

文章编号: 1005-0930(2020)04-0953-013 中图分类号: TU375 文献标识码: A
doi: 10.16058/j.issn.1005-0930.2020.04.017

结构地震需求 QRNN 重要性分析

王秀振¹, 钱永久², 邵长江², 宋 帅³

(1. 宁夏大学土木与水利工程学院, 宁夏 银川 750021; 2. 西南交通大学土木工程学院, 四川 成都 610031; 3. 太原理工大学建筑与土木工程学院, 山西 太原 030024)

摘要: 为研究型钢混凝土框架结构地震需求在其分布范围内变化时, 随机参数对其影响情况, 将神经网络分位数回归应用于重要性分析中. 考虑了8个随机参数的影响, 并根据它们各自的概率密度函数进行抽样, 利用有限元软件 OpenSEES 在多条地震动记录作用下进行动力非线性时程分析, 得到了4种地震需求, 然后分析得到神经网络分位数回归重要性测度指标, 并将结果与 Monte-Carlo 数值模拟法进行了对比. 结果表明: 在不同条件分位数下, 各个输入随机参数对应的重要性测度指标呈现不同的变化趋势; 神经网络分位数回归方法在样本数远远少于 Monte-Carlo 数值模拟法的情况下, 得到的输入随机参数的重要性测度指标基本一致, 因此, 神经网络分位数回归重要性分析方法是高效准确的, 对大型复杂结构来说可以提高计算效率.

关键词: 地震需求; 神经网络分位数回归; Monte-Carlo 法; 机器学习; 结构可靠度; 重要性分析

结构地震需求的敏感性分析是工程抗震领域重要的研究方向, 这一研究属于不确定性分析领域. 结构地震需求敏感性分析的方法有全局敏感性分析方法和局部敏感性分析方法两种. 局部敏感性分析方法也称为单因素敏感性分析方法, 是传统的灵敏性分析方法, 主要研究单一输入随机参数所取的名义值变化时, 结构地震需求的变化情况^[1]. 全局敏感性分析也称为重要性分析, 可以研究输入随机参数在可能的取值范围内变化时, 结构地震需求的统计特性^[2]. 重要性分析的方法有 Monte-Carlo 数值模拟法^[3]、态相关参数法^[4]、点估计法^[5]和回归法^[6]等.

宋静文等^[7]分别以包含交叉项以及不包含交叉项的2次多项式模型为例, 推导了相关正态输入随机参数情况下的重要性测度指标, 并推导了基于协方差分解的重要性测度指标与基于方差的重要性测度指标2者间的关系. 李璐祎等^[8]提出了一个衡量输入随机参数内部各区域对输出反应量均值影响的重要性指标, 这种方法提高了现有输入随机参数对输出量均值贡献的区域重要性指标的收敛性.

收稿日期: 2018-11-27; 修订日期: 2019-12-02

基金项目: 国家自然科学基金项目(51178395)

作者简介: 王秀振(1984—), 男, 博士生, 讲师. E-mail: wangxiuzhen@nxu.edu.cn

通信作者: 钱永久(1963—), 男, 教授, 博士生导师. E-mail: yjqian@sina.com

尹攀等^[9]评价了钢筋混凝土框架结构地震需求受地震动的强度、混凝土抗压强度、结构阻尼、结构质量以及其他随机参数对结构地震需求影响的大小. 韩庆华等^[10]采用了 ABAQUS 隐式动力分析法, 分析了立体桁架结构的敏感性. 戴志军等^[11]研究了地基土密度、泊松比和地基土剪切波速等变量对核电站结构响应的影响规律. 王浩等^[12]采用正交试验方法, 对路面结构沥青层底弯拉应变和各层总变形进行了计算, 并对参数进行了敏感性分析. 姜海波等^[13]分析了喷层结构的热力学参数和围岩与喷层环向应力之间的关系, 并研究了喷层热力学参数和围岩对喷层应力的敏感性. 郜会彩等^[14]研究了实际公路中塑料排水板打设深度、透水性、打设间距等随机变量对变形位移的敏感性, 并给出了具体的工程措施减少工程对周围环境的影响, 可以为设计软土地基提供依据. 洪盛远等^[15]利用 ANSYS 对预制块道面版的厚度、尺寸、基层的厚度及回弹模量、土基的回弹模量和道面板的弹性模量等因素进行了敏感性分析. 万华平等^[16]考虑了替代模型的不确定性, 采用全局高斯过程模型进行了全局敏感性分析, 并且给出了敏感性指标的具体分布. 朱秀云等^[17]研究了对钢板混凝土结构墙抗冲击性能有影响的参数的敏感性.

现有的重要性分析方法研究输入随机参数对输出响应量的影响大小时, 都是从平均的角度来研究输入随机参数对输出响应量的影响, 这显然会导致输入随机参数对输出响应量在其分布范围内的影响的信息不能完全反映, 会损失掉一些重要信息, 所以很有必要采用新的方法, 研究输入随机参数对输出响应量在其分布范围内的影响. 基于此, 本文提出将神经网络分位数回归应用到重要性分析中, 基于神经网络分位数回归模型, 根据重要性分析的思想, 推出神经网络分位数回归重要性测度指标, 提出新的高效的抽样方法, 给出具体的求解方法, 以型钢混凝土框架结构为例, 通过对其结构地震需求进行分析, 研究输入随机参数对输出响应量在其分布范围内各种分位数条件下的影响情况, 并同时用 Monte-Carlo 数值模拟法作对比, 以验证其有效性, 以期为不确定性分析领域添砖加瓦, 并为工程结构抗震分析提供参考.

1 基于 QRNN 的重要性分析方法

1.1 分位数回归

分位数回归(Quantile regression) 是进行回归分析的方法之一, 最早由 Roger Koenker 和 Gilbert Bassett 于 1978 年提出. 一般地, 传统的回归分析研究自变量与因变量的条件期望之间的关系, 相应得到的回归模型可由自变量的估计因变量的条件期望; 分位数回归研究自变量与因变量的条件分位数之间的关系, 相应得到的回归模型可由自变量估计因变量的条件分位数. 相较于传统回归分析仅能得到因变量的中央趋势, 分位数回归可以进一步推论因变量的条件概率分布. 分位数回归属于非参数统计方法之一^[18].

假设 Y 是输出响应量, 受到 k 个输入随机参数 X_1, X_2, \dots, X_k 的影响, Koenker 等提出了如下的线性分位数回归模型

$$Q_Y(\tau|X) = \beta_0(\tau) + \beta_1(\tau)X_1 + \beta_2(\tau)X_2 + \dots + \beta_k(\tau)X_k \equiv X\beta(\tau) \quad (1)$$

式中: $Q_Y(\tau|X)$ 为输出响应量 Y 的 τ 分位数函数; $\tau \in [0, 1]$, 为分位点; $\beta(\tau)$ 为回归系数向量, 随着 τ 的变化而变化. 分位数回归的本质是通过 τ 的变化来调节回归面的方向和位置, 让输出响应量对输入随机参数产生不同分位数下的变化.

给定一组样本数据 $Y = \{y_1, y_2, \dots, y_i\}$, 可以通过最小化残差总和来估计 $\beta(\tau)$

$$\min_{\beta} \sum_{i=1}^N \rho_{\tau}(Y_i - X_i' \beta) = \min_{\beta} \left(\sum_{i | Y_i \geq X_i' \beta} \tau |Y_i - X_i' \beta| + \sum_{i | Y_i < X_i' \beta} (1 - \tau) |Y_i - X_i' \beta| \right) \quad (2)$$

式中: $\rho_{\tau}(u) = u[\tau - I(u < 0)]$, 为检验函数. $I(u < 0) = \begin{cases} 1 & \mu < 0 \\ 0 & \mu \geq 0 \end{cases}$ 为指示函数, 常用的方法有单纯形算法^[19]、平滑算法^[20]和内点算法^[21]等.

相对于传统的回归模型, 分位数回归进行建模以及预测的时候, 不需要假定为正态分布和设定分布所对应的参数, 是一种半参数估计方法, 可以适应数据经验分布的厚尾和尖峰特征.

1.2 神经网络分位数回归

上述分位数回归方法虽然应用广泛并且使用简单, 但只是简单的线性回归方法, 在具体的应用中, 若样本中的输入随机参数与输出响应量之间存在非线性关系, 分位数回归方法就无法建立准确的模型结构, 即使建立近似模型, 结果的可靠性和稳健性也无法得到保证. 所以在 2000 年, Taylor^[22] 在分位数回归方法理论的基础上, 将人工神经网络与分位数回归相结合, 提出了非线性的分位数回归模型, 被称为神经网络分位数回归模型 (quantile regression neural network, QRNN). 2011 年, Cannon^[23] 在实现了 QRNN 模型的建模和求解, 这为以后 QRNN 模型的广泛应用奠定了良好的基础, 该模型可以分为两个阶段, 其结构如图 1 所示.

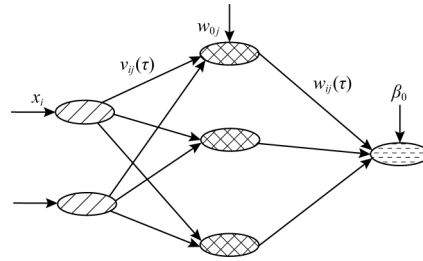


图 1 QRNN 模型示意

Fig. 1 Diagrammatic sketch of QRNN

(1) 第一阶段: 建立隐含层与输入层之间的连接.

$$G_j(\tau | X) = \sum_{i=1}^n g_1[v_{ij}(\tau) x_i] \quad j = 1, 2, \dots, m \quad (3)$$

式中: $G_j(\tau | X)$ 为第 j 个隐含层节点的输出值, $X = \{x_i\}$, $i = 1, 2, \dots, n$ 为输入层的 n 维向量; $v_{ij}(\tau)$ 为阈值, 表示隐含层 j 节点、输入层 i 节点间连接权值; g_1 为隐含层节点核函数; w_{0j} 为隐含层的偏差.

(2) 第二阶段: 建立输出层与隐含层之间的连接.

$$Q_k(\tau | X) = \sum_{j=1}^m g_2[w_{jk}(\tau) G_j(\tau | X)] \quad k = 1, 2, \dots, n \quad (4)$$

式中: $Q_k(\tau | X)$ 为输出层中的第 k 个节点的输出值; $w_{jk}(\tau)$ 为阈值, 表示输出层 k 节点、隐含层 j 节点间连接权值; g_2 为输出层的节点核函数; β_0 为输出层偏差. 根据式 (3) 和式 (4), QRNN 模型可以用下式表示

$$Q_k(\tau | X) = F(X, V(\tau), W(\tau)) \quad \tau \in [0, 1] \quad (5)$$

式中: $F(X, V(\tau), W(\tau))$ 是 τ 分位数下的非线性函数, 由权值向量 $V(\tau) = [v_{ij}]^T$, $W(\tau) = [w_{jk}]^T$, $i = 1, 2, \dots, n$; $j = 1, 2, \dots, m$; $k = 1, 2, \dots, n$ 对于神经网络输出 l 维向量, 其表达式为

$$F_k(X, V(\tau), W(\tau)) = \sum_{j=1}^m g_2\{w_{jk}(\tau) \sum_{i=1}^n g_1[v_{ij}(\tau) x_i]\} \quad k = 1, 2, \dots, n \quad (6)$$

当 g_1 和 g_2 都是等值函数时, 式(5)的 QRNN 模型退化为线性回归模型.

QRNN 模型式(5)中权值向量 $V(\tau) = [v_{ij}]^T$ 和 $W(\tau) = [w_{jk}]^T$ 的估计可以转化为求解以下优化问题

$$\begin{aligned} \min_{W, V} \{ & \sum_{i=1}^N \rho_{\tau}[Y_i - F(X_i, W, V)] + \lambda_1 \sum_{j,i} w_{ji}^2 + \lambda_2 \sum_i v_i^2 \} = \\ & \min_{W, V} \left(\sum_{i | Y_i \geq f(X_i, W, V)} \tau |Y_i - F(X_i, W, V)| \right) + \\ & \min_{W, V} \left(\sum_{i | Y_i < f(X_i, W, V)} (1 - \tau) |Y_i - F(X_i, W, V)| + \lambda_1 \sum_{j,i} w_{ji}^2 + \lambda_2 \sum_i v_i^2 \right) \end{aligned} \quad (7)$$

式中: λ_1, λ_2 为惩罚参数, 可以避免神经网络结构处于过度拟合状态. Donaldson 等提出的交叉验证方法^[24]可以确定 λ_1, λ_2 和隐含层节点数 j 的最优取值, 可以使用梯度优化算法对式(7)求解, 得到权值向量 $V(\tau)$ 和 $W(\tau)$ 的估计.

在得到权值向量 $V(\tau)$ 和 $W(\tau)$ 的估计值 $\hat{V}(\tau)$ 和 $\hat{W}(\tau)$ 后, 分别代入式(2), 即得到 Y 的条件分位数估计.

$$\hat{Q}_k(\tau | X) = F(X, \hat{V}(\tau), \hat{W}(\tau)) \quad \tau \in [0, 1] \quad (8)$$

1.3 抽样方法及求解方法

(1) 首先根据各个输入随机参数的概率密度函数抽取 N 个低偏差的 sobol 序列样本, 每个输入随机参数的样本值排为一列, 则 n 个输入随机参数的样本值的 $N \times n$ 维样本矩阵 A 为

$$A = \begin{bmatrix} x_{11} & \cdots & x_{n1} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{1N} & \cdots & x_{nN} \end{bmatrix} \quad (9)$$

(2) 将样本矩阵 A 输入 OpenSEES 有限元软件模型, 计算输出响应量(结构地震需求), 产生 N 个输出响应量 Y 的响应值为

$$y = \begin{bmatrix} y_1 \\ \vdots \\ y_N \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} g(x_{11}, \dots, x_{i1}, \dots, x_{n1}) \\ \vdots \\ g(x_{1N}, \dots, x_{iN}, \dots, x_{nN}) \end{bmatrix} \quad (10)$$

输出响应量 Y 的总方差 V 按照下式来估计

$$\text{Var}(Y) \approx \hat{V} = \frac{1}{N-1} \sum_{k=1}^N (y_k - \bar{y})^2 \quad (11)$$

式中 \bar{y} 为式(10)中结构地震需求 y 的均值.

(3) 通过 QRNN 模型建立 Y 与 X_i 的关系如式(8)所示, 并计算输出响应量 Y 的条件分位数估计值 \hat{y}_k 的方差 $\text{Var}(\hat{y}_k)$ $\hat{y}_k = \hat{Q}_k(\tau | X)$ $k = 1, 2, \dots, N$, 为 Y 的 QRNN 模型中的条件分位数估计值.

(4) 计算 QRNN 重要性测度指标 S_i

$$S_i = \frac{\text{Var}(\hat{y}_k)}{\text{Var}(Y)} \quad (12)$$

对于输入随机参数为 n 维时, 用 n 个输入随机参数分别代入 QRNN 模型中进行条件分位数估计, 得到条件分位数估计值, 然后得到所有输入随机参数的重要性测度指标 S_i ($i = 1, 2, \dots, n$).

2 Monte-Carlo 数值模拟法

2.1 基于方差的重要性测度指标

基于方差的在输入随机参数 X_i 的作用下的重要性测度指标 δ_i^v 的定义是: 输出响应量 Y 的条件平均值的方差 $\text{Var}(E(Y|X_i))$ 与 Y 的无条件方差 $\text{Var}(Y)$ 的比值^[25], 如式(13)所示

$$\delta_i^v = \frac{\text{Var}(E(Y|X_i))}{\text{Var}(Y)} = \frac{\text{Var}(Y) - E(\text{Var}(Y|X_i))}{\text{Var}(Y)} \quad (13)$$

式中: X_i 是一个输入随机参数 X_i 或一组输入随机参数 $[X_{i_1}, X_{i_2}, \dots, X_{i_r}]$ ($1 \leq i_1 \leq \dots \leq i_r \leq n$), $E(\text{Var}(Y|X_i))$ 为在 X_i 作用下 Y 的条件方差的平均值.

由于式(13)中 $\text{Var}(Y)$ 的大小不影响 X_i 的重要性排序的先后, 因此基于方差的重要性测度指标 δ_i^v 通常也可以表示成

$$\delta_i^v = \text{Var}(Y) - E(\text{Var}(Y|X_i)) \quad (14)$$

2.2 采用的抽样方法

现有的抽样方法中, 准蒙特卡洛法是需要样本数较少的抽样方法^[26], 比普通蒙特卡罗方法所要的样本数大大减少, 不需要双层抽样, 但是仍然需要成千上万的样本才能得出较合理的结果, 而在对结构用有限元软件进行建模和运算要耗费相当多的时间, 所以要用尽量少的样本得到较好的结果, 为了减少样本数, 本文抽样时采用低偏差的 Sobol 序列, 几百个样本即可得到较好的结果, 当样本数达到几百时, 平均值和方差的偏差不会超过千分之一, 具体如下:

首先根据各个输入随机参数的联合概率密度函数抽取 N 个样本, 通过 OpenSEES 有限元软件进行非线性时程分析, 得到结构地震需求的 N 个无条件样本值; 然后将上述 N 个样本中的第 i 个输入随机参数的样本值用表 1 中对应的平均值 \bar{X}_i 来替代, 得到 N 个样本, 通过 OpenSEES 有限元软件进行非线性时程分析, 得到结构地震需求的 N 个条件样本值.

2.3 求解方法

Monte-Carlo 数值模拟法是求解平均值和方差的最常用的方法, 这种方法的理论依据是大数定律, 即一组数据所用样本的均值收敛, 并且收敛值就是总体均值, 一个随机事件发生的频率收敛, 并且收敛于这个事件发生的概率. 而条件平均值和条件方差就是在某些变量取为实现值时的均值和方差^[27]. 据各个输入随机参数 X_i 的概率密度函数随机抽取 N_1 个样本, 将其代入相应的功能函数从而得到 N_1 个输出响应量的样本值为 Y_i , 根据大数定律, 输出响应量 Y 的无条件方差 $\text{Var}(Y)$ ^[27] 为

$$\text{Var}(Y) = \frac{1}{N_1 - 1} \sum_{i=1}^{N_1} (Y_i - \bar{Y})^2 \quad (15)$$

输出响应量 Y 的条件方差 $Var(Y|X_i)$.

$$Var(Y|X_i) = \sum_{i=1}^{N_1} (Y_{i|X_j} - \bar{Y}_{i|X_j})^2 / (N_2 - 1)$$

(16)

将式(15)及式(16)代入式(13),基于输入随机参数 X_i 的概率密度函数 $f_{X_i}(x_i)$ 在概率分布范围内对其积分,即可求得重要性测度指标 δ_i^v .

3 工程实例 1

某 7 层 3 跨型钢混凝土框架结构,底层层高 4 200mm,标准层层高 3 600mm,示意图如图 2 所示.柱距均为 6 000mm,楼板厚度 120mm,混凝土保护层厚度为 25mm,钢筋等级为 HRB335,混凝土等级为 C40.输入随机参数的详细信息如表 1 所示.梁和柱的截面信息见表 2.

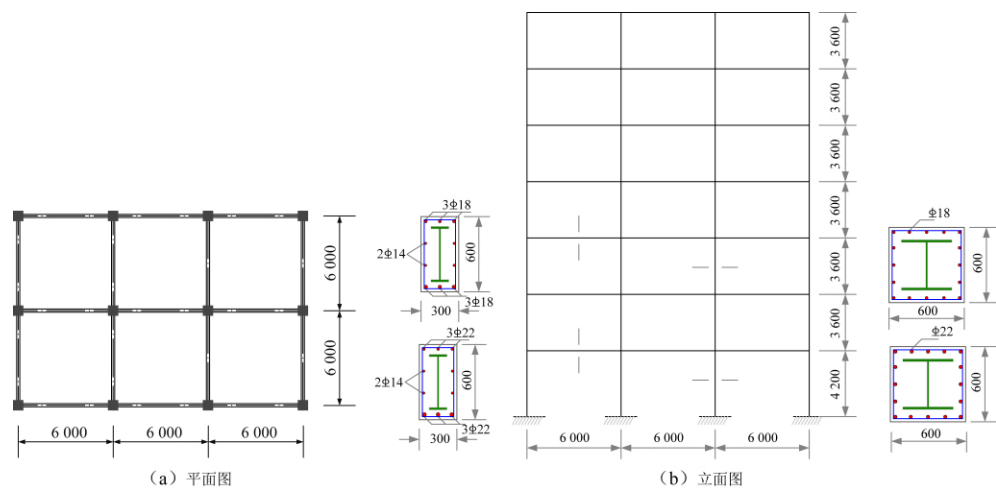


图 2 结构简图(单位: mm)
Fig. 2 Structure diagram(unit: mm)

表 1 随机参数的概率分布类型及统计参数
Table 1 Statistical parameters of random parameters

随机参数	分布类型	符号	均值	变异系数
钢筋弹性模量/MPa	正态分布	E_s	228 559	0.033 ^[28]
钢筋屈服强度/MPa	对数正态分布	f_y	384	0.078 ^[29]
混凝土弹性模量/MPa	正态分布	E_c	33 904	0.08 ^[30]
混凝土强度/MPa	正态分布	f_c	34.82	0.14 ^[29]
阻尼比	正态分布	D_A	0.055	0.2 ^[31]
结构质量/(kN·m ⁻²)	正态分布	M_s	6	0.1 ^[29]
型钢屈服强度/MPa	正态分布	f_{ys}	396	0.078
型钢弹性模量/MPa	正态分布	E_{ss}	228 559	0.033

注:表中结构质量为重力荷载代表值.

表 2 截面信息

Table 2 Section information

楼层	梁截面/(mm×mm)	梁配筋/mm ²	柱截面/(mm×mm)	柱配筋/mm ²
1	300×600	2 280	600×600	6 082
2~7		1 526		4 072

本例用 OpenSEES 软件进行非线性时程分析,地震动记录采用 El Centro(RSN6) 原始记录,水平方向的两个方向同时加载,柱和梁都采用非线性纤维梁柱单元,混凝土采用 Concrete02 单元,钢筋采用 Steel02 单元材料模型。

3.1 QRNN 重要性分析结果

本文选择结构纵向的顶点位移(Top displacement)、最大楼层加速度(Maximum floor acceleration)、基底剪力(Base shear) 和最大层间位移角(Maximum story drift angle) 这 4 种地震需求进行重要性分析,图 3 给出了条件分位数为 0.05、0.50 和 0.95 三种情况下,顶点位移需求条件分位数估计值的曲线。从图 3 可以看出顶点位移需求在 3 种条件分位数条件下,随各个输入随机参数变化的规律,例如顶点位移需求在条件分位数为 0.05 时,随着阻尼比的增大呈现出减小的趋势;在条件分位数为 0.95 时,随着结构质量的增大,呈现出增大的趋势。由于篇幅所限,其他 3 种地震需求的条件分位数估计值的曲线图不再一一列出。

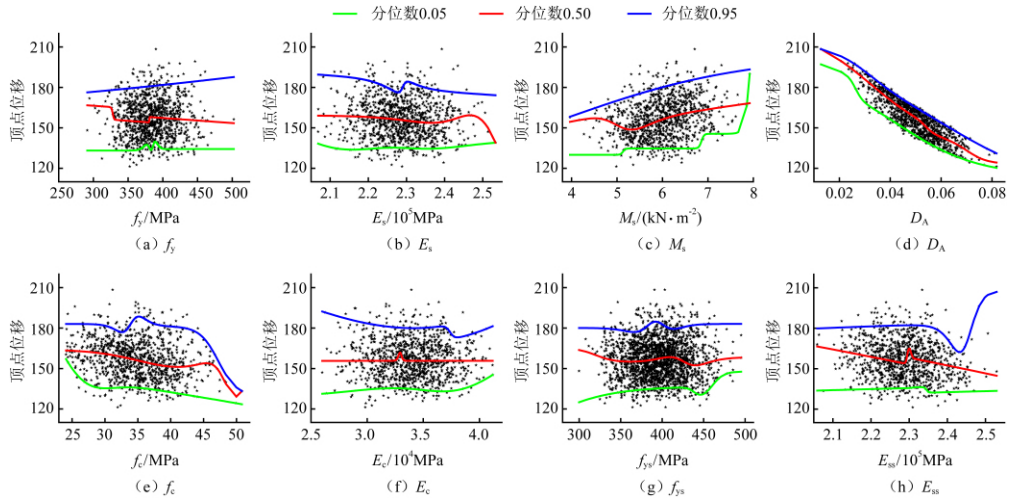


图 3 不同条件分位数下的顶点位移需求

Fig. 3 The demand of top displacement under different quantiles

用基于 QRNN 方法求出 11 种条件分位数下各个随机参数对结构地震需求影响的重要性测度指标 S_i 结果如图 4 所示。由图 4 可知,不同的随机参数在不同的条件分位数下,对地震需求的重要性测度指标差异较大。

3.2 Monte-Carlo 数值模拟法结果

图 5 给出了 Monte-Carlo 数值模拟法和条件分位数为 0.5 时 QRNN 重要性分析结果,从图 5 可知,同一随机参数对不同的地震需求的重要性有一定差异, D_A 和 M_s 的重要性测

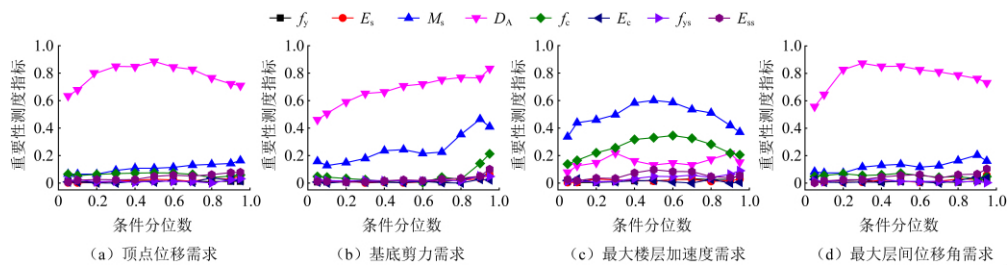


图4 不同条件分位数下的重要性测度指标

Fig. 4 Importance measure index under different quantiles

度指标相对较大;用两种分析方法得到的重要性测度指标基本一致,QRNN 重要性分析方法在样本数为 Monte-Carlo 数值模拟法的 $\frac{1}{n+1}$ (本文 $n=8$) 的情况下仍然得到与 Monte-Carlo 数值模拟法基本一致的结果,是一种高效的方法.

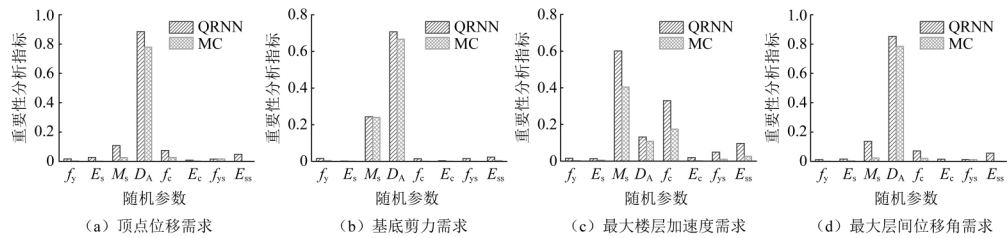


图5 不同方法重要性测度指标

Fig. 5 Importance measure index under different methods

3.3 两种方法对比

本文采用两种方法进行重要性分析,两种方法所用的样本不同,方法本身也差异较大.为便于对用两种方法的结果进行对比,将得到的随机参数重要性分析排序结果列于表 3.

表 3 随机参数的重要性排序

Table 3 Importance ordering of random variables

地震需求	顶点位移	基底剪力	最大楼层加速度	最大层间位移角
f_y	6-5	4-3	7-7	8-6
E_s	5-7	8-6	8-6	5-5
M_s	2-3	2-2	1-1	2-2
D_A	1-1	1-1	3-3	1-1
f_c	3-2	6-7	2-2	3-3
E_c	8-6	7-5	6-8	6-8
f_{ys}	7-4	5-8	5-5	7-4
E_{ss}	4-8	3-4	4-4	4-7

注: 第一项为条件分位数为 0.5 时基于 QRNN 的重要性排序; 第二项为 Monte-Carlo 数值模拟法重要性排序.

由表 3 可知,采用两种方法得到的随机参数重要性排序基本一致,两种分析方法均表明:结构质量和阻尼比对 4 种结构地震需求的影响较大,混凝土和钢筋的弹性模量的影响相对较小.

4 工程实例 2

某型钢混凝土框架结构,与工程实例 1 中的结构类似,只是地震动作用方式和选取的地震动记录不同,选取的地震动记录如表 4 所示, P_{GA} 为 0.6g,作用于框架结构的纵向.

表 4 地震动记录
Table 4 Ground motion record

地震	序列号	发生时间	震级
Friuli_Italy-02	130	1976	5.9
Big Bear-01	902	1992	6.5
Northridge-01	1083	1994	6.7
Northridge-01	947	1994	6.7
Imperial Valley-02	6	1940	7.0
Cape Mendocino	3747	1992	7.0
TaiwanSMART1(45)	578	1986	7.3

在分位数为 0.05、0.50 和 0.95 时,基底剪力和最大层间位移角两种地震需求的重要性指标分别如图 6 和图 7 所示.

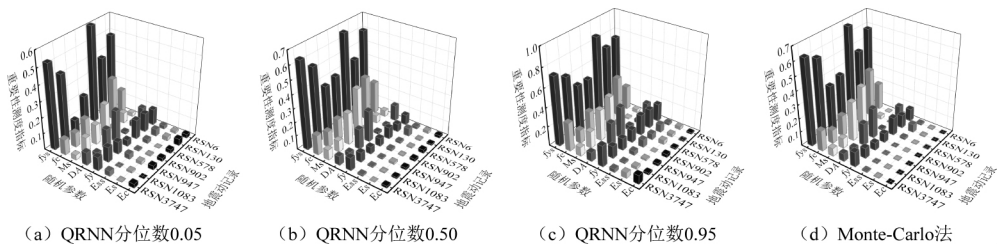


图 6 重要性测度指标
Fig. 6 Importance measure index under different methods

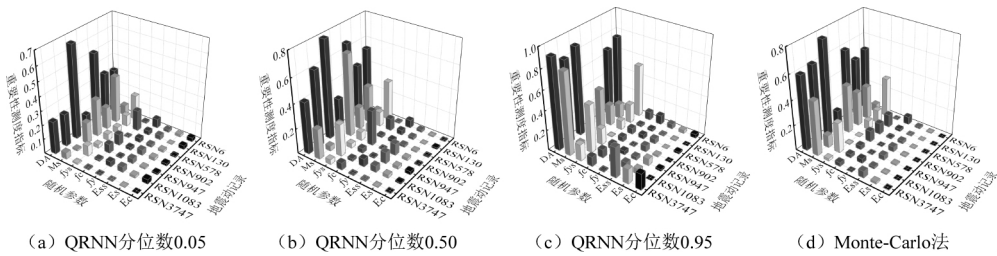


图 7 重要性测度指标
Fig. 7 Importance measure index under different methods

从图 6 可知,选取的 7 条地震动记录各随机参数的重要性指标在不同的分位数条件下有一定的差异;对于多数地震动记录的基底剪力需求 f_{ys} 的重要性测度指标最大, E_s 和 E_c 对应的重要性指标较小。

从图 7 可知,对于多数地震动记录的最大层间位移角需求 D_A 、 M_s 和 f_{ys} 的重要性测度指标较大, E_s 和 E_c 对应的重要性指标最小;分位数不同时,各个随机参数的重要性指标存在差异。

从图 6 和图 7 可知,在分位数为 0.50 时,QRNN 重要性测度指标与 Monte-Carlo 数值模拟法重要性测度指标基本一致。

5 结果对比

工程实例 1 和工程实例 2 的加载方式不同、 P_{GA} 也不同,两个工程实例中 El Centro 地震动记录的 QRNN 重要性测度指标如图 8 所示,由图 8 可知,加载方式不同、 P_{GA} 不同的情况下,虽然具体的重要性测度指标值有差距,但 D_A 和 M_s 对应的重要性指标都较大,而 E_c 、 E_s 和 E_{ss} 对应的值都较小。

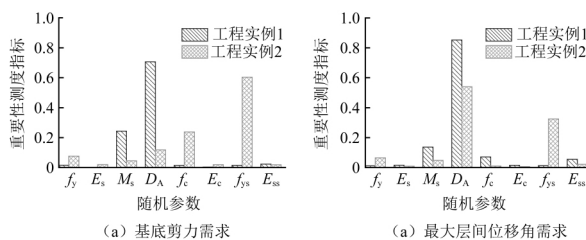


图 8 结果对比

Fig. 8 Comparison of results

6 结论

本文通过 QRNN 方法,对型钢混凝土框架结构的地震需求进行了重要性分析,并与 Monte-Carlo 数值模拟法进行了对比,得到以下结论:

(1) 采用 QRNN 重要性分析方法时,各个输入随机参数对应的结构地震需求重要性测度指标在不同条件分位数下呈现出不同的变化趋势且重要性测度指标的值也有一定的差异;

(2) QRNN 重要性分析方法在总样本数远远少于 Monte-Carlo 数值模拟法的情况下,得到的重要性排序却与 Monte-Carlo 数值模拟法基本一致;

(3) 采用同一种分析方法时,随机参数对不同结构地震需求的敏感性排序基本不同,即随机参数对结构不同地震需求的影响水平不一致;对于同一种地震需求,采用不同的分析方法时,随机参数的敏感性排序基本一致;

(4) 加载方式不同、 P_{GA} 也不同时,相同的框架结构中 D_A 和 M_s 对应的重要性指标都较大,而 E_c 、 E_s 和 E_{ss} 对应的值都较小。

通过分析方法对比可以发现, QRNN 重要性分析方法是一种高效准确的方法, 在结构的重要性分析中可以大大减少样本数, 这对大型复杂结构来说具有重要意义。

参 考 文 献

- [1] 吕震宙, 宋述芳, 李洪双, 等. 结构机构可靠性及可靠性灵敏度分析[M]. 北京: 科学出版社, 2009
Lü Zhenzhou, Song Shufang, Li Hongshuang, et al. Structural reliability and reliability sensitivity analysis[M]. Beijing: Science Press, Beijing, 2009
- [2] Ratto M, Pagano A, Young P C. Non-parametric estimation of conditional moments for sensitivity analysis[J]. Reliability Engineering & System Safety, 2009, 94(2): 237-243
- [3] Andrea S. Sensitivity analysis for importance assessment[J]. Risk Analysis, 2002, 22(3): 579-590
- [4] Ratto M, Pagano A, Young P C. Non-parametric estimation of conditional moments for sensitivity analysis[J]. Reliability Engineering & System Safety, 2009, 94(2): 237-243
- [5] Seo H S, Kwak B M. Efficient statistical tolerance analysis for general distributions using three-point information[J]. International Journal of Production Research, 2002, 40(4): 931-944
- [6] Xu C, Gertner G Z. Uncertainty and sensitivity analysis for models with correlated parameters[J]. Reliability Engineering & System Safety, 2008, 93(10): 1563-1573
- [7] 宋静文, 吕震宙. 输入变量相关情况下重要性测度指标关系[J]. 力学学报, 2014, 46(4): 601-610
Song Jingwen, Lü Zhenzhou. Importance measure index relation of orrelative input variables[J]. Chinese Journal of Theoretical and Applied Mechanics, 2014, 46(4): 601-610
- [8] 李璐玮, 吕震宙. 基本变量区域重要性测度及其稀疏网格解[J]. 力学学报, 2013, 45(4): 568-579
Li Luyi, Lü Zhenzhou. Basic variable regional importance measure and its sparse grid solution[J]. Chinese Journal of Theoretical and Applied Mechanics, 2013, 45(4): 568-579
- [9] 尹 隼, 胡其高, 李 鹏. 混凝土结构地震需求参数敏感性分析[J]. 中南大学学报(自然科学版), 2012, 43(5): 1955-1962
Yin Jiang, Hu Qigao, Li Peng. Sensitivity analysis of earthquake demand parameters[J]. Journal of Central South University (Natural Science Edition), 2012, 43(5): 1955-1962
- [10] 韩庆华, 傅本钊, 徐 颖. 立体桁架结构敏感性分析及抗连续倒塌性能[J]. 中南大学学报(自然科学版), 2017, 48(12): 3293-3300
Han Qinghua, Fu Benzao, Xu Ying. Sensitive analysis and research on progressive collapse performances of spatial truss structure[J]. Journal of Central South University (Natural Science Edition), 2017, 48(12): 3293-3300
- [11] 戴志军, 李 小军, 侯春林. 地基土参数对核电厂地震响应的敏感性分析[J]. 应用基础与工程科学学报, 2013, 21(3): 479-488
Dai Zhijun, Li Xiaojun, Hou Chunlin. An analysis of the sensitivity of parameters of ground soil for the ground motion response of nuclear power plant structures[J]. Journal of Basic Science and Engineering, 2013, 21(3): 479-488
- [12] 王 浩, 陈华鑫, 叶丹燕, 等. 基于正交试验的沥青路面结构力学响应参数敏感性分析[J]. 中外公路, 2017, 37(5): 47-51
Wang Hao, Chen Huaxin, Ye Danyan, et al. Sensitivity analysis of mechanical response parameters of asphalt pavement structure based on orthogonal test[J]. Chinese and Foreign Highway, 2017, 37(5): 47-51
- [13] 姜海波, 吴 鹏, 张 军. 高地温引水隧洞围岩与喷层结构热力学参数敏感性分析[J]. 水力发电, 2017, 43(9): 31-38
Jiang Haibo, Wu Peng, Zhang Jun. Sensitivity analysis of thermodynamics parameters of surrounding rock and supporting structure in high ground temperature diversion tunnel[J]. Hydropower Generation, 2017, 43(9): 31-38
- [14] 郜会彩, 马刚伟, 潘炳成. 真空-堆载联合预压法参数敏感性分析[J]. 应用基础与工程科学学报, 2014, 22(6): 1187-1194
Gao Huicai, Ma Gangwei, Pan Bingcheng. Sensitivity analysis of parameters for surcharge incorporating vacuum preloading method[J]. Journal of Basic Science and Engineering, 2014, 22(6): 1187-1194
- [15] 洪盛远, 郭天雄, 翁兴中. 水泥混凝土预制块道面结构参数敏感性分析[J]. 混凝土, 2017, 338(12): 139-142
Hong Shengyuan, Guo Tianxiong, Weng Xingzhong. Sensitivity analysis of structural parameters of precast concrete pavement[J]. Concrete, 2017, 338(12): 139-142

- [16] 万华平,钟剑,任伟新.考虑替代模型不确定性的结构动力特性全局敏感性分析[J].应用数学和力学,2018,39(1):1-10
Wan Huaping,Zhong Jian, Ren Weixin. Global sensitivity analysis of structural dynamic characteristics considering metamodel uncertainty[J]. Applied Mathematics and Mechanics, 2018, 39(1): 1-10
- [17] 朱秀云,林皋,潘蓉,等.基于荷载时程分析法的钢板混凝土结构墙的抗冲击性能敏感性分析[J].爆炸与冲击,2016,36(5):670-679
Zhu Xiuyun, Lin Gao, Pan Rong et al. Sensitivity analysis for impact resistance of steel plate concrete walls based on force vs. time-history analysis[J]. Explosion and Impact, 2016, 36(5): 670-679
- [18] 蔡玉蓉,汪慧玲.创新投入对产业结构升级的影响机制研究—基于分位数回归的分析[J].经济问题探索,2018,32(1):138-146
Cai Yurong, Wang Huiling. Research on the impact mechanism of innovation investment on industrial structure upgrading: based on quantile regression analysis of[J]. Economic Problems, 2018, 32(1): 138-146
- [19] 吴秀丽,周永权.一种基于混沌和单纯形法的水波优化算法[J].计算机科学,2017,44(5):218-225
Wu Xiuli, Zhou Yongquan. A water wave optimization algorithm based on chaos and simplex method[J]. Computer Science, 2017, 44(5): 218-225
- [20] Kaniewski P, Gil R, Konatowski S. Estimation of UAV position with use of smoothing algorithms[J]. Metrology & Measurement Systems, 2017, 24(1): 59-69
- [21] 王建宏,朱永红,许莺,等.多无人机编队自主重构的内点算法[J].电光与控制,2017,24(3):1-6
Wang Jianhong, Zhu Yonghong, Xu Ying et al. Interior point algorithm for autonomous reconstruction of multiple UAVs formation[J]. Electronics Optics & Control, 2017, 24(3): 1-6
- [22] Taylor J W. A quantile regression neural network approach to estimating the conditional density of multiperiod returns[J]. Journal of Forecasting, 2000, 19(4): 299-311
- [23] Cannon A J. Quantile regression neural networks: implementation in R and application to precipitation downscaling[J]. Computers & Geosciences, 2011, 37(9): 1277-1284
- [24] Donaldson R G, Kamstra M. Forecast combining with neural networks[J]. Journal Forecasting, 1996, 15(1): 49-61
- [25] Sobol I M. Global sensitivity indices for nonlinear mathematical models and their Monte Carlo estimates[J]. Mathematics and Computers in Simulation, 2001, 55(1): 271-280
- [26] Saltelli A. Sensitivity analysis for importance assessment[J]. Risk Analysis, 2002, 22(3): 579-590
- [27] 宋帅,钱永久,钱聪.桥梁地震需求中随机参数的重要性分析方法研究[J].工程力学,2018,35(3):106-114
Song Shuai, Qian Yongjiu, Qian Cong. Research on methods for importance analysis of random parameters in bridge seismic demand[J]. Engineering Mechanics, 2018, 35(3): 106-114
- [28] Mirza S A, Macgregor J G. Variability of mechanical properties of reinforced bars[J]. Journal of Structural Division, 1979, 105(5): 921-937
- [29] GB 50010—2010. 钢筋混凝土结构设计规范[S].北京:中国建筑工业出版社,2010
GB 50010—2010. Code for design of reinforced concrete frame structure [S]. Beijing: China Construction Industry Press, 2010
- [30] Mirza S A, Hatzinikolas M, Macgregor J G. Statistical descriptions of strength of concrete[J]. Journal of the Structural Division, 1979, 105(6): 1021-1037
- [31] Porter K A, Beck J L, Shaikhutdinov R V. Sensitivity of building loss estimates to major uncertain variables[J]. Earthquake Spectra, 2002, 18(4): 719-743

Importance Analysis of Structural Earthquake Demand Based on QRNN

WANG Xiuzhen¹, QIAN Yongjiu², SHAO Changjiang², SONG Shuai³

(1. School of Civil and Hydraulic Engineering, Ningxia University, Yinchuan 750021, China; 2. Civil Engineering School, Southwest Jiaotong University, Chengdu 610031, China; 3. School of architecture and civil engineering, Taiyuan University of Technology, Taiyuan 030024, China)

Abstract

To study the effect of the random parameters on the earthquake demand of the steel reinforced concrete (SRC) frame structure in its distribution range, the quantile regression neural network (QRNN) is applied for the importance analysis. The importance of 8 random parameters is investigated in this study, where the random parameters were sampled according to their own probability density functions respectively. The dynamic nonlinear time history analysis is carried out under the action of multiple ground motion records by using the finite element software OpenSEES. Then, the 4 kinds of earthquake demands and the importance analysis indexes of the 8 random parameters are obtained. For comparison, the Monte-Carlo numerical simulation method is also adopted to compute the importance analysis indexes of the 8 random parameters. The results showed that under different quantiles, the importance analysis indexes of the same random parameters show a change in different trends. The importance analysis indexes of all random parameters of the QRNN are basically the same as that of the Monte-Carlo numerical simulation method, while the sample size is far less than that of Monte-Carlo numerical simulation method. Therefore, the importance analysis method based on QRNN is efficient and accurate. For large and complex structures, the calculation efficiency can be improved.

Keywords: earthquake demand; QRNN; Monte-Carlo method; machine learning; structural reliability; importance analysis