DOI：10.3901/JME.2017.07.047

柔性机构动态可靠性分析的先进极值响应面方法*

张春宜[1] 宋鲁凯[1,2] 费成巍[3] 郝广平[1] 路 成[1]
(1. 哈尔滨理工大学机械动力工程学院 哈尔滨 150080；
2. 北京航空航天大学能源与动力工程学院 北京 100191；
3. 香港理工大学机械工程系 香港 999077)

摘要：为了提高柔性机构可靠性分析的精度和效率，提出动态可靠性分析的先进极值响应面法。该方法将智能算法与可靠性分析的极值响应面法相结合，利用蒙特卡洛法抽取样本，经过网络训练建立先进极值响应面法的数学模型。以柔性机械臂为例，以柔性机械臂材料密度、弹性模量、构件截面尺寸为输入随机变量，构件变形为输出响应；利用蒙特卡罗法、极值响应面法和先进极值响应面法分别进行动态可靠性仿真计算，得出了各自输出响应量的分布特征及可靠度。通过方法比较表明：先进极值响应面法在保证计算精度的前提下，大大提高了计算速度，验证了先进极值响应面法在柔性机构动态可靠性分析中的可行性和适用性；也为柔性机构可靠性优化开辟了有效途径。

关键词：可靠性分析；柔性机械臂；智能算法；人工神经网络；先进极值响应面法
中图分类号：TB114

Advanced Extremum Response Surface Method for Dynamic Reliability Analysis on Flexible Mechanism

ZHANG Chunyi[1] SONG Lukai[1,2] FEI Chengwei[3] HAO Guangping[1] LU Cheng[1]
(1. School of Mechanical and Power Engineering, Harbin University of Science and Technology, Harbin 150080;
2. School of Energy and Power Engineering, Beihang University, Beijing 100191;
3. Department of Mechanical Engineering, Hong Kong Polytechnic University, Hong Kong 999077)

Abstract：To improve the precision and efficiency of reliability analysis of flexible mechanism, advanced extremum response surface method of reliability analysis is proposed. Based on the intelligent algorithm and extremum response surface method, the mathematical model of the proposed method is established through the generation of samples by Monte Carlo method and the network training. A flexible robot manipulator is chosen as the target of study in the reliability simulation where its material density, elastic modulus, section size of components are taken as input random variables and deformation of components is taken as output response. Distribution characteristics of output response and reliability are assessed by Monte Carlo method, extremum surface method and advanced extremum surface method respectively. The comparison with various other methods shows that this advanced extremum response surface method has greatly improved the computational speed while keeping acceptable computational accuracy, advanced extremum response surface method is proved to be a high precision and high efficiency in dynamic reliability analysis of flexible mechanism, and this method has opened up an effective way for reliability optimization of flexible mechanism.

Key words：reliability analysis；flexible robot manipulator；intelligent algorithm；artificial neural network；advanced extremum response surface method

0 前言

柔性机构是航空航天、机器人等领域的机械系统的重要组成部分，随着空间技术与机器人技术的发展，柔性机构的研究受到科研工作者的广泛关注。目前，科研工作者的研究集中在柔性机构控制策略、动力学方程的建立、动力学求解等方面。AHMAD 等[1]应用基于前馈控制策略对柔性机构系统进行了振动控制，并对不同的控制策略做出比较。ZHANG

* 国家自然科学基金(51275138)和黑龙江省教育厅科学基金(12531109)资助项目。20160501 收到初稿，20170124 收到修改稿

(C)1994-2020 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

等[2]针对柔性机械臂动力学建模中模型的不确定性与控制策略的鲁棒性问题，对一些先进的建模和控制方法进行了研究。IDER 等[3]提出了一种适用于跟踪全自由度机械臂期望轨迹的混合控制策略，并以双连杆机械臂为例仿真验证了该方法的可行性。ANTHONY 等[4]分别对柔性机械臂建立了刚体动力学模型和柔性逆动力学模型，通过比较证明了柔性逆动力学模型在机械臂端点位置控制精度及时间延迟方面优于刚体动力学模型。AHMAD 等[5-6]对刚性连接、弹性连接及其弹性驱动机构分别建立等效数学模型，解决了动力学及运动学上对机械臂系统空间运动问题。

柔性机构的可靠性严重影响着机械系统的安全性与稳健性，因此研究柔性机构的可靠性分析具有重要意义[7]。传统结构可靠性分析方法已经得到了大量的研究[8-10]。其中，响应面方法(Response surface method, RSM)以其高精度、高效率的特点在结构可靠性分析领域得到了广泛的应用[11-15]。然而，对于计算量大大增加的复杂机械结构可靠性分析，传统 RSM 的计算效率和精度较低，并不具有良好的工程适用价值。为了解决这一问题，很多学者对传统响应面法做出改进：BAI 等[16]采用分布协同响应面法对航空发动机高压涡轮叶尖运行间隙进行了可靠性设计，分析和验证了该方法的可行性和有效性；费成巍等[17-18]将支持向量机响应面法引入可靠性分析中，在保持计算精度的前提下，减小了计算工作量；REN 等[19-21]将具有高精度非线性映射能力的神经网络算法与响应面法相结合，建立了神经网络响应面模型，并用于复杂结构极限状态曲面的回归分析，提高了计算精度。上述这些方法都是针对一般结构可靠性分析问题的，而机构系统的可靠性分析，尤其是柔性机构系统可靠性分析的研究还处于初级阶段。与一般机构可靠性分析相比，柔性机构动态可靠性分析中的动力学方程为严重非线性，强耦合以及时变的高阶微分代数混合方程组，数值求解计算量极大，而且计算精度难以得到保证。于霖冲等[22]在柔性机构动态强度可靠性分析、设计与仿真方面做出了研究；为提高计算效率，张春宜等[23]将模态综合法和模态截断技术与多柔体系统动力学法相结合建立极值响应面模型，通过极值响应面法(Extremum response surface method, ERSM)对柔性机械臂进行了可靠性分析。韩彦彬等[24]基于支持向量机回归理论和极值响应面法，提出了柔性机构动态可靠性分析的支持向量机回归极值法，并以曲柄摇杆柔性机构为实例验证了该方法在柔性机构动态可靠性分析的适用性。以上这些方法在计算柔性机构动态可靠性时的计算效率和计算精度上并不能达到理想要求。

本文在深入研究柔性机构运行中的动力学特性及其极限状态函数的高度非线性特点的基础上，将智能算法的高度非线性映射能力与极值响应面的简化计算能力结合起来，提出了基于智能算法的先进极值响应面法(Advanced extremum response surface method, AERSM)，将遗传算法(Genetic algorithm, GA)，粒子群算法(Particle swarm optimizaion, PSO)分别与神经网络算法及极值响应面理论相结合，分别建立 AERSM-1(AERSM based GA)，AERSM-2 (AERSM based PSO)数学模型。选用双连杆柔性机械臂(Two-link flexible robot manipulator, TFRM)为模型，以 TFRM 的材料密度、弹性模量和截面尺寸为输入变量，TFRM 的最大变形为输出响应，对 TFRM 进行了动态可靠性分析。最后，将 AERSM-1, AERSM-2 和蒙特卡洛法(Monte Carlo method, MCM), ERSM 进行了比较，验证了该方法的优越性。

1 动态可靠性分析的 AERSM

1.1 极值响应面法

极值响应面法的基本思想是：首先，通过建立输入参数 $\boldsymbol{x}_j$ 与极值输出 $\boldsymbol{Y}_j(t, \boldsymbol{x}_j)$ 之间的极值响应面数学模型来拟合系统的极限状态方程。然后，以该数学模型代替复杂非线性动力学微分方程，计算系统在分析时域[0, T]内的动态极值输出响应 $\boldsymbol{Y}_{j,\max}(\boldsymbol{x}_j)$，从而将复杂非线性动态系统可靠性分析的随机过程问题转化为数学模型的求解问题。该方法在动态可靠性分析时，仅计算系统在分析时域内不同输入随机变量对应的输出响应的极值，由此极大地减少了计算时间，提高了计算效率。极值响应面法的基本思想见图 1[21]。

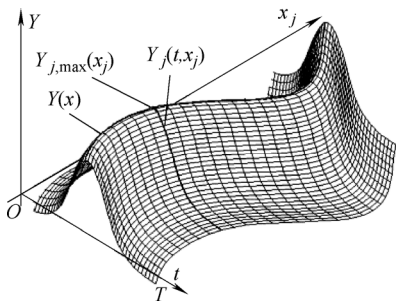


图 1 极值响应面法的基本思想

1.2 先进极值响应面法的基本思想

为了解决传统响应面方法在柔性机构可靠性分析上存在的问题，本文在深入研究结构可靠性分

(C)1994-2020 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

析的 ERSM 的基础上，提出柔性机构可靠性分析的 AERSM。其基本思路是：首先，根据复杂机构的特点，将综合模态理论与多柔体系统动力学理论相结合，建立柔性机构的极限状态函数，并根据极限状态函数抽取一定数量的样本作为训练数据，确定神经网络的各层节点数，建立神经网络模型。然后，初始化搜索空间并计算初始个体适应度值，根据个体适应度值做出智能搜索最优解操作。判断更新后的种群最优个体是否达到设定要求，未达到要求则返回智能算子继续操作，直到达到要求。得到网络最优权值阀值后，返回主程序。最后，用贝叶斯正则化算法训练网络，建立起神经网络极值响应面数学模型，用 MCM 对该极值响应面抽样后得出输出响应值。基于 AERSM 的 TFRM 可靠性分析的流程图如图 2 所示。

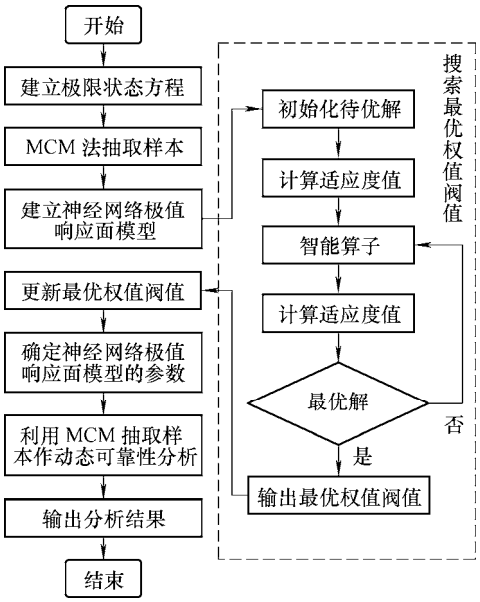


图 2　基于 AERSM 的柔性机构可靠性分析流程图

1.3　先进极值响应面法的数学模型

本文选用人工神经网络模型构造极值响应面函数，神经网络具有形状任意多变且具有强自适应性的特点，并能够精确拟合自变量与响应量之间复杂的函数关系。典型的三层 BP 神经网络拓扑结构如图 3 所示。

响应量 y 与自变量 x_i 之间的函数关系如下

$$y = f_2\left(\sum_{j=1}^{n} W_{jk} f_1\left(\sum_{i=1}^{m} W_{ij} x_i + b_j\right) + b_k\right) \tag{1}$$

式中，$\boldsymbol{W}_{jk}$ 为输入层节点 j 到隐含层神经元 k 之间的连接权值；$\boldsymbol{b}_j$ 为隐含层第 j 个阀值；$\boldsymbol{W}_{ij}$ 为隐含层节点 i 到输出层节点 k 间的连接权值；$\boldsymbol{b}_k$ 为输出层阀值；$\boldsymbol{f}_1(\cdot)$为隐含层传递函数；$\boldsymbol{f}_2(\cdot)$为输出层传递函数；m 为输入层节点个数；n 为隐含层节点个数。

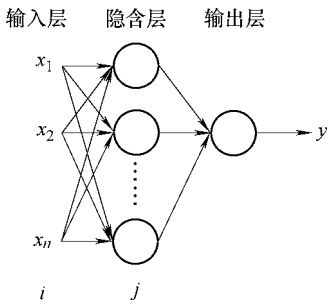


图 3　BP 人工神经网络拓扑模型

2　智能算子设计

BP 网络的权值阀值初始最优解由遗传算子(粒子群算子)搜寻得到，有缺陷的算子在智能搜索过程中会出现过早收敛和易陷入局部最优等问题，严重影响网络模型的精度。传统 BP 网络训练算子存在收敛速度慢，逼近精度低等问题，其得到的网络泛化能力无法达到复杂系统动态可靠性分析的精度要求，因此合理设计智能算子及神经网络训练算子具有重要意义。

2.1　遗传算子设计

遗传算法能够自动获取搜索空间，自适应地调整搜索方向，不存在目标函数可导，连续等限定，并具有适于并行处理、鲁棒性强等优点[25]。遗传算法中初始种群个体由网络权值实数串组成，每个个体都包含所有的遗传信息。将网络训练误差作为个体适应值。因此，个体适应值越小，该个体就越优。遗传算子包括选择，交叉，变异三个算子，各算子的设计如下。

使用基于自适应比例的轮盘赌法完成选择操作，每个个体被选择的概率如下

$$P_i = \frac{k / f_i}{\sum_{i=1}^{N} (k / f_i)} \tag{2}$$

式中，f_i 是个体的适应度值；N 为种群个体数；k 为系数。

交叉操作采用实数交叉法，第 k 个染色体 a_k 和第 l 个染色体 a_l 在 j 位的交叉操作，即

$$\begin{cases} a_{kj} = a_{kj}(1-r) + a_{lj} r \\ a_{lj} = a_{lj}(1-r) + a_{kj} r \end{cases} \tag{3}$$

式中，r 是[0, 1]间的随机数。

选取第 i 个个体的第 j 个基因进行变异，即

$$a_{ij} = \begin{cases} a_{ij} + (a_{ij} - a_{\max}) \times t(1 - g/G) & r > 0.5 \\ a_{ij} + (a_{\min} - a_{ij}) \times \mathrm{t}(1 - g/G) & r \le 0.5 \end{cases} \tag{4}$$

2.2　粒子群算子设计

粒子群优化算法具有易实现，搜寻效率高等特

(C)1994-2020 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

点，目前已广泛应用于函数优化，神经网络训练，模糊系统控制等领域[26]。该算法首先在空间中初始化一群粒子，每个粒子都是一个潜在解。所有粒子追随当前最优粒子在解空间搜索，通过跟踪个体极值和群体极值更新个体位置。选择更优粒子更新个体极值，群体极值位置，直到找到最优解。粒子位置，速度更新公式如下

$$V_{\mathrm{id}}^{k+1}=wV_{id}^{k}+c_1r_1(P_{id}^{k}-X_{id}^{k})+c_2r_2(P_{gd}^{k}-X_{id}^{k})$$
$$X_{id}^{k+1}=X_{id}^{k}+V_{id}^{k+1} \tag{5}$$

式中，w 为惯性权重；d 是搜索空间维数；i 指第 i 个粒子；k 为当前迭代次数；V_{id} 为当前粒子速度；X_{id} 为当前粒子位置；P_{id} 为当前个体极值；P_{gd} 为当前群体极值；c_1, c_2 是非负加速度因子；r_1, r_2 是[0, 1]之间的随机数。

惯性权重 w 体现粒子当前速度继承先前速度的程度。较大的惯性权重有利于全局搜索，而较小的惯性权重则更利于局部搜索。为了更好地平衡粒子群算法的全局搜索与局部搜索能力，本文应用随迭代次数而变化的自适应惯性权重，如式(6)所示

$$w(t)=w_1-(w_1-w_2)t/T \tag{6}$$

式中，w_1 为初始惯性权重；w_2 为迭代至最大次数时的惯性权重；t 为当前迭代次数；T 为最大迭代次数。

2.3 神经网络训练算子设计

针对一般训练算法易陷入局部最优，收敛不成熟等缺点，本文采用强泛化能力的贝叶斯正则化算法作为网络训练算法。该算法通过改善网络训练性能函数，使网络权值随训练误差减小而不断减小，最后得到的网络权值会变得很小。这相当于缩减网络规模，一定程度上克服过拟合问题，达到提高网络泛化能力的目的，其性能函数为

$$\boldsymbol{E}=k_1\boldsymbol{E}_D+k_2\boldsymbol{E}_W \tag{7}$$

$$\boldsymbol{E}_D=\frac{1}{2}\|\varepsilon(\boldsymbol{W}^K+Z(\boldsymbol{W}^{K+1}-\boldsymbol{W}^K))\|^2+\lambda\|\boldsymbol{W}^{K+1}-\boldsymbol{W}^K\|^2$$
$$\boldsymbol{E}_W=\frac{1}{N}\sum_{j=1}^{N}\boldsymbol{w}_j^2 \tag{8}$$

式中，k_1, k_2 是比例系数，$\boldsymbol{w}_j$ 是网络权值。ε 是期望输出误差函数，$\boldsymbol{W}$ 是网络各层的权值阀值矢量，$\boldsymbol{K}$ 是迭代次数，$\boldsymbol{Z}$ 是 ε 的雅可比矩阵，λ 是迭代变量。

3 算例

以 AERSM-2 为例，对 TFRM 进行可靠性分析。TFRM 简化模型见图 1，组成机械手臂的两构件选用同性质的简单欧拉梁。在构件 1 与构件 2 的连接处加载。假设构件端部为集中质量处，忽略转动惯量。构件 1, 2 的长度 l_1, l_2，质量 M_1，M_2，传动力矩 $\boldsymbol{\tau}_1(t)$, $\boldsymbol{\tau}_2(t)$。为了方便分析两构件各自的运动情况，在构件 1 上建立 x_1-y_1 局部移动坐标系，在构件 2 上建立 x_2-y_2 局部移动坐标系，如图 4 所示。y_1, y_2 分别代表构件 1，构件 2 的弹性变形。两局部坐标在平面内的旋转由 θ_1, θ_2 表示。下面用组合分析法分析两构件在各自局部坐标系下的弹性变形[21]。

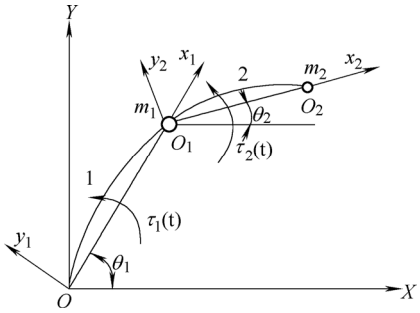


图 4 双连杆柔性机械臂

构件的形状变形如式(9)所示

$$\begin{cases}\varphi_1(x)=\sin(\pi x/l)\\ \varphi_2(x)=\sin(2\pi x/l)\end{cases} \tag{9}$$

构件弹性变形随时间变化，在局部坐标系中，构件 1，构件 2 在 y 方向上的弹性变形分别是：$y_1(t, x_1)$和 $y_2(t, x_2)$，如式(10)所示。广义坐标 $\boldsymbol{q}(t)$如式(11)所示

$$\begin{cases}y_1(t,x_1)=\sum_{i=1}^{n}g_i(t)\varphi_i(x_1)\\ y_2(t,x_2)=\sum_{i=1}^{n}u_i(t)\varphi_i(x_2)\end{cases} \tag{10}$$

$$\boldsymbol{q}(\mathrm{t})=[q_1,q_2,q_3,q_4,q_5,q_6]^{\mathrm{T}}=[\theta_1(t),g_1(t),g_2(t),\theta_2(t),u_1(t),u_2(t)]^{\mathrm{T}} \tag{11}$$

式中，$g_i(t)$是构件 1 第 i 个弹性坐标，$u_i(t)$是构件 2 第 i 个弹性坐标。

根据拉格朗日方程，TFRM 的动力学方程为

$$\boldsymbol{Q}_k=\boldsymbol{M}\ddot{\boldsymbol{q}}+\dot{\boldsymbol{M}}\dot{\boldsymbol{q}}-\frac{\partial}{\partial\boldsymbol{q}}\left(\frac{1}{2}\dot{\boldsymbol{q}}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{M}\dot{\boldsymbol{q}}\right)+\boldsymbol{K}\boldsymbol{q}+\frac{\partial\boldsymbol{U}_g}{\partial\boldsymbol{q}} \tag{12}$$

式中，$\boldsymbol{U}_g$ 是系统的重力势能；$\boldsymbol{M}$ 是质量矩阵；$\boldsymbol{K}$ 是刚度矩阵；$\boldsymbol{Q}_k(t)$是通过虚拟工作法得到与旋转力矩对应的总合成力。

(C)1994-2020 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

TFRM 的主要失效模式为变形失效，其动态强度一般不失效。因此，本文将集中对变形作可靠性分析[21]。

TFRM 的基本参数有质量 M，机械臂长度 L，传动力矩 τ。具体数值见表 1。TFRM 的随机参数有密度 ρ，弹性模量 E，矩形截面高度尺寸 h、宽度尺寸 b，具体数值见表 2。

表 1　构件 1 和构件 2 的基本参数

基本参数	质量 m/kg	长度 L/m	传动力矩 τ/(N·m)
构件-1	5.5	0.75	$215\sin^3(2\pi t)-62$
构件-2	7.5	0.75	$75\sin^3(2\pi t)+15$

表 2　构件 1 和构件 2 的随机参数

变量	密度，ρ/(kg·m^{-3})	弹性模量 E/GPa	构件 1 截面尺寸		构件 2 截面尺寸	
			h_1/m	b_1/m	h_2/m	b_2/m
均值	2 067	4.088	0.06	0.015	0.04	0.010
方差	10	2.044	0.04	0.01	0.027	0.007

在可靠性分析过程中，密度 ρ，弹性模量 E，矩形截面尺寸 h、b 等随机变量均服从正态分布，而且彼此之间相互独立。

用蒙特卡罗法对输入随机变量抽样 100 次，并根据极限状态方程计算出每次抽样中构件 1 和构件 2 的最大变形值。对得出的 100 个样本归一化处理，处理后的数据作为网络训练样本。根据经验公式(13)，初步选定网络隐含层神经元范围 k_i=2～9 (i=1, 2 构件)。通过网络训练误差对比，选定隐含层节点个数 k_1=k_2=3，见表 3

$$n=\sqrt{n_i+n_o}+a \tag{13}$$

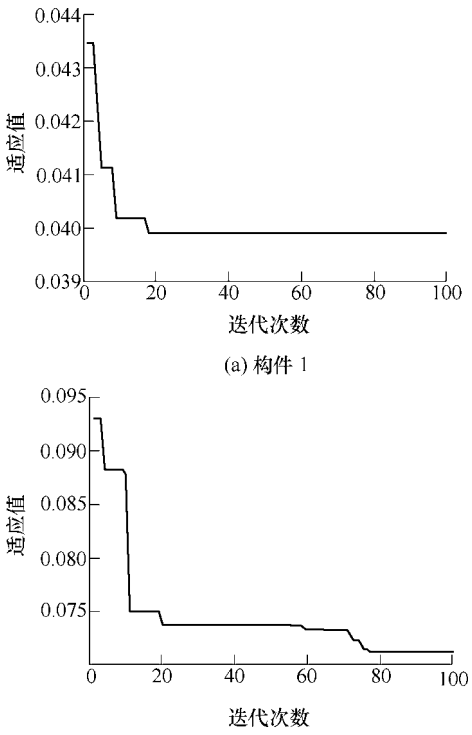
式中，n 为隐含层个数；n_i 为输入节点数；n_o 为输出节点数；a 为 1～10 之间的任意常数。

表 3　不同隐含层神经元数的网络训练误差

神经元数	2	3	4	5	6	7	8
网络 1 误差	0.12	0.10	0.13	0.13	0.12	0.20	0.22
网络 2 误差	0.17	0.16	0.16	0.17	0.19	0.18	0.20

输入层至隐含层，隐含层至输出层传递函数分别选用‘tansig’，‘purelin’，训练函数选用‘trainbr’，建立 BP 神经网络。取粒子维数 v=19，种群粒子数 N=40，经过 100 次迭代后，种群最优个体适应值变化曲线如图 5 所示。

将经过智能算法优化的网络权值阀值赋给网络，经训练后，得神经网络极值响应面。构件 1 权值，阀值如式(14)所示；构件 2 权值，阀值如式(15)所示。



(a) 构件 1

(b) 构件 2

图 5　最优适应值变化曲线

用蒙特卡罗法对神经网络极值响应面抽样 1 000 次，得出输出响应结果，作反归一化处理后变形可靠性分析结果如表 4 所示，两构件的变形曲线与变形分布情况及变形累积分布函数分别如图 6～8 所示。

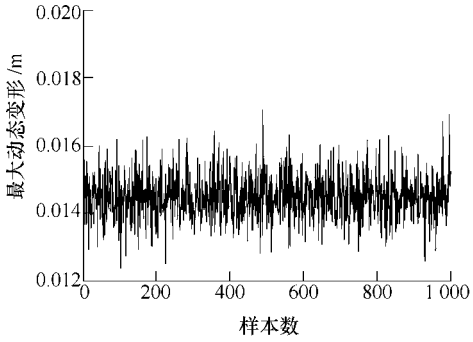
$$\begin{cases} \boldsymbol{w}_1=\begin{pmatrix} 0.318\,9 & 0.318\,9 & 0.318\,9 & 0.318\,9 \\ 0.153\,9 & 0.153\,9 & 0.153\,9 & 0.153\,9 \\ 1.778\,8 & 1.778\,8 & 1.778\,8 & 1.778\,8 \end{pmatrix} \\ \boldsymbol{b}_1=\begin{pmatrix} -1.315\,9 \\ 0.546\,4 \\ 1.081\,2 \end{pmatrix} \\ \boldsymbol{w}_2=\begin{pmatrix} -0.369\,7 & 1.875\,7 & 0.011\,7 \end{pmatrix} \\ \boldsymbol{b}_2=\begin{pmatrix} 0.515\,3 \end{pmatrix} \end{cases} \tag{14}$$

$$\begin{cases} \boldsymbol{w}_1=\begin{pmatrix} -2.258\,1 & -2.258\,1 & -2.258\,1 & -2.258\,1 \\ 0.119\,1 & 0.119\,1 & 0.119\,1 & 0.119\,1 \\ -0.377\,2 & -0.377\,2 & -0.377\,2 & -0.377\,2 \end{pmatrix} \\ \boldsymbol{b}_1=\begin{pmatrix} 0.511\,5 \\ -0.446\,8 \\ -1.262\,8 \end{pmatrix} \\ \boldsymbol{w}_2=\begin{pmatrix} -0.008\,1 & -1.626\,7 & 0.628\,9 \end{pmatrix} \\ \boldsymbol{b}_2=\begin{pmatrix} -0.335\,9 \end{pmatrix} \end{cases} \tag{15}$$

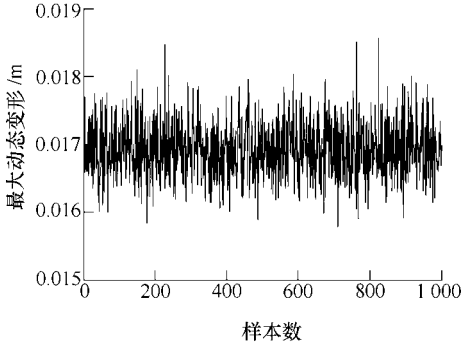
表 4　TFRM 的变形可靠性分析结果

	失效数	可靠性	均值/mm	标准差	分布	计算时间/s
构件 1 变形	0	1	14.5	0.677	正态	0.126
构件 2 变形	49	0.951	16.9	0.408	正态	0.158

(C)1994-2020 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

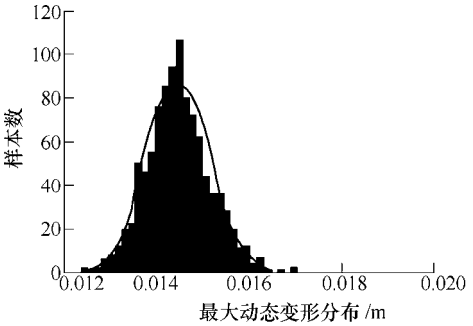


(a) 构件 1

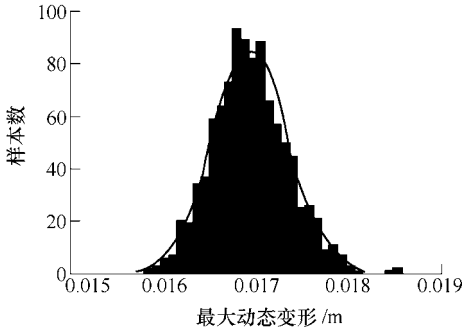


(b) 构件 2

图 6 构件中点最大变形

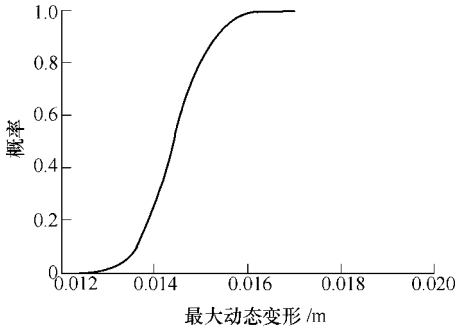


(a) 构件 1

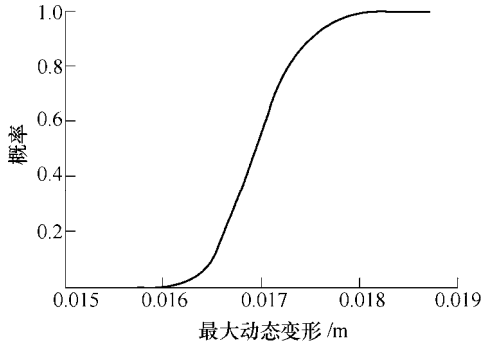


(b) 构件 2

图 7 构件最大变形分布情况



(a) 构件 1



(b) 构件 2

图 8 变形累积分布曲线

TFRM 是一个连续性系统，系统刚度可靠度等于各构件可靠度的乘积。则 TRFM 的可靠度为：$P_y=P_{y1}\cdot P_{y2}=0.951$。

为了验证 AERSM 方法的有效性和可行性，选用表 1 和表 2 的输入变量，并且同等计算条件下，用 MCM，ERSM，AERSM-1，AERSM-2 方法分别对柔性机械臂进行动态可靠性分析。四种方法在不同模拟次数下，各方法的计算时间和可靠度分别见表 5、6。

表 5 用四种方法计算 TFRM 动态可靠性分析结果分别所用的时间

方法	不同模拟次数所用的计算时间/s			
	10^2	10^3	10^4	10^5
MCM	2.94×10^3	2.98×10^4	2.99×10^5	—
ERSM	0.36	0.59	1.68	125.28
AERSM-1	0.14	0.25	0.49	36.08
AERSM-2	0.13	0.23	0.39	30.83

表 6 基于四种方法的 TFRM 动态可靠性分析结果

样本数	方法				精度(%)		
	MCM	ERSM	AERSM-1	AERSM-2	ERSM	AERSM-1	AERSM-2
10^2	0.970 0	0.980 0	0.970 0	0.970 0	99	99	100
10^3	0.952 0	0.961 0	0.951 0	0.951 0	99.1	99.9	99.9
10^4	0.986 5	0.953 8	0.986 6	0.986 5	96.7	99.99	100
10^5	—	0.956 8	0.986 1	0.961 1	—	—	—

从表 5 和表 6 中可以发现，ERSM，AERSM-1，AERSM-2 这三种方法在计算时间上大大优于 MCM 方法；随着仿真次数增加，AERSM-1, AERSM-2 计算效率逐渐高于 ERSM。在计算精度上，AERSM-1，

(C)1994-2020 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

AERSM-2 都比 ERSM 高，与 MCM 几乎保持一致。可见，AERSM 是一种高精度、高效率的动态可靠性分析方法。

4 结论

(1) 为了提高柔性机构动态可靠性分析的计算精度与效率，本文提出了两种先进极值响应面法：基于遗传算法及神经网络算法的极值响应面法，基于粒子群算法及神经网络算法的极值响应面法。以 TFRM 刚度可靠性分析为实例，验证表明 AERSM 是一种可行、高效的柔性机构动态可靠性分析方法。

(2) AERSM 的计算精度与 MCM 保持一致，优于 ERSM 的计算精度，并随着仿真次数的增加，AERSM 的高计算效率的优势越显著。与 AERSM-1 相比，AERSM-2 具有更高的计算精度和效率。

(3) 在柔性机构优化设计中需要进一步验证 AERSM 的可行性。

参 考 文 献

[1] AHMAD M A，MOHAMED Z. Experimental investigation of feed forward control schemes of a flexible robot manipulator system[J]. Faculty of Electrical Engineering，2008，10(2)：28-35.

[2] ZHANG X，XU W. NAIR S S. Comparison of some modeling and control issues for a flexible two link manipulator[J]. ISA Transaction，2004，43(4)：509-525.

[3] IDER S K，OZGOREN M K，AY V. Trajectory tracking control of robots with flexible links[J]. Mechanism and Machine Theory，2002，37(11)：1377-1394.

[4] ANTHONY G，JUREK Z S. Dynamics and trajectory tracking control of a two-link robot manipulator[J]. Journal of Vibration and Control，2004，10(10)：1415-1440.

[5] AHMAD M A, MOHAMED Z, HAMBALI N. Dynamics modeling of a two-link flexible manipulator system incorporating payload[C]// 3rd IEEE Conference on Industrial Electronics and Applications，June 3-5，2008，Singapore，Singapore，Piscataway，New Jersey：IEEE，2008：96-101.

[6] ZAVRAZHINA T V. Dynamics of robot manipulator with elastically flexible links and drive mechanisms[J]. Journal of Automation and Information Sciences，2005，37(1)：55-65.

[7] 于霖冲，白广忱. 柔性机构动态可靠性分析[M]. 1 版，北京：机械工业出版社，2013.
YU Linchong，BAI Guangchen. Dynamic reliability analysis for flexible mechanism[M]. 1st ed. Beijing：China Machine Press，2013.

[8] SWAPNA S G，MICHAEL R L. A simulation approach to structure based software reliability analysis[J]. Transactions on Software Engineering，2005，31(8)：643-656.

[9] KAYMAZ I. Application of Kriging method to structural reliability problems[J]. Structural Safety，2005，27(2)：133-151.

[10] SUZUKIA T，OHASHIA T，ASANO M ,et al. Assembly reliability evaluation method (AREM)[J]. Manufacturing Technology，2003，52(1)：9-12.

[11] GUAN X L，MELCHERS R E. Effect of response surface parameter variation on structure reliability estimates[J]. Structural Safety，2001，23(4)：429-444.

[12] ZHANG J，GUO Fan. Statistical modification analysis of helical planetary gears based on response surface method and Monte Carlo simulation[J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering，2015，28(6)：1194-1203.

[13] GAVIN H P, YAU S C. High-order limit state functions in the response surface method for structural reliability analysis[J]. Structural Safety，2008，30(2)：162-179.

[14] TENG Fei，ZHANG Wanxi，LIANG Jicai，et al. Springback prediction and optimization of variable stretch force trajectory in three-dimensional stretch bending process[J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering，2015，(06)：1132-1140.

[15] 孙硕，刘双宇，贾冬生，等. 高氮钢激光-电弧复合焊焊缝成形多元非线性回归模型[J]. 机械工程学报，2015，51(8)：67-75.
SUN Shuo, LIU Shungyu, JIA Dongsheng, et al. Multiple nonlinear regression model weld bead shape high nitrogen steal by laser-arc hybrid welding[J]. Journal of Mechanical Engineering，2015，51(8)：67-75.

[16] BAI Guangchen, FEI Chengwei. Distributed collaborative response surface method for mechanical dynamic assembly reliability design[J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering，2013，38(4)：1160-1168.

[17] FEI Chengwei，BAI Guangchen. Nonlinear dynamic probabilistic analysis for turbine casing radical deformation using extremum response surface method based on support vector machine[J]. Journal of Computational and Nonlinear Dynamics, 2013, 8(1)：1-8.

[18] 李洪双, 吕震宙. 结构可靠性分析的支持向量机响应面法[J]. 计算力学学报，2009，2(26)：199-203.

(C)1994-2020 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

LI Hongshuang, LÜ Zhenzhou. A support vector machine response surface method for structural reliability analysis[J]. Chinese Journal of Computational Mechanics, 2009, 2(26)：199-203.

[19] REN Yuan, BAI Guangchen. New neural network response surface methods for reliability analysis[J]. Chinese Journal of Aeronautics, 2011, 24：25-31.

[20] 吕震宙, 杨子政, 赵洁. 基于加权线性响应面法的神经网络可靠性分析方法[J]. 航空学报, 2006, 6(27)：1063-1067.
LÜ Zhengzhou, YANG Zizheng, ZHAO Jie. An artificial neural network method for reliability analysis based on weighted linear response surface[J]. Chinese Journal of Aeronautics, 2006, 6(27)：1063-1067.

[21] 阎宏生, 胡云昌, 牛勇. 基于神经网络响应面的结构可靠性分析方法研究[J]. 海洋工程, 2002, 2(20)：1-6.
YAN Hongsheng, HU Yunchang, NIU Yong. Approximate structure reliability analysis based on NN-RSM[J]. The Ocean Engineering, 2002, 2(20)：1-6.

[22] 于霖冲, 白广忱, 焦俊婷. 柔性机构动态强度可靠性分析理论和方法研究[J]. 机械强度, 2007, 29(6)：956-959.
YU Linchong, BAI Guangchen, JIAO Junting. Research on dynamic strength reliability analysis theory and methodology of flexible mechanism[J]. Journal of Mechanical Strength, 2007, 29(6)：956-959.

[23] ZHANG Chunyi, BAI Guangchen. Extremum response surface method of reliability analysis on two-link flexible robot manipulator[J]. Journal of Central South University of Technology, 2012, 19：101-107.

[24] 韩彦彬, 白广忱, 李晓颖, 等. 基于支持向量机柔性机构动态可靠性分析[J]. 机械工程学报, 2014, 50(11)：86-92.
HAN Yanbin, BAI Guangchen, LI Xiaoying, et al. Dynamic reliability analysis of flexible mechanism based on support vector machine[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2014, 50(11)：86-92.

[25] 边霞, 米良. 遗传算法理论及其应用研究进展[J]. 计算机应用研究, 2010, 27(7)：2425-2434.
BIAN Xia, MI Liang. Development on genetic algorithm theory and its applications[J]. Application Research on Computers, 2010, 27(7)：2425-2434.

[26] 张丹, 韩胜菊, 李建, 等. 基于改进粒子群算法的 BP 算法的研究[J]. 计算机仿真, 2011, 28(2)：147-150.
ZHANG Dan, HAN Shengju, LI Jian, et al. BP algorithm based on improved particle swarm optimization[J]. Computer Simulation, 2011, 28(2)：147-150.

作者简介：张春宜(通信作者), 男, 1960 年生, 博士, 教授, 博士研究生导师。主要研究方向为机械设计, 优化设计, 可靠性工程。
E-mail：zhangchunyi@hrbust.edu.cn
宋鲁凯, 男, 1990 年生, 博士研究生。主要研究方向为智能设计和可靠性工程。
E-mail：songlukai29@163.com

(C)1994-2020 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net