

舰炮身管的模态分析与多目标优化*

刘国强^{1,2}, 陈维义², 陈华东², 程 晗²

(1. 海军士官学校 兵器系, 安徽 蚌埠 233000; 2. 海军工程大学 兵器工程学院, 湖北 武汉 430033)

摘要:舰炮的炮口扰动是影响舰炮射击精度的重要因素。为了减少舰炮的炮口扰动,优化身管结构,建立了柔性身管的 ABAQUS 有限元模型,将有限元模型的模态计算值与模态试验值进行比较,发现建立的柔性身管有限元模型是合理可行的。提出了混沌量子粒子群算法与动力学联合优化的方法,进行身管和炮口的多目标优化。优化结果表明,优化后炮口中心的线速度、角速度和角位移与优化前相比显著减小,身管质量有所降低,结构更加合理,该优化方法有效可行,为下一步全炮总体优化设计提供了一定的借鉴。

关键词:舰炮身管; ABAQUS; 混沌量子粒子群算法; 多目标优化; 振动响应

中图分类号: N945.16 **文献标志码:** A **文章编号:** 1001-2486(2020)02-150-06

Modal analysis and multi-objective optimization of the naval gun barrel

LIU Guoqiang^{1,2}, CHEN Weiyi², CHEN Huadong², CHENG Han²

(1. Weaponry Department, Naval Petty Officer Academy, Bengbu 233000, China;

2. College of Ordnance Engineering, Naval University of Engineering, Wuhan 430033, China)

Abstract: The muzzle disturbance is an important factor of affecting the naval gun firing's accuracy. In order to reduce the muzzle disturbance and optimize the barrel structure, the ABAQUS finite element model of flexible barrel was established, and the modal calculation results of the model were compared with the modal test values, which proves that the established flexible finite element model is effective. A method of new quantum chaos particle swarm optimization algorithm and dynamic joint optimization was proposed to carry out multi-objective optimization of the artillery recoil mechanism. Optimization results indicate that the line speed, angular velocity and angular displacement of optimized muzzle center are significantly reduced when compared with that before optimization, the barrel mass is reduced, and the structure is more reasonable. This indicates that the optimization method is effective and feasible, and can provide reference for the overall design of the whole naval gun.

Keywords: naval gun barrel; ABAQUS; chaos quantum particle swarm optimization algorithm; multi-objective optimization; vibration response

射击密集度是影响舰炮武器性能的关键性因素,也是国内外专家学者研究的热点问题^[1-3],而舰炮的身管具有较大的长径比,不仅在舰炮停止射击时会产生静弯曲,在发射时会因转动惯量和负载急剧变化产生强烈的振动响应,严重影响舰炮的射击密集度。文献[4]使用 SimMechanics 软件中建立舰炮柔性身管模型和伺服传动模型,分析并控制了炮口的振动响应;文献[5-6]采用遗传算法和改进型遗传算法分别对火炮总体和摇架进行了优化设计,优化结果达到了预定设计目标;文献[7-8]提出了一种优化方法,结合自适应神经网络和遗传神经网络算法,旨在优化身管结构,提高了优化效率;文献[9]在多体刚柔耦合模型

的基础上,利用改进的非支配排序遗传算法对各炮口参数进行动力学参数优化。

综合以上文献,针对身管结构的优化方法一般采用遗传算法优化,遗传算法和结构动力学仿真软件 ADAMS 联合优化,抑或神经网络和遗传算法联合优化,遗传算法和神经网络容易陷入局部最优且不能实时调整优化模型。本文以某型舰炮身管结构为研究对象,建立了舰炮的柔性身管有限元模型,以炮口振动响应和身管质量为优化目标,结合量子纠缠与混沌系统之间的相关性,提出了混沌量子粒子群算法(New Quantum Chaos Particle Swarm Optimization Algorithm, NQCPSOA)对舰炮身管结构进行多目标优化设计研究。

* 收稿日期:2018-10-22

基金项目:国家自然科学基金资助项目(51679245);国家自然科学基金青年基金资助项目(51509253)

作者简介:刘国强(1991—),男,山东日照人,博士研究生,E-mail:sdrzliuguoqiang@126.com;

陈维义(通信作者),男,教授,博士,博士生导师,E-mail:wychennue@sina.com

1 构建柔性舰炮身管有限元模型和模型验证

1.1 构建柔性舰炮身管有限元模型

CATIA 软件已被用于建立实体身管模型。在合理简化之后,引入了有限元分析软件 ABAQUS 来确定身管的几何参数。材料特性是弹性模量 $E = 2 \times 10^{11}$ Pa,泊松比 $\sigma = 0.3$,密度 $\rho = 7850 \text{ kg/m}^3$,模型边界条件为:舰炮高低、水平射角均为 0° ,在身管尾部施加固定约束,身管前段有小型支架,在支架和身管之间增加一个固定连接,而身管为不受约束的自由运动状态。为了确保舰炮非线性动力学的精确计算,采用 Hypermesh 软件分割六边形网格。

1.2 设计模态试验

图 1 所示的是身管模态试验流程。使用锤击法^[10]进行试验。试验过程主要包括锤击、测量和反馈、信号采集系统采集、信号分析和识别。

具体试验方案为:舰炮在停止射击状态,高低射角 0 ,方向射角 0 ,具体试验方案为对舰炮身管结构使用单点多次锤击激励的方法,锤击的位置为身管结构的正上方位置,进行动态激励,加速度传感器采集加速度的响应信号,力传感器采用的力激励信号,动态信号分析仪将力激励信号和加速度响应信号进行处理,传至计算机中实验模态分析(DongHua Modal Analysis, DHMA)系统的模态测试分析软件。为了减少误差,提高试验的精确度,对身管锤击测试 5 次取其平均值。

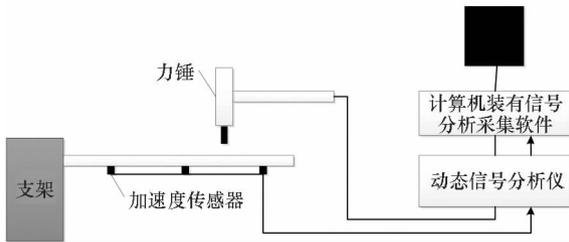


图 1 舰炮身管模态试验流程

Fig. 1 Naval gun modal test flow chart

1.3 识别模态和验证方法

根据加速度传感器测得的响应信号,使用 DHMA 分析测试软件方法来进行模态识别,为了得到身管结构的固有频率和振型。由于高频的固有频率对身管结构的动力学特性没有太大的影响,所以在本实验中选择前 6 阶测试方法进行比较。显示在表 1 中的是前 6 阶固有频率的计算值和试验值。从表 1 中可以看到,计算固有频率的

数值与试验值小于 5.44% 之间的最大误差。因此,计算的模态方法符合测试方法的要求,验证了有限元模型的正确性。

表 1 试验测试与理论计算的比较

Tab. 1 Comparison between experimental test and theoretical calculation

| 阶数 | 计算频率 值/Hz | 试验频率 值/Hz | 误差/% | 振型 |
|----|--------------|--------------|------|--------|
| 1 | 63.20 | 59.13 | 6.44 | 弯曲振动 |
| 2 | 84.78 | 80.22 | 5.38 | 弯曲振动 |
| 3 | 114.85 | 111.23 | 3.15 | 扭转振动 |
| 4 | 146.49 | 140.25 | 4.26 | 弯曲扭转振动 |
| 5 | 174.69 | 172.28 | 1.38 | 弯曲扭转振动 |
| 6 | 261.42 | 254.62 | 2.60 | 弯曲扭转振动 |

2 混沌量子粒子群与有限元优化

2.1 CQPSO

量子粒子群算法是孙俊等^[11-12]从量子系统出发提出的一种具有更高随机性的优化算法,该算法的缺陷是仍会陷进局部最优。所以为了提高算法的全局搜索能力,更易跳出局部最优,国内外学者采用自适应调整惯性权重^[13]、加入变异算子^[14]等方法,取得了良好的效果,本文结合量子纠缠与混沌系统之间的相关性提出了混沌量子粒子群算法。

分析粒子群(Particle Swarm Optimization, PSO)算法的收敛性可以获得保证算法全局收敛的必要条件,也就是每个粒子 $x_i, j(t)$ 收敛于 $k_i = (k_{i1}, k_{i2}, \dots, k_{in})^T$,其表达式为:

$$k_{i,j}(t) = \varphi \cdot pbest_{i,j}(t) + (1 - \varphi) \cdot gbest_j(t) \quad (1)$$

其中: $\varphi \in (0, 1)$, $pbest_{i,j}(t)$ 为粒子 i 的历史搜索最优位置; $gbest_j(t)$ 为最优粒子位置。

在混沌量子粒子群(Chaos Quantum Particle Swarm Optimization, CQPSO)中,设定粒子的维数是 1,通过计算第 i 个粒子的位置 $x_i(t)$ 与 $k_i(t)$ 的距离建立混沌映射关系,在迭代过程中对每一代粒子的混沌搜索范围进行动态调整。 $x_i(t)$ 的搜索范围如下所示。

$$x_{i,\min} = \begin{cases} k_i(t) - |k_i(t) - x_i(t)|/u & k_i(t) \neq x_i(t) \\ k_i(t) - |k_i(t) \cdot z| & k_i(t) = x_i(t) \end{cases} \quad (2)$$

$$x_{i\max} = \begin{cases} k_i(t) + |k_i(t) - x_i(t)|/u & k_i(t) \neq x_i(t) \\ k_i(t) + |k_i(t) \cdot (1-u)| & k_i(t) = x_i(t) \end{cases} \quad (3)$$

其中, $z, u \in (0, 1)$ 。接着, 通过式(4)粒子 $x_i(t)$ 进行归一化, 得出混沌序列的初值 $G_{i,1}$ 。

$$G_{i,1} = \frac{x_i(t) - x_{i\min}}{x_{i\max} - x_{i\min}} \quad (4)$$

通过混沌映射结构产生新的混沌序列 $G_i = (G_{i1}, G_{i2}, \dots, G_{im})$, m 为混沌序列长度。将这些序列通过式(5)反变换至原始搜索空间。

$$L(x_{i,r}(t)) = x_{i\min} + G_{i,r}(x_{i\max} - x_{i\min}) \quad (5)$$

最后, 在形成下一代粒子的过程中, 选择效果最好的粒子。CQPSO 算法的迭代公式在式(6)中显示。

$$x_i(t+1) = \arg \min_{1 \leq r \leq m} L(x_{i,r}(t)) \quad (6)$$

2.2 搜索自适应策略

搜索策略的优良对于算法搜索效率的提升有很大的帮助。在 CQPSO 算法中, 设定特定的混沌系统能加速粒子的更新。为了扩大粒子的分布空间, 粒子 $x_i(t)$ 的映射区间半径应设置为 $R_i \geq |x_i(t) - attractor_i|$ 。考虑初值会影响到混沌系统继而导致混沌序列的差异性, 加入一个随机变量 m , 所以粒子映射半径调整为 $R_i \geq |x_i(t) - attractor_i|/m$ 。

在 $x_i(t)$ 与 $attractor_i$ 同一量级时, 适用于上述粒子映射半径的设置方法。若 $x_i(t)$ 与 $attractor_i$ 不在同一量级时或粒子 $x_i(t)$ 与 $attractor_i$ 接近同一位置时, 将无法建立以后粒子的映射范围, 不能进行算法的搜索。

算法流程如下:

步骤 1: 初始化设置, 迭代次数最上限值 T , 粒子 x_i 的最大值和最小值 x_{\max} 与 x_{\min} , 混沌映射峰值 m 。

步骤 2: 计算各粒子的适应值 $f(x_i)$, 通过计算得到粒子 x_i 的当前最优位置 $pbest_i$ 与所有粒子最优位置 $gbest_i$ 。

步骤 3: 计算吸引子不动点 $attractor_i$ 。

步骤 4: 根据式(2)~(3)设置混沌映射搜索区间 $x_{i\max}$ 和 $x_{i\min}$ 。

步骤 5: 根据式(4)将粒子 x_i 归一化至混沌映射原粒子 $x_{i,1}$ 。

步骤 6: 使用混沌映射计算混沌序列 $G_{i,r}$ 。

步骤 7: 根据式(5)将混沌序列反变换至开始空间。

步骤 8: 评估混沌映射序列中当前粒子的适

度函数是否优于 $pbest_{i,j}(t)$ 与 $gbest_j(t)$, 并更新 $pbest_{i,j}(t)$ 与 $gbest_j(t)$ 。

混沌量子粒子群的适应度函数曲线如图 2 所示, 由图可发现, 混沌量子粒子群算法相比改进粒子群算法 (Ameliorated quantum Particle Swarm algOrithm, APSO^[15]) 和标准量子粒子群算法 (QPSO^[16]) 收敛速度更快, 而且收敛精度更高。而相对于 QPSO, CQPSO 在相同环境参数设置情况下, 收敛精度高, 这表明在粒子搜索过程中, 粒子产生变异, 更不易陷入局部最优, 从而使粒子搜索精度更高, 从而侧面证明了 CQPSO 改善了局部最优; 混沌量子粒子群算法还能保持解的多样性, 更适合多目标优化问题。

对于 CQPSO 中加入了混沌映射关系, 这是因为在混沌量子粒子群算法中, 在进行全局搜索过程时, 陷入局部最优、基本没有搜索能力的粒子在加入混沌映射后能够重新获得搜索能力, 粒子产生变异, 重新进行搜索, 从而提高搜索的精度。

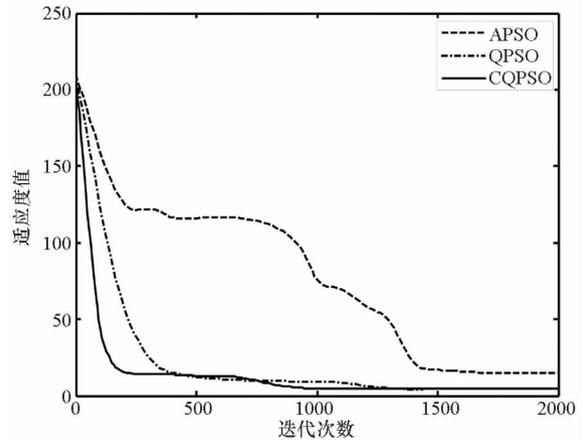


图 2 三种算法的适应度曲线示意图

Fig. 2 Schematic diagram of the fitness curve of three algorithms

2.3 CQPSO 与 ABAQUS 联合优化

由于 ABAQUS 解码器不能在优化过程中改变设计变量的一部分, 因此需要重新开发 ABAQUS。在 FORTRAN 语言优化解中嵌入混沌量子优化算法。在优化过程中, 模型的设计变量根据优化结果和最佳效率进行实时调整。本文采用的 CQPSO - ABAQUS 通用优化模型可以基于优化模型。根据结构参数的调整而实时调整设计变量, 且提出的混沌量子粒子群算法较文献[7-9]中的遗传算法和非支配排序遗传算法更不易陷入局部最优, 搜索精度更高, 优势较大。CQPSO - ABAQUS 联合优化的流程图如图 3 所示。

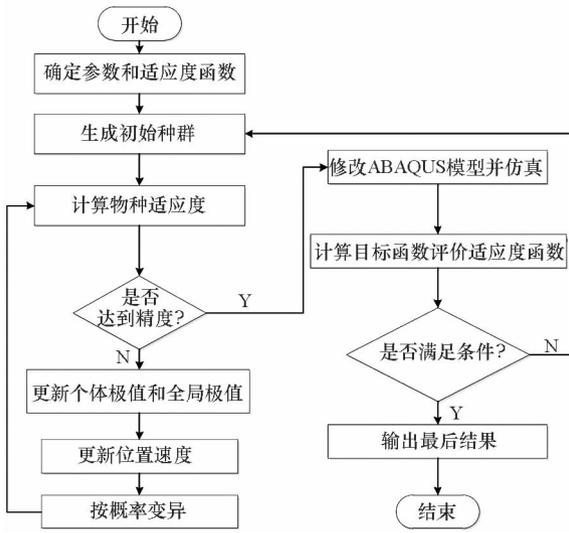


图 3 CQPSO-ABAQUS 联合优化流程图

Fig. 3 Flow chart of CQPSO-ABAQUS joint optimization

3 确定目标和优化参数并分析结果

优化身管的结构主要是优化尺寸和相关材料。身管包括内部结构和外部结构。本文主要是对身管外部结构、材料和回缩件的形状和结构进行优化。在保证身管的强度下,身管的质量越低,炮口的振动反应就越低,舰炮的精度就越好。图 4 显示了舰炮的身管结构。其中, d_1 为舰炮炮口直径, $d_2, d_3, d_4, d_5, d_6, d_7$ 为身管所对应部位的身管外径, $l_1, l_2, l_3, l_4, l_5, l_6, l_7$ 为身管对应段轴向尺寸。表 2 显示了身管优化参数的初值、上界和下界, m_p 为炮口制退器的质量, ρ 为身管的材料密度。

炮口中心的垂直线速度 v_y 、水平线速度 v_z 、高低角速度 w_z 、水平角速度 w_y 、高低角位移 θ_z 、水平角位移 θ_y 和身管的质量 m_t 。对上述优化指标进行归一化处理并对优化指标按专家打分法赋予相应的加权系数,则总的目标函数 φ 和适应度函数 F 可表示为:

$$\varphi = n_1 \left| \frac{v_y}{v_{y0}} \right| + n_2 \left| \frac{v_z}{v_{z0}} \right| + n_3 \left| \frac{w_z}{w_{z0}} \right| + n_4 \left| \frac{w_y}{w_{y0}} \right| + n_5 \left| \frac{\theta_z}{\theta_{z0}} \right| + n_6 \left| \frac{\theta_y}{\theta_{y0}} \right| + n_7 \left| \frac{m_t}{m_{t0}} \right| \quad (7)$$

$$F = \frac{1}{\varphi} \quad (8)$$

式中: $v_{y0}, v_{z0}, w_{z0}, w_{y0}, \theta_{z0}, \theta_{y0}, m_{t0}$ 为初始值; $n_1 \sim n_7$ 为加权系数,分别取值为 0.10、0.10、0.10、0.10、0.15、0.15 和 0.30,权重系数总和为 1。

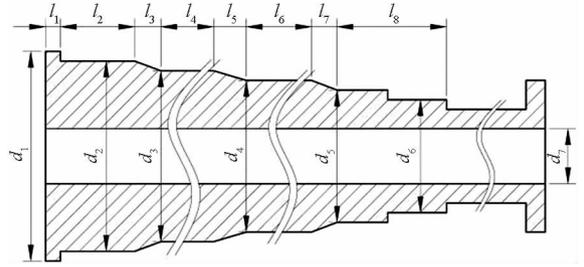


图 4 舰炮身管结构模型示意图

Fig. 4 Structure model of naval gun barrel

表 2 身管优化参数的开始值及上界和下界

Tab. 2 Starting values and upper and lower bounds of the body tube optimization parameters

| 参数 | 初值 | 下界 | 上界 |
|-------------------------------|--------|--------|--------|
| l_2/mm | 80.0 | 50.0 | 110.0 |
| l_4/mm | 340.0 | 230.0 | 450.0 |
| l_6/mm | 425.0 | 340.0 | 510.0 |
| l_8/mm | 775.0 | 600.0 | 950.0 |
| d_2/mm | 85.0 | 77.0 | 93.0 |
| d_3/mm | 75.0 | 63.0 | 85.0 |
| d_4/mm | 62.5 | 48.5 | 74.5 |
| d_5/mm | 48.0 | 37.0 | 62.0 |
| d_6/mm | 43.5 | 32.0 | 48.0 |
| m_p/kg | 50.0 | 25.0 | 55.0 |
| $\rho/(\text{kg}/\text{m}^3)$ | 7850.0 | 5000.0 | 9500.0 |

本例使用了 CQPSO 和 ABAQUS 显式解法来优化舰炮的外部结构和冲击反应。炮口中心的垂直线速度、水平线速度、高低角速度、水平角速度、高低角位移和水平角位移的优化曲线如图 5 ~ 10 所示。

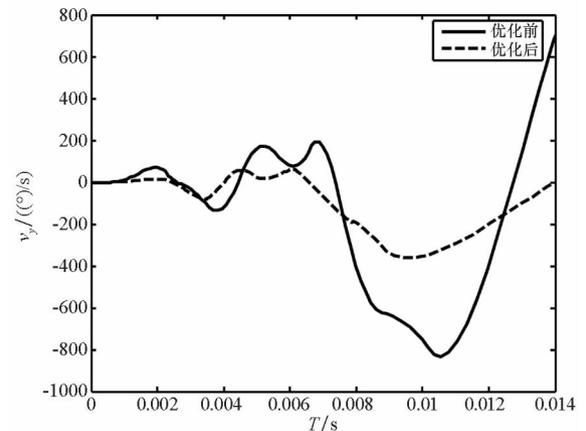


图 5 垂直线速度优化前后曲线

Fig. 5 Vertical linear velocity curve of before and after optimization

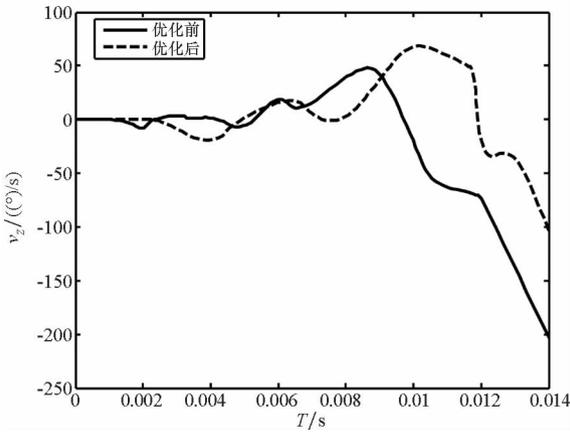


图 6 水平线速度曲线对比

Fig. 6 Horizontal linear velocity curve of before and after optimization

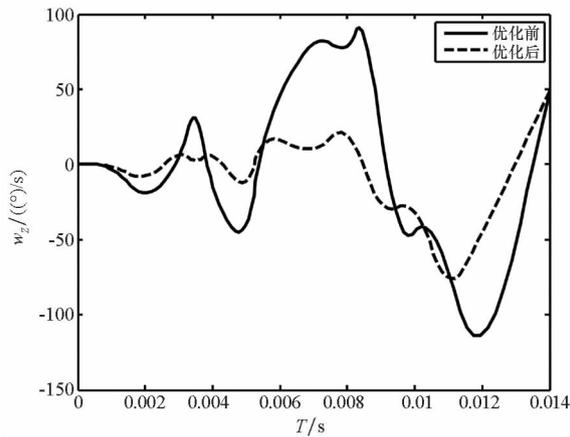


图 7 高低角速度优化前后曲线

Fig. 7 High and low angular velocity curve of before and after optimization

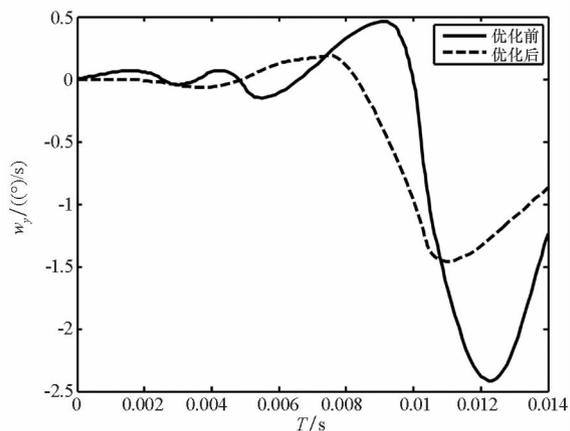


图 8 水平角速度优化前后曲线

Fig. 8 Horizontal angular velocity curve of before and after optimization

通过图 5 ~ 10 炮口中心的垂直线速度、水平线速度、高低角速度、水平角速度、高低角位移和水平角位移的优化结果可以看到,优化后的垂直线速度、水平线速度、高低角速度、水平角速度、高低角位移和水平角位移与优化前相比有了一定程

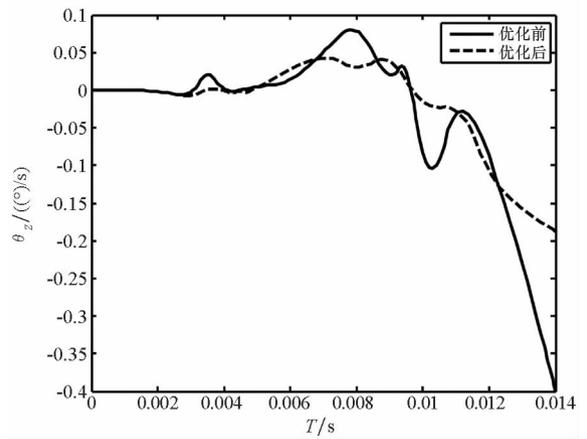


图 9 高低角位移优化前后曲线

Fig. 9 High and low angular displacement curve of before and after optimization

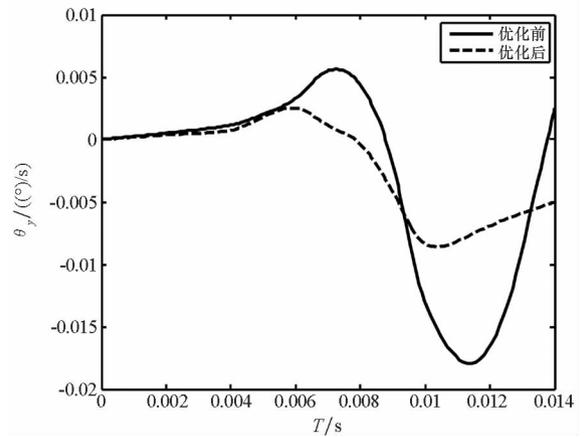


图 10 水平角位移优化前后曲线

Fig. 10 Horizontal displacement curve of before and after optimization

度减小,进而炮口的振动响应减小,证明所使用的 CQPSO - ABAQUS 优化模型是有效的,优化后的振动响应能够有效地提升舰炮的射击精度。

表 3 为舰炮身管多目标优化模型的优化结果,可以看出,身管的质量 m_t 减小了 9.15%,炮口制退器质量 m_p 减小了 1.40%,优化后身管的结构更加合理。

表 3 身管结构优化结果

Tab. 3 Optimized results of gun barrel

| 参数 | 初始值 | 优化值 | 改变率 |
|-------|----------|----------|-------|
| m_t | 537.4/kg | 488.2/kg | 9.15% |
| m_p | 50.0/kg | 49.3/kg | 1.40% |

4 结论

本文以舰炮身管为研究对象,建立了柔性身管 ABAQUS 有限元模型,对身管结构进行了模态

分析,研究了 CQPSO - ABAQUS 联合仿真优化的可能性,多目标优化设计了身管结构,发现将舰炮柔性身管结构将计算结果与实验方法进行比较,证明了有限元模型 ABAQUS 的建立是有效的,可以更易表现出舰炮的发射动力学特性;CQPSO - ABAQUS 联合仿真优化得到了满意的优化结果,优化后的身管炮口振动响应较优化前有明显降低,有效地提升了舰炮的射击精度,而且身管和炮口制退器质量有所降低,身管结构的布局更加合理,建立的多目标优化模型为下一步全炮优化提供了一定的借鉴。

参考文献 (References)

- [1] Araiza M L, Kent R, Espinosa R. Real-time, embedded diagnostics and prognostics in advanced artillery systems[C]. IEEE Autotestcon, 2002.
- [2] 王诚成, 谢晓方, 孙涛, 等. 舰炮弹丸对典型反舰导弹的毁伤分析[J]. 哈尔滨工程大学学报, 2015(3): 358 - 361.
WANG Chengcheng, XIE Xiaofang, SUN Tao, et al. Damage analysis of naval gun projectiles to a typical anti-ship missile[J]. Journal of Harbin Engineering University, 2015(3): 358 - 361. (in Chinese)
- [3] 胡胜海, 郭彬, 邓坤秀, 等. 含非线性接触碰撞的大口径舰炮弹链柔性铰多体模型[J]. 哈尔滨工程大学学报, 2011, 32(9): 1217 - 1222.
HU Shenghai, GUO Bin, DENG Kunxiu, et al. A multibody model with flexible joints and the nonlinear contact-impact of an ammunition chain of a large caliber naval gun[J]. Journal of Harbin Engineering University, 2011, 32(9): 1217 - 1222. (in Chinese)
- [4] 李克玉, 田福庆. 基于 SimMechancis 的舰炮柔性身管建模及控制方法研究[J]. 火炮发射与控制学报, 2011(4): 13 - 16.
LI Keyu, TIAN Fuqing. Modeling and control method research of naval gun flexible tube based on SimMechancis[J]. Journal of Gun Launch & Control, 2011(4): 13 - 16. (in Chinese)
- [5] 蔡文勇, 马福球, 杨国来. 基于遗传算法的火炮总体参数动力学优化[J]. 兵工学报, 2006, 27(6): 974 - 977.
CAI Wenyong, MA Fuqiu, YANG Guolai. Dynamic overall parameter optimization of howitzer with genetic algorithm[J]. Acta Armamentarii, 2006, 27(6): 974 - 977. (in Chinese)
- [6] 钱辉仲, 顾克秋, 彭迪, 等. 基于 NSGA - II 算法的超轻型火炮摇架多目标优化设计[J]. 机械设计, 2012, 29(6): 36 - 40.
QIAN Huizhong, GU Keqiu, PENG Di, et al. Multi-objective optimization design of ultra lightweight artillery cradle based on NSGA-II algorithm[J]. Journal of Machine Design, 2012, 29(6): 36 - 40. (in Chinese)
- [7] 萧辉, 杨国来, 孙全兆, 等. 基于自适应神经网络的火炮身管结构优化研究[J]. 兵工学报, 2017, 38(10): 1873 - 1880.
XIAO Hui, YANG Guolai, SUN Quanzhao, et al. Multi-objective optimization of gun barrel structure based on adaptive neural network [J]. Acta Armamentarii, 2017, 38(10): 1873 - 1880. (in Chinese)
- [8] 方峻, 李林林, 徐诚. 基于神经网络和遗传算法的身管多目标优化[J]. 机械设计与制造, 2013(8): 110 - 116.
FANG Jun, LI Linlin, XU Cheng. Multi-objective optimization of barrel based on neural networks and genetic algorithms[J]. Machinery Design & Manufacture, 2013(8): 110 - 116. (in Chinese)
- [9] 萧辉, 杨国来, 孙全兆. 火炮多柔体动力学结构优化研究[J]. 兵工学报, 2017, 38(1): 27 - 34.
XIAO Hui, YANG Guolai, SUN Quanzhao. Research on flexible multi-body dynamics structure optimization of artilleries[J]. Acta Armamentarii, 2017, 38(1): 27 - 34. (in Chinese)
- [10] 苏忠亭, 徐达, 杨明华, 等. 基于模态试验的某火炮身管有限元模型修正 [J]. 振动与冲击, 2012, 31(24): 54 - 59.
SU Zhongting, XU Da, YANG Minghua, et al. Finite-element model updating for a gun barrel based on modal test[J]. Journal of Vibration and Shock, 2012, 31(24): 54 - 59. (in Chinese)
- [11] Sun J, Feng B, Xu W B. Particle swarm optimization with particle having quantum behavior [C]//Proceedings of Congress on Evolutionary Computation, 2004, 1: 325 - 331.
- [12] Sun J, Xu W B, Feng B. Adaptive parameter control for quantum behaved particle swarm optimization on individual level [C]//Proceedings of IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics, 2005: 3049 - 3054.
- [13] 黄泽霞, 俞攸红, 黄德才. 惯性权自适应调整的量子粒子群优化算法[J]. 上海交通大学学报, 2012, 46(2): 228 - 232.
HUANG Zexia, YU Youhong, HUANG Decai. Quantum behaved particle swarm algorithm with self-adapting adjustment of inertia weight[J]. Journal of Shanghai Jiaotong University, 2012, 46(2): 228 - 232. (in Chinese)
- [14] Dong D M, Jie J, Zeng J C, et al. Chaos-mutation-based particle swarm optimizer for dynamic environment [C]// Proceedings of Intelligent System and Knowledge Engineering, 2008: 1032 - 1037.
- [15] 张鑫, 王冬利, 李琦, 等. 基于改进粒子群算法的坝体位移监控模型[J]. 水利与建筑工程学报, 2012, 10(1): 155 - 159.
ZHANG Xin, WANG Dongli, LI Qi, et al. Dam deformation forecasting model based on improved particle swarm algorithm[J]. Journal of Water Resources and Architectural Engineering, 2012, 10(1): 155 - 159. (in Chinese)
- [16] Sun J, Feng B, Xu W B. Particle swarm optimization with particles having quantum behavior [C]// Proceedings of the Congress on Evolutionary Computation, 2004: 325 - 331.