

Clough-Penzien 功率谱模型参数的识别 与统计建模及应用

丁佳伟^{1,2}, 吕大刚^{1,2}, 曹正罡^{1,2}

(1. 哈尔滨工业大学结构工程灾变与控制教育部重点实验室, 黑龙江 哈尔滨 150090;

2. 哈尔滨工业大学土木工程智能防灾减灾工业和信息化部重点实验室, 黑龙江 哈尔滨 150090)

摘要: 地震动的 Clough-Penzien 功率谱(简称“C-P 谱”)模型具有明确的物理意义,但是该模型需要识别的参数较多;而普通最小二乘(OLS)算法存在对数据的非线性识别初始值选择要求高、无法快速有效实现对大批量参数的精确识别等缺点。本文采用自适应加权粒子群优化(AWPSO)算法,基于典型的地震记录对 C-P 谱模型参数进行识别。结果表明:AWPSO 算法识别的精度相比于 OLS 算法至少提升 2.3%,且在计算效率方面具有较大的提升。从地震记录数据库中挑选出 4159 条地震记录,按照建筑抗震设计规范中的场地分类标准对其分组,采用 AWPSO 算法对各类场地的 C-P 谱模型参数进行识别和统计。采用 K-S 检验、A-D 检验及 AIC 准则,确定了各参数的最优概率分布模型,并进一步计算了各参数之间的相关系数,建立了 C-P 谱模型的联合概率密度函数。采用 Latin 超立方抽样方法,得到了场地的统计抽样 C-P 谱模型,与规范转换的功率谱进行了对比分析,利用功率谱迭代修正的人工地震动合成方法,生成了具有场地特性的人工地震记录。

关键词: 地震动合成; 参数识别; 统计建模; Clough-Penzien 功率谱; AWPSO 算法

中图分类号: P315.9 **文献标志码:** A **文章编号:** 1004-4523(2023)05-1204-12

DOI: 10.16385/j.cnki.issn.1004-4523.2023.05.003

引言

地震动是非常复杂且具有很强随机性的随机过程,其主要特性可以由幅值、持时和频谱三个基本要素来描述^[1-2]。其中,地震动的频谱特性是指地震动对不同自振周期的结构反应特性的影响,在工程抗震中通常用傅里叶谱和功率谱来表示。地震动功率谱用来表征地震动的能量在各频段内分布的相对关系,可以进一步清晰地描述地面运动能量的频域分布规律,是地震动模型的重要组成部分^[3-5]。对于功率谱模型的研究,最早是 Housner^[2]在 1947 年提出的平稳白噪声功率谱模型,后来 Kanai^[6]将平稳白噪声过程经过一个阻尼比和圆频率分别为 ξ_g 和 ω_g 的单自由度体系过滤后得到绝对加速度的功率谱,但是 Kanai-Tajimi 谱严重高估了地震动的低频含量。作为地震学和地震工程学的重要内容之一,对功率谱模型的研究在过去的几十年内取得了令人瞩目的进展,多种改进模型被提出,如:C-P 谱^[7]、胡聿贤-周锡元谱^[8]、欧进萍谱^[9]、杜修力谱^[10]和洪峰谱^[11]等,这些功率谱模型基本上都是对 Kanai-Tajimi 谱的修正。

在随机地震反应分析中,一般采用功率谱密度函数表征地震地面运动,目前最大的难点就是地震动功率谱模型及其参数的确定。所采用的功率谱模型是否合理,参数是否准确,这将直接决定分析结果的可信度。在各类功率谱模型中,Clough 等^[7]提出的 C-P 谱利用了两个线性滤波器,可以过滤掉超低频率处的激励,从而改善了 Kanai-Tajimi 谱不能反映基岩地震动的频谱特征以及过分夸大低频能量的缺点,具有明确的物理意义。但是,由于 C-P 谱的参数较多且物理关系较为复杂,这在一定程度上限制了该模型的工程应用。因此,研究 C-P 谱模型的参数识别方法及参数统计规律,对该模型在工程抗震中的广泛应用具有重要意义。

对于 C-P 谱模型参数识别的研究,田利等^[12-13]根据《电力设施抗震设计规范》(GB 50260—2013),采用普通最小二乘(Ordinary Least Square, OLS)算法对模型参数的取值进行了分析。柳国环等^[14]、彭凌云等^[15]均采用 OLS 算法对功率谱模型参数进行识别。但是,OLS 算法对模型参数初始值的选取以及原始功率谱曲线的非线性要求高,这显然给大数据批处理统计分析制造了巨大的困难。为更加准确地保留原始功率谱的特性,寻求一种广泛适应性和快

收稿日期: 2021-12-30; 修订日期: 2022-04-07

基金项目: 国家重点研发计划资助项目(2021YFB2600500); 国家自然科学基金资助项目(52078176, 51678209)。

速收敛性的智能优化识别算法尤为重要。随着计算机技术的快速发展,越来越多的智能优化算法被应用于复杂的计算中,如遗传算法(GA)、蚁群算法(ACA)、粒子群优化算法(PSO)等,其中 PSO 算法具有群体智能、内在并行性、迭代格式简单、可以快速收敛到最优解所在区域等优点,被广泛应用于函数优化、神经网络训练和模糊控制系统等领域。

在地震工程中进行结构动力时程分析时,需要选择合适的地震记录。《建筑抗震设计规范》(GB 50011—2010)^[16]规定:采用时程分析法时,应按建筑场地类别和设计地震分组选用实际强震记录和人工模拟的加速度时程曲线,其中实际强震记录的数量不应小于总数的 2/3。与真实地震记录相比,人工合成地震动能更有代表性地反映地震动的统计特征,并满足结构抗震设计需求,因此研究科学合理且高精度的人工地震动合成方法具有重要意义。

为解决上述问题,本文采用自适应加权粒子群优化(AWPSO)算法,对 Clough-Penzien 谱模型的参数进行识别,然后从地震动数据库中挑选 4159 条地震记录并按照《建筑抗震设计规范》(GB 50011—2010)中的场地分类标准将其分组,采用 AWPSO 算法对 C-P 谱模型进行参数识别,并依据 K-S 检验、A-D 检验及 AIC 准则和 BIC 准则确定参数的最优概率分布模型。依据各参数间的相关性,建立 Clough-Penzien 谱模型参数的联合概率密度函数。以 II 类场地为例,对比分析规范场地转化功率谱与统计抽样功率谱的谱型差异,利用功率谱迭代修正的人工地震动合成方法,生成具有场地特性的地震记录,为地震危险性、易损性和风险评估以及工程结构抗震设计和评估等提供可靠的地震动输入。

1 Clough-Penzien 功率谱模型参数及识别方法

1.1 Clough-Penzien 功率谱模型及参数

Kanai-Tajimi 谱假定基岩地震加速度为白噪声,不能反映基岩地震动的频谱特征,且存在夸大地震动低频含量、不能求出地震地面位移、速度以及加速度的有限方差等缺点。Clough 等^[7]提出的 C-P 谱模型,其优点是利用两个线性滤波器,过滤掉超低频率处的激励,改善了 Kanai-Tajimi 模型^[6]过分夸大低频能量的情况,从而得到修正的模型如下:

$$S(\omega) = \frac{\omega_g^4 + 4\xi_g^2 \omega_g^2 \omega^2}{(\omega_g^2 - \omega^2)^2 + 4\xi_g^2 \omega_g^2 \omega^2} \cdot \frac{\omega^4}{(\omega_i^2 - \omega^2)^2 + 4\xi_i^2 \omega_i^2 \omega^2} \cdot S_0 \quad (1)$$

式中 ω_g 和 ξ_g 分别为场地的卓越圆频率和阻尼比;

ω_i 和 ξ_i 分别为第二过滤层的卓越圆频率和阻尼比; ω 为圆频率; S_0 为谱密度。

C-P 谱模型的随机参数向量 θ 为:

$$\theta = [\omega_g \xi_g \omega_i \xi_i S_0] \quad (2)$$

对于上述 5 个参数的取值,目前学者们仅仅指出了 ω_i 的取值应该小于 ω_g , 建议 ω_i 的取值范围为 0.1~0.15 倍的 ω_g , ξ_i 可以取与 ξ_g 相同的值,并没有依据真实地震记录给出场地可供参考的取值范围。

刘章军等^[17]依据建筑抗震设计规范反应谱,给出了不同场地各参数的建议取值,但对于 ω_i 的取值采用 0.1 倍的 ω_g , ξ_i 取与 ξ_g 相同的值,一方面由于第二个过滤层的参数设置的固定化,忽视了由于场地的随机性与复杂性所导致的功率谱模型参数的不确定性;另一方面由于规范反应谱对各类场地的 5 倍特征周期以上的谱值已经进行了人为的放大,使谱值在不同周期段的概率特性、精度和协调性不一致,进而导致了规范反应谱并不能准确反映真实地震记录的时频特性。因此基于真实地震记录对随机参数向量 θ 进行精确识别和统计,给出不同场地各参数的取值范围,对工程抗震设计和评定具有重要意义。

1.2 基于自适应加权 PSO 算法的参数识别

洪峰等^[11]将 Kanai-Tajimi 谱模型非线性函数化,然后利用 OLS 算法确定参数,并给出了软土、中等土两类场地的参数识别结果。孔辰等^[18]基于日本 KiK-net 强震数据库,采用上述方法对杜修力-陈厚群功率谱^[10]进行了四类场地的参数识别。在对大量原始地震记录功率谱进行参数识别时,由于 OLS 算法对数据的非线性以及拟合参数初始值的设置要求较高,一般预先对原始数据进行平滑化处理,以达到准确的识别结果。鄂国康等^[19]利用移动平均算法对原始地震记录功率谱进行平滑化处理,然后采用 OLS 算法确定功率谱模型参数。彭凌云等^[15]也采用了类似的方法对不同功率谱模型进行参数识别,但移动平均算法有两大缺陷:一方面,平滑处理后的功率谱谱值与真实谱值之间存在一定的误差;另一方面,由于没有考虑结构的自振频率,无法实现不同频率区间采用不同窗口大小的功能。

目前研究人员可以利用不同的谱窗以及数字滤波器技术实现对功率谱的平滑化,无论何种方法,都是削峰填谷,使整体变得平滑,产生偏差是在所难免的。原始地震记录由于受到震源特性、传播路径和场地条件的影响,功率谱在频率上呈现出显著的多峰性、非平稳性和随机性的锯齿状,平滑处理后仅大致反映地震能量的平缓分布,消除了大量的随机性特征,保留了频谱的主体特性。因此,基于预平滑处

理后和采用 OLS 算法进行参数识别的误差平方和分别可以表示如下:

$$\begin{cases} \epsilon_{\text{smooth}} = \sum_{i=1}^n [S_{\text{real}}(\omega_i) - S_{\text{smooth}}(\theta, \omega_i)]^2 \\ \epsilon_{\text{OLS}} = \sum_{i=1}^n [S_{\text{smooth}}(\theta, \omega_i) - S_{\text{OLS}}(\theta, \omega_i)]^2 \\ \epsilon_{\text{total-OLS}} = \epsilon_{\text{smooth}} + \epsilon_{\text{OLS}} \end{cases} \quad (3)$$

式中 $S_{\text{real}}(\omega)$ 为原始地震记录的功率谱函数; $S_{\text{smooth}}(\theta, \omega)$ 为经过平滑处理后的功率谱函数; $S_{\text{OLS}}(\theta, \omega)$ 为 OLS 算法参数识别后的功率谱函数模型。

OLS 算法的目标是寻找一组随机参数向量 $\theta(\omega_g, \xi_g, \omega_f, \xi_f, S_0)$, 使得观测值与理论值的残差平方和 $\epsilon_{\text{total-OLS}}$ 达到最小值。可以看到, 采用传统 OLS 算法进行参数识别存在两部分误差: 一个是由平滑化处理引起的误差平方和 ϵ_{smooth} , 另一个是 OLS 算法参数识别产生的误差平方和 ϵ_{OLS} 。由此可见, 两项误差源必定会导致总误差偏大, 从而影响函数模型参数识别的准确性。

当前, 越来越多的智能优化算法被应用于复杂工程问题的求解中, 其中 PSO 算法的应用最为广泛, 它通过设计一种无质量的粒子来模拟鸟群中的鸟, 粒子仅具有两个属性: 速度和位置, 速度代表移动的快慢, 位置代表移动的方向, 粒子分别通过以下两个公式来更新自己的速度和位置:

$$\nu_{i,d}(t+1) = \lambda \nu_{i,d}(t) + c_1 r_1 [pbest_{i,d}(t) - x_{i,d}(t)] + c_2 r_2 [gbest_{i,d}(t) - x_{i,d}(t)] \quad (4)$$

$$x_{i,d}(t+1) = x_{i,d}(t) + \nu_{i,d}(t+1), \quad i = 1, \dots, d \quad (5)$$

式中 $\nu_{i,d}(t)$ 为粒子 i 在第 t 次迭代的速度; $x_{i,d}(t)$ 为粒子 i 在第 t 次迭代中的当前位置; $pbest_{i,d}(t)$ 为粒子 i 的个体极值点的位置; $gbest_{i,d}(t)$ 为整个种群的全局极值点的位置; r_1, r_2 为 $[0, 1]$ 之间的随机数; c_1, c_2 为正向的学习因子(加速系数); d 为维数; λ 为惯性权重系数。

每个粒子在搜索空间中单独搜寻最优解, 并将其记为当前个体极值, 并将个体极值与整个粒子群里的其他粒子共享, 找到最优的那个个体极值作为整个粒子群的当前全局最优解, 粒子群中的所有粒子根据自己找到的当前个体极值和整个粒子群共享的当前全局最优解来调整自己的速度和位置, 其中粒子更新的方法如图 1 所示。

为进一步提高粒子群算法的效率, 研究发现: 惯性权重系数 λ 可以影响微粒的局部最优能力和全局最优能力, 较大的 λ 有利于提高算法的全局搜索能力, 较小的 λ 会增强算法的局部搜索能力。为了平衡 PSO 算法的全局搜索能力与局部改良能力, 本文

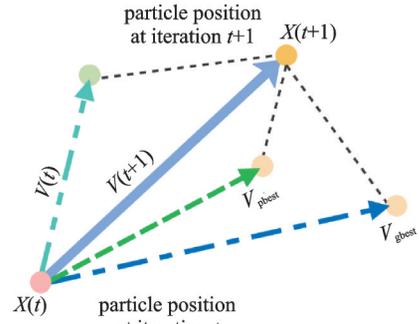


图 1 粒子更新方法

Fig. 1 Particle updating method

采用非线性动态惯性权重系数的粒子群优化算法, 因惯性权重系数随微粒的目标函数值自动改变, 故称此算法为自适应加权 PSO (Adaptive Weighted Particle Swarm Optimization, AWPSO) 算法^[20], 其中惯性权重系数 λ 的表达式为:

$$\lambda = \begin{cases} \lambda_{\min} - \frac{(\lambda_{\max} - \lambda_{\min}) \cdot (f - f_{\min})}{f_{\text{avg}} - f_{\min}}, & f \leq f_{\text{avg}} \\ \lambda_{\max}, & f > f_{\text{avg}} \end{cases} \quad (6)$$

式中 λ_{\max} 和 λ_{\min} 分别为 λ 的最大值和最小值; f 为微粒当前的目标函数值; f_{avg} 和 f_{\min} 分别为当前所有微粒的平均目标值和最小目标值。

由式(6)可知, 当各微粒的目标值趋于一致或趋于局部最优时, 惯性权重系数增大; 而各微粒的目标值比较分散时, 惯性权重系数减小。同时, 对于目标函数值优于平均目标值的微粒, 其对应的惯性权重系数较小, 从而保留该微粒; 反之, 对于目标函数值差于平均目标值的微粒, 其对应的惯性权重系数较大, 使得该微粒向较好的搜索区域靠拢。因惯性权重系数随微粒的目标函数值而自动改变, 所以此方法优于传统 PSO 算法, 可以更加快速地得到全局最优值。AWPSO 算法的流程如图 2 所示。

本文利用上述方法对原始地震记录功率谱直接进行随机参数向量 θ 的识别, 适应度函数如式(7)所示, 满足残差的平方和最小。由于 AWPSO 算法不需要进行平滑化预处理, 因此, 采用上述方法进行参数识别的残差平方和如下式所示:

$$\int_{-\infty}^{+\infty} |S_{\text{AWPSO}}(\theta, \omega) - S_{\text{real}}(\omega)|^2 d\omega \rightarrow \min \quad (7)$$

$$\epsilon_{\text{total-AWPSO}} = \epsilon_{\text{AWPSO}} = \sum_{i=1}^n (S_{\text{real}}(\omega) - S_{\text{AWPSO}}(\theta, \omega))^2 \quad (8)$$

式中 $S_{\text{real}}(\omega)$ 为真实的功率谱谱值; $S_{\text{AWPSO}}(\theta, \omega)$ 为使用 AWPSO 算法进行随机参数向量 θ 识别后的功率谱函数模型。可以看出, 采用此方法仅仅有一项残差平方和 ϵ_{AWPSO} , 对比 OLS 算法参数识别, 误差项仅有一项, 且对原始数据非线性要求更低。

为了验证 AWPSO 算法相较于普通最小二乘法

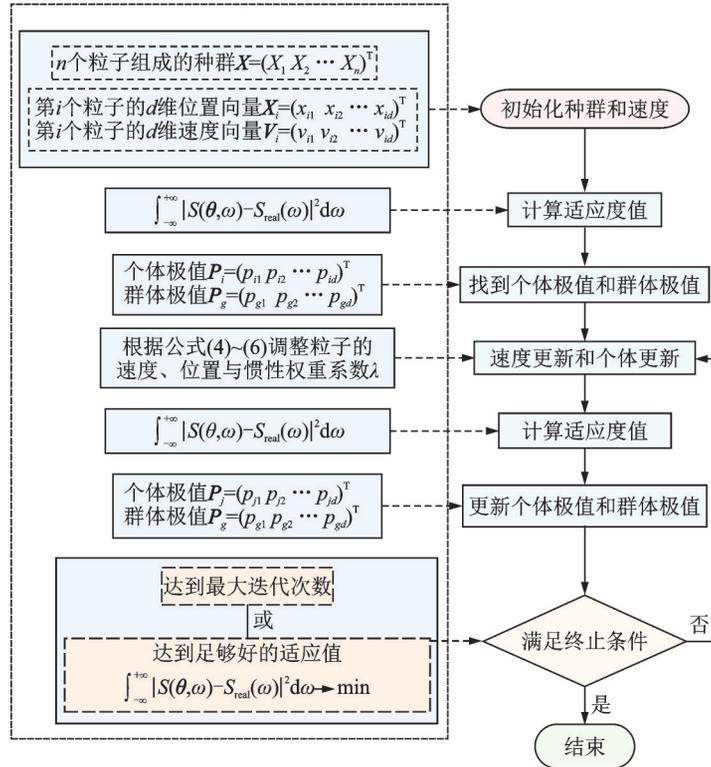


图 2 AWPSO 算法流程

Fig. 2 Procedure of the AWPSO algorithm

识别的准确性与高效性,本文分别采用上述两种算法,利用两个典型地震记录 El Centro 波和 Taft 波的原始地震功率谱,进行 C-P 谱模型随机参数向量 θ 的识别,其中, c_1, c_2 均取 2.0; $\lambda_{\max}, \lambda_{\min}$ 分别取 0.9, 0.4; 最大迭代次数取 500; 种群粒子个数取 100。图 3(a) 为基于上述两种方法对 El Centro 波的识别结果, 图 3(b) 为对 Taft 波的识别结果。表 1 分别给出了两种方法的绝对残差和与残差平方和。

从图 3 的对比中可以看出,两种方法均能够较好地拟合原始地震功率谱,从 Taft 地震波功率谱的参数识别中对比发现,相对于 OLS 算法,采用 AWPSO 算法参数识别可以保留更多的频谱主体特性,即在 10 rad/s 附近可以更加清晰有效地表达出卓越频率处的能量分布,实现对功率谱更精准的拟合,对于结构随机振动分析和人工地震合成具有重要的意义。表 1 分别计算了两种方法下不同地震波功率谱的参数识别精度,AWPSO 算法参数识别的绝对误差和及残差平方和均小于 OLS 算法。采用

下式计算 AWPSO 算法相对于 OLS 算法拟合精度的提升率:

$$\mu = \left| \frac{\epsilon_{\text{total-OLS}} - \epsilon_{\text{total-PSO}}}{\epsilon_{\text{total-PSO}}} \right| \times 100\% \quad (9)$$

结果表明,精度提高率 μ 均大于 2.3%,采用 AWPSO 算法的识别精度更高,优于传统的 OLS 算法,同时计算效率也具有一定的提升,因此 AWPSO 算法在庞大的数据统计及随机参数向量 θ 识别方面更具准确性。

为避免过度拟合以及衡量统计模型拟合的优良性,假设模型的误差均服从独立正态分布,并采用赤池信息量准则 (Akaike Information Criterion, AIC) 精确评价拟合优度,如下式所示:

$$AIC = 2k + n \cdot \ln(SSR/n) \quad (10)$$

式中 k 为随机参数向量 θ 的维度; n 为拟合数据的数量; SSR 为残差平方和。

AIC 的值越小,表明数据拟合结果越优。计算结果列于表 1 中。可以看出,AWPSO 算法的 AIC

表 1 两种方法的拟合误差及精度对比

Tab. 1 Comparison of fitting error and precision of the two methods

	El Centro 波			Taft 波		
	绝对残差和	残差平方和	AIC 准则	绝对残差和	残差平方和	AIC 准则
OLS 算法	4581.4	86187	4549.19	1527.3	6764.8	1943.33
AWPSO 算法	4476.2	84170	4524.94	1440.9	6535.6	1908.03
精度提高率 μ	2.35%	2.39%	—	6.00%	3.51%	—

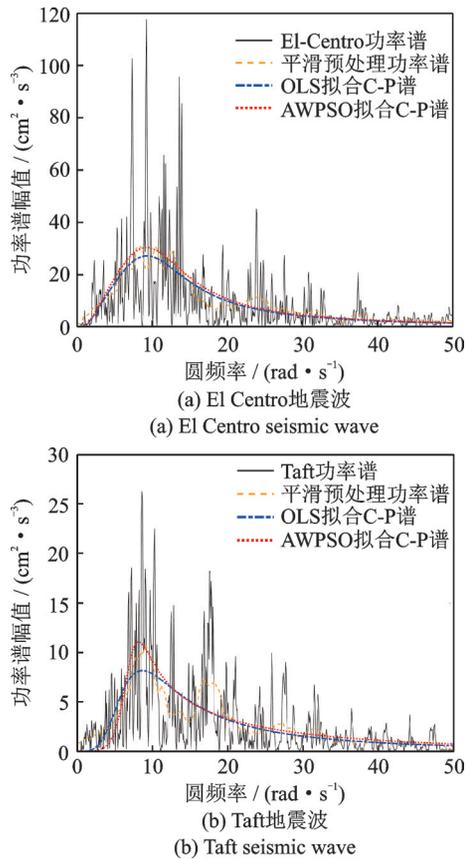


图3 地震记录功率谱的参数识别

Fig. 3 Parameter identification of power spectra of seismic records

值均小于OLS算法,从而进一步证明了AWPSO算法对于随机参数向量 θ 的识别更具鲁棒性以及拟合结果的准确性,尤其对于具有明显卓越频率的功率谱随机参数向量 θ 的识别更具敏感性。因此,本文采用精确度高的AWPSO算法对C-P谱模型的随机参数向量 θ 进行大批量的参数识别及统计分析。

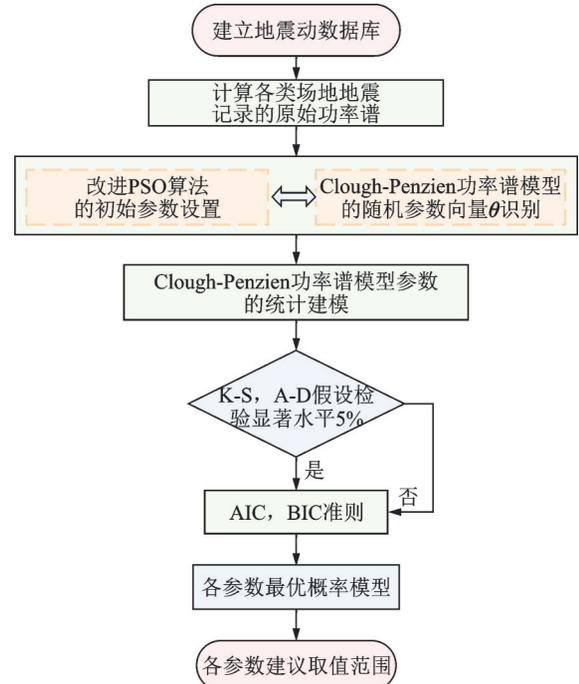
2 Clough-Penzien 功率谱模型参数的统计建模

鉴于C-P谱模型具有明确的物理意义以及参数识别问题的复杂性,目前其取值并没有依据各类场地的真实地震记录给出可供参考的范围,从而限制了C-P谱在随机振动分析中的广泛应用。本文采用图4所示的流程,结合AWPSO算法,给出了各类场地C-P谱模型参数的取值范围和统计模型。

2.1 地震记录的挑选

本文利用太平洋地震工程研究中心(PEER)的NGA-West2地震动数据库提供的强震加速度时程,选择其中信息较全且具有一定强度的地震记录。鉴于功率谱代表地震动的频谱特性,需要考虑震源特

性、传播介质和场地条件三方面的影响来进行地震记录的挑选。

图4 随机参数向量 θ 的识别统计流程图Fig. 4 Identification statistical flow chart of random parameter vector θ

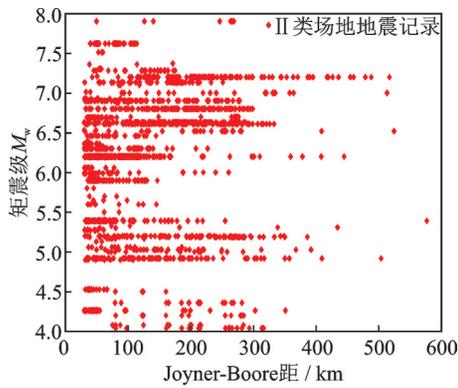
震级是体现震源特性的主要参数, M_L 和 M_S 震级在一定的范围时却不再随地震释放能量的增加而增加,出现震级饱和现象,这是由于震级标定本身存在严重缺陷,是不符合自然规律的。近年来得到广大应用的矩震级 M_w 可以反映形变规模的大小,是目前量度地震大小最好的物理量,而且是一个绝对力学标度,对大震不产生饱和问题^[21]。因此本文选取NGA-West2地震数据库中具有明确矩震级 M_w 标定的地震记录($4.0 \leq M_w \leq 8.0$)。

传播介质对地震动的频谱特性的影响主要指地震波在传播过程中的几何扩散和能量耗散吸收,常用距离项来表示,如震源距、震中距、断层距、Joyner-Boore距等,其中Joyner-Boore距是由Joyner等^[22]于1981年提出的,表示地面观测点到断层在地面投影的最短距离。因破裂带上距离场地最近的距离部分能够更清晰、可靠地表达传播途径对场地地震动频谱特性的影响,故本文选取地震记录时距离参数选用Joyner-Boore距。

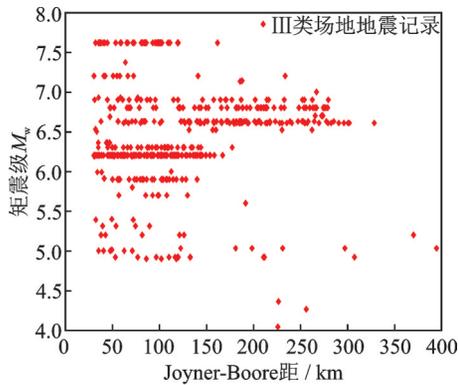
场地条件主要考虑场地类型对地震动的影响,本文依据文献^[23]提出的抗震规范规定场地类型等效剪切波速与 V_{s30} 的转化关系,将地震记录划分为5类。

依据上述基本要求,确定下述原则从NGA-West2地震数据库挑选地震记录:①矩震级 M_w 范围在

4~8之间;②仅考虑 Joyner-Boore 距在 30~600 km 之间的地震记录,以排除近场地震动的影 响,如方向性效应和脉冲效应都有可能主导地震动的频谱特性;③平均剪切波速符合《建筑抗震设计规范》(GB 50011—2010)^[16]场地划分要求;④地震记录的 PGA 在 0.05~0.8g 范围内;⑤均采用水平向的地震记录,不考虑竖向地震记录。其中, I₀类场地 113 条; I₁类场地 982 条; II 类场地 2300 条; III 类场地 693 条; IV 类场地 71 条,共 4159 条地震记录。图 5 给出了 II 类、III 类场地地震记录的矩震级 M_w 与 Joyner-Boore 距的关系。可以看出,每类场地地震记录的矩震级 M_w 与 Joyner-Boore 距分布相对比较均匀,可以排除由于数据集中分布导致统计结果缺乏说服力的问题,对地震记录的模型参数识别及其统计规律研究提供了良好的基础。



(a) II 类场地
(a) Class II site



(b) III 类场地
(b) Class III site

图5 不同场地矩震级(M_w)与 Joyner-Boore 距分布图

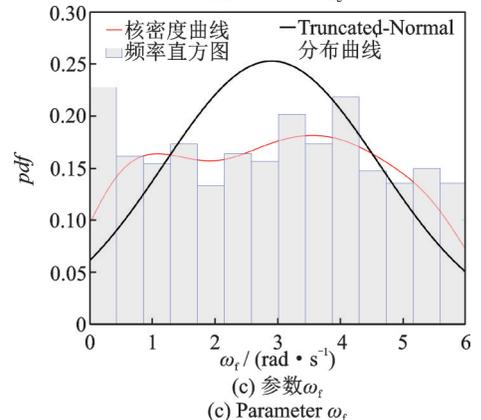
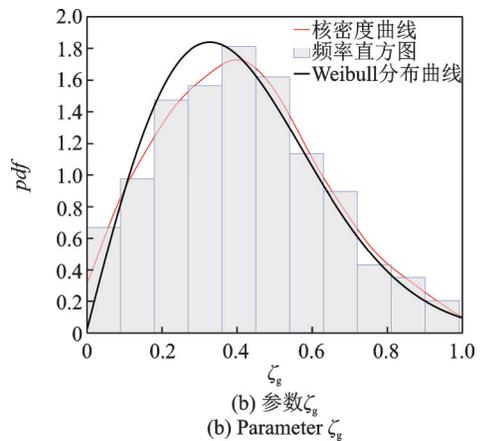
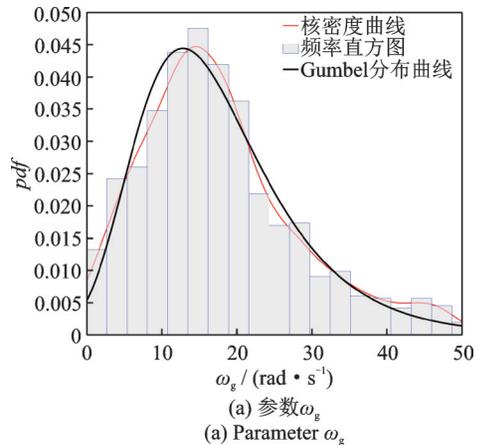
Fig.5 Distribution of M_w and Joyner-Boore distance at different sites

2.2 随机参数向量 θ 的统计建模与检验

C-P 谱模型的随机参数向量 θ 是 5 维向量,基于上述挑选的地震记录,采用 AWPSO 算法对各类场地地震记录进行 C-P 谱参数识别,其中 AWPSO 算法的初始参数 c_1, c_2 均取 2.0; $\lambda_{max}, \lambda_{min}$ 分别取 0.9, 0.4;

采用最大迭代次数取 500;种群粒子个数取 100;设置随机参数向量 θ 的上下限: $\omega_g \in (0, 50), \xi_g \in (0, 1), \omega_r \in (0, 6), \xi_r \in (0, 1), S_0 \in (0, 20)$,充分保障计算结果的准确性。依据不同的场地类型,对随机参数向量 θ 的 5 个分量分别进行识别统计。由于篇幅有限,图 6 仅给出 I₁类场地不同参数的概率密度直方图,其中纵坐标 pdf 表示概率密度函数。

利用上述识别的 C-P 谱模型参数,分别对各参数进行统计分析,作出统计直方图。依据统计直方图,估计 C-P 谱模型各参数的分布类型。本文分别选取截断正态分布(Truncated-Normal)、对数正态分布(Log-Normal)、极值 I 型 Gumbel 分布、偏移 Gamma 分布和 Weibull 分布五种概率分布形式作为备选概率分布模型。采用极大似然估计法获得谱参数的概率密度函数,然后分别对 5 种概率分布模型



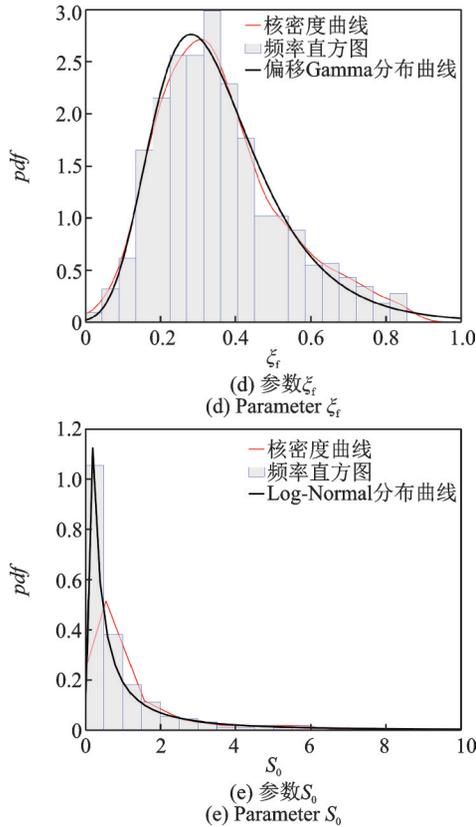


图 6 I₁类场地 C-P 谱模型参数分布直方图及概率分布模型
Fig.6 Parameter distribution histogram and probability distribution model of C-P spectrum model for class I₁ site

在 5% 显著水平下进行 K-S 检验和 A-D 检验,以验证分布的合理性,当通过假设检验的模型多于一种时,则进一步采用 AIC 准则和 BIC 准则挑选出最优的概率分布模型。图 6 为 I₁ 场地 C-P 谱参数的最优概率分布模型。

表 2 给出了不同场地类型 C-P 谱参数的最优概率分布模型及其基本参数。其中,当谱参数的最优分布模型为 Truncated-Normal 分布和 Log-Normal 分布时, P_1 和 P_2 分别代表(截断)均值和(截断)标准差;当谱参数的最优分布模型为偏移 Gumbel 分布时, P_1 和 P_2 分别代表位置参数和尺度参数;当谱参数的最优分布模型为 Gamma 分布时, P_1 和 P_2 分别代表形状参数和尺度参数;当谱参数的最优分布模型为 Weibull 分布时, P_1 和 P_2 分别代表尺度参数和形状参数。

从表 2 中可以看出,不同场地的参数服从不同的最优概率分布模型,对于以上 5 种分布模型均未通过假设检验的参数,本文依旧给出了备选分布模型中置信水平最高且 AIC 与 BIC 值较小的概率分布模型。综合各种场地参数识别结果可以看出, ω_g 近似服从 Gumbel 分布, ξ_g 基本服从 Weibull 分布, ω_f 服从 Truncated-Normal 分布, ξ_f 大致服从偏移 Gamma 分布, S_0 服从 Log-Normal 分布。根据各参数的概率分布,可以进行 Monte Carlo 抽样模拟,从而得出各类场

表 2 各类场地 C-P 谱模型参数的最优概率分布模型统计

Tab. 2 Statistics of the optimal probability distribution models of C-P spectrum model parameters for various sites

场地类型	参数	K-S 与 A-D 假设检验结果					AIC 和 BIC 择优分布模型及参数		
		T-Normal	Log-Normal	Gumbel	Gamma	Weibull	分布模型	P_1	P_2
I ₀	ω_g	0	1	0	0	0	Gumbel	-10.440	7.912
	ξ_g	0	0	0	0	0	Weibull	0.502	2.162
	ω_f	0	1	0	1	1	T-Normal	2.623	1.807
	ξ_f	0	0	0	0	0	Gamma	5.619	0.0681
	S_0	1	0	1	1	0	Log-Normal	-1.175	1.957
I ₁	ω_g	1	1	0	1	1	Gumbel	-12.827	8.290
	ξ_g	0	1	1	1	0	Weibull	0.466	1.993
	ω_f	1	1	1	1	1	T-Normal	2.902	1.721
	ξ_f	1	1	0	0	1	Gamma	3.3664	0.1060
	S_0	1	1	1	1	1	Log-Normal	-0.993	1.814
II	ω_g	1	1	0	1	0	Gumbel	-11.174	7.493
	ξ_g	1	1	1	1	0	Weibull	0.471	2.127
	ω_f	1	1	1	1	1	T-Normal	2.932	1.681
	ξ_f	1	1	0	0	1	Gamma	4.715	0.0782
	S_0	1	0	1	1	1	Log-Normal	-0.795	1.882
III	ω_g	1	1	0	0	0	Gumbel	-9.602	6.579
	ξ_g	0	1	0	1	0	Weibull	0.494	2.227
	ω_f	1	1	1	1	0	T-Normal	3.011	1.844
	ξ_f	1	0	0	0	1	Gumbel	-0.292	0.133
	S_0	1	0	1	1	1	Log-Normal	-0.575	1.817
IV	ω_g	1	0	0	1	1	Gumbel	-6.991	2.990
	ξ_g	0	0	0	0	0	Weibull	0.357	1.737
	ω_f	0	0	0	0	0	T-Normal	-1.935	1.251
	ξ_f	0	0	0	0	0	Gamma	4.848	0.0654
	S_0	1	0	1	0	0	Log-Normal	-0.956	1.508

地具有代表性的 C-P 统计抽样功率谱,为不同场地的结构随机振动分析以及人工地震动合成奠定基础。

综合上述统计分析,依据各参数的最优概率分布模型以下四分位值与上四分位值作为建议取值范围,如表 3 所示。通过比较 5 类场地各参数的建议取值范围可以发现, ω_g 随场地类型的变化最大,随剪切波速的增大而增大, I 类场地明显大于 IV 类场地,导

致这种现象的原因可能是坚硬土层相比于松软土层固有的卓越圆频率更高; ξ_g 随场地的变化并不明显,大致在 0.2~0.6 之间,由于第二个过滤层的参数主要体现在对低频的抑制作用,因此参数 ω_t 与 ξ_t 受到场地特性的影响较小, ω_t 大致在 1.5~4 rad/s 之间,且同一个场地 ω_t 大约为 0.1~0.25 倍的 ω_g , ξ_t 建议取值在 0.25~0.5 之间,基本与 ξ_g 保持一致。

表 3 5 类场地各参数的建议取值范围

Tab. 3 Recommended value ranges for parameters of five types of sites

参数类型	I ₀ 类场地	I ₁ 类场地	II 类场地	III 类场地	IV 类场地
ω_g	10.37~22.89	8.47~20.50	8.44~19.69	7.90~17.76	7.00~9.25
ξ_g	0.27~0.60	0.25~0.55	0.26~0.55	0.28~0.60	0.15~0.46
ω_t	1.35~4.29	1.46~4.32	1.41~4.13	1.49~3.79	1.43~3.96
ξ_t	0.27~0.47	0.24~0.44	0.24~0.47	0.25~0.47	0.22~0.41
S_0	0.08~1.69	0.12~1.16	0.13~1.51	0.17~1.67	0.13~1.10

2.3 C-P 谱模型参数的相关性分析

为了构造 C-P 谱模型参数的联合概率密度函数,本文进一步分析了随机参数变量 θ 中各参数之间的相关性强弱。选取 3 种不同类型的相关系数: Pearson 线性相关系数、Kendall 秩相关系数、Spearman 秩相关系数:

$$\rho_p = \frac{\sum_{i=1}^N (x_{1i} - \bar{x}_1)(x_{2i} - \bar{x}_2)}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (x_{1i} - \bar{x}_1)^2} \sqrt{\sum_{i=1}^N (x_{2i} - \bar{x}_2)^2}} \quad (11)$$

$$\tau = \frac{\sum_{i < j} \text{sign}[(x_{1i} - x_{1j})(x_{2i} - x_{2j})]}{0.5N(N-1)} \quad (12)$$

$$\rho_s = \frac{\sum_{i=1}^N (r_i - \bar{r})(s_i - \bar{s})}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (r_i - \bar{r})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^N (s_i - \bar{s})^2}} \quad (13)$$

式中 x_{1i} 和 x_{2i} 分别为随机参数向量 θ 中任意两个参数的第 i 个值, \bar{x}_1 和 \bar{x}_2 分别为它们的样本均值; N 为样本容量; $\text{sign}[\cdot]$ 为符号函数,其中当 $(x_{1i} - x_{1j})(x_{2i} - x_{2j}) > 0$ 时, $\text{sign}=1$, 否则 $\text{sign}=0$; r_i 和 s_i 分别为向量 θ 中任意两个参数的秩, \bar{r} 和 \bar{s} 分别为它们的样本均值。

上述相关系数可以分别用来反映变量间的线性相关程度、一致性变化程度以及单调相关程度。

本文分别计算了 5 类场地下随机参数向量 θ 各分量参数间的 3 种不同相关系数。由于篇幅有限,本文仅给出了 II 和 III 类场地的 3 种不同相关系数热图,如图 7 和 8 所示。

从图中可以看出,同一类场地中 C-P 功率谱随机参数向量 θ 的任意两个参数之间,无论哪种相关系数,均小于 0.8 的强相关阈值;其他场地也具有类

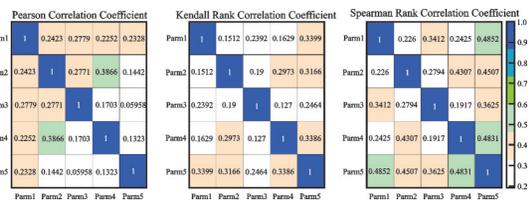


图 7 II 类场地随机参数向量 θ 的不同相关系数热图
Fig. 7 Heat map of different correlation coefficients for random parameter vector θ of class II site

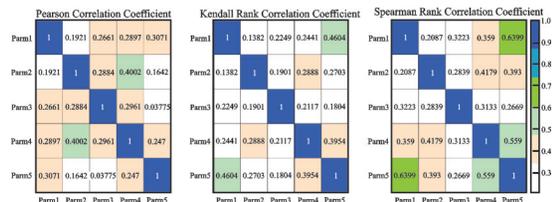


图 8 III 类场地随机参数向量 θ 的不同相关系数热图
Fig. 8 Heat map of different correlation coefficients for random parameter vector θ of class III site

似的特性。因此可以认为,随机参数向量 θ 各参数间存在弱相关性。基于上述分析,可以给出各单一随机参数变量的最优概率密度函数,进一步假设各变量是相互独立的,则 C-P 谱模型的联合概率密度函数 $f(\omega_g, \xi_g, \omega_t, \xi_t, S_0)$ 可以表示为:

$$f(\omega_g, \xi_g, \omega_t, \xi_t, S_0) = f(\omega_g) \cdot f(\xi_g) \cdot f(\omega_t) \cdot f(\xi_t) \cdot f(S_0) \quad (14)$$

式中 $f(\cdot)$ 表示不同参数的概率密度函数。

3 基于 Clough-Penzien 功率谱模型的地震动合成

基于得到的 C-P 谱模型各参数的最优概率分布模型及联合概率密度函数模型,选择 II 类场地作为典型场地进行分析,采用 Latin 超立方抽样方法对每

个参数进行 10^6 次随机抽样, 并取其均值作为代表值。同时, 根据 Kaul^[24] 提出的加速度反应谱值与谱矩在超越概率为 r 时的关系式, 再通过对谱矩进一步近似后得到的由反应谱直接计算功率谱的近似表达式, 当采用单边功率谱时, Kaul 的计算公式可以表示为:

$$S_a(\omega) = \frac{2\xi}{\pi\omega} \cdot \frac{[P_a(\omega)]^2}{-\ln\left\{-\pi/(\omega T_d)\right\} \ln(1-r)} \quad (15)$$

式中 $S_a(\omega)$ 为地震动的功率谱; ξ 为阻尼比; $P_a(\omega)$ 为加速度反应谱; T_d 为强震动的持续时间; r 为响应峰值超越反应谱值的概率, Kaul 建议 r 近似取值为 0.15。

利用上述 Kaul 近似转化公式, 将规范 II 类场地反应谱转化为场地统计功率谱, II 类场地转化统计功率谱与 Latin 超立方抽样统计功率谱的对比如图 9 所示, 其中纵坐标 PSD 表示功率谱密度。

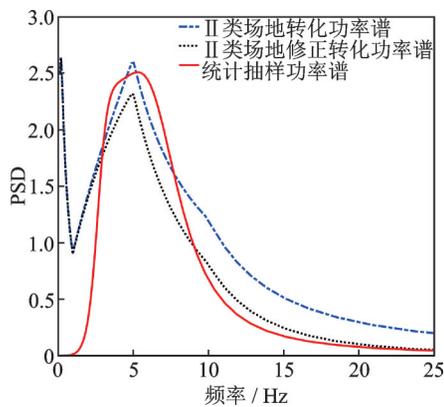


图 9 II 类场地功率谱对比

Fig. 9 Power spectrum comparison of class II site

如图 9 所示, 场地规范转化功率谱在 0 Hz 处不为零, 与实际不符; 在低频处场地规范转化功率谱明显大于统计抽样功率谱, 这是由于中国建筑抗震设计反应谱的长周期段 (5 倍特征周期 T_g 至 6 s) 处的斜率为 0.02 的直线, 高估了长周期的反应谱值, 但该下降段的谱值随周期延长下降过慢, 且阻尼调整系数值过于保守; 同时, 下降段衰减指数高于美国和欧洲规范取值。从高层结构及隔震结构的实际应用来看, 用规范设计反应谱求得的长周期结构地震作用较实际大^[25]。除此之外, 规范转化功率谱在高频处明显高于真实场地功率谱的谱值, 造成这一现象的部分原因是 Kaul 近似转换公式在高频处的失真偏大, 丁佳伟等^[26] 和何浩祥等^[27] 曾对这一现象做出了合理的解释, 并对 Kaul 转化公式进行了修正, 如图 9 所示, 修正转化后的功率谱与抽样统计功率谱在长周期阶段更加吻合, 这是由于修正转化功率谱的计算源于真实的地震记录。综上所述, 本文经

过 Latin 超立方抽样得到的统计功率谱在卓越频率处与场地规范转化功率谱十分接近, 因此本文得到的抽样统计功率谱可以实现对场地总体特性的概括, 并对场地规范反应谱的修正提供一定的基础。

在目前基于性能地震工程 (PBEE) 的实践中, 输入的地震动主要来自过去的地震记录数据库。为了满足实际需求, 需要调节所选择的地震记录, 但调节后的地震记录并不能代表真实的地震记录, 因此依据场地特性合成的地震记录更具代表性。如图 9 所示的 II 类场地规范反应谱转化统计功率谱与 Latin 超立方抽样统计功率谱, 按照下式分别生成上述两种功率谱密度函数的强度非平稳随机过程样本函数:

$$a(t) = f(t) \cdot \sum_{k=1}^N \left\{ \sqrt{4S_x(\omega) \cdot (\omega_u - \omega_l) / N} \cdot \cos \left[\left(\omega_l + \left(k - \frac{1}{2} \right) \Delta\omega \right) \cdot t + \varphi_k \right] \right\} \quad (16)$$

式中 φ_k 为 $(0, 2\pi)$ 内均匀分布的随机相角; ω_u, ω_l 分别为正 ω 域内的上、下限值, 即认为 $S_x(\omega)$ 的有效功率在 (ω_l, ω_u) 范围内, 而范围外的 $S_x(\omega)$ 值可视为零; $f(t)$ 为强度包络函数, 体现了模拟地震地面运动的时间变化特征, 是基于地震记录由上升、持续平稳到下降这 3 个阶段的特性进行研究的, 一般采用 Amin 等^[28] 提出的分段函数进行描述。

对于功率谱的修正迭代, 本文采用文献 [26] 提供的方法, 其迭代公式为:

$$S_{j+1}(\omega_i) = S_j(\omega_i) \cdot \left[\frac{S_a^T(\omega_i)}{S_a(\omega_i)} \right]^2 \quad (17)$$

式中 j 为功率谱迭代的次数, 对第 i 个控制点周围的非控制点采用线性插值的方法进行修正; $S_a^T(\omega_i)$ 为目标反应谱; $S_a(\omega_i)$ 为计算反应谱; $S_j(\omega_i)$ 为控制点的功率谱, 达到误差允许的范围内即可停止迭代。

基于本文得到的 C-P 谱参数概率分布模型, 可以分别得到各类场地 C-P 谱的函数模型, 并依据功率谱迭代的人工地震动合成方法, 合成具有场地统计时频特性的人工地震记录, 如图 10 所示。图 11 计算了 50 次随机模拟地震记录的平均反应谱与累计正斜率穿零点的分布, 其中纵坐标 PSA 表示伪谱加速度。如图 11(a) 所示, 合成地震记录的频谱在长周期阶段小于规范反应谱, 这也符合真实地震记录的反应谱特性, 因为本文提出的功率谱模型源于对不同场地真实地震记录的计算, 并且中国规范反应谱的长周期的谱值偏大问题并没有解决, 所以本文合成地震记录的反应谱的长周期谱值更具真实性。图 11(b) 通过累计正斜率穿零点的分布进一步表征了合成地震记录的频域非平稳特性。综上所述

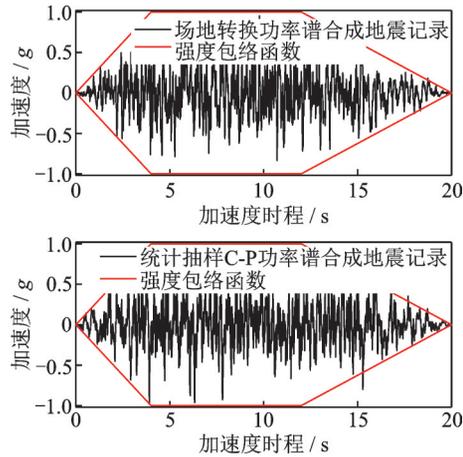


图 10 基于不同功率谱合成的地震记录

Fig. 10 Synthesis of seismic records based on different power spectra

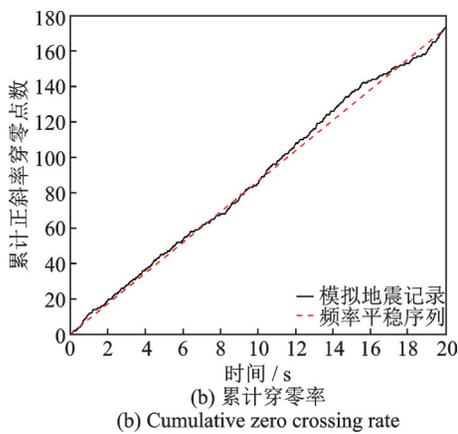
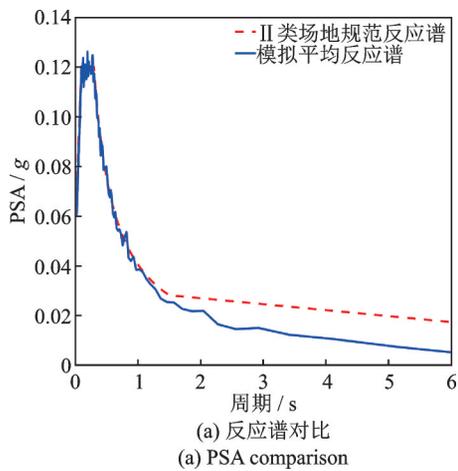


图 11 模拟地震记录的频谱验证

Fig. 11 Spectrum verification of simulated seismic records

述,本文提出的合成地震记录的方法无论是在时域还是在频域范围内,均具有良好的非平稳特性,从而可为工程结构的抗震分析、设计和评估提供可靠的地震动输入模型。

4 结 论

Clough-Penzien 功率谱模型利用两个线性滤波

器过滤掉超低频率处的激励,改善了 Kanai-Tajimi 谱不能反映基岩地震动的频谱特征以及过分夸大低频能量的缺点,具有更加明确的物理意义,但因其参数较多,学术界没有给出各参数依据具体场地真实地震记录的取值范围,限制了 C-P 谱在结构随机振动分析以及人工地震动合成等地震工程中的应用和发展。

本文采用 AWPSO 算法对 C-P 模型的谱参数进行识别,通过对比分析发现 AWPSO 算法的参数识别精度相比 OLS 算法至少提升 2.3%,且 AIC 值更小,进一步表明 AWPSO 算法对数据拟合的可靠性,尤其在进行大数据处理中保障了参数识别的精度,同时该算法具有快速、高效等计算优势。

依据“震源特性-传播路径-场地条件”的地震记录挑选准则建立地震动数据库,利用 AWPSO 算法分别对 5 类不同场地的地震记录进行 C-P 谱随机参数向量 θ 识别,并对各类场地不同参数进行统计建模,依据 K-S 检验和 A-D 检验以及 AIC 准则和 BIC 准则确定参数的最优概率分布模型。采用 3 种不同的相关系数,分别计算了各参数间的相关性,结果表明各参数间存在弱相关性,进而假设各参数相互独立,建立了 C-P 谱模型的联合概率密度函数。

以 II 类场地为例,依据给出的 C-P 谱各参数最优概率分布模型,得到场地具有抽样统计意义的 C-P 谱。相比于规范反应谱转换功率谱,无论在高频还是低频处,C-P 谱都更加符合真实的地震动频谱特性,也对反应谱的修正提供了参考。利用功率谱迭代修正三角级数合成人工地震动的方法,合成了具有场地抽样统计意义的 C-P 谱地震记录,合成的人工地震记录具有真实场地特性地震记录的时/频域全非平稳特性,可为地震危险性、易损性和风险分析及工程结构抗震分析、设计及评估提供更为科学合理的地震动输入模型。

参考文献:

[1] 胡聿贤. 地震工程学[M]. 第二版. 北京: 地震出版社, 2006.
Hu Yuxian. Earthquake Engineering[M]. 2nd ed. Beijing: Seismological Press, 2006.

[2] Housner G W. Characteristics of strong motion of earthquakes[J]. Bulletin of the Seismological Society of America, 1947, 37(1): 19-31.

[3] Lee V W. Empirical scaling of strong earthquake ground motion-part II: duration of strong motion[J]. ISET Journal of Earthquake Technology, 2002, 39(4): 255-271.

[4] 钱向东, 程玉瑶. 地震动持时预测方程的最新研究进

- 展[J]. 三峡大学学报(自然科学版), 2013, 35(2): 42-46.
- Qian Xiangdong, Cheng Yuyao. The latest research progress of earthquake duration prediction equation[J]. Journal of China Three Gorges University (Natural Sciences), 2013, 35(2): 42-46.
- [5] 大崎顺彦. 地震动的谱分析入门[M]. 二版. 田琪, 译. 北京: 地震出版社, 2008.
- Osaki Shunyan. Introduction to Spectral Analysis of Ground Motion[M]. 2nd ed. Tian Qi, Translate. Beijing: Seismological Press, 2008.
- [6] Kanai K. Semi-empirical formula for the seismic characteristics of the ground motion[J]. Bulletin of the Earthquake Research Institute, 1957, 35(2): 309-325.
- [7] Clough R W, Penzien J. Dynamics of Structures[M]. New York: McGraw-Hill, Inc., 1975.
- [8] 刘恢先, 王孝信. 地震工程研究报告集(第1集)[R]. 挡水坝地震荷载. 北京: 科学出版社, 1962: 140-153.
- Liu Huixian, Wang Xiaoxin. Research Report on Earthquake Engineering (Episode 1)[R]. Seismic load of retaining dam. Beijing: Science Press, 1962: 140-153.
- [9] 欧进萍, 牛荻涛, 杜修力. 设计用随机地震动的模型及其参数确定[J]. 地震工程与工程振动, 1991, 11(3): 45-54.
- Ou Jinping, Niu Ditao, Du Xiuli. Model of random ground motion for design and its parameter determination[J]. Earthquake Engineering and Engineering Vibration, 1991, 11(3): 45-54.
- [10] 杜修力, 陈厚群. 地震动随机模拟及其参数确定方法[J]. 地震工程与工程振动, 1994, 14(4): 1-5.
- Du Xiuli, Chen Houqun. Random simulation of ground motion and its parameter determination method[J]. Earthquake Engineering and Engineering Vibration, 1994, 14(4): 1-5.
- [11] 洪峰, 江近仁, 李玉亭. 地震地面运动的功率谱模型及其参数的确定[J]. 地震工程与工程振动, 1994, 14(2): 46-52.
- Hong Feng, Jiang Jinren, Li Yuting. Power spectrum model of seismic ground motion and determination of its parameters[J]. Earthquake Engineering and Engineering Vibration, 1994, 14(2): 46-52.
- [12] 田利, 高国栋, 盖霞. 基于新《电力设施抗震设计规范》的地震动随机模型参数研究[J]. 地震工程学报, 2018, 40(6): 1206-1210.
- Tian Li, Gao Guodong, Gai Xia. Study on parameters of random ground motion model based on the new code for seismic design of power facilities[J]. China Earthquake Engineering Journal, 2018, 40(6): 1206-1210.
- [13] 田利, 李宏男. 基于《电力设施抗震设计规范》的地震动随机模型参数研究[J]. 防灾减灾工程学报, 2010, 30(1): 17-22.
- Tian Li, Li Hongnan. Study on parameters of random ground motion model based on code for seismic design of power facilities[J]. Journal of Disaster Prevention and Mitigation Engineering, 2010, 30(1): 17-22.
- [14] 柳国环, 练继建, 刘卓, 等. 地震功率谱参数的误差源及其敏感性分析[J]. 哈尔滨工业大学学报, 2015, 47(6): 124-128.
- Liu Guohuan, Lian Jijian, Liu Zhuo, et al. Error sources and sensitivity analysis of seismic power spectrum parameters[J]. Journal of Harbin University of Technology, 2015, 47(6): 124-128.
- [15] 彭凌云, 周锡元, 李小军. 对已有强震地面运动功率谱模型的改进[J]. 北京工业大学学报, 2011, 37(3): 388-394.
- Peng Lingyun, Zhou Xiyuan, Li Xiaojun. Improvement on the power spectrum model of ground motion of existing strong earthquakes[J]. Journal of Beijing University of Technology, 2011, 37(3): 388-394.
- [16] 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 Construction Industry Press, 2010.
- [17] 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 Zhangjun, Liu Zixin, Ruan Xinxin, et al. POD dimension reduction expression of seismic random field[J]. Scientia Sinica (Technologica), 2019, 49(5): 589-601.
- [18] 孔辰, 王曙光, 杜东升, 等. 基于场地特性的地震功率谱模型及其参数的确定[C]. 第23届全国结构工程学术会议论文集(第Ⅲ册). 兰州, 2014: 93-98.
- Kong Chen, Wang Shuguang, Du Dongsheng, et al. Ground motion power spectrum model based on site characteristics and determination of its parameters[C]. Proceedings of the 23rd National Academic Conference on Structural Engineering (Volume III). Lanzhou, 2014: 93-98.
- [19] 鄂国康, 唐哲. 关于地震地面加速度的功率谱计算及一个改进的Kanai-Tajimi模型[J]. 固体力学学报, 2013, 33(增刊1): 91-94.
- Er Guokang, Tang Zhe. Power spectrum calculation of seismic ground acceleration and an improved Kanai-Tajimi model[J]. Chinese Journal of Solid Mechanics, 2013, 33(Sup1): 91-94.
- [20] Chen K, Zhou F Y, Liu A L. Chaotic dynamic weight particle swarm optimization for numerical function optimization[J]. Knowledge-Based Systems, 2018, 139: 23-40.

- [21] Boore D M, Joyner W B, Fumal T E. Equations for estimating horizontal response spectra and peak acceleration from Western North American earthquakes: a summary of recent work [J]. Seismological Research Letters, 1997, 68(1):128-153.
- [22] Joyner W B, Boore D M. Peak horizontal acceleration and velocity from strong-motion records including records from the 1979 Imperial Valley, California, earthquake [J]. Bulletin of Seismological Society of America, 1981, 71(6): 2011-2038.
- [23] 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 Feng, Wu Dongming, Xu Guofu, 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.
- [24] Kaul M K. Stochastic characterization of earthquakes through their response spectrum [J]. Earthquake Engineering and Structural Dynamics, 1978, 6(5): 497-509.
- [25] 姚彦贵, 熊珍琴, 唐力晨, 等. 抗震分析中关于反应谱与功率谱密度函数之间关系的解析 [J]. 核安全, 2022, 21(1): 93-103. Yao Yangui, Xiong Zhenqin, Tang lichen, et al. Analysis of the relationship between response spectrum and power spectral density function in seismic analysis [J]. Nuclear Safety, 2022, 21(1): 93-103.
- [26] 丁佳伟, 何浩祥, 闫晓宇. 地震动功率谱改进模型及其在人工地震动合成中的应用 [J]. 振动与冲击, 2020, 39(21): 258-266. Ding Jiawei, He Haoxiang, Yan Xiaoyu. Improved model of ground motion power spectrum and its application in artificial ground motion synthesis [J]. Journal of Vibration and Shock, 2020, 39(21): 258-266.
- [27] 何浩祥, 丁佳伟, 程时涛. 地震动广义动力放大系数谱及其特性研究 [J]. 振动与冲击, 2021, 40(5): 170-178. He Haoxiang, Ding Jiawei, Cheng Shitao. Study on generalized dynamic amplification factor spectrum of ground motion and its characteristics [J]. Journal of Vibration and Shock, 2021, 40(5): 170-178.
- [28] Amin M, Ang A H S. Nonstationary stochastic model of earthquake motions [J]. Journal of the Engineering Mechanics Division, 1968, 94: 559-583.

Identification and statistical modeling with applications of Clough-Penzien power spectrum model parameters

DING Jia-wei^{1,2}, LÜ Da-gang^{1,2}, CAO Zheng-gang^{1,2}

(1.Key Lab of Structures Dynamic Behavior and Control of the Ministry of Education, Harbin Institute of Technology, Harbin 150090, China; 2.Key Lab of Smart Prevention and Mitigation of Civil Engineering Disaster of the Ministry of Industry and Information Technology, Harbin Institute of Technology, Harbin 150090, China)

Abstract: The Clough-Penzien power spectrum of ground motion (C-P spectrum) has clear physical significance, but needs to identify many parameters. The ordinary least squares (OLS) algorithm has shortcomings such as high requirements for the selection of initial values for nonlinear identification of data, and inability to quickly and effectively realize accurate identification of large-scale parameters. In this paper, the adaptive weighted particle swarm optimization (AWPSO) algorithm is used to identify the C-P spectral model parameters based on typical ground motion records. The results show that the recognition accuracy of the AWPSO algorithm is improved by at least 2.3% compared with the OLS algorithm, and the computational efficiency has been greatly improved. 4159 ground motion records are selected from the ground motion record database and grouped according to the site classification standards in the building seismic design code. The AWPSO algorithm is used to identify and count the parameters of the C-P spectrum model of various sites. Using K-S test, A-D test and AIC information criterion, the optimal probability distribution model of each parameter is determined, and the correlation coefficient between each parameter is further calculated, and the joint probability density function of C-P spectral model is established. Using the Latin hypercube sampling method, the statistical sampling C-P spectral model of the site is obtained, and the power spectrum of the standard transformation is compared and analyzed. The artificial ground motion synthesis method with iterative correction of the power spectrum is used to generate the artificial seismic record with the site characteristics.

Key words: ground motion synthesis; parameter identification; statistical modeling; Clough-Penzien power spectrum; AWPSO algorithm

作者简介: 丁佳伟(1995—), 男, 博士研究生。电话: 18800172977; E-mail: 741215328@qq.com。

通讯作者: 吕大刚(1970—), 男, 博士, 教授, 博士生导师。电话: 13351100980; E-mail: ludagang@hit.edu.cn。