

DOI:10.13409/j.cnki.jdpme.20221102005

给定地震场景下的随机地震动降维模拟*

阮鑫鑫^{1,2}, 范颖霏², 刘章军², 姜云木³

(1. 信阳师范大学建筑与土木工程学院, 河南 信阳 464000; 2. 武汉工程大学土木工程与建筑学院, 湖北 武汉 430074; 3. 大连理工大学海岸和近海工程国家重点实验室, 辽宁 大连 116024)

摘要: 建立了一种可根据地震场景预测和模拟随机地震动加速度过程的降维模型。首先, 挑选了1766条实测强震记录, 根据断层类型和场地类别进行了分组, 并识别了各组地震动的演变功率谱参数; 然后, 基于地震场景参数和演变功率谱参数, 训练了两者的高斯过程回归模型(GPRM), 并采用K-fold交叉验证法, 验证GPRM预测的有效性和精确性; 最后, 基于非平稳随机过程的谱表示法, 通过引入随机函数的降维思想, 实现了在给定地震场景下的随机地震动降维模拟。数值算例表明, 预测的样本在频谱、峰值、强震持时等方面均与实测记录保持一致, 体现了本文方法良好的工程适用性。这为地震动目标地区提供较为合理的人工地震动数据以及工程结构的随机地震反应分析与可靠性评价奠定了基础。

关键词: 实测地震动记录; 地震场景; 参数识别; 高斯过程回归; 非平稳地震动过程; 降维模拟

中图分类号: P315.9 **文献标识码:** A **文章编号:** 1672-2132(2024)02-0353-09

Dimension-reduction Simulation of Stochastic Ground Motion under Predefined Earthquake Scenarios

RUAN Xinxin^{1,2}, FAN Yingfei², LIU Zhangjun², JIANG Yunmu³

(1. College of Architecture and Civil Engineering, Xinyang Normal University, Xinyang 464000 China;

2. School of Civil Engineering and Architecture, Wuhan Institute of Technology, Wuhan 430074 China;

3. State Key Laboratory of Coastal and Offshore Engineering, Dalian University of Technology, Dalian 116024 China)

Abstract: Based on the earthquake scenarios, a dimension-reduction model capable of predicting and simulating the stochastic ground motion acceleration process was developed. Firstly, 1766 strong motion records were selected and grouped according to fault types and site classification. Parameters of evolutionary power spectrum (EPS) for each group were identified. Secondly, based on the parameters for earthquake scenarios and the EPS, a Gaussian process regression model (GPRM) was trained. Meanwhile, the K-fold cross-validation method was adopted to verify its prediction effectiveness and accuracy. Finally, using the spectral representation method of non-stationary random processes and incorporating the concept of dimension reduction for random functions, the dimension reduction simulation of stochastic ground motion was achieved under predefined earthquake scenarios. Numerical ex-

* 收稿日期:2022-11-02;修回日期:2023-01-16

基金项目:国家自然科学基金项目(51978543, 51778343)、湖北省高等学校优秀中青年科技创新团队计划项目(T2020010)资助

作者简介:阮鑫鑫(1994—),男,讲师,博士。主要从事工程结构抗震研究。E-mail: ruanxinxin1994@163.com

通讯作者:姜云木(1997—),男,博士研究生。主要从事工程结构抗灾可靠性研究。E-mail: jiangyunmu@163.com

amples showed that the predicted samples were consistent with the measured records in terms of frequency spectrum, peak values, and duration of strong motion, which verified the suitability of the proposed methodology in engineering applications. The research provides reasonable artificial ground motion data for target areas, and lays a foundation for random seismic response analysis and reliability evaluations of engineering structures.

Keywords: measured ground motion records; earthquake scenario; parameter identification; Gaussian process regression; nonstationary ground motion process; dimension-reduction simulation

0 引言

在大型工程结构的抗震设计和性能评估中,通常采用动力时程分析来考虑地震动时间过程的影响。目前,结构地震动输入主要来源于实际地震动记录 and 人造地震动。由于实测强震记录数量有限以及具体场地条件的限制,现有强震记录难以满足复杂工程结构抗震分析的需求^[1]。因此,针对给定的地震场景进行地震动模拟,对于缺乏强震记录地区的结构抗震分析具有重要意义。

确定合理的地震动参数是在给定地震场景下模拟地震动加速度时程的前提。由于机器学习可以深度挖掘历史数据之间潜在的联系并用于预测与分类,近年来已应用于地震动参数的预测研究中。K.V.Yuen等^[2]根据贝叶斯推理,构建了地震动峰值加速度与震级、震中距以及场地类型等地震场景参数的贝叶斯回归模型;J.Tezcan等^[3]采用支持向量机模型,回归了实测记录的反应谱与地震场景参数的模型;郑镇杰^[4]基于实测强震记录,训练了地震场景参数与地震动反应谱和能量曲线的高斯过程回归模型(GPRM);N.M.Kuehn等^[5]采用贝叶斯网络,建立了地震动峰值加速度与地震场景参数的关系。综上所述,学者们利用机器学习方法对地震动参数的预测进行了一系列研究,但主要针对的是单一参数或少数几个地震动参数,对于给定场景下地震动的参数预测研究仍不够全面。

众所周知,地震动三要素包括幅值、频谱和持时,这三类基本参数有效地描述了地震动的工程特性。演变功率谱可以较为全面地反映地震动的三要素。为此,本文针对筛选的实测强震记录,识别了演变功率谱参数,并训练了地震场景参数与演变功率谱参数的高斯过程回归模型,实现了给定地震场景下的地震动参数预测。进而,结合谱表示-降维方法^[6],即可高效地生成地震动加速度样本。需要

指出的是,本文方法可进一步与概率密度演化理论^[7-8]结合,实现复杂工程结构的精细化地震反应及动力可靠度评估。

1 演变功率谱模型及参数识别

1.1 实测强震记录

本文从美国太平洋地震工程研究中心(PEER) NGA-West2地震动数据库中筛选了1766组实测多维强震记录,其筛选原则如下:

(1)断层距离应大于10 km,以减少近场效应的影响。

(2)实测强震记录的矩震级应大于5,以排除对结构影响较小的地震动。

对于选取的实测强震记录,其Joyner-Boore距离 R_{jb} (地震记录台站到断层面表面投影的最短距离)范围为0~540 km; $V_{s,30}$ (地表以下30 m内平均剪切波速)范围为106.83~1525.85 m/s;矩震级 M_w 范围为5~7.9。

同时,根据 $V_{s,30}$ 将实测强震记录按照文献[9-10]中建议的五类场地进行分类。表1给出了各场地对应的实测记录数量,场地类别与 $V_{s,30}$ 具体的对应关系见文献[11]。进一步,为了体现断层类型对地震动产生的影响,同时也给出不同断层类型对应的实测强震记录数量。其中,逆斜断层(Reverse oblique fault)为走滑断层和逆断层组合形式,正斜断层(Normal oblique fault)为走滑断层和正断层组合形式。就断层类型而言,正斜断层和正断层对应的地震记录最少;就场地类别而言, I_0 与IV类场地对应的实测记录最少。此外,还需要对实测强震记录进行四阶Butterworth滤波处理以及截取1%~99%范围的能量。这里的滤波处理是为了进行基线校正,而能量截取主要是为了方便去除地震动记录数据中地震事件发生前后的一段时程记录,聚焦于对工程结构有影响的强震阶段以及便于参数识别。

表1 不同场地类别与断层类型的地震动记录数量

Table1 Number of ground motion records of different site classifications and fault types 单位:条

断层类型	场地类别				
	I ₀	I ₁	II	III	IV
走滑断层	14	91	126	118	22
逆斜断层	58	206	182	195	18
逆断层	41	169	170	149	63
正斜断层	2	26	13	2	0
正断层	5	61	32	3	0

1.2 非平稳地震动的演变功率谱模型

根据文献[12],地震动过程 U_g 的强度非平稳的演变功率谱模型为:

$$S(\omega, t; \lambda_s) = |q(t; \lambda_q)|^2 \bar{S}(\omega; \lambda_s) \quad (1)$$

式中, $S(\omega, t; \lambda_s)$ 、 $q(t; \lambda_q)$ 和 $\bar{S}(\omega; \lambda_s)$ 分别为单边演变功率谱、强度调制函数和单边平稳功率谱; λ_s 、 λ_q 和 λ_s 为对应的参数向量。

对于强度调制函数 $q(t; \lambda_q)$, 采用 Amin-Ang 模型^[13], 即:

$$q(t; \lambda_q) = \begin{cases} t^2/t_1^2, & 0 \leq t < t_1 \\ 1, & t_1 \leq t \leq t_2 \\ e^{-c(t-t_2)}, & t > t_2 \end{cases} \quad (2)$$

式中, t_1 , t_2 , c 分别为平稳段起始时间、平稳段结束时间和衰减段的衰减指数。因此, 强度调制函数的参数向量 $\lambda_q = (t_1, t_2, c)$ 。

对于单边平稳功率谱 $\bar{S}(\omega; \lambda_s)$, 采用经典的 Clough-Penzien 模型^[14]:

$$\bar{S}(\omega; \lambda_s) = \frac{\omega_g^4 + 4\xi_g^2 \omega_g^2 \omega^2}{(\omega^2 - \omega_g^2)^2 + 4\xi_g^2 \omega_g^2 \omega^2} \cdot \frac{\omega^4}{(\omega^2 - \omega_f^2)^2 + 4\xi_f^2 \omega_f^2 \omega^2} S_0 \quad (3a)$$

式中, ω_g , ξ_g 分别为场地土卓越圆频率和阻尼比; ω_f , ξ_f 分别为基岩的卓越圆频率和阻尼比, 且 $\omega_f = 0.1\omega_g$, $\xi_f = \xi_g$; S_0 为谱强度因子, 其表达式为:^[14]

$$S_0 = 2 \left(\frac{A_{\max}}{r} \right)^2 \frac{1}{\omega_e} \quad (3b)$$

式中, A_{\max} 为地震动峰值加速度; r 为峰值因子, 在模拟与识别时均取 $r = 3$; ω_e 为 $S_0 = 1$ 时的谱面积。因此, 平稳功率谱参数向量 $\lambda_s = (\omega_g, \xi_g, A_{\max})$ 。

于是, 演变功率谱 $S(\omega, t; \lambda_s)$ 的参数向量为 $\lambda_s = (\lambda_q, \lambda_s) = (t_1, t_2, c, \omega_g, \xi_g, A_{\max})$ 。

1.3 强度调制函数的参数识别

对于第 i 条实测强震记录 $a_i(t)$, 其随时间变化的归一化能量曲线 $I_i(t)$ 可表示为^[15]:

$$I_i(t) = \frac{\int_0^t [a_i(t)]^2 dt}{\int_0^{T_i} [a_i(t)]^2 dt} \quad (4)$$

式中, T_i 为第 i 条实测强震记录的持时。

对于非平稳地震动过程, 其随时间变化的归一化模型能量曲线 $P(t; \lambda_s)$ 为:

$$P(t; \lambda_s) = \frac{\int_0^t \int_0^\infty S(\omega, t; \lambda_s) d\omega dt}{\int_0^\infty \int_0^\infty S(\omega, t; \lambda_s) d\omega dt} = \frac{\int_0^t q^2(t; \lambda_q) dt}{\int_0^\infty q^2(t; \lambda_q) dt} = P(t; \lambda_q) \quad (5)$$

以 $I_i(t)$ 为目标值, 采用最佳平方逼近原则, 便可对第 i 条实测强震记录 $a_i(t)$ 的参数向量 $\lambda_{q,i}$ 进行识别:

$$\int_0^{T_i} |P(t; \lambda_{q,i}) - I_i(t)|^2 dt \rightarrow \min \quad (6)$$

1.4 功率谱密度函数的参数识别

对于平稳地震动功率谱的场地参数, 可采用拟合反应谱的方法来识别。为简便起见, 在对场地参数进行识别时, 将地震动视为等效平稳过程。Vanmarcke 将随机过程的反应谱定义为单质点体系反应峰值系数的平均值与反应均方差的乘积^[16]。因此, 反应谱与功率谱的转换公式为:

$$S_d(\omega_0, \xi; \lambda_s) = r(\omega_0; \lambda_q) \cdot \sigma(\omega_0, \xi; \lambda_s) \quad (7)$$

其中,

$$r(\omega_0; \lambda_q) = \sqrt{2 \ln(\omega_0 T_d / \pi)} + \frac{0.5772}{\sqrt{2 \ln(\omega_0 T_d / \pi)}} \quad (8)$$

$\sigma(\omega_0, \xi; \lambda_s) =$

$$\sqrt{\omega_0 \bar{S}(\omega_0; \lambda_s) \left(\frac{\pi}{4\xi} - 1 \right) + \int_0^{\omega_0} \bar{S}(\omega; \lambda_s) d\omega} \quad (9)$$

式中, $r(\omega_0; \lambda_q)$ 为等效平稳过程峰值系数的平均值; $\sigma(\omega_0, \xi; \lambda_s)$ 为等效平稳过程的反应均方差。 ω_0 与 ξ 分别为结构的固有圆频率和阻尼比, 在本文中 $\omega_0 \geq 1.05 \text{ rad/s}$, $\xi = 0.05$; T_d 为等效平稳过程的持续时间, 即为强度超过峰值 50% 的持续时间, 对于三段式强度调制模型, T_d 的表达式为:

$$T_d = t_2 + \frac{\ln 2}{c} - \frac{t_1}{\sqrt{2}} \quad (10)$$

以实测强震记录 $a_i(t)$ 的前 6 s 反应谱 $S_{a,i}(\omega_0)$ 为目标值,采用最佳平方逼近原则,即可对其功率谱密度的参数向量 $\lambda_{s,i}$ 进行识别:

$$\int_{1.05}^{\infty} |S_a(\omega_0; \lambda_{s,i}) - S_{a,i}(\omega_0)|^2 d\omega_0 \rightarrow \min \quad (11)$$

进一步,本文引入了决定系数 R^2 作为参数识别效果的衡量标准。任意一组待拟合数据 y 的 R^2 可定义为^[17]:

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{m=1}^M (\hat{y}_m - y_m)^2}{\sum_{m=1}^M (\bar{y} - y_m)^2} \quad (12)$$

式中, M 为待拟合数据 y 的总数据点数; \bar{y} 和 \hat{y} 分别为待拟合数据均值和拟合数据。一般地,若 R^2 越趋近于 1,则拟合效果越好。

以“Codroipo”台站记录的“Friuli_Italy-01”地震为典型实例,本文方法的识别结果如图 1 所示。可以看出,归一化能量的模型与实测记录拟合较为良好;反应谱在短周期部分拟合较好,而在长周期部分存在一定的偏差。这是因为采用了等效平稳过程的假设,忽略了地震动的全非平稳性以及峰值系数平均值的超越存在成群效应,使得长周期部分的

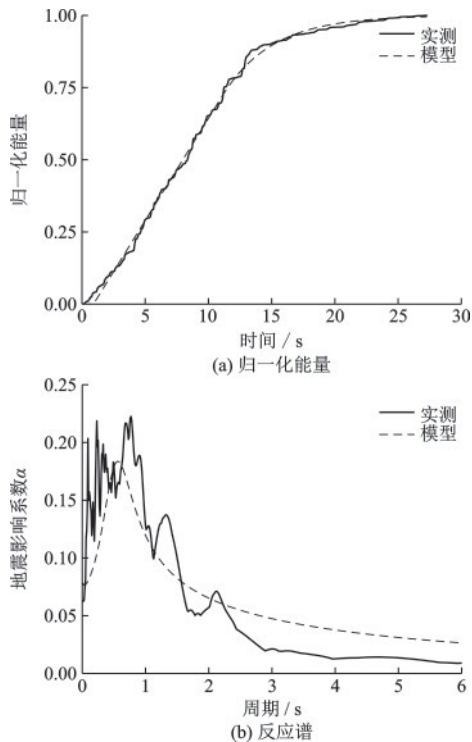


图 1 典型地震动记录的拟合结果

Fig.1 Fitting results of a typical ground motion record

模型值高于实测值。这从工程应用的角度来看是偏向于保守的。

上述典型实例的参数识别结果以及相应的决定系数 R^2 见表 2。可以看出,地震动的反应谱和归一化能量曲线的 R^2 均趋近于 1,证明了本文参数识别方法的有效性。

表 2 演变功率谱参数的拟合结果

Table 2 Fitting results of evolutionary power spectrum parameters

参数	取值	参数	取值
t_1/s	1.13	$\omega_g/(\text{rad}\cdot\text{s}^{-1})$	11.13
t_2/s	11.07	ξ_g	0.45
c	0.12	反应谱 R^2	0.894
$A_{\max}/(\text{cm}\cdot\text{s}^{-2})$	61.90	归一化能量 R^2	0.995

进一步,便可对挑选的 1 766 条实测强震记录的演变功率谱参数进行识别。将识别的参数按照断层类型和场地类别分别进行统计,其结果见表 3 和表 4。由表 3 可知,在均值方面,参数 c 、 A_{\max} 、 t_2 对断层类型的敏感性较高;在标准差方面,敏感性较高的参数为 c 、 ξ_g 、 t_2 。由表 4 可知,在均值方面,参数 c 、 ξ_g 、 ω_g 对场地类别的敏感性较高;在标准差方面,敏感性较高的参数为 ξ_g 、 c 、 ω_g 。总之,除了参数 c 对断层类型和场地类别均比较敏感外,时域参数对断层类型更敏感,而频域参数对场地类别更敏感。

表 3 不同断层类型下演变功率谱参数的识别结果

Table 3 Identification results of evolutionary power spectrum parameters under different fault types

参数	统计量	断层类型				
		走滑断层	逆斜断层	逆断层	正斜断层	正断层
t_1/s	均值	7.73	7.49	5.62	7.63	5.98
	标准差	7.18	5.01	4.80	4.31	6.49
t_2/s	均值	13.62	17.5	9.74	11.06	11.42
	标准差	11.27	12.75	9.01	6.58	13.61
c	均值	0.088	0.10	0.15	0.091	0.21
	标准差	0.061	0.057	0.29	0.035	0.29
$A_{\max}/(\text{cm}\cdot\text{s}^{-2})$	均值	116.8	103.9	93.1	52.3	71.8
	标准差	154.9	117.9	115.8	99.1	108.4
$\omega_g/(\text{rad}\cdot\text{s}^{-1})$	均值	16.91	14.55	18.78	22.53	19.63
	标准差	9.61	8.43	12.07	9.8	15.32
ξ_g	均值	0.45	0.43	0.46	0.34	0.5
	标准差	0.25	0.22	0.6	0.15	0.39

表4 不同场地土类别下演变功率谱参数的识别结果

Table 4 Identification results of evolutionary power spectrum parameters under different site classifications

参数	统计量	场地类别				
		I ₀	I ₁	II	III	IV
t_1/s	均值	7.16	8.11	6.63	6.36	6.73
	标准差	5.38	7.90	7.40	5.07	5.35
t_2/s	均值	13.60	14.52	12.36	14.63	12.22
	标准差	10.72	13.79	13.59	12.12	9.92
c	均值	0.18	0.18	0.17	0.077	0.062
	标准差	0.16	0.32	0.21	0.046	0.036
$A_{\max}/(\text{cm}\cdot\text{s}^{-2})$	均值	112.72	91.03	102.41	107.38	86.43
	标准差	166.40	130.66	122.67	113.29	108.43
$\omega_g/(\text{rad}\cdot\text{s}^{-1})$	均值	20.04	19.28	18.35	12.62	12.21
	标准差	16.18	15.04	12.81	7.46	6.66
ξ_g	均值	0.64	0.89	0.56	0.45	0.43
	标准差	1.10	3.44	1.99	0.23	0.28

2 基于高斯过程回归的地震动衰减关系

2.1 高斯过程回归模型(GPRM)简介

高斯过程回归模型(GPRM)是在贝叶斯回归分析的基础上,利用核函数将低维度的非线性问题转换到高维度的线性空间中,因此具有较好的非线性处理能力^[18]。

假设 I 个观测值的样本集为 $D=\{X, Y\}$,其中 $X=[x_1, x_2, \dots, x_I]$ 表示由输入向量组成的矩阵, $y=[y_1, y_2, \dots, y_I]$ 表示输出值向量。其中, x_i 为 M 维向量, y_i 为标量。于是,观测方程 \sim 可表示为:

$$y_i=f(x_i)+\varepsilon_i, \varepsilon_i \sim N(0, \sigma_\varepsilon^2) \quad (13)$$

式中, $f(\cdot)$ 为隐式的回归函数; ε_i 为噪声, σ_ε^2 为噪声方差。在贝叶斯线性回归框架下,观测输出值 y 的先验分布为:

$$y \sim N(0, C(X, X)) \quad (14)$$

式中, $C(X, X)=K(X, X)+\sigma_f^2 I$;其中 $K(\cdot, \cdot)$ 为协方差函数矩阵; I 为 $I \times I$ 阶的单位对角矩阵。

假设 y^* 为预测点 x^* 处的输出值,则 y 与 y^* 的先验联合概率分布为:

$$\begin{Bmatrix} y \\ y^* \end{Bmatrix} \sim N \left\{ 0, \begin{bmatrix} C(X, X) & K(X, x^*) \\ K^T(X, x^*) & k(x^*, x^*) \end{bmatrix} \right\} \quad (15)$$

其中,

$K(X, x^*)=[k(x_1, x^*), \dots, k(x_I, x^*)]^T$ 为 $I \times 1$ 的协方差向量; $k(x_1, x^*)$ 为预测点的自协方差函数。

根据后验分布推理可知,在给定训练样本 D 和预测点输入值 x^* 的条件下,输出样本的分布仍属于高斯分布^[18]:

$$y^* | D, x^* \sim N(\mu_{y^*}, \sigma_{y^*}^2) \quad (16)$$

其中,

$$\mu_{y^*} = K(x^*, X)C^{-1}(X, X)y^T \quad (17a)$$

$$\sigma_{y^*} = K(x^*, x^*) - K(x^*, X)C^{-1}(X, X)K(X, x^*) \quad (17b)$$

式中, μ_{y^*}, σ_{y^*} 分别为贝叶斯后验概率分布的均值和标准差。一般地,将 μ_{y^*} 视为GPRM的预测值,而根据 σ_{y^*} 可给出预测点输出值的误差区域。

高斯过程回归模型预测结果的准确性主要取决于协方差函数,本文采用平方指数协方差,即:^[19]

$$k(x_i, x_j | \theta) = \sigma_f^2 \exp \left[-\frac{1}{2} \sum_{m=1}^M \frac{(x_{im} - x_{jm})^2}{l_m^2} \right] \quad (18)$$

式中, $\theta=[\sigma_f, l_1, \dots, l_M]$ 称为超参数向量, σ_f 为核函数的标准差, l_m 为关联性测定的超参数。对于核函数中的超参数,可采用共轭梯度法最大化似然函数来获得其最优解^[19]。

2.2 地震动参数衰减关系的建立

地震场景参数包括:断层类型、Joyner-Boore距离 R_{jb} (km)、地下30 m平均剪切波速 $V_{s,30}$ (m/s)和矩震级 M 。需要注意的是,场地类别是由 $V_{s,30}$ 的所处的范围来判定的,且断层类型并非数值变量,而是对地震动分类的标准。因此,地震场景的数值参数向量即为 $x_i=[x_{1i}, x_{2i}, x_{3i}]^T=[R_{jb,i}, V_{s30,i}, M_i]^T$ 。

将地震场景的数值参数当作GPRM的输入,依次以演变功率谱参数为输出,即依次取 y_i 为 $t_{1,i}, t_{2,i}, c_i, \omega_{g,i}, \xi_{g,i}$ 和 $A_{\max,i}$,这样,便可对演变功率谱的所有参数进行预测。

在进行GPRM建模前,需对数据进行预处理。本文采用 3σ 原则对训练集中的离群数据进行剔除。同时,将 $R_{jb}, V_{s,30}, M, A_{\max}$ 和 ω_g 对数化处理,其余参数分别归一化处理。进一步,本文采用了K-fold交叉验证法验证GPRM的预测能力,将数据集 D 随机分为 K 个子集,依次将其中1个子集作为预测集,剩余的 $K-1$ 个子集作为训练集进行训练。在本文中,取 $K=10$ 。

图2和图3分别给出了在逆断层情况下,场地土卓越圆频率 ω_g 、地震动平稳段起始值 t_1 和地震动峰值加速度 A_{max} 的预测结果和置信区间。可以看

出,观测值和预测值大多位于对角线周围,且预测值基本位于各自95%置信区间内,验证了GPRM预测的有效性。

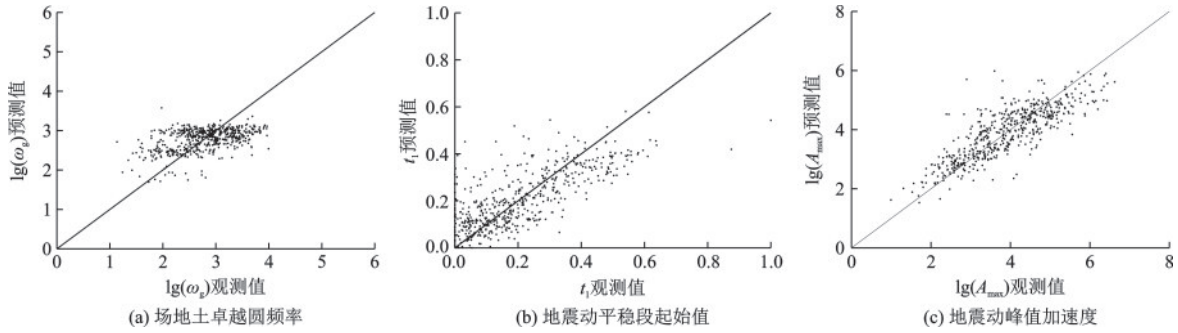


图2 逆断层下GPRM的交叉验证结果

Fig.2 Cross-validation results of GPRM under reverse fault

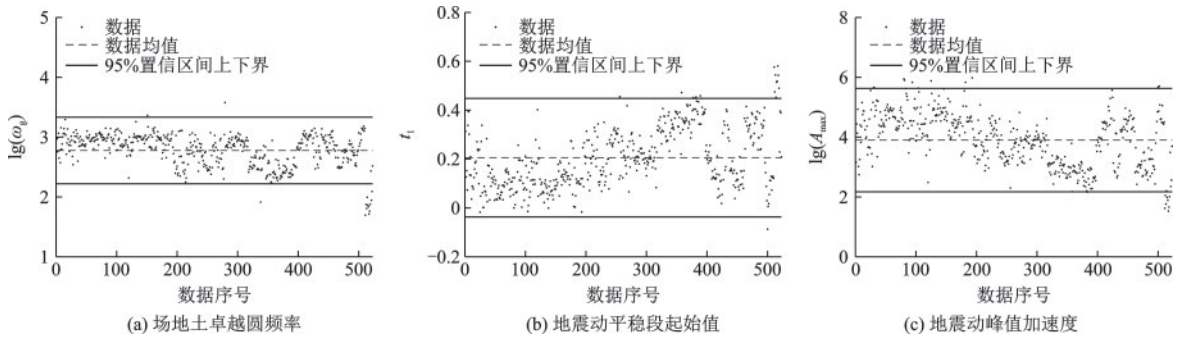


图3 逆断层下GPRM的置信区间结果

Fig.3 Confidence interval results of GPRM under reverse fault

为了对GPRM的预测精度进行定量分析,定义了均方根误差(MSE)与平均绝对误差(MAE)如下:

$$MSE = \sqrt{\frac{1}{Q} \sum_{i=1}^Q (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (19)$$

$$MAE = \frac{1}{Q} \sum_{i=1}^Q (y_i - \hat{y}_i) \quad (20)$$

式中, y_i 为预测值; \hat{y}_i 为观测值; Q 为检验的样本个数。 MSE 会将离群值的误差放大,可以反映局部预测能力,而 MAE 反映了模型的整体预测能力。

在逆断层情况下,演变功率谱参数的 MSE 与 MAE 见表5。根据表5可知,两种误差均较小,进一步验证了GPRM预测的精确性。

表5 逆断层下参数的预测误差

Table 5 Prediction errors of parameters under reverse fault

误差类型	t_1/s	t_2/s	c	$A_{max}/(cm \cdot s^{-2})$	$\omega_g/(rad \cdot s^{-1})$	ξ_g
MSE	0.099	0.12	0.17	0.56	0.46	0.20
MAE	0.071	0.09	0.13	0.43	0.35	0.16

3 非平稳地震动过程的降维模拟

对于一个均值为零且单边演变功率谱为 $S(\omega, t; \lambda_s)$ 的实非平稳随机过程 $U_g(t)$,其源谱表示为^[6]:

$$U_g(t) = \sum_{n=1}^N \sigma_n [X_n \cos(\omega_n t) + Y_n \sin(\omega_n t)] \quad (21a)$$

$$\sigma_n = \sqrt{S(\omega_n, t; \lambda_s) \Delta\omega} \quad (21b)$$

式中, $\omega_n = n\Delta\omega$; $\Delta\omega = \omega_u/N$ 为频率步长; N 为截断项数; ω_u 为截断频率。

式(21)中, $\{X_n, Y_n\}$ 为一组零均值的标准正交随机变量,满足以下基本条件:

$$\begin{aligned} E[X_n] &= E[Y_n] = 0, E[X_m Y_n] = 0 \\ E[X_m X_n] &= E[Y_m Y_n] = \delta_{mn} \end{aligned} \quad (22)$$

式中, $E[\cdot]$ 为数学期望; δ_{mn} 为Kronecker-delta记号。

需要说明的是,非平稳随机过程模拟的传统谱表示在本质上属于Monte Carlo方法。然而, Monte Carlo方法需要对高维随机变量进行抽样,导致生成

的样本数量庞大以及概率信息不完备,增加了结构反应的计算量并难以进行精细化的动力可靠性分析。为了克服上述挑战,引入随机函数的降维思想^[6,20-21],将正交随机变量 $\{X_n, Y_n\}_{n=1}^N$ 定义为基本随机变量的正交函数,即:

$$\begin{aligned} X_n &= \sqrt{2} \cos(\bar{n} \cdot \Theta + \alpha) \\ Y_n &= \sqrt{2} \sin(\bar{n} \cdot \Theta + \alpha) \end{aligned} \quad (23)$$

式中, Θ 为在 $[0, 2\pi)$ 上服从均匀分布的基本随机变量; α 为任意确定性常数,本文取 $\pi/4$; $\bar{n}, n=1, 2, \dots, N$ 。 \bar{n} 与 n 存在确定性的一一对应关系,可采用MATLAB工具箱中的rand('state', 0)和randperm(N)函数实现这一确定性的一一映射,即 \bar{n} 与 n 的对应关系为 $\bar{n} = \text{temp}(n)$ 。

4 数值算例

4.1 模拟步骤

在本文中,给定地震场景下非平稳随机地震动过程的模拟步骤如下:

(1)获取演变功率谱的参数向量。将需要预测

的地震动地震场景向量 $x^* = [R_{jb}, V_{s,30}, M]^T$ 作为输入,代入2.2节中建立的GPRM中,即可输出演变功率谱 $S(\omega, t; \lambda_s)$ 的参数向量 λ_s 。

(2)选取基本随机变量 Θ 的代表性点集 $\{\theta_l\}_{l=1}^{n_{\text{sel}}}$ 。

由于基本随机变量是一维的,故可直接对概率空间剖分,即 $\theta_l = 2\pi(l - 0.45)/n_{\text{sel}}$ 。同时,每个代表点的赋得概率为 $P_l = 1/n_{\text{sel}}$,且 $\sum_{l=1}^{n_{\text{sel}}} P_l = 1$ 。

(3)生成给定地震场景条件下的地震动代表性时程样本。将代表性点集 $\{\theta_l\}_{l=1}^{n_{\text{sel}}}$ 代入到式(23),再利用式(21)即可生成给定地震场景下的非平稳地震动样本。此时,每条样本的赋得概率与 Θ 的每个代表点的赋得概率相同。

4.2 模拟结果

为了验证本文方法的有效性,笔者选取了3条处于不同地震场景下的实测记录作为目标进行验证,具体信息见表6。将表6的地震场景参数代入本文训练的GPRM,预测得到的演变功率谱参数见表7。

表6 典型地震动记录的地震场景

Table 6 Earthquake scenarios of typical ground motion records

编号	地震名称	台站名称	地震场景参数				
			断层类型	场地类型	R_{jb}/km	$V_{s,30}/(\text{m}\cdot\text{s}^{-1})$	矩震级
1	Northern Calif-01	Ferndale City Hall	走滑断层	III	44.68	219.31	6.50
2	Northridge-01	LA-S. Vermont Ave	逆断层	II	32.27	301.93	6.69
3	Whittier Narrows-02	LA-S Grand Ave	逆斜断层	III	20.99	285.28	5.27

表7 预测的演变功率谱参数

Table 7 Predicted parameters of evolutionary power spectrum

编号	t_1/s	t_2/s	c	$A_{\text{max}}/(\text{cm}\cdot\text{s}^{-2})$	$\omega_g/(\text{rad}\cdot\text{s}^{-1})$	ξ_g
1	2.54	7.62	0.03	66.78	17.54	0.45
2	2.97	7.23	0.12	127.64	23.72	0.44
3	1.83	3.49	0.28	119.12	27.66	0.51

在本算例中,其他参数取值为:频率离散步长 $\Delta\omega = 0.15 \text{ rad/s}$,频率离散项数 $N = 1600$;时间离散步长 $\Delta t = 0.01 \text{ s}$;样本数量为144。

图4~图6分别为Northern Calif-01地震、Northridge-01地震和Whittier Narrows-02地震记录的预测结果。其中,图4(a)、图5(a)和图6(a)给出了目标地震动加速度时程和两条预测的加速度时

程样本,图4~6的(b)图、(c)图分别为加速度反应谱、幅值谱的模拟值均值与实测强震记录的对比结果。可见,3种情况下的地震动样本与目标地震动记录相比,无论在频谱、峰值、强震持时等方面均对应较为良好。同时,模拟反应谱均值、幅值谱均值均与对应的目标值基本一致。这充分验证了本文方法预测的有效性和工程适用性。

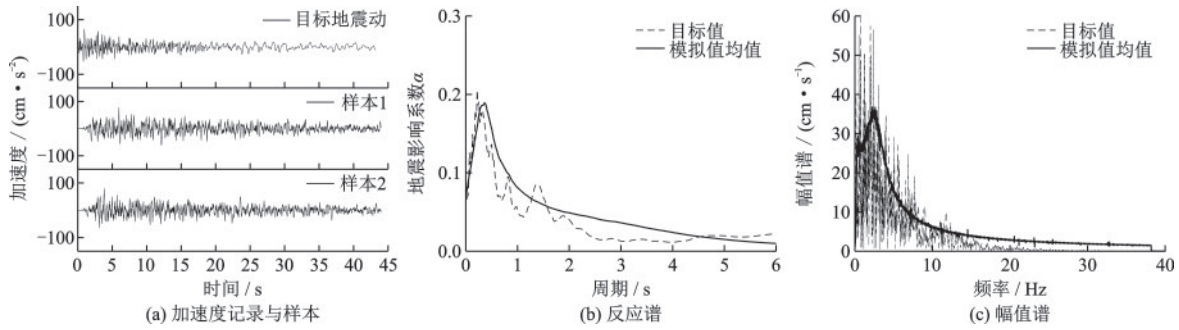


图4 Northern Calif-01地震记录的预测结果

Fig.4 Prediction results for the Northern Calif-01 earthquake record

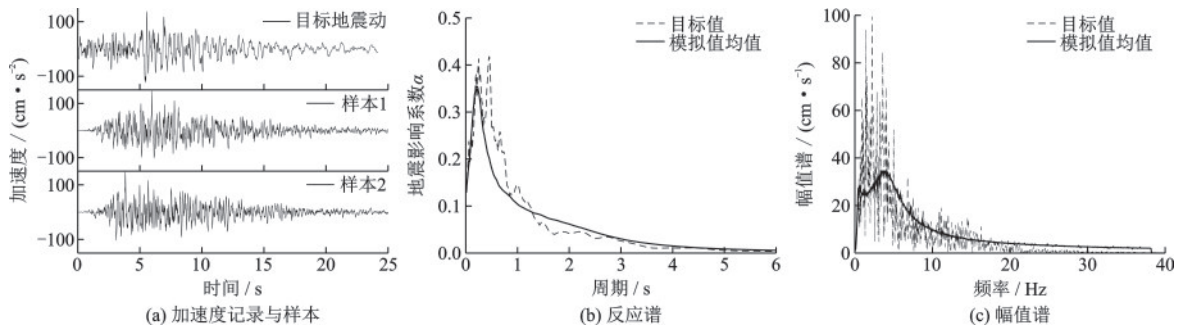


图5 Northridge-01地震记录的预测结果

Fig.5 Prediction results for the Northridge-01 earthquake record

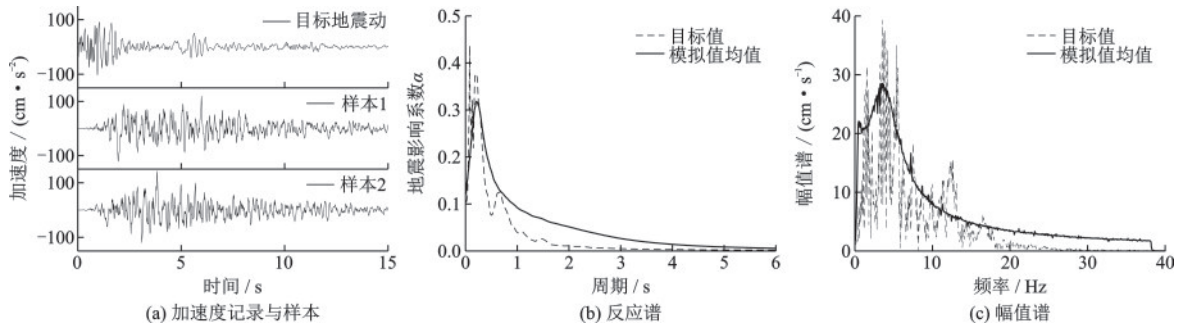


图6 Whittier Narrows-02地震记录的预测结果

Fig.6 Prediction results for the Whittier Narrows-02 earthquake record

5 结论

本文从实测强震记录出发,建议了一种在给定地震场景的条件下,较为准确预测且高效模拟地震动的降维模型。得出的主要结论如下:

(1) 根据实测强震记录的归一化能量曲线和反应谱,分别对调制函数参数与平稳功率谱参数进行了识别。结果表明,模型与实测记录均拟合良好,归一化能量曲线和反应谱的决定系数均趋近于1,验证了本文识别方法的有效性。

(2) 将地震场景参数和演变功率谱参数作为数据集,根据断层类型和场地类型分组,训练了

GPRM。算例表明,GPRM具有良好预测能力,可以在给定的地震场景下地震动参数的高效预测。

(3) 在给定的地震场景下,降维方法所生成的地震动样本的工程特性与目标记录一致。这为地震动目标地区提供较为合理的人工地震动数据以及该类地区的工程结构的随机地震反应分析与可靠性评价奠定了基础。

(4) 本文生成的地震动具有强度非平稳性,这从参数识别的角度是方便的。后续研究将致力于建立时-频全非平稳地震模型,以及收集更多的实测强震记录,实现在给定地震场景下全非平稳随机地震动的精细化预测和模拟。

参考文献:

- [1] 李英民,刘立平. 工程结构的设计地震动[M]. 北京: 科学出版社,2011.
Li Y M, Liu L P. Design ground motion of engineering structures [M]. Beijing: China Science Publishing & Media Ltd., 2011. (in Chinese)
- [2] Yuen K V, Mu H Q. Peak ground acceleration estimation by linear and nonlinear models with reduced order Monte Carlo simulation [J]. Computer-aided Civil and Infrastructure Engineering, 2011, 26(1):30-47.
- [3] Tezcan J, Cheng Q. Support vector regression for estimating earthquake response spectra [J]. Bulletin of Earthquake Engineering, 2012, 10(4):1205-1219.
- [4] 郑镇杰. 基于时域随机地震动模型的地震动加速度时程模拟[D]. 广州:华南理工大学,2018.
Zheng Z J. Generating artificial earthquake ground motion based on a time-domain stochastic ground motion model [D]. Guangzhou: South China University of Technology, 2018. (in Chinese)
- [5] Kuehn N M, Riggelsen C, Scherbaum F. Modeling the joint probability of earthquake, site, and ground-motion parameters using Bayesian networks[J]. Bulletin of the Seismological Society of America, 2011, 101(1): 235-249.
- [6] Liu Z J, Liu W, Peng Y B. Random function based spectral representation of stationary and non-stationary stochastic processes [J]. Probabilistic Engineering Mechanics, 2016, 45: 115-126.
- [7] Li J, Chen J B. Stochastic dynamics of structures [M]. Singapore; John Wiley & Sons, 2009.
- [8] 刘章军,陈建兵,彭勇波. 结构动力学[M]. 北京:中国建筑工业出版社,2022.
Liu Z J, Chen J B, Peng Y B. Dynamic of structures [M]. Beijing: China Architecture & Building Press, 2022. (in Chinese)
- [9] 中国地震动参数区划图:GB 18306—2015[S]. 北京:中国标准出版社,2015.
- [10] 郭锋,吴东明,许国富,等. 中外抗震设计规范场地分类对应关系[J]. 土木工程与管理学报,2011,28(2): 63-66.
Guo F, Wu D M, Xu G F, et al. The corresponding relationship of site classification in Chinese and foreign seismic design codes [J]. Journal of Civil Engineering and Management, 2011, 28(2): 63-66. (in Chinese)
- [11] 刘章军,刘子心,阮鑫鑫,等. 地震动随机场的POD降维表达[J]. 中国科学:技术科学,2019,49(5): 589-601.
Liu Z J, Liu Z X, Ruan X X, et al. POD-based dimension reduction representation of stochastic ground motion fields [J]. Scientia Sinica (Technologica), 2019, 49(5): 589-601. (in Chinese)
- [12] 刘章军,刘子心,基于规范反应谱的全非平稳地震动过程模拟[J]. 振动工程学报,2017,30(3): 457-465.
Liu Z J, Liu Z X. Simulation of fully non-stationary ground motion based on seismic design response spectrum [J]. Journal of Sound and Vibration, 2017, 30(3): 457-465. (in Chinese)
- [13] Amin M, Ang A H S. Nonstationary stochastic models of earthquake motions [J]. Journal of the Engineering Mechanics Division, 1968, 94(2): 559-584.
- [14] Clough R W, Penzien J. Dynamic of structures [M]. New York: McGraw-HILL Inc, 1993.
- [15] Vanmarcke E H, Lai S S P. Strong-motion duration and RMS amplitude of earthquake records [J]. Bulletin of the Seismological Society of America, 1980, 70(4): 1293-1307.
- [16] Vanmarcke E H. Seismic Risk and Engineering Decisions: Chapter 8—Structural Response to Earthquakes [M]. Amsterdam: Elsevier, 1976.
- [17] Legates D R, McCabe G J. Evaluating the use of "goodness-of-fit" Measures in hydrologic and hydroclimatic model validation[J]. Water Resources Research, 1999, 35(1): 233-241.
- [18] 苏国韶,张妍,肖义龙. 高斯过程机器学习及其工程应用[M]. 北京:科学出版社,2020.
Su G S, Zhang Y, Xiao Y L. Gaussian processes for machine learning and its application in engineering [M]. Beijing: Science Press, 2020. (in Chinese)
- [19] Rasmussen C E, Williams C K I. Gaussian Processes for Machine Learning: Chapter 5—Model selection and adaptation of hyperparameters [M]. Cambridge: MIT Press, 2006.
- [20] Ruan X X, Liu Z J, Liu Z X, et al. Dimension-reduction representation of stochastic ground motion fields based on wavenumber-frequency spectrum for engineering purposes [J]. Soil Dynamics and Earthquake Engineering, 2021, 143: 106604.
- [21] 姜云木,阮鑫鑫,刘章军. 主余震型地震动过程的降维模拟[J].振动与冲击,2021,40(24): 282-292.
Jiang Y M, Ruan X X, Liu Z J. Dimension-reduction simulation of main aftershock type ground motion process [J]. Journal of Vibration and Shock, 2021, 40(24):282-292. (in Chinese)

(本文编辑:苏泽云)