采用B21单元和CPE4R网格化钢筋和混凝土部分。非线性时程分析包括地应力计算和地震荷载动力时程分析2个分析步。在第1个分析步中,对模型整体施加重力,计算并平衡地应力。在第2个分析步中,在模型底部施加地震波加速度时程,计算地铁车站在此地震动下各层柱间位移地震响应的最大值。

表 2 土体参数
Tab. 2 Soil properties

土层	厚度/m	密度/(kg·m ⁻³)	弹性模量/MPa	泊松比	黏聚力/kPa	摩擦角/(°)
1	1.30	1 900	20.34	0.32	20.0	15.0
2	1.15	1 920	20.34	0.32	9.5	31.3
3	1.11	1 800	14.00	0.34	15.1	33.8
4	3.41	1 740	10.85	0.38	5.3	28.3
5	8.13	1 670	7.39	0.40	7.2	24.9
6	1.68	1 740	11.55	0.35	10.0	29.7
7	4.39	1 950	24.85	0.29	31.3	29.1
8	6.88	1 820	32.20	0.29	2.0	31.1
9	15.05	1 770	15.09	0.33	8.1	32.5
10	16.04	1 840	28.70	0.32	8.0	28.1

3.2 地震动选取及样本获取

根据《建筑抗震设计规范》^[22]及《地下铁道建筑结构抗震设计规范》^[23],上海的设计地震分组为第一组,场地类别为第四类。根据刘章军等^[24]提出的谱表示——随机函数方法生成了 1 016 条上海人工波用于模拟上海的地震动随机性。为了建立地铁车站的概率地震响应模型,将生成的 1 016 条人工波的峰值加速度随机缩放至 0~0.6 g 范围内。将缩放后的地震动施加到有限元模型的底部进行非线性时程分析,并从分析结果中提取地铁车站各层的柱间位移。

计算 1 016 条上海人工波的 11 个 IM 值,并进行主成分分析得到 11 个相互正交的主成分。前 5 个主成分的累积贡献率达到 99.25%,因此选择前 5 个主成分作为趋势模型的输入值,记为 $x_{pc,1}, x_{pc,2}, \cdots, x_{pc,5}$ 。虽然本文以中柱位移角作为极限状态评价指标,但考虑到中柱位移角的值较小(一般小于 0.02),在计算中可能由于精度取舍导致误差。因此,将地铁车站第 1、2 层的柱间位移作为趋势模型的输出,记为 y_1 和 y_2 ,在计算极限状态的超越概率时,再换算为柱间位移角。本文共得到 1 016 个样本,根据 Mangalathu 等^[25]的研究,总样本中训练集和测试集的比例为 3:1,并采用 K 值验证($K=4$)消除训练样本选择的偶然性。

4 结果分析

4.1 趋势模型的建立和误差

基于 BPNN 建立地铁车站第 1、2 层柱间位移有关地震动强度指标主成分的趋势模型,其表达式如下:

$$(\hat{y}_1, \hat{y}_2) = A_{ANN}(x_{pc,1}, x_{pc,2}, \cdots, x_{pc,5}) \quad (15)$$

式中: $A_{ANN}(\cdot)$ 表示趋势模型; \hat{y}_1 和 \hat{y}_2 分别表示利用趋势模型预测的地铁车站第 1、2 层柱间位移。图 3

对比了趋势模型在验证集上预测的地铁车站第 1、2 层柱间位移值和实际柱间位移值。由于模型的输入共有 5 个变量($x_{pc,1}, x_{pc,2}, \cdots, x_{pc,5}$),本文仅选择第一主成分(贡献率 92.85%)作为横坐标以观察柱间位移的分布。结果表明,基于 ANN 建立的趋势模型可以较好地模拟柱间位移随第一主成分的非线性变化特征及方差不齐特征。为了说明此趋势模型的准确性,表 3 给出了趋势模型预测地铁车站损伤状态的混淆矩阵(其中第 1 行的损伤状态表示根据趋势模型预测结果确定的损伤状态,第 1 列的损伤状态表示根据实际样本确定的损伤状态)。结果表明,混淆矩阵为三对角矩阵,说明基于趋势模型预测的结构损伤状态与实际损伤状态的误差不超过一个状态间隔。另外,预测结果的精确率普遍较高,而召回率在基本完好、轻微损伤、中等损伤这 3 个损伤状态时较低。原因可能是处于这 3 个损伤状态的实际样本数较少,样本的分布不均导致模型预测性能的降低。

4.2 残差模型的建立

图 3 表明,虽然趋势模型预测结果与实际值的符合程度较好,但仍存在误差。这种误差是由于趋势模型与有限元模型之间的差异而导致的模型误差。为了描述这种模型误差,基于 PNN 建立误差模型。误差模型的建立以趋势模型预测结果的残差作为样本。为了分析趋势模型预测的第 1 层和第 2 层柱间位移的残差的相关性,图 4 给出了两者的分布图及拟合直线。第 1、2 层柱间位移残差的相关系数 ρ 为 0.99,表明两者高度线性相关,因此假定 2 层的中柱位移的残差完全相关。另外,假定残差的分布仅与第一主成分有关。

基于上述假设,利用 PNN 建立误差模型,并给出预测的条件方差。图 5 给出了第 1 层柱间位移残差分布,并利用 PNN 得到的条件方差给出了 1 倍标准差和 2 倍标准差的包络曲线。结果表明基于 PNN

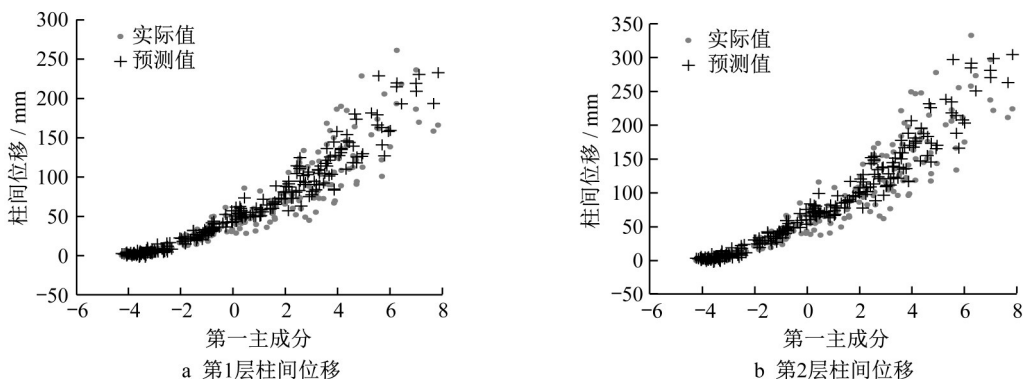


图3 趋势模型预测柱间位移与实际柱间位移对比

Fig. 3 A comparison of real column drift and column drift predicted by trend model

表3 趋势模型预测地铁车站损伤状态的混淆矩阵

Tab. 3 Confusion matrix of damage state of subway station predicted by trend model

损伤状态	完好	基本完好	轻微损伤	中等损伤	严重损伤	召回率/%
完好	49	2	0	0	0	96.08
基本完好	12	19	5	0	0	52.78
轻微损伤	0	1	14	8	0	60.87
中等损伤	0	0	1	29	16	63.04
严重损伤	0	0	0	5	93	94.90
精确率	80.33%	86.36%	70.00%	69.05%	85.32%	80.31%

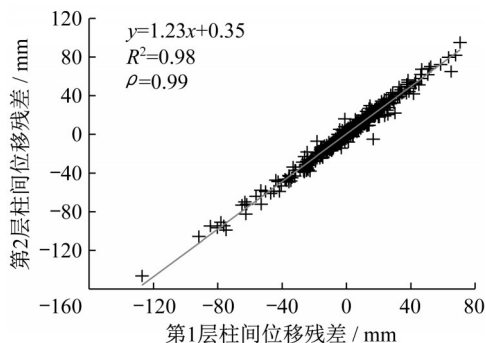


图4 趋势模型预测柱间位移与实际柱间位移对比

Fig. 4 A comparison of real column drift and column drift predicted by the trend model

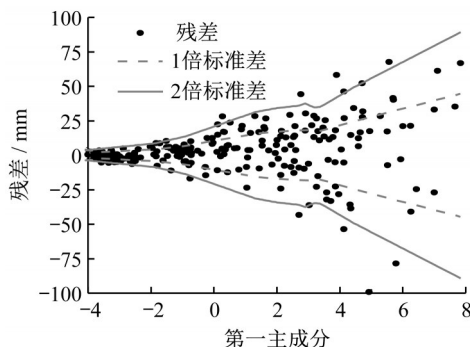


图5 第1层柱间位移残差及PNN预测的条件方差

Fig. 5 Residuals of column drift of first layer and conditional variance predicted by PNN

得到的条件方差较好地描述了趋势模型预测值残差随第一主成分的扩散特征。由于假定2层的中柱位移的残差完全相关,因此第2层柱间位移的残差可由第1层确定,即

$$\epsilon_1(x_{pc,1}) \sim N(0, \sigma^2(x_{pc,1})) \quad (16)$$

$$\epsilon_2(x_{pc,1}) = 1.23\epsilon_1(x_{pc,1}) + 0.35 \quad (17)$$

式中: $\epsilon_1(x_{pc,1})$ 和 $\epsilon_2(x_{pc,1})$ 分别为描述第1层和第2层柱间位移残差的随机变量; $\sigma^2(x_{pc,1})$ 为条件方差。

4.3 易损性曲线的建立

基于式(15)表示的趋势模型以及式(16)、(17)表示的误差模型可建立地铁车站易损性曲线。对于极限状态 $L_{M_i}(i=0, 1, \dots, 4)$,分别表示完好、基本完好等5个极限状态)的超越概率为

$$\begin{aligned}
 P(S_{\text{state}} > L_{M_i}) &= \\
 P\left[(\hat{y}_1 + \epsilon_1(x_{pc,1}) > h_1\theta_{i,1}) \cup \right. \\
 &\left. (\hat{y}_2 + \epsilon_2(x_{pc,1}) > h_2\theta_{i,2})\right] = \\
 P\left[(\epsilon_1(x_{pc,1}) > h_1\theta_{i,1} - \hat{y}_1) \cup \right. \\
 &\left. \left(\epsilon_1(x_{pc,1}) > \frac{h_2\theta_{i,2} - \hat{y}_2 - 0.35}{1.23}\right)\right] = \\
 P\left[\epsilon_1(x_{pc,1}) > \min\left(h_1\theta_{i,1} - \hat{y}_1, \right. \right. \\
 &\left. \left. \frac{h_2\theta_{i,2} - \hat{y}_2 - 0.35}{1.23}\right)\right] = \\
 P\left[\frac{\epsilon_1(x_{pc,1})}{\sigma_1(x_{pc,1})} > \min\left(\frac{h_1\theta_{i,1} - \hat{y}_1}{\sigma_1(x_{pc,1})}, \right. \right. \\
 &\left. \left. \frac{h_2\theta_{i,2} - \hat{y}_2 - 0.35}{1.23\sigma_1(x_{pc,1})}\right)\right] = \\
 1 - \Phi\left[\min\left(\frac{h_1\theta_{i,1} - \hat{y}_1}{\sigma_1(x_{pc,1})}, \frac{h_2\theta_{i,2} - \hat{y}_2 - 0.35}{1.23\sigma_1(x_{pc,1})}\right)\right] \quad (18)
 \end{aligned}$$

式中: S_{state} 表示地铁车站当前损伤状态; h_1 和 h_2 分别

表示地铁车站第1、2层的柱高,分别为3.60 m和4.27 m; $\theta_{i,1}$ 和 $\theta_{i,2}$ 分别表示对应于极限状态 L_{M_i} 的地铁车站第1、2层柱间位移角限值; $\Phi(\bullet)$ 表示标准正态分布的分布函数; $\hat{y}_1, \hat{y}_2, \epsilon_1(x_{pc,1}), \epsilon_2(x_{pc,1})$ 可根据式(15) - (17)确定。式(18)中由于 \hat{y}_1 和 \hat{y}_2 是 $x_{pc,1}$, $x_{pc,2}, \dots, x_{pc,5}$ 的函数,因此2层三跨地铁车站的易损性应由这5个主成分共同决定,即:最终得到的不是传统易损性曲线,而是一个超平面。为了清楚表达2层三跨地铁车站的易损性,仅以 $x_{pc,1}$ 为横坐标给出地铁车站的易损性曲线。为了说明这种表达方式的合理性,图6给出了趋势模型预测的地铁车站第1层柱间位移随 $x_{pc,1}$ 和 $x_{pc,2}$ 的分布云图。图6表明:地铁车站的柱间位移主要随 $x_{pc,1}$ 变化。则利用式(18)得到此2层三跨地铁车站的易损性曲线如图7所示,其中易损性曲线是通过S型曲线函数拟合得到。在利用传统地震响应概率模型(即双参数对数正态分布模型)得到易损性曲线时,易损性曲线直接由散点连线得到,因为传统地震响应概率模型仅考虑一个地震强度指标。本文提出的基于PNN的地震响应概率模型具有多个输入变量(地震强度指标的5个主成分),因此超越概率由 $x_{pc,1}, x_{pc,2}, \dots, x_{pc,5}$ 共同决定。本文仅以 $x_{pc,1}$ 为横坐标给出易损性曲线,因此得到的超越概率并不是连续分布的,而是具有一定的离散性。

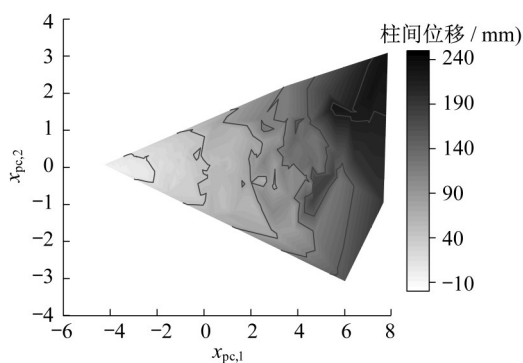


图6 地铁车站第1层柱间位移随 $x_{pc,1}$ 和 $x_{pc,2}$ 的分布

Fig. 6 Distribution of column drift of first floor of subway station versus $x_{pc,1}$ and $x_{pc,2}$

5 结论

基于深度学习方法提出了一种新的建立地震响应概率模型和评价结构易损性的框架,并利用此框架建立了上海某2层三跨地铁车站的地震响应概率模型,得到了其易损性曲线。首先利用PCA对选取的11个地震响应指标进行正交化,对模型的输入变

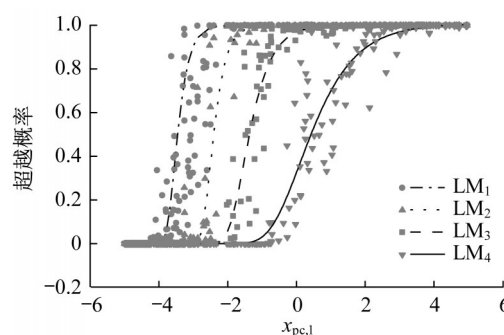


图7 地铁车站易损性曲线

Fig. 7 Fragility curves of subway station

量进行降维,最终选择累计贡献率最大的5个相互正交的主成分。然后基于BPNN建立趋势模型,通过5个主成分预测结构的关键地震响应指标,即地铁车站第1、2层的柱间位移。基于最大似然估计的原理推导了PNN的损失函数,使得最小化损失函数得到的网络输出即为基于最大似然估计的误差模型的参数,即正态分布的条件方差。利用得到的条件方差以及误差的零均值假设得到了误差模型。最后基于建立的趋势模型和误差模型推导了由标准正态分布的分布函数表示的极限状态超越概率计算公式,并据此得到了此地铁车站的易损性曲线。在进行2层三跨地铁车站的易损性分析时得到以下主要结论:

(1)建立的趋势模型可以较好地模拟柱间位移随第一主成分的非线性变化特征及方差不齐特征。基于趋势模型预测的结构损伤状态与实际损伤状态的误差不超过一个状态间隔,表明此趋势模型具有较高的准确性。

(2)建立的误差模型准确地描述了趋势模型预测值的残差随第一主成分的方差非齐次特征。

(3)地铁车站的地震响应指标主要随选取的11个IM的第一主成分变化,但其他主成分对此地震响应指标仍具有一定影响,因此最终得到的超越概率随第一主成分不是连续变化的。

作者贡献说明:

陈之毅:文章的构思、模型的提出、初稿的撰写、文章的修改。

黄鹏飞:模型的实现(编程)、数据整理、数据分析、初稿的撰写、图片及表格的绘制。

参考文献:

- [1] TAVAZO H A, RANJBARAN A. Fragility analysis of 3D

- reinforced concrete frames based on endurance time method with derived standard deviation[J]. *Journal of Earthquake and Tsunami*, 2017, DOI:10.1142/S1793431117500117.
- [2] WANG Z Y, ZENTNER I, ZIO E. A Bayesian framework for estimating fragility curves based on seismic damage data and numerical simulations by adaptive neural networks[J]. *Nuclear Engineering and Design*, 2018, 338: 232.
- [3] JAVIDAN M M, KANG H, ISOBE D, *et al.* Computationally efficient framework for probabilistic collapse analysis of structures under extreme actions[J]. *Engineering Structures*, 2018, 172: 440.
- [4] HE Z M, CHEN Q J. Vertical seismic effect on the seismic fragility of large-space underground structures[J]. *Advances in Civil Engineering*, 2019, 2019: 1.
- [5] 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.
- ZHONG Zilan, SHEN Yiyao, HAO Yaru, *et al.* Seismic fragility analysis of two-story-three-span metro station structures based on IDA method[J]. *Chinese Journal of Geotechnical Engineering*, 2020, 42(5): 916.
- [6] 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*, 2017, 20(7): 1111.
- [7] KIANI J, CAMP C, PEZESHK S. On the application of machine learning techniques to derive seismic fragility curves[J]. *Computers & Structures*, 2019, 218: 108.
- [8] MANGALATHU S, JEON J. Ground motion-dependent rapid damage assessment of structures based on wavelet transform and image analysis techniques[J]. *Journal of Structural Engineering*, 2020, 146(0402023011).
- [9] MANGALATHU S, HWANG S, CHOI E, *et al.* Rapid seismic damage evaluation of bridge portfolios using machine learning techniques[J]. *Engineering Structures*, 2019, 201: 109785.
- [10] MANGALATHU S, SUN H, NWEKE C C, *et al.* Classifying earthquake damage to buildings using machine learning[J]. *Earthquake Spectra*, 2020, 36(1): 183.
- [11] MANGALATHU S, HEO G, JEON J. Artificial neural network based multi-dimensional fragility development of skewed concrete bridge classes[J]. *Engineering Structures*, 2018, 162: 166-176.
- [12] LIU Z, ZHANG Z. Artificial neural network based method for seismic fragility analysis of steel frames[J]. *KSCE Journal of Civil Engineering*, 2018, 22(2): 708.
- [13] KIM T, SONG J, KWON O S. Probabilistic evaluation of seismic responses using deep learning method[J]. *Structural Safety*, 2020, 84: 101913.
- [14] SHANG X Y, LI X B, MORALES-ESTEBAN A, *et al.* Improving microseismic event and quarry blast classification using Artificial Neural Networks based on Principal Component Analysis[J]. *Soil Dynamics and Earthquake Engineering*, 2017, 99: 142.
- [15] CHEN Z Y, WEI J S. Correlation between ground motion parameters and lining damage indices for mountain tunnels[J]. *Natural Hazard*, 2013, 65(3): 1683.
- [16] PENZIEN J. Seismically induced racking of tunnel linings[J]. *Earthquake Engineering & Structural Dynamics*, 2000, 29(5): 683.
- [17] 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, 94: 103114.
- [18] HUH J, TRAN Q H, HALDAR A, *et al.* Seismic vulnerability assessment of a shallow two-story underground RC box structure[J]. *Applied Sciences*, 2017, 7(7): 735.
- [19] Dassault Systemes Simulia Corp. ABAQUS user manual: Abaqus analysis user's guide version 6.14 [M]. Providence: Dassault Systemes Simulia Corp, 2014.
- [20] CHEN Z Y, CHEN W, ZHANG W, *et al.* Effects of axial compression ratio of central columns on seismic performance of a multi-story underground structure[J]. *International Journal of Computational Methods*, 2016, 13: 16410144SI.
- [21] CHEN Z, LIU Z. Effects of central column aspect ratio on seismic performances of subway station structures[J]. *Advances in Structural Engineering*, 2018, 21(1): 14.
- [22] 中华人民共和国住房和城乡建设部. 建筑抗震设计规范: GB 50011—2010[S]. 北京: 中国建筑工业出版社, 2010.
- Ministry of Housing and Urban-Rural Development of the People's Republic of China. Code for seismic design of buildings: GB 50011—2010 [S]. Beijing: China Architecture & Building Press, 2010.
- [23] 上海市城乡建设和交通委员会. 上海市工程建设规范: 地下铁道建筑结构抗震设计规范: DG/TJ08-2064—2009[S]. 上海: 上海市城乡建设和交通委员会, 2009.
- Shanghai Urban and Rural Construction and Transportation Commission. Code of Shanghai construction engineering: Code for seismic design of subway structures: DG/TJ08-2064—2009 [S]. Shanghai: Shanghai Urban and Rural Construction and Transportation Commission, 2009.
- [24] 刘章军, 曾波, 吴林强. 非平稳地震动过程模拟的谱表示—随机函数方法[J]. *振动工程学报*, 2015, 28(3): 411.
- LIU Zhangjun, ZENG Bo, WU Linqiang. Simulation of non-stationary ground motion by spectral representation and random functions[J]. *Journal of Vibration Engineering*, 2015, 28(3): 411.
- [25] MANGALATHU S, JEON J, DESROCHES R. Critical uncertainty parameters influencing seismic performance of bridges using Lasso regression[J]. *Earthquake Engineering & Structural Dynamics*, 2018, 47(03): 784.