DOI: 10.11858/gywlxb.20180681

基于自适应遗传算法的爆炸冲击响应谱 时域重构优化方法

孙文娟1,2、陈海波1、黄颖青1

(1. 中国科学技术大学近代力学系中国科学院材料力学行为和设计重点实验室, 安徽 合肥 230026; 2. 安徽新华学院信息工程学院, 安徽 合肥 230088)

摘要:为解决现有爆炸冲击响应谱 (Shock Response Spectrum, SRS) 加速度重构方法依赖于大量试验数据的问题,对比了阻尼正弦与小波两种不同加速度重构方法在合成爆炸冲击响应谱时的性能。将对重构 SRS 质量的评估转化为与目标谱匹配度的最小值优化问题,并首次将自适应遗传算法 (Adaptive Genetic Algorithm, AGA) 应用于 SRS 重构的优化问题中。对比了交叉先行、变异先行和不定向 3 种不同的 AGA 在爆炸冲击响应谱时域重构优化中的性能,并与基本遗传算法 (Genetic Algorithm, GA) 进行对比。结果表明, AGA 的优化结果比 GA 有较大幅度的改善,且不定向 AGA 所得结果是 3 种 AGA 方法中最好的,其 SRS 各频点数值均在 (-3/+6)dB 容差范围之内,与目标谱的匹配度更好。仿真对比算例验证了该方法在冲击响应谱的时域重构应用中具有较高的准确性和实用性,为进一步提高航天器结构在爆炸冲击载荷下响应的计算精度提供了支撑。

关键词:冲击响应谱;爆炸冲击;时域重构;优化;自适应遗传算法

中图分类号: V415.4

文献标识码:A

冲击响应谱(Shock Response Spectrum, SRS)已被证明是工程上用于分析和量化冲击环境的有效标准工具^[1-2],也是用于比较冲击严重等级和对结构潜在危害程度的最简单工具^[3]。尽管 SRS 的使用非常普遍,但由于 SRS 是线性变换,不能直接用于多自由度构件的非线性结构动力学分析与测试^[4]。

随着航天器组件和结构变得越来越复杂,准确地模拟其在爆炸冲击载荷下的响应变得越来越重要。有限元等数值模拟方法通常在试验测试之前进行,当进行线性动力学分析时,可直接使用 SRS 作为输入求解结构的动力学响应;而当结构具有非线性动力学特性时,则必须以加速度时域信息作为模拟计算的输入^[4]。现有的航空航天结构冲击设计与测试规范文件中,只给出了 SRS 的规范要求,并未同时给出相应的时域信息。由于时域冲击信息在转换为 SRS 时丢失了相位信息,因此在逆变换时很难准确再现时域冲击波形。

针对火工爆炸冲击波形加速度重构问题, Hwang 等^[5]提出一种通过统计分析大量航天器爆炸分离冲击试验测试数据得出基于阻尼正弦各主要参数概率密度函数的时域波形合成方法; Chong 等^[6]使用激光冲击信号重构法来模拟点源爆炸分离冲击波形; 杜志鹏等^[7]通过傅里叶变换对水下爆炸冲击实测信号进行修正, 得到同时具备标准性与实际冲击特性的时域冲击信号。然而以上方法在航天器设计初

^{*} 收稿日期: 2018-11-09; 修回日期: 2018-11-27

基金项目: 国家自然科学基金(11772322); 军委装备发展部预研领域基金(6140246030216ZK01001); 中国科学院战略性先导科技专项(B类)子课题(XDB22040502)

作者简介: 孙文娟(1986-), 女, 博士研究生, 讲师, 主要从事爆炸冲击效应研究.

E-mail: sunwenj@mail.ustc.edu.cn

通信作者:陈海波(1968-),男,博士,教授,主要从事计算力学及工程应用、振动工程研究.

E-mail: hbchen@ustc.edu.cn

期缺少充足试验测试数据的情况下无法有效使用。如何在没有试验测试时域信息的情况下重构满足规范 SRS 的时域波形,以指导航天器的初期设计成为工程师面临的主要问题之一。

在缺少试验测试值的情况下,通常依赖于简单冲击(如矩形冲击、三角脉冲或正弦冲击)来重构 SRS 的主要特性。对于机械冲击,合成满足给定 SRS 时域波形的方法主要是采用经典波形冲击(如半正弦、锯齿波、梯形波等)、阻尼正弦波及合成小波^[4]。马道远等^[8]通过构造阻尼正弦波形基函数,运用 GA 优化解决冲击响应谱加速度重构问题。然而,火工爆炸分离冲击与机械冲击波形有着显著不同的特性,具有高频、高幅值、持续时间极短的特点,传统的机械冲击波形合成方法是否适用于火工爆炸分离冲击需要进一步验证。

基于上述原因,本研究的目的是在缺少相关试验测试数据并开展数值模拟的情况下,考察用于数值模拟的爆炸冲击加速度重构方法,以进一步提高重构 SRS 与目标 SRS 的匹配度。重构 SRS 的质量是通过与目标 SRS 进行比较来评估的最小值优化问题。因此,选用近年来在 SRS 重构中受到重视的 GA 解决此优化问题。然而, GA 容易陷入局部最优,而所得结果远非最优。AGA 由于具有自适应调整的交叉概率和变异概率,使算法具有较强的全局寻优能力[9-11]。本研究首次将 AGA 方法应用于 SRS 重构的优化问题中,选用 3 种不同的典型 AGA 方法,对爆炸冲击响应谱时域重构进行优化计算,有望进一步提高爆炸冲击载荷下结构响应的计算精度。

1 冲击响应谱的基本概念

Biot^[12] 在研究地震对建筑物的影响时第一次引入了 SRS 的概念。SRS 描述的是一系列单自由度振子在冲击载荷激励下产生的最大响应与固有频率之间的关系,从而将时域冲击激励转换为频域的 SRS 表示,其基本变换关系如图 1 所示。不同的冲击激励将得到不同的SRS,其值与所要研究的结构系统无直接关系,而只是将冲击激励用标准响应工具(单自由度振荡器)描述。

SRS 可以采用位移、速度或加速度的形式 定义冲击激励及对应的频率响应。航空航天 领域通常使用最大绝对加速度 SRS^[2,13](Maxima Absolute Acceleration SRS, 简称 AASRS, 为描述

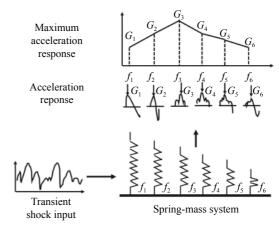


图 1 冲击响应谱概念示意图

Fig. 1 Graphical representation of the shock response spectrum

方便,以下统称为 SRS),反映的是时域加速度冲击激励与频域最大绝对加速度响应之间的映射,是进行结构动力学分析和给定测试规范的标准工具。改进的斜坡不变数字滤波递归算法由 Smallwood^[14] 首次提出,该算法具有物理意义明确、算法简洁明了、计算速度快、计算精度高等优点,成为目前普遍使用的冲击响应谱数值算法及工程标准^[15]。

2 爆炸冲击响应谱时域重构方法

2.1 基本方法

阻尼正弦和小波由于波形接近实际的冲击加速度而成为两种最常见的满足给定冲击响应谱的波形合成技术^[3,16]。通过计算一系列阻尼正弦波或小波的和可得到时域加速度信息,合成的总的加速度时域波形可表示为

$$\ddot{X}(t) = \sum_{m=1}^{n} W_m(t) \tag{1}$$

式中: $W_{-}(t)$ 为第m 个频点处的波函数, n 为总数目, 即在给定频率范围按照 1/6 倍频程的频率点个数。

对于每个阻尼正弦波,其加速度时域波为

$$W_m(t) = \begin{cases} 0 & t < t_{dm} \\ A_m \exp\left[-\xi_m \omega_m (t - t_{dm})\right] \sin\left[\sqrt{1 - \xi_m^2} \omega_m (t - t_{dm})\right] & t \ge t_{dm} \end{cases}$$
 (2)

式中: A_m 为加速度幅值, ξ_m 为控制波形衰减速度的衰减率, ω_m 为波形的角频率($\omega_m = 2\pi f_m$, f_m 为波形的频率), t_{dm} 为频率 f_m 处阻尼正弦波相对于零时刻的波形延迟时间。

每个小波的方程为

$$W_{m}(t) = \begin{cases} 0 & t < t_{dm} \\ A_{m} \cdot \sin\left[\frac{2\pi f_{m}}{N_{m}}(t - t_{dm})\right] \sin\left[2\pi f_{m}(t - t_{dm})\right] & t_{dm} \leq t \leq t_{dm} + \frac{N_{m}}{2f_{m}} \\ 0 & t > t_{dm} + \frac{N_{m}}{2f_{m}} \end{cases}$$
(3)

式中: N_m 为半正弦波的数目, 一般取 $N_m \ge 3$ 的奇整数, t_{am} 为小波相对于零时刻的波形延迟时间。

加速度时域波形可以通过(1)式、(2)式(或(3)式)计算得到。这就意味着总的加速度时域波形主要取决于每个波形的关键参数(阻尼正弦 A_m 、 ξ_m 、 f_m 和 t_{dm} ,小波 A_m 、 f_m 、 N_m 和 t_{dm}),不同的参数组合可得到完全不同的加速度时域波形,选择合适的参数以满足给定的 SRS 是一个反复试算的过程。

2.2 基于 GA 的加速度重构优化方法

合成加速度 $\ddot{X}(t)$ 的冲击响应谱在频点 f_i 处的值为 $SRS(f_i)$,目标冲击响应谱在频点 f_i 的值记为 $SRS_0(f_i)$,我们希望由合成加速度时域信息计算得到的冲击响应谱与目标冲击响应谱越接近越好,而加速度时域信息中的关键参数有多种组合,通过穷举搜索逐次迭代寻找较优解的方法费时费力,更好的方式是采用优化算法。因此,可将此问题转化为寻找最优解的优化问题,定义如下优化目标函数

$$F = \min\left(\sum_{i=1}^{n} |SRS(f_i) - SRS_0(f_i)|\right)$$
(4)

式中: n 为所求频率范围内按照 1/6 倍频程频率间隔得到的频率点数目, (4) 式的最小值即为目标最优解。

GA 是一种启发式随机搜索算法,不会因为函数是连续或离散、线性或非线性、单峰或多峰而影响函数的优化,适合于本问题的求解。因此,选用 GA 解决冲击响应谱加速度重构的优化问题。

GA 按照以下设置进行初始化及优化计算:

- (1)初始种群在每个参数的取值范围内随 机选择(如表1所示);
 - (2) 最大进化代数为 200 代;
 - (3)种群数目为40;
- (4)交叉概率 P_c 和变异概率 P_m 分别选取 0.7 和 0.1 的经验值^[9];
- (5) GA 的停止准则,即达到最大进化代 数,或者适应值的累积变化至少保持 1.0×10⁻¹⁰ 不变。

表 1 决策变量的取值范围

Table 1 Variation ranges of the decision variables

Optimization variable	Variation range
A_m	$(1/4 \text{ to } 1/3)A_0(g)$
$t_{\mathrm{d}m}$	[0.0001, 0.015] (s)
$oldsymbol{\xi}_m$	[0.001, 0.1]
N_m	[5, 27] (odd number)

2.3 爆炸冲击加速度重构的算例验证

根据冲击响应的量级和频谱成分可将火工爆炸冲击环境分为远场、中场和近场,选取了远场^[17]、中场^[18]及近场^[18]的3个典型冲击响应谱作为加速度重构的目标谱,具体信息列于表2。

以表中的值作为目标 SRS,分别采用阻尼正弦合成方法和小波法合成加速度时域波形, $100\sim10\,000\,\mathrm{Hz}$ 频段按照 $1/6\,$ 倍频程间隔共 $41\,$ 个频率点,即公式 $(1)\,$ 中的 $n=41,200\sim10\,000\,\mathrm{Hz}$ 频段按照 $1/6\,$ 倍频程间隔共 $35\,$ 个频率点, $n=35\,$ 。利用基于 GA 的加速度重构方法进行优化计算,得到的优化结果如图 $2\,$ 所示。

表 2 典型爆炸冲击响应谱规范

Table 2 Specification of SRS

Far fi	ield	Medium field		Near field		
Frequency/Hz	Amplitude/g	Frequency/Hz	Amplitude/g	Frequency/Hz	Amplitude/g	
100	80	100	150	200	250	
450	600	300	200	1 000	4 000	
900	1 000	1 500	3 000	1 200	5 000	
10 000	1 000	10 000	3 000	10 000	5 000	

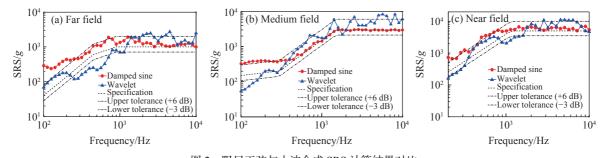


图 2 阻尼正弦与小波合成 SRS 计算结果对比

Fig. 2 Comparison results of damped sine and wavelet

图 2 的结果显示,针对远场、中场及近场的 3 个算例,阻尼正弦合成的时域波形计算得到的 SRS 比小波更接近表 2 规范中给出的 SRS 值(图中用 Specification 表示),且阻尼正弦合成的 SRS 基本都在 (-3/+6)dB 容差范围附近,而小波合成的 SRS 波动性很大,远远超出 (-3/+6)dB 容差范围。3 个算例的最终优化目标函数值及计算时间列于表 3。

表 3 阻尼正弦与小波合成 SRS 计算结果对比

Table 3 Comparison results of damped sine and wavelet

D	Far field		Medium field		Near field	
Parameter	Damped sine	Wavelet	Damped sine	Wavelet	Damped sine	Wavelet
Objective function value/g	44.2	294.9	103.7	890.1	155.5	1491
Time/s	142.2	142.1	139.7	139.2	81.9	80.2

表 3 中的数据对比显示, 3 个算例中小波合成的优化目标函数值分别为阻尼正弦的 5.65、8.58 及 9.59 倍, 而计算时间基本相当。综合图 2 及表 3 的结果, 对于火工爆炸冲击响应谱的加速度重构, 不管是远场、中场还是近场, 阻尼正弦的合成方法均比小波合成法更有效, 最终选用阻尼正弦合成法作为爆炸冲击响应谱加速度重构的方法。

3 AGA 在爆炸冲击响应谱加速度重构优化中的应用

阻尼正弦合成的 SRS 虽然较小波合成法更接近目标谱,但匹配程度并不十分理想,有个别值已经超出了 (-3/+6)dB 的容差范围,这是由于在使用 GA 进行优化计算时,交叉概率 P_c 和变异概率 P_m 选取的是固定的经验值,其值并不适用于所有不同的优化问题。为此,有必要进一步探讨 GA 中 P_c 和 P_m 的取值对最终优化结果的影响。

3.1 P_c 和 P_m 的灵敏度分析

 $GA 中 P_c$ 和 P_m 的取值对优化过程及结果影响很大^[10]。 P_c 的取值越大,新个体产生的速度就越快,但 P_c 过大使遗传模式被破坏的可能性增加,具有较高适应度的个体结构很快就会被破坏; P_c 越小时,搜索过程缓慢,以致停滞不前。 P_m 过小时,不易产生新的个体结构,而 P_m 过大使 GA 变为纯粹的随机

搜索算法。根据经验, P_c 取 0.5~0.9 之间的值, P_m 取 0.01~0.1 之间的值^[10]。针对表 2中的远场 SRS, 考察 P_c 和 P_m 的最佳取值。 P_c 按照 0.1 的间隔在 0.5~0.9 之间取值, P_m 按照 0.01 的间隔在 0.01~0.1 之间取值, 计算目标函数 (4) 式的值, 取 10 次计算的平均值, 结果如图 3 所示。

图 3 的结果显示, 对于表 2 中的远场目标 SRS, 采用 GA 对加速度重构进行优化计算时, 最佳的 P_c =0.6, P_m =0.02。采用此组参数重新计算阻尼正弦法合成的远场目标 SRS, 并与 2.3 节中采用经验参数 (P_c =0.7, P_m =0.1) 计算的结果进行对比, 如图 4 所示。

图 4 的结果显示,采用经过参数灵敏度分析选取的 P_c 和 P_m (0.6, 0.02) 计算得到的 SRS 比采用经验参数 (0.7, 0.1) 计算得到的值更接近规范目标谱,且基本与目标谱完全一致。从优化目标函数值来看,经验参数计算的结果 (44.2) 约为优化参数计算结果 (19.9) 的 2.2 倍。但当采用优化参数组(P_c =0.6, P_m =0.02) 对表 2 的中场及近场目标 SRS 分别进行优化计算时,得到的优化结果并没有像远场目标谱那样有大幅度的改善,具体见图 5。

图 5 的对比结果显示,采用经验参数与采

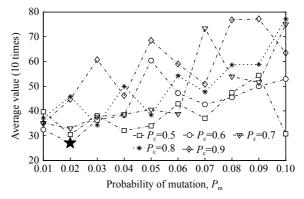


图 3 交叉概率和变异概率取值分析结果

Fig. 3 Average value of P_c and P_m

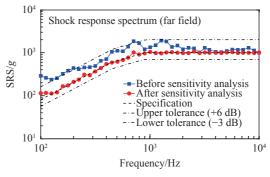


图 4 参数灵敏度分析前后远场 SRS 结果对比

Fig. 4 Comparison results of empirical parameters and optimized parameters for far-field SRS

用优化参数计算的结果基本相当,与目标谱偏离较远,且有大量数据超过了 (-3/+6)dB 的有效容差范围。这是因为:优化参数是针对表 2 中的远场目标谱得到的,而当这组优化参数应用到不用优化问题的中场、近场目标谱时,其优越性将不再存在。

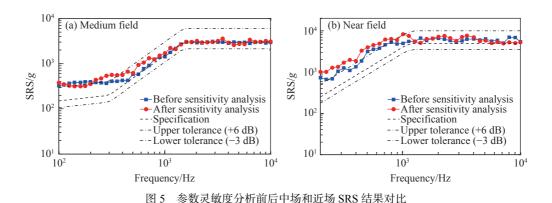


Fig. 5 Comparison results of empirical parameters and optimized parameters for mid-field and near-field SRS

上述对比分析结果显示, $GA + P_c$ 和 P_m 的取值对优化结果有重要影响, 针对不同的优化问题, 即使存在细微差别, 最优参数组合也是不同的。如果每个问题都要进行类似的参数灵敏度分析来寻找最优参数组合, 费时费力。

3.2 AGA

AGA 由 Srinivas 和 Patnaik^[10] 首次提出,基本思想是 P_c 和 P_m 随着适应度值的变化而自适应调整,

从而在优化的每一代采用相对某个解的最佳交叉概率和变异概率,算法具有较强的搜索能力和收敛能力。依据概率调整方式的不同,AGA 可以分为交叉先行 (Crossover-First)、变异先行 (Mutation-First) 和不定向 (Uncertain-Order) 3 种不同的形式^[9]。交叉先行与变异先行 AGA 完全不同,交叉先行 AGA 具有逐渐变小的 $P_{\rm m}$ 和逐渐变大的 $P_{\rm m}$,而变异先行 AGA 具有逐渐变小的 $P_{\rm m}$ 和逐渐变大的 $P_{\rm c}$,其概率调整公式分别如 (5) 式和 (6) 式。交叉先行 AGA

$$P_{c} = \begin{cases} P_{c}^{LB} & P_{c0} \cdot \frac{S_{i}}{S_{0}} < P_{c}^{LB} \\ P_{c0} \cdot \frac{S_{i}}{S_{0}} & P_{c}^{LB} \leqslant P_{c0} \cdot \frac{S_{i}}{S_{0}} \leqslant P_{c}^{UB} , \\ P_{c}^{UB} & P_{c0} \cdot \frac{S_{i}}{S_{0}} > P_{c}^{UB} \end{cases} \qquad P_{m} = \begin{cases} P_{m}^{LB} & P_{m0} \cdot \frac{S_{0}}{S_{i}} < P_{m}^{LB} \\ P_{m0} \cdot \frac{S_{0}}{S_{i}} & P_{m}^{LB} \leqslant P_{m0} \cdot \frac{S_{0}}{S_{i}} \leqslant P_{m}^{UB} \\ P_{m}^{UB} & P_{m0} \cdot \frac{S_{0}}{S_{i}} > P_{m}^{UB} \end{cases}$$
(5)

式中: P_c^{LB} 和 P_c^{UB} 为 P_c 的上限和下限, P_m^{LB} 和 P_m^{UB} 为 P_m 的上限和下限, P_{c0} 、 P_{m0} 分别为 P_c 和 P_m 的初始值, S_0 为第一代目标函数的标准差, S_i 为第 i 代目标函数的标准差。

变异先行 AGA

$$P_{c} = \begin{cases} P_{c}^{LB} & P_{c0} \cdot \frac{S_{0}}{S_{i}} < P_{c}^{LB} \\ P_{c0} \cdot \frac{S_{0}}{S_{i}} & P_{c}^{LB} \leq P_{c0} \cdot \frac{S_{0}}{S_{i}} \leq P_{c}^{UB} , \qquad P_{m} = \begin{cases} P_{m}^{LB} & P_{m0} \cdot \frac{S_{i}}{S_{0}} < P_{m}^{LB} \\ P_{m0} \cdot \frac{S_{i}}{S_{0}} & P_{m}^{LB} \leq P_{m0} \cdot \frac{S_{i}}{S_{0}} \leq P_{m}^{UB} \end{cases}$$

$$P_{c} = \begin{cases} P_{c}^{LB} & P_{c}^{LB} \cdot \frac{S_{i}}{S_{0}} < P_{c}^{LB} \\ P_{c}^{UB} & P_{c}^{UB} \cdot \frac{S_{i}}{S_{0}} > P_{c}^{UB} \end{cases}$$

$$P_{c} = \begin{cases} P_{c}^{LB} & P_{c}^{LB} \cdot \frac{S_{i}}{S_{0}} < P_{c}^{LB} \\ P_{c}^{UB} & P_{c}^{UB} \cdot \frac{S_{i}}{S_{0}} > P_{c}^{UB} \end{cases}$$

$$P_{c} = \begin{cases} P_{c}^{LB} & P_{c}^{LB} \cdot \frac{S_{i}}{S_{0}} < P_{c}^{LB} \\ P_{c}^{UB} & P_{c}^{UB} \cdot \frac{S_{i}}{S_{0}} > P_{c}^{UB} \end{cases}$$

$$P_{c} = \begin{cases} P_{c}^{LB} & P_{c}^{LB} \cdot \frac{S_{i}}{S_{0}} < P_{c}^{LB} \cdot \frac{S_{i}}{S_{0}} < P_{c}^{UB} \cdot \frac{S_{i}}{S_{0}} < P_{c}^{UB} \end{cases}$$

$$P_{c} = \begin{cases} P_{c}^{LB} & P_{c}^{LB} \cdot \frac{S_{i}}{S_{0}} < P_{c}^{LB} \cdot \frac{S_{i}}{S_{0}} < P_{c}^{UB} \cdot \frac{S_{i}}{S_{0}} < P_{c}^{U$$

Srinivas 提出的不定向 AGA 中,当某个体的适应度值等于这一代中个体的最大适应度值时, P_c 和 P_m 的值为零,这将会导致优化问题早熟。为此,Yan 等[11] 提出一种改进的不定向 AGA,这种调节方法 使在进化初期适应度较大的个体可取到合适的 P_c 和 P_m ,算法具有较强的全局搜索能力,易于找到全局最优解。其调节公式具体为

$$P_{c} = \begin{cases} \frac{P_{c1}(f_{avg} - f) + P_{c2}(f - f_{min})}{f_{avg} - f_{min}} & f \leq f_{avg} \\ \frac{P_{c2}(f_{max} - f) + P_{c3}(f - f_{avg})}{f_{max} - f_{avg}} & f > f_{avg} \end{cases}, \qquad P_{m} = \begin{cases} \frac{P_{m1}(f_{avg} - f) + P_{m2}(f - f_{min})}{f_{avg} - f_{min}} & f \leq f_{avg} \\ \frac{P_{m2}(f_{max} - f) + P_{m3}(f - f_{avg})}{f_{max} - f_{avg}} & f > f_{avg} \end{cases}$$
(7)

式中: f 为当前代个体的适应度值, f_{avg} 、 f_{max} 及 f_{min} 分别为当前代种群的平均、最大及最小适应度值, $P_{c1} > P_{c2} > P_{c3} \in (0,1), P_{m1} > P_{m2} > P_{m3} \in (0,1)$ 。

3.3 AGA 应用于爆炸冲击响应谱的时域重构优化

采用以上3种AGA,再次对表2中3个典型的目标谱进行加速度重构的优化计算,选用的参数值如表4所示。

表 4 AGA 选用参数 Table 4 Parameters of AGA

Parameter	Value	Parameter	Value	Parameter	Value
Population	40	P_{ml}	0.1	P_{c0}	0.75
Maximum evolutionary generation	200	$P_{ m m2}$	0.05	$P_{ m m}^{ m LB}$	0.01
$P_{\rm c1}$	0.9	P_{m3}	0.005	$P_{ m m}^{ m UB}$	0.1
P_{c2}	0.5	$P_{ m c}^{ m LB}$	0.5	$P_{ m m0}$	0.05
$P_{ m c3}$	0.1	$P_{ m c}^{ m UB}$	0.9		

AGA与GA所得SRS的对比结果如图6所示。

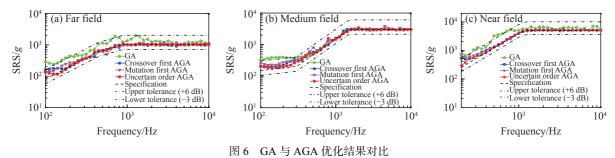


Fig. 6 Comparison results of GA and AGA

图 6 的对比结果显示: AGA 的优化结果比 GA 有较大幅度的改善, 且不定向 AGA 的结果是最好的, 所得各频点数值全部在 (-3/+6)dB 容差范围之内, 与目标谱匹配度更好, 其次是交叉先行 AGA 和变异先行 AGA。与 GA 相比, AGA 的计算效率更高, 具体情况见表 5。

表 5 GA 与 AGA 优化结果对比
Table 5 Comparison results of GA and AGA (OFV: objective function value)

		Far field		I	Medium field	•	•	Near field	
Algorithm	OFV/g	Current generation	Total time/s	OFV/g	Current generation	Total time/s	OFV/g	Current generation	Total Time/s
GA	44.20	200	142.2	103.7	200	139.7	155.5	200	81.9
Crossover first AGA	44.05	115	147.1	102.9	102	135.1	156.8	127	82.9
Mutation first AGA	44.29	128	139.8	103.9	137	136.1	155.4	158	83.6
Uncertain-order AGA	44.25	89	172.1	103.1	87	143.0	155.3	98	102.2

表 5 的结果显示,目标函数值达到近似相同数值时,AGA 比 GA 所需要的进化计算代数小很多,特别是不定向 AGA。分析其主要原因:交叉先行(Crossover First)和变异先行(Mutation First)AGA 中的概率是随着目标函数的标准差而调整的,反映的是当代个体的整体趋势,而不定向(Uncertain-Order)AGA 概率的调整受到当前代种群中平均、最大及最小适应度值的综合影响,在优化进程中交叉概率和变异概率伴随着个体适应度值而实时调整,其值始终处于较优化数值。考察表 5 各算法的计算时间,交叉先行和变异先行 AGA 的计算时间与 GA 相当,不定向 AGA 虽有所增加,但增加时间最多 30 s(相应 GA 时间的 21%)。综合不定向 AGA 对计算结果的改进,此时间增加是可以接受的。

不定向 AGA 优化计算所得的加速度时间历程曲线如图 7 所示,与爆炸冲击时域波形十分接近,可以作为爆炸冲击载荷应用于结构的响应分析与计算。

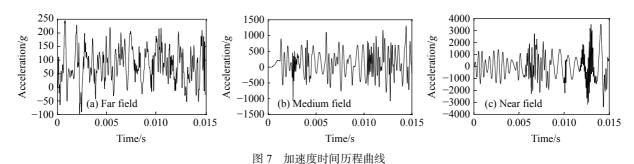


Fig. 7 Acceleration time-history curves

此外,选用了文献[19]的中场目标冲击响应谱进一步验证本研究的基于不定向 AGA 的阻尼正弦加速度重构方法,两者的对比结果如图 8 所示。

图 8 的结果表明, 本研究不定向 AGA 优化计算方法所得的 SRS 比文献 [19] 更接近目标谱, 进一步验证了本研究所用方法的准确性。

高

3.4 不定向 AGA 中种群数目的影响分析

以上使用的不定向 AGA 中, P_c 和 P_m 随着适应度值的变化而自适应调整, 但种群数目 40 始终保持不变, 然而种群数目的取值对最终优化结果的影响也不容忽视^[20]。种群数目过小时, 种群多样性降低, 而过大时会增加优化计算的时间成本。根据经验, 种群数目一般取 $20\sim100$ 之间的值。为验证种群数目对不定向 AGA 优化计算结果的影响, 选取表 2 的中场目标冲击响应谱, 在 P_c 和 P_m 按照 (7) 式自适应调整的基础上, 种群数目分别取 $20\sim40\sim60$ $\sim80\sim100$, 所得对比结果如图 9 所示。

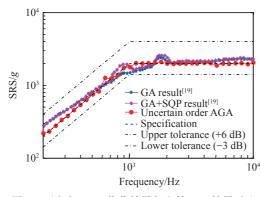


图 8 不定向 AGA 优化结果与文献 [19] 结果对比 Fig. 8 Comparison results of uncertain-order AGA and Ref. [19]

各种群数目 200 代所得目标函数最终优化 值及计算时间见表 6。

由表 6 可知,随着种群数目的增加,200 代 计算所得目标函数的最终优化值逐渐变小,但 计算时间也随之增加。这主要是由于当种群 数目增加时,种群的多样性增加,使算法更易 于找到全局最优解,但也会带来增加优化计算 时间成本的问题。如何在计算效果与计算效 率之间很好地平衡是需要仔细考虑的问题。

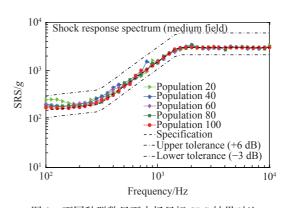


图 9 不同种群数目下中场目标 SRS 结果对比 Fig. 9 Comparison results of mid-field SRS under different population numbers

表 6 不同种群数目下中场目标 SRS 优化值与计算时间对比
Table 6 Comparison of optimization values and calculation time
for mid-field SRS under different population numbers

Population	Final optimization value/g	Calculation time of 200 generations/s
20	77.94	53.34
40	48.48	139.70
60	44.53	148.80
80	37.93	159.70
100	27.88	221.80

4 结 论

对于火工爆炸分离冲击环境的预示,在缺少试验测试数据的情况下开展数值模拟研究时,如何重构满足规范 SRS 的加速度时域波形是工程界面临的主要问题之一。远场、中场及近场的 3 个典型算例对比表明,阻尼正弦波的合成方法比小波更适用于火工爆炸冲击响应谱的加速度重构。GA 的优化结果受交叉概率和变异概率选择的影响较大,而 AGA 中交叉和变异概率的自适应调整使算法具有较强的全局搜索能力,易于找到全局最优解。交叉先行、变异先行和不定向 AGA 3 种方法的对比表明,不定向 AGA 在计算效果与计算效率上更具有优势,所得结果是几种方法中最好的,各频点数值全部在(-3/+6)dB 容差范围之内。

首次将不定向 AGA 应用于爆炸冲击加速度重构优化计算中,获得了比传统方法更高的精度和可行性,所得加速度信息与实际爆炸冲击信号更接近。最后对比分析了种群数目对优化结果的影响,得出了具有指导意义的结论。研究结果为进一步提高航天器结构在冲击载荷下响应的计算精度提供了可能,有助于解决冲击环境预测难的问题。

参考文献:

- [1] LEE J R, CHIA C C, KONG C W. Review of pyroshock wave measurement and simulation for space systems [J]. Measurement, 2012, 45(4): 631–642.
- [2] HIMELBLAU H, KERN D L, MANNING J E, et al. Dynamic environment critical: NASA-HDBK-7005 [R]. Washington, DC: National Aeronautics and Space Administration, 2001.
- [3] ECSS. Space engineering-mechanical shock design and verification handbook: ECSS-E-HB-32-25A [R]. The Netherlands: European Space Agency, 2015.
- [4] ALEXANDER J E. A new method to synthesize a shock response spectrum compatible base acceleration to improve multidegree of freedom system response [D]. Minneapolis, MN: University of Minnesota, 2015.
- [5] HWANG J H, DURAN A. Stochastic shock response spectrum decomposition method based on probabilistic definitions of temporal peak acceleration, spectral energy, and phase lag distributions of mechanical impact pyrotechnic shock test data [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2016, 76: 424–440.
- [6] CHONG S Y, LEE J R, KONG C W. Shock response spectra reconstruction of pointwise explosive-induced pyroshock based on signal processing of laser shocks [J]. Shock and Vibration, 2014, 2014: 1–14.
- [7] 杜志鹏, 汪玉, 杨洋, 等. 舰艇水下爆炸冲击信号拟合及应用 [J]. 振动与冲击, 2010, 29(3): 182–184. DU Z P, WANG Y, YANG Y, et al. Curve fit method for naval underwater explosion shock and its application [J]. Journal of Vibration and Shock, 2010, 29(3): 182–184.
- [8] 马道远, 庄方方, 徐振亮. 基于遗传算法的冲击响应谱时域合成方法 [J]. 强度与环境, 2015, 42(5): 49–53. MA D Y, ZHUANG F F, XU Z L. Time-domain synthesis method for shock response spectrum based on genetic algorithm [J]. Structure and Environment Engineering, 2015, 42(5): 49–53.
- [9] YE Z, LI Z, XIE M. Some improvements on adaptive genetic algorithms for reliability-related applications [J]. Reliability Engineering & System Safety, 2010, 95(2): 120–126.
- [10] SRINIVAS M, PATNAIK L M. Adaptive probabilities of crossover and mutation in genetic algorithms [J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 1994, 24(4): 656–667.
- [11] YAN M, HU H, OTAKE Y, et al. Improved adaptive genetic algorithm with sparsity constraint applied to thermal neutron CT reconstruction of two-phase flow [J]. Measurement Science and Technology, 2018, 29(5): 1–14.
- [12] BIOT M A. Transient oscillations in elastic systems [D]. Pasadena, CA: California Institute of Technology, 1932.
- [13] LI B W, LI Q M. Damage boundary of structural components under shock environment [J]. International Journal of Impact Engineering, 2018, 118: 67–77.
- [14] SMALLWOOD D O. An improved recursive formula for calculating shock response spectra [J]. Shock and Vibration Bulletin, 1981, 51(2): 211–217.
- [15] ISO. Mechanical vibration and shock—signal processing—part 4: shock response spectrum analysis: ISO/WD18431-4-2007 [S]. Geneva, Switzerland: ISO, 2007.
- [16] SMALLWOOD D O. A family of transients suitable for reproduction on a shaker based on the cos^m(x) window [J]. Journal of the Institute of Environmental Sciences and Technology, 2002, 45(1): 178–184.
- [17] SIAM N. Development of an efficient analysis method for prediction and structural dimensioning of space structures subjected to shock loading [D]. Luleå, Sweden: Luleå University of Technology, 2010.
- [18] DILHAN D, CIPOLLA V, GRZESKOWIAK H, et al. Pyroshock generation [C]//European Conference on Spacecraft Structures, Materials and Mechanical Testing. The Netherlands, 2005: 1–10.
- [19] MONTI R, PAOLO G. Dynamic load synthesis for shock numerical simulation in space structure design [J]. Acta Astronautica, 2017, 137: 222–231.
- [20] BAI X S, YAN W S, GE S S, et al. An integrated multi-population genetic algorithm for multi-vehicle task assignment in a drift field [J]. Information Sciences, 2018, 453: 227–238.

Time Domain Reconstruction Optimization of Pyrotechnic Shock Response Spectrum via Adaptive Genetic Algorithm

SUN Wenjuan^{1,2}, CHEN Haibo¹, HUANG Yingqing¹

CAS Key Laboratory of Mechanical Behavior and Design of Materials, Department of Modern Mechanics,
 University of Science and Technology of China, Hefei 230026, China;
 Institute of Information Engineering, Anhui Xinhua University, Hefei 230088, China)

Abstract: In order to solve the problem that the existing acceleration reconstruction methods rely on a large number of test data, this paper compares the performances of two different acceleration reconstruction methods, the damped sine and the wavelet. The evaluation of the quality in reconstructing shock response spectrum (SRS) is transformed into the minimum optimization problem of the matching degree of the reconstructed SRS with the target spectrum. The adaptive genetic algorithm (AGA) is applied to the optimization problem of SRS reconstruction for the first time. This paper compares the performances of three different AGAs in time domain reconstruction and optimization of SRS, which are crossover first, mutation first and uncertain-order AGAs, and compares them with the genetic algorithm (GA). Numerical tests show that AGA's optimization results are much better than GA's, and the results obtained by uncertain-order AGA are the best among the three AGA methods, through which all frequency points are within the tolerance range of (-3/+6)dB. This research provides support for further improving the response simulation accuracy of spacecraft structure under pyrotechnic shock loads.

Keywords: shock response spectrum; pyrotechnic shock; time history synthesis; optimization; adaptive genetic algorithm