

一种大型复杂建筑结构抗震可靠性分析方法

肖彦杰¹, 张洵安¹, 薛荣刚^{1,2}

(1.西北工业大学 力学与土木建筑学院, 陕西 西安 710072; 2.北方工程设计研究院有限公司, 河北 石家庄 050011)

摘要:计算复杂结构的抗震可靠度需要进行大量仿真分析因而计算成本较高,使用代理模型拟合功能函数可以提高计算效率,但如何在提高工程结构可靠性分析效率的同时保证计算精度是一个值得研究的问题。提出一种基于 Kriging 模型的可靠性分析方法,其以较少次功能函数的计算建立 Kriging 代理模型,通过加点采样来提高功能函数代理模型的精度,结合 Monte Carlo 模拟得到失效概率的近似值。分析了 2 个数值算例,结果表明该方法是高效的和准确的。将其应用于巨-子型有控结构的抗震可靠度计算中,其中考虑了结构和地震作用的随机性,分析结果表明该方法是一种适用于复杂建筑结构可靠性分析的有效方法。

关键词: Kriging ;代理模型;巨-子型有控结构体系;抗震可靠度

中图分类号: TU393.2

文献标志码: A

文章编号: 1000-2758(2021)01-0055-07

土木工程结构在实际使用中承受的外部作用、构件截面尺寸和材料性能等一般都有随机性,因此在结构的设计中,有必要考虑结构本身特性及所受外部作用的随机性。复杂结构在地震作用下的可靠性分析比较困难。对于复杂或新型结构,常不能用简化模型来计算响应,需要使用有限元法进行分析,功能函数不能显式表达且有时是高非线性的,导致可靠度难以由矩方法计算。通过 Monte Carlo 法(MC)计算结构可靠度不受复杂功能函数的限制,且结果准确,但需要对结构响应进行很多次计算。大型复杂结构的有限元分析一般比较耗时,例如巨-子型有控结构(mega-sub controlled structural system, MSCSS),由于其振动控制原理与常规结构不同,响应难以用反应谱法或静力弹塑性分析法计算,而需要由耗时的动力时程分析得到。成千上万次分析会耗费大量的计算时间,这限制了 MC 法在实际工程中的应用。代理模型是目前受到关注的一种有效提高计算效率的方法,该方法使用运算量小且误差在可接受范围内的近似函数代替运算量大的函数来进行计算,从而使可靠度分析效率大幅提高。

常见的代理模型有响应面法、径向基函数、Kriging 模型、支持向量机等。Kriging 模型是由南非地质学者 Krige 提出并由法国数学家 Matheron 完善而形成的一种插值方法^[1],它具有较强的全局近似和非线性拟合能力。近年来,人们对 Kriging 模型在可靠性分析中的应用进行了大量研究。Kaymaz 对比了 Kriging 模型和响应面在可靠度计算中的使用效果,认为 Kriging 模型存在参数难以选取等问题^[2]。Bichon 等参考 EGO 方法提出高效全局可靠性分析(EGRA)方法,该方法将 EF 函数作为目标函数^[3],使用全局优化算法寻找加点位置^[4]。Echard 等提出 AK-MCS 方法,其结合 U 函数和 MC 法来选取 Kriging 模型的训练样本,该方法由于计算精度高且不需要借助优化算法^[5],引起了人们的关注,很多改进的 AK-MCS 方法被提出^[7]。Jia 等将 Kriging 模型用于框架的抗震可靠性分析,验证了基于 Kriging 的可靠度算法在涉及时程分析的工程问题中的有效性^[8]。Zhou 等结合活跃子空间法提高了 AK-MCS 在高维问题中的适用性,并将该方法用于非线性框架的抗震可靠性分析^[9]。

收稿日期: 2020-06-22

基金项目: 国家自然科学基金(51078311)、河北省重点研发计划(20375403D)与石家庄市科学技术研究与发展计划(201230083A)资助

作者简介: 肖彦杰(1990—),西北工业大学博士研究生,主要从事结构抗震、结构优化等研究。

通信作者: 薛荣刚(1981—),北方工程设计研究院高级工程师,主要从事建筑抗震研究。e-mail:26452850@qq.com

目前,已有多种基于 Kriging 模型的可靠度计算方法,其中,EGRA 和 AK-MCS 是 2 种经典的基于 Kriging 模型和数字模拟的可靠性分析方法,计算精度较高。二者均采用在初次采样基础上增加训练样本点的方式来保证代理模型的精度,由于加点停止条件较保守,用于土木工程结构时,可能会产生不必要的计算成本。根据土木工程结构的特点,本文提出一种基于 Kriging 模型的可靠性分析方法,其训练样本加点停止条件的工程含义直观,便于设计人员根据需要进行调整。通过 2 个算例验证了该方法的准确性和高效性,并结合时程分析对巨-子型有控结构体系的抗震可靠度进行了计算,分析结果表明本文方法适用于大型复杂结构体系的可靠度计算分析。

1 Kriging 模型

Kriging 是一种插值近似方法,由 Kriging 模型不仅可以预测未知函数 $y(\mathbf{x})$ 在某点 x 的值 $\hat{y}(\mathbf{x})$,还可以给出该点的预测均方误差 (mean squared error, MSE) $\sigma_y^2(\mathbf{x})$,且函数值 $y(x)$ 满足正态分布

$$y(\mathbf{x}) \sim N(\mu_y(\mathbf{x}), \sigma_y^2(\mathbf{x})) \quad (1)$$

式中, $\mu_y(\mathbf{x})$ 为预测值的均值。

已知 m 个样本点 $\mathbf{X} = [x^{(1)}, x^{(2)}, \dots, x^{(m)}]$ 及相应函数响应值 $\mathbf{Y} = (y_1, y_2, \dots, y_m)^T$, 点 \mathbf{x} 的 Kriging 预测值为样本点函数响应值的线性加权

$$\hat{y}(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^m y_i c_i(\mathbf{x}) = \mathbf{c}^T(\mathbf{x}) \mathbf{Y} \quad (2)$$

式中: $\mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ 为 n 维向量; $c_i(\mathbf{x})$ ($i = 1, 2, \dots, m$) 为加权系数。

Kriging 模型假设未知函数可表示为

$$y(\mathbf{x}) = \sum_{j=1}^p \beta_j f_j(\mathbf{x}) + Z(\mathbf{x}) = \mathbf{f}^T(\mathbf{x}) \boldsymbol{\beta} + Z(\mathbf{x}) \quad (3)$$

(3) 式由两部分组成,第一部分为回归多项式, p 为多项式的项数, $f_j(\mathbf{x})$ 为回归多项式的基函数, β_j 为回归系数;第二部分 $Z(\mathbf{x})$ 是均值为 0、方差为 σ_Z^2 的随机过程,协方差为

$$\text{cov}[Z(\mathbf{x}), Z(\mathbf{w})] = \sigma_Z^2 R(\mathbf{x}, \mathbf{w}; \boldsymbol{\theta}) \quad (4)$$

式中: $R(\mathbf{x}, \mathbf{w}; \boldsymbol{\theta})$ 为任意两点 x 和 w 的相关函数; $\boldsymbol{\theta} = (\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_n)^T$ 为其参数,相关函数通常采用高斯型,可表示为

$$R(\mathbf{x}, \mathbf{w}; \boldsymbol{\theta}) = \prod_{k=1}^n \exp(-\theta_k |x_k - w_k|^2) \quad (5)$$

通过在满足 Kriging 预测值无偏性条件下最小化预测均方误差,可以得到未知点 x 处的预测均值和均方误差为

$$\mu_y(\mathbf{x}) = \hat{y}(\mathbf{x}) = \mathbf{f}^T(\mathbf{x}) \hat{\boldsymbol{\beta}} + \mathbf{r}(\mathbf{x})^T \mathbf{R}^{-1}(\mathbf{Y} - \mathbf{F} \hat{\boldsymbol{\beta}}) \quad (6)$$

$$\sigma_y^2(\mathbf{x}) = \sigma_Z^2 \{ 1 - \mathbf{r}^T(\mathbf{x}) \mathbf{R}^{-1} \mathbf{r}(\mathbf{x}) + [\mathbf{F}^T \mathbf{R}^{-1} \mathbf{r}(\mathbf{x}) - \mathbf{f}(\mathbf{x})]^T (\mathbf{F}^T \mathbf{R}^{-1} \mathbf{F})^{-1} [\mathbf{F}^T \mathbf{R}^{-1} \mathbf{r}(\mathbf{x}) - \mathbf{f}(\mathbf{x})] \} \quad (7)$$

式中

$$\mathbf{R} = [R_{ih}]_{m \times m} = [R(x^{(i)}, x^{(h)}; \boldsymbol{\theta})]_{m \times m}$$

$$\mathbf{r}(\mathbf{x}) = (R(x^{(1)}, \mathbf{x}; \boldsymbol{\theta}), \dots, R(x^{(m)}, \mathbf{x}; \boldsymbol{\theta}))^T$$

$$\mathbf{F} = [F_{ij}]_{m \times p} = [f_j(x_i)]_{m \times p}$$

$$\hat{\boldsymbol{\beta}} = (\mathbf{F}^T \mathbf{R}^{-1} \mathbf{F})^{-1} \mathbf{F}^T \mathbf{R}^{-1} \mathbf{Y}$$

$$\sigma_Z^2 = \frac{1}{m} (\mathbf{Y} - \mathbf{F} \hat{\boldsymbol{\beta}})^T \mathbf{R}^{-1} (\mathbf{Y} - \mathbf{F} \hat{\boldsymbol{\beta}})$$

求解优化问题

$$\max_{\boldsymbol{\theta}} \ln L(\boldsymbol{\theta}) = - [N \ln(\sigma_Z^2) + \ln |\mathbf{R}|]$$

使 $\ln L(\boldsymbol{\theta})$ 最大化,可得到 $\boldsymbol{\theta}$ 的最优取值 $\hat{\boldsymbol{\theta}}$ 。

2 基于 Kriging 模型的可靠性分析方法

2.1 结合 Kriging 和 Monte Carlo 模拟的可靠性分析

根据时程分析中结构最大响应是否超过限值来构造功能函数的方法^[9]便于工程设计人员使用,而且在时程分析中不仅可以考虑结构的随机性,还可以通过调整地面运动时程的参数来反映地震作用的随机性。本文采用这种方法来构造功能函数。不过,对于复杂结构,会得到一个计算耗时的隐式功能函数。为能简便、高效地计算结构可靠度且保证结果的准确性,本文提出一种基于 Kriging 模型的可靠度计算方法,该方法的基本思路是根据功能函数在少量训练点的值建立其 Kriging 代理模型,并在极限状态曲面附近不断改善代理模型的精度直到满足工程需要,用代理模型计算功能函数值从而避免直接计算复杂的真实功能函数,然后结合 MC 法计算失效概率,以下对该方法进行详细阐述。

根据功能函数 $G(\mathbf{x})$ 是否大于 0 可将变量空间分为安全域和失效域, $G(\mathbf{x}) = 0$ 表示极限状态曲

面。MC 法以大数定律为基础,随机抽取 N 个样本点,以落入失效域的样本数 N_f 与 N 的比值作为真实失效概率的估计值。MC 法鲁棒性好,且易于编程实现,但是需要对 $G(\mathbf{x})$ 值进行多次计算。如果根据少量训练样本点建立 $G(\mathbf{x})$ 的 Kriging 代理模型,得到近似功能函数 $\hat{G}(\mathbf{x})$,用 $\hat{G}(\mathbf{x})$ 替代 $G(\mathbf{x})$ 来计算随机样本点的功能函数值,则可得到失效概率近似值

$$\hat{p}_f = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N F[\hat{G}(\mathbf{x}_i)] = \frac{\hat{N}_f}{N} \quad (8)$$

式中, $\hat{G}(\mathbf{x}) > 0$ 为 N_f 的近似值,当 $\hat{G}(\mathbf{x}) > 0$ 时 $F[\hat{G}(\mathbf{x})] = 0$,当 $\hat{G}(\mathbf{x}) \leq 0$ 时 $F[\hat{G}(\mathbf{x})] = 1$ 。这样,计算可靠度需要调用真实功能函数的次数仅取决于训练样本点的数量。

近似失效概率 \hat{p}_f 的准确程度取决于近似函数 $\hat{G}(\mathbf{x})$ 的精度,该精度与训练样本的选取有很大关系。在选取训练点时,通过实验设计方法(如超拉丁方抽样)可使各点均匀地分布于变量空间中,训练点从而更具有代表性,能够建立精度更高的代理模型。但即使如此,一次抽样选取的训练点也往往不能保证 Kriging 模型满足可靠性分析的需要,还需要加点采样。由(8)式可知,提高可靠度计算精度的关键是提高失效域中样本点数量近似值 \hat{N}_f 与真实值 N_f 的接近程度。由于极限状态曲面是安全域与失效域的分界面,近似极限状态曲面 $\hat{G}(\mathbf{x}) = 0$ 与真实极限状态曲面 $G(\mathbf{x}) = 0$ 越接近,则 \hat{N}_f 与 N_f 越接近。因此,代理模型在极限状态曲面处的精度对可靠度计算的准确性有十分重要的影响。

本文通过在极限状态曲面附近不断增加训练点来提高代理模型在曲面处的精度。使用全局优化算法求解(9)式即可在近似极限状态曲面上搜索预测均方误差最大点 x^*

$$\begin{aligned} & \max_x \sigma_c^2(\mathbf{x}) \\ & \text{s.t. } \hat{G}(\mathbf{x}) = 0 \\ & x_{lb} \leq x \leq x_{ub} \end{aligned} \quad (9)$$

x_{lb}, x_{ub} 为采样范围的界限,若在 x^* 处的模型精度未达到加点停止条件,则将该点作为新增样本点加入到训练样本中以提高 Kriging 模型的精度。通过这种方式每次增加一个训练点,直到代理模型在极限状态曲面处的精度达到加点停止条件。(9)式的求解可使用 Matlab 遗传算法工具箱实现。

由于失效概率计算结果的精度取决于近似极限

状态曲面与真实曲面的接近程度,当近似曲面上各点的预测值与实际值的误差小于一定限值 ε 时,可认为代理模型满足工程计算的要求。根据(1)式,可知 $\hat{G}(\mathbf{x}) \sim N(\mu_c(\mathbf{x}), \sigma_c^2(\mathbf{x}))$,若某点预测标准差 $\sigma_c(\mathbf{x}) \leq \varepsilon/2$,则该点功能函数预测值与真实值间误差小于 ε 的置信度可达 95.4% 以上。因此,为使近似曲面上各点预测值的误差小于 ε ,需要使曲面上预测误差最大点 x^* 的 MSE 小于 $\varepsilon^2/4$ 。另外, x^* 处的实际误差也应小于 ε ,即 $|G(\mathbf{x}^*) - \hat{G}(\mathbf{x}^*)| \leq \varepsilon$ 。因而,以在 x^* 处同时满足 $\sigma_c^2(\mathbf{x}^*) \leq \varepsilon^2/4$ 和 $|G(\mathbf{x}^*) - \hat{G}(\mathbf{x}^*)| \leq \varepsilon$ 作为加点停止条件。误差限 ε 可取小于初次采样点功能函数值标准差 1/50 的数,也可根据工程问题的精度需要进行调整。

综上,本文所提可靠性分析方法的步骤为:

步骤 1 用实验设计方法取少量训练样本点,并计算各训练点的功能函数值。采样范围应能让大部分的 Monte Carlo 抽样点落入其中,如 $[\mu_x - 5\sigma_x, \mu_x + 5\sigma_x]$

步骤 2 利用训练样本及其函数值建立 Kriging 模型

步骤 3 求解(9)式中的优化问题得到最优解 x^*

步骤 4 求 x^* 处的功能函数值,若满足 $\sigma_c^2(\mathbf{x}^*) \leq \varepsilon^2/4$ 且 $|G(\mathbf{x}^*) - \hat{G}(\mathbf{x}^*)| \leq \varepsilon$,则停止加点;否则,将 x^* 作为新增样本点加入训练点集合,返回步骤 2

步骤 5 通过式(8)计算失效概率近似值。

2.2 算例验证

算例 1

一串联系统的功能函数为

$$G(x, y) = \min \left\{ \begin{array}{l} 3 + (x - y)^2/10 - (x + y)/\sqrt{2} \\ 3 + (x - y)^2/10 + (x + y)/\sqrt{2} \\ (x - y) + 7/\sqrt{2} \\ (y - x) + 7/\sqrt{2} \end{array} \right\}$$

x, y 相互独立,服从标准正态分布。

该算例选择文献[5],极限状态曲面较复杂,具有多个设计点。分别使用 MC 法、一阶可靠度法(FORM)、EGRA 法、AK-MCS 法和本文方法计算了该算例的失效概率,结果列于表 1 中。其中, N_{call} 表示调用真实功能函数的次数,以 MC 法计算结果 \hat{p}_f^{MC} 为失效概率的参考值, ε_f 表示失效概率计算结果 \hat{p}_f 相对于参考值的误差, $\varepsilon_f = |\hat{p}_f - \hat{p}_f^{\text{MC}}| / \hat{p}_f^{\text{MC}}$ 。

表1 不同方法的可靠度计算结果(算例1)

方法	N_{call}	$\hat{\rho}_f/10^{-3}$	$\varepsilon_f/\%$
MC	5×10^5	2.268	
文中方法	11+53	2.272	0.18
	17+29	2.262	0.26
FORM	81	1.350	40.48
EGRA	74	2.262	0.26
AK-MCS	72	2.266	0.09

使用本文方法进行了2次可靠度计算,2次分析的初始训练点分别为11个和17个,调用真实功能函数的总次数分别为64次和46次,均小于表中其他各种方法的调用次数,计算的结果却与参考值 $\hat{\rho}_f^{\text{MC}}$ 十分接近,而由FORM得到的结果与参考值偏差很大。

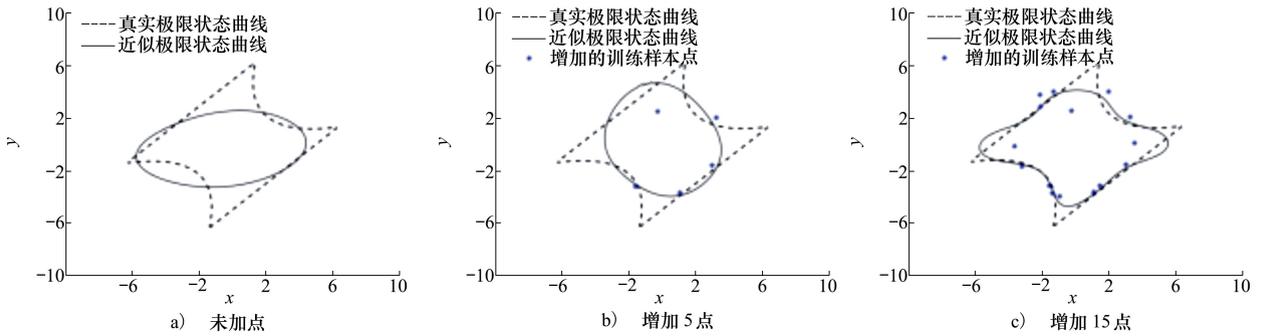


图1 近似极限状态曲线的变化

图1给出了加点过程中 $\hat{G}(x,y) = 0$ 的变化(初始训练点为11个),由于功能函数是二维的,极限状态曲面实际上是曲线。可见,未加点时,近似曲线与实际曲线相差较大,随着训练点的增加,近似曲线逐渐接近实际曲线。达到加点停止条件后,MC样本点的分布如图2所示,近似曲线上随机样本分布较多的部位,已与真实极限状态曲线接近重合。

这是一个中等维度的可靠度计算问题。

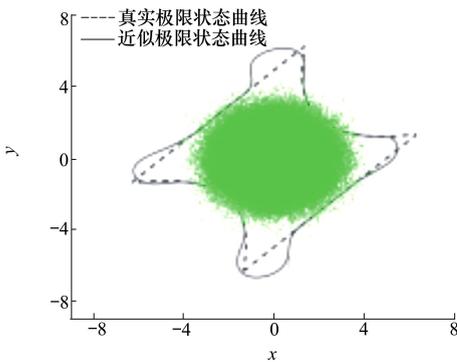


图2 MC样本点的分布

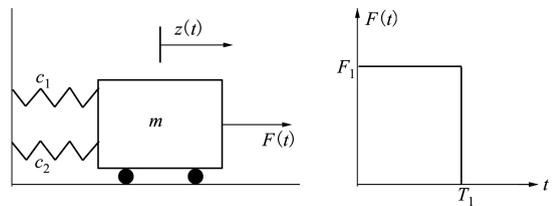


图3 非线性系统

表2 随机变量的分布参数

随机变量	分布类型	均值	标准差
C_1	正态	1	0.1
C_2	正态	0.1	0.01
M	正态	1	0.05
R	正态	0.5	0.05
T_1	正态	1	0.2
F_1	正态	1	0.2

算例2

图3所示非线性系统^[7]的功能函数为

$$G(C_1, C_2, M, R, T_1, F_1) = 3R - \left| \frac{2F_1 \sin \frac{\omega_0 T_1}{2}}{M\omega_0^2} \right|$$

式中, $\omega_0 = \sqrt{(C_1 + C_2)/M}$ 功能函数含6个相互独立的随机变量,均为正态分布,其分布参数见表2,

由各方法得到的可靠度计算结果列于表3中。其中,使用本文方法进行了2次可靠度计算,二者初始样本点分别为11和17个,计算结果与参考值相差很小,而调用真实功能函数的次数仍是表中各方法中最少的。加点过程中(初始点为17个)失效概率计算值随训练点增加的变化如图4所示,可见,未加点时计算值与参考值偏差较大,随着样本点数的增加,计算结果的精度会得到改善。

表 3 不同方法的可靠度计算结果(算例 2)

方法	N_{call}	$\hat{\beta}_r/10^{-2}$	$\varepsilon_r/\%$
MC	10^5	2.826	
文中方法	11+33	2.835	0.32
	17+27	2.842	0.57
FORM	246	3.101	9.72
EGRA	74	2.833	0.25
AK-MCS	62	2.828	0.07

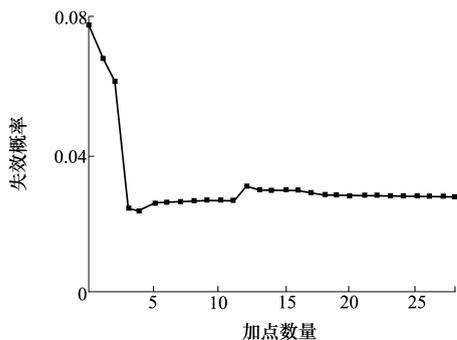


图 4 加点过程中失效概率值的变化

通过 2 个算例可以看出,使用本文提出的方法可得到较准确的可靠度分析结果,且调用真实功能函数的次数少于其他方法,该方法的准确性和高效性得到了验证。另外,尽管算例中随机变量是相互独立的,但本文方法并不要求变量相互独立,因为在可靠性分析中代理模型仅被用于求功能函数的近似值且建模过程不涉及概率密度函数或其相关性的信息。

3 MSCSS 的抗震可靠性分析

MSCSS 是结合巨型框架结构(mega frame structure, MFS)和调频子结构控制原理形成的一种新结构体系。该结构在 MFS 基础上放松主结构与子结构之间的部分连接,并在主、子结构之间设置阻尼装置,通过主、子结构的相对运动来减小结构在地震作用下的响应,从而提高了抗震性能^[10]。根据前文比较分析的结果,将所提方法用于 MSCSS 的抗震优化中以验证其在工程结构中的适用性。

图 5 为 MSCSS 的有限元模型,共 32 层,层高 4 m,含有 3 个巨层。巨型梁采用截面为 4 m×4 m×0.04 m×0.04 m 的工字钢,巨型柱采用壁厚 0.05 m 的方钢,巨型柱的中心间距为 26 m,子结构柱截面为 0.6 m×0.6 m×0.02 m 的方钢,子结构梁截面为 0.5 m×0.2 m×0.02 m×0.02 m 的工字钢。2,3 巨层

为调频子结构,其 5、10 层设置与巨型柱相连的黏滞阻尼器,阻尼系数 c_d 为 $1.5 \times 10^6 \text{ N}/(\text{m} \cdot \text{s}^{-1})$,阻尼指数 e 为 0.4,阻尼器的非线性力 $f_d = c_d \cdot v^e$, v 为阻尼器变形速率。抗震设防烈度为 9°。

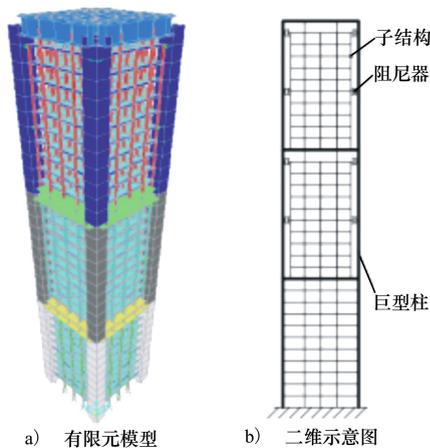


图 5 MSCSS 有限元模型

本文以结构在设计基准期内由于地震作用层间位移角 ϕ 超过变形限值 ϕ_b 为失效破坏准则。参考《建筑抗震设计规范》(GB50011-2010),变形限值 ϕ_b 取 1/250。结构的变形值通过 SAP2000 中非线性动力时程分析得到。可靠性分析中考虑地面最大加速度、钢材模量和巨型柱截面宽度的随机性。随机变量的分布参数如表 4 所示,其中,地面运动最大加速度 a 服从极值 II 型分布^[12],其余服从正态分布。结构的功能函数可表示为

$$G(x) = \phi_b - \phi_m(x)$$

式中:变量 $x = (a, E, b_1, b_2, b_3)$; $\phi_m(x)$ 为地震过程中结构的最大层间位移角。在 Matlab 中通过 SAP2000 提供的接口可调用该软件进行时程分析并获得其结果数据以计算 $\phi_m(x)$,从而得到 $G(x)$ 的值。

表 4 随机变量的分布参数(MSCSS)

随机变量	分布类型	均值	标准差
最大加速度 $a/(\text{m} \cdot \text{s}^{-2})$	极值 II 型	2.33	2.91
钢材模量 E/GPa	正态	206	20.6
第一巨层柱宽 b_1/m	正态	4.4	0.132
第二巨层柱宽 b_2/m	正态	4.4	0.132
第三巨层柱宽 b_3/m	正态	4.4	0.132

使用本文方法计算结构的失效概率,初始训练样本点数为 11 个,相应功能函数值的方差为 3.61×10^{-3} ,误差限 ε 取相对其较小的数,为 3×10^{-5} 。增加

了41个训练点后,代理模型达到精度要求,可靠度计算结果列于表5中。为验证该方法在工程问题分析中的准确性,使用AK-MCS对结构的可靠度进行了计算以作对比。使用本文方法得到的可靠度结果与AK-MCS法的结果十分接近,而调用真实功能函数的次数却少很多,可见本文方法适合于复杂建筑结构的可靠性分析中,可以高效地得到较准确的计算结果。

表5 不同方法的可靠度计算结果(MSCSS)

方法	N_{call}	$\hat{\rho}_r/10^{-2}$	可靠度指标 β
AK-MCS	96	18.02	0.914 6
文中方法	52	18.06	0.913 1

4 结论

提出一种基于Kriging模型的可靠性分析方法,2个数值算例的计算结果表明,该方法能够保证可靠度计算的精度且计算效率较高。将该方法应用于MSCSS的抗震可靠度计算中,使用较少的有限元分析次数得到了准确的分析结果,从而验证了该方法在工程问题中的适用性和高效性。该方法的加点停止条件工程含义直观,便于工程应用,可避免过多的仿真分析,是一种适用于大型复杂结构可靠性分析的有效方法。

参考文献:

- [1] 韩忠华. Kriging模型及代理优化算法研究进展[J]. 航空学报, 2016, 37(11): 3197-3225
HAN Zhonghua. Kriging surrogate model and its application to design optimization: a review of recent progress[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2016, 37(11): 3197-3225 (in Chinese)
- [2] KAYMAZ I. Application of Kriging method to structural reliability problems[J]. Structural Safety, 2005, 27(2): 133-151
- [3] BICHON B J, ELDRED M S, SWILER L P, et al. Efficient global reliability analysis for nonlinear implicit performance functions[J]. AIAA Journal, 2008, 46(10): 2459-2468
- [4] BICHON B J, ELDRED M S, MAHADEVAN S, et al. Efficient global surrogate modeling for reliability-based design optimization[J]. Journal of Mechanical Design, 2013, 135(1): 1-13
- [5] ECHARD B, GAYTON N, LEMAIRE M. AK-MCS: an active learning reliability method combining Kriging and Monte Carlo simulation[J]. Structural Safety, 2011, 33(2): 145-154
- [6] PEIJUAN Z, MING W C, ZHOUHONG Z, et al. A new active learning method based on the learning function U of the AK-MCS reliability analysis method[J]. Engineering Structures, 2017, 148: 185-194
- [7] SUN Z, WANG J, LI R, et al. LIF: a new Kriging based learning function and its application to structural reliability analysis[J]. Reliability Engineering & System Safety, 2017, 157: 152-165
- [8] JIA B, YU X L, YAN Q S. A new sampling strategy for Kriging-based response surface method and its application in structural reliability[J]. Advances in Structural Engineering, 2017, 20(4): 564-581
- [9] ZHOU T, PENG Y. Structural reliability analysis via dimension reduction, adaptive sampling, and Monte Carlo simulation[J]. Structural and Multidisciplinary Optimization, 2020, 62(5): 2629-2651
- [10] ZHANG Xun'an, WANG Dong, JIANG Jiesheng. The controlling mechanism and the controlling effectiveness of passive mega-sub-controlled frame subjected to random wind loads[J]. Journal of sound and vibration, 2005, 283(3/4/5): 543-560
- [11] CORNELL C A. Engineering seismic risk analysis[J]. Bulletin of the Seismological Society of America, 1967, 58(5): 1583-1606
- [12] 陈国兴,张克绪,谢君斐. 地基抗震可靠性分析方法的理论探讨[J]. 哈尔滨建筑大学学报, 1996(6): 36-43
CHEN Guoxing, ZHANG Kexu, XIE Junfei. A theory study reliability on the ground aseismic analysis method[J]. Journal of Harbin University of Architecture and Engineering, 1996(6): 36-43 (in Chinese)

A reliability analysis method for earthquake resistance of large complex building structure

XIAO Yanjie¹, ZHANG Xun'an¹, XUE Ronggang^{1,2}

(1.School of Mechanics, Civil Engineering and Architecture, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China;)
(2.Norendar International Ltd., Shijiazhuang 050011, China)

Abstract: The seismic reliability calculation of complex building structures requires a lot of simulation analysis and therefore the calculation cost is high. Fitting performance function with surrogate model can improve computational efficiency, but how to ensure the calculation accuracy while improving the reliability analysis efficiency of the engineering structure is a problem worthy of study. This paper proposes a Kriging-based reliability analysis method, which establishes the Kriging surrogate model with fewer calculations of the performance function, improves the accuracy of the surrogate model of performance function by infill-sampling, and obtains the approximate failure probability combined with Monte Carlo simulation. Two numerical examples are analyzed; the results show that this method is efficient and accurate. The method is applied to the seismic reliability calculation of mega-sub controlled structural system, in which the randomness of structure and seismic action is considered. The application results show that it is an effective method for reliability analysis of complex building structures.

Keywords: Kriging; surrogate model; mega-sub controlled structural system; earthquake resistance

引用格式:肖彦杰,张洵安,薛荣刚.一种大型复杂建筑结构抗震可靠性分析方法[J].西北工业大学学报,2021,39(1):55-61

XIAO Yanjie, ZHANG Xun'an, XUE Ronggang. A reliability analysis method for earthquake resistance of large complex building structure[J]. Journal of Northwestern Polytechnical University, 2021, 39(1): 55-61 (in Chinese)