

doi: 10.7690/bgzdh.2021.03.019

内弹道多目标优化算法对比分析

马 营¹, 杨 臻¹, 赵蔚楠², 吴朝峰³, 张哲伟¹

(1. 中北大学机电工程学院, 太原 030051; 2. 西北工业大学航天学院, 西安 710072;
3. 重庆长安工业(集团)有限责任公司技术中心, 重庆 401120)

摘要:为保证在威力不变的情况下,尽可能降低内弹道过程的最大膛压,建立基于 NSGA-II、CMOPSO、NSGA-III 多目标内弹道优化算法,对其进行计算分析。以某无后坐发射系统为研究对象,选定设计变量与目标函数,对目标函数进行无量纲化,对内弹道进行多目标优化,并对比 3 种算法在内弹道优化过程中的优劣。结果表明:CMPSO 算法具有最大的相对速度分布,NSGA-II 具有最大的相对压力跨度,而 NSGA-III 具有最好的收敛性。

关键词:内弹道优化;目标函数;无量纲化;多目标优化算法;计算分析

中图分类号:TJ012.1 **文献标志码:**A

Comparative Analysis of Multiple Objective Optimization Algorithms for Interior Ballistics

Ma Ying¹, Yang Zhen¹, Zhao Weinan², Wu Chaofeng³, Zhang Zhewei¹

(1. College of Mechatronics Engineering, North University of China, Taiyuan 030051, China;
2. School of Astronautics, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China;
3. Technology Center, Chongqing Chang'an Industry (Group) Co., Ltd., Chongqing 401120, China)

Abstract: To guarantee in the case of constant power, as far as possible to reduce the internal ballistic process of maximum bore pressure, based on the NSGA-II, CMOPSO, NSGA-III multi-objective interior ballistic optimization algorithm, calculation and analysis for its. Taking a certain recoilless launch system as the research object, design variables and objective function were selected, the objective function was dimensionless, and the internal trajectory was optimized with multiple objectives, and the advantages and disadvantages of the three algorithms were compared. The results show that the CMPSO algorithm has the largest relative velocity distribution, and the NSGA-II has a maximum relative pressure span, and the NSGA-III also has the best convergence.

Keywords: interior ballistic optimization; objective function; dimensionless; multi-objective optimization algorithm; calculation and analysis

0 引言

内弹道过程中的最大膛压较大,对后续的结构设计不利,需要进行内弹道优化设计。

国内的内弹道优化分析始于 20 世纪 90 年代初,杨理明^[1]对高低压火炮内弹道中的结构参数进行了优化,并给出了某坦克炮全弹道多目标优化模型。另外,一些常用的优化算法,如罚函数法、复合形法、割平面法、可行方向法及变换技术都有应用^[2-5]。由于遗传算法、模拟退火算法等智能算法在多目标优化方面的发展,最近几年涌现大量的智能算法与内弹道的联合优化仿真。李克婧^[6]建立了 NSGA-II 算法与某舰炮两相流内弹道、外弹道、终点弹道联合的全弹道优化模型;林华庆等^[7]将遗传算法引入高装填密度钝感发射装药的优化中,证实遗传算法

能较好地用于内弹道方案的优化设计;李炜^[8]将模式搜索法、遗传算法和模拟退火算法应用于埋头弹内弹道的单目标优化中(将其他变量转换为约束条件),并比较了几种算法的优劣;肖剑等^[9]建立了基于 Pareto 遗传算法的无后坐炮内弹道多目标优化模型,将 Pareto 遗传算法应用于无后坐炮的内弹道优化设计中。

目前较为常用的多目标优化算法有 NSGA-II 多目标遗传算法、CMOPSO 多目标粒子群算法和 NSGA-III 多目标遗传算法等。笔者以某无后坐发射系统为研究对象,建立了基于 NSGA-II、CMOPSO、NSGA-III 的多目标内弹道优化算法,并对其进行了计算分析,对比 3 种算法在无后坐内弹道优化过程中的优劣,为选择最佳优化算法提供理论基础。

收稿日期:2020-10-29;修回日期:2020-12-10

作者简介:马 营(1996—),男,陕西人,硕士,从事武器系统结构设计,系统动力学、刚柔耦合分析研究。E-mail:2467967267@qq.com。

1 3 种多目标算法

1.1 NSGA-II 多目标遗传算法

NSGA-II 多目标算法具体过程如下:

1) 随机产生初始种群 P_0 , 然后对种群进行非劣排序, 每个个体被赋予秩; 再对初始种群执行二元锦标赛选择、交叉和变异, 得到新的种群 Q_0 , 令 $t=0$;

2) 形成群体 $R_t = P_t \cup Q_t$, 对种群 R_t 进行非劣排序, 得到非劣前端 F_1, F_2, \dots ;

3) 对所有的 F_i 按拥挤距离进行比较操作, 并选择其中最好的 N 个个体形成种群 P_{t+1} ;

4) 对种群 P_{t+1} 执行复制、交叉、变异, 形成种群 Q_{t+1} ;

5) 如果终止条件成立, 则结束; 否则 $t=t+1$, 转到过程 2)。

1.2 CMOPSO 多目标粒子群算法

CMOPSO 算法的主要计算过程如下:

1) 初始化粒子群 P , 对每个粒子确定其初始位置和零初始速度, 计算粒子群 P 中每个粒子的目标向量;

2) 将粒子群 P 中部分粒子保存在外部粒子群 N_p 中, 这些粒子的位置就是非劣解;

3) 确定每个粒子的初始自身最好位置, 即每个粒子本身的初始位置;

4) 将目标空间分割成很多格子(超立方体), 并根据粒子所对应的目标向量确定每个粒子所在的格子;

5) 为每个至少包含一个外部粒子群个体的格子定义适应度值(等于或大于 1 的数与格子内所包含的 N_p 成员个数之比), 然后根据轮盘赌方法对每个粒子选择一个格子, 并从中随机选择一个外部粒子群的个体作为粒子的 g_{best} ;

6) 根据 PSO 的基本公式更新所有粒子的位置和速度;

7) 采用如下措施以避免粒子飞出搜索空间: 一旦粒子飞出了某个决策变量的边界, 该粒子停留在该边界上, 同时改变飞行方向;

8) 计算粒子群 P 中每个粒子的目标向量;

9) 利用自适应网格法对外部粒子群 N_p 进行更新和维护;

10) 更新粒子的 p_{best} , 根据粒子飞行过程中获得的新解与其自身最好位置 p_{best} 比较, 若新解支

配了 p_{best} , 则新解为新的 p_{best} ; 否则 p_{best} 保持不变; 若新解与 p_{best} 彼此不受支配, 则从 2 者随机选择一个作为新的自身最好位置;

11) 如果终止条件成立, 则停止搜索; 否则, 则转到过程 6)。

1.3 NSGA-III 多目标遗传算法

NSGA-III 多目标算法具体过程如下:

输入: H 参考点 Z_s 或者用户提供的参考点 Z_a , 父代种群 P_t , 种群大小为 N ;

输出: 子代种群 P_{t+1} 。

1) 设置归档集 $S_t = []$, $i=1$;

2) 通过交叉变异获得子代种群 Q_t ;

3) 合并父代 P_t 和子代 Q_t , 构成种群 R_t ;

4) 对 R_t 进行非支配排序划分成若干非支配层 F_1, F_2, F_3, \dots ;

5) if $|S_t| < N$, then;

6) 将优先级高的非支配层存入 S_t 中, $i=i+1$;

7) 将临界层设置为 $F_i = F_i$;

8) if $|S_t| = N$, then;

9) $P_{t+1} = S_t$;

10) else;

11) $P_{t+1} = S_t$;

12) 从 F_1 中选择 k 个个体, 其中 $k = N - |P_{t+1}|$;

13) 标准化目标空间并设置参考向量 Z_t ;

14) 种群与参考点的关联操作;

15) 计算参考向量所关联个体的数目;

16) 从 F_1 中选择 k 个个体进入 P_{t+1} ;

17) 终止条件。

2 无后坐内弹道多目标优化

为了满足整个无后坐发射系统的重量要求, 如何在原有的发射系统中既能降低内弹道最大膛压的同时又保证武器威力不发生太大变化(初速不发生太大变化), 是值得科研人员深入研究的问题。降低膛压必然需要降低装填密度, 而过低的装填密度势必会减小弹丸的初速, 从而不能保证整个系统的威力要求。为避免这类情况的发生, 笔者采用基于 NSGA-II、NSGA-III、CMOPSO 的多目标优化算法, 在变量小范围变化内对内弹道进行优化设计。

2.1 目标函数

弹道方案评价标准是优化选择弹道设计方案的依据。战技指标、弹道性能和有关弹道特征量共同构成弹道设计方案的目標集。结合无后坐内弹道的

特点(主要优化最大膛压),为综合评价内弹道性能及装药设计安全提供理论依据,在此选定以下变量作为目标函数:

1) 枪口初速 v_g 。

无后坐发射系统枪口初速是弹丸射出枪口瞬间弹丸的速度,是表征整个发射系统威力的直接参量,常作为设计所追求的目标参量,目标函数取

$$f_1 = \min(|v_g - v_0|)。 \quad (1)$$

2) 最大膛压 p_{\max} 。

无后坐发射系统最大膛压是内弹道发射过程中最大的压力,其大小直接影响后续的结构设计强度基准,对无后坐发射系统优化设计(主要是轻量化)极其重要,将内弹道最大膛压作为优化设计的目标参量,目标函数取

$$f_2 = \min(p_{\max})。 \quad (2)$$

3) 枪管长度 l_g 。

无后坐发射系统枪管长度是内弹道过程中弹丸初速和膛口压力的保证,在确保膛口压力合适以及初速不发生较大变化的情况下,适当减小枪管长度,有利于无后坐发射系统轻量化设计,将枪管长度列为优化设计目标参量,目标函数为

$$f_3 = \min(l_g)。 \quad (3)$$

2.2 约束条件

对内弹道性能进行优化时,设计变量必须依据实际的装填结构以及在满足既定的战术要求和发射安全性的条件下,在适度范围内进行合理的选取。具体的约束关系包括:

1) 弹丸初速。

为了保证天基无后坐发射系统作战威力,枪口动能必须达到预定的要求, v_0 为内弹道计算结束时弹丸相对于身管的运动速度,在弹丸质量给定的条件下,弹丸初速需要满足一定的条件:

$$v_g \geq v_0。 \quad (4)$$

2) 装药量。

根据优化设计准则确定装药量的上下限:

$$\omega_{\min} \leq \omega \leq \omega_{\max}。 \quad (5)$$

3) 枪管长度。

在保证膛口压力与一般枪械膛口压力相差不大的情况下,设置枪管的长度上下限,即弹丸行程上下限:

$$l_{g\min} \leq l_g \leq l_{g\max}。 \quad (6)$$

4) 喷口直径、可燃药筒直径、可燃药筒长度。

$$\begin{aligned} d_{\text{koumin}} &\leq d_{\text{kou}} \leq d_{\text{koumax}}, \\ d_{\text{lmin}} &\leq d \leq d_{\text{lmax}}, \\ l_{\text{min}} &\leq l \leq l_{\text{max}}。 \end{aligned} \quad (7)$$

2.3 目标函数无量纲化

考虑到目标函数枪口初速、最大膛压和枪管长度 3 个参量的单位与数量级存在很大差异,若直接用多目标优化算法进行优化,难以得到理想结果。同时考虑到内弹道方程已有的无量纲形式,对枪口初速、最大膛压、枪管长度目标参量进行无量纲处理,结果如下:

1) 枪口初速无量纲化

$$\bar{v}_g = \frac{v_g}{v_j}。 \quad (8)$$

式中 v_j 为极限速度。

2) 最大膛压无量纲化

$$\bar{p}_{\max} = \frac{p_{\max}}{f\Delta}。 \quad (9)$$

式中: f 为摩擦系数; Δ 为装填密度。

3) 枪管长度无量纲化

$$\bar{l}_g = \frac{l_g}{l_0}。 \quad (10)$$

式中 l_0 为药室容积缩颈长。

2.4 参数设置

1) 变量取值如表 1 所示。

表 1 变量取值范围

变量	变量下限	原程序值	变量上限
装药量/g	15.2	16.2	17.2
弹丸行程长/mm	700	800	800
喷口直径/mm	9	10	12
可燃药筒直径/mm	23	24	25
可燃药筒长度/mm	80	90	90

2) 多目标算法参数设置。

① NSGA-II 多目标遗传算法参数设置: 设置 NSGA-II 多目标遗传算法的种群大小为 100、遗传代数为 100 代, 设置交叉概率为 0.9、变异概率为 0.02, 然后进行优化计算。

② CMOPSO 多目标粒子群算法参数设置: 设置 CMOPSO 多目标粒子群算法的种群大小为 100、迭代次数为 100 次, 设置变异概率为 0.02, 设置初始惯性权值为 0.5、迭代至最大进化代数时的惯性权值为 0.99、个体学习因子为 1、社会学习因子为 2, 然后进行优化计算。

③ NSGA-III多目标遗传算法参数设置：设置 NSGA-III多目标遗传算法的种群大小为 100、遗传代数为 50 代，设置交叉概率为 0.9、变异概率为 0.02，然后进行优化计算。

3 优化结果对比

3.1 NSGA-II的内弹道多目标优化

按 2.4 节中的参数设置进行基于 NSGA-II 的内弹道多目标优化，整个优化过程所用计算时间为 635.6 s，得到 3 个目标量的优化结果如图 1 所示。从 100 个优化结果中选出 6 个具有代表性的结果，并将其无量纲值转化为实际参数，结果如表 2 所示。

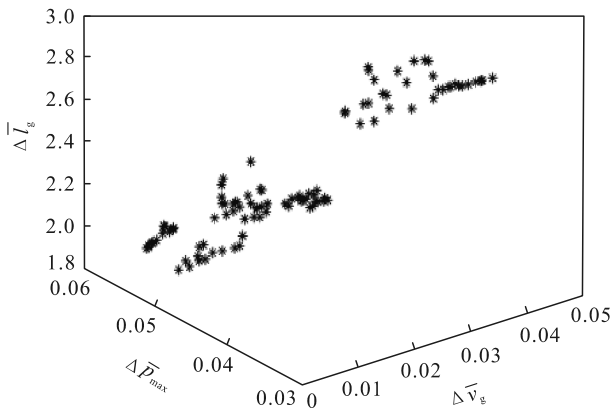


图 1 基于 NSGA-II 内弹道优化 3 个目标量优化结果

表 2 NSGA-II 内弹道优化结果

装药量/ g	可燃药筒 直径/mm	可燃药筒 长度/mm	喷口直 径/mm	弹丸 行程/mm	最大 膛压/MPa	最大初速/ (m/s)
16.01	24.69	86.52	9.71	734.16	329.64	905.06
17.19	25.00	90.00	10.23	700.46	331.52	871.03
15.85	25.00	90.00	9.44	728.38	312.66	899.26
17.19	24.45	90.00	10.28	714.16	349.00	884.36
16.22	24.01	89.58	10.01	798.23	334.32	897.20
15.92	24.97	86.46	9.76	727.81	313.23	727.81

从表中选择一组较为合适的变量(15.85, 25.00, 90.00, 9.44, 728.38)，进行内弹道计算对比分析，得到平均压力优化前后的曲线如图 2 所示。

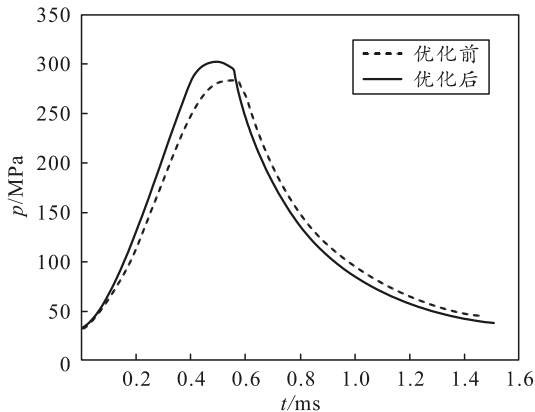


图 2 NSGA-II 优化前后对比

3.2 CMOPSO 的内弹道多目标优化

按 2.4 节中的参数设置进行基于 CMOPSO 的内弹道多目标优化，整个优化过程所用计算时间为 567.2 s，得到 3 个目标量的优化结果如图 3 所示。表 3 所示为从 100 个优化结果中选出 6 个具有代表性的结果。

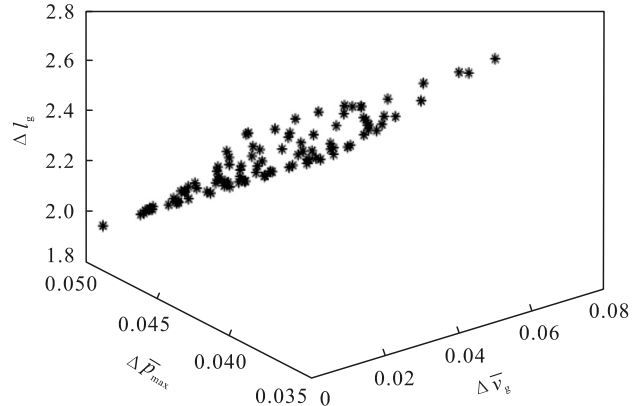


图 3 基于 CMOPSO 内弹道优化 3 个目标量优化结果

表 3 CMOPSO 内弹道优化结果

装药量/ g	可燃药筒 直径/mm	可燃药筒 长度/mm	喷口直 径/mm	弹丸行 程/mm	最大膛 压/MPa	最大初 速/(m/s)
17.20	24.88	89.49	10.04	700.00	360.06	893.59
17.19	24.85	90.00	10.12	718.46	343.52	890.97
15.86	24.95	90.00	9.44	742.25	314.53	902.41
15.78	24.98	89.85	9.55	764.56	304.54	896.49
17.19	24.42	89.86	10.28	879.34	350.52	889.31
15.78	24.95	89.65	9.76	790.83	309.79	899.13

从表中选择一组较为合适的变量(15.78, 24.98, 89.85, 9.55, 744.56)，进行内弹道计算对比分析，得到平均压力优化前后的曲线如图 4 所示。

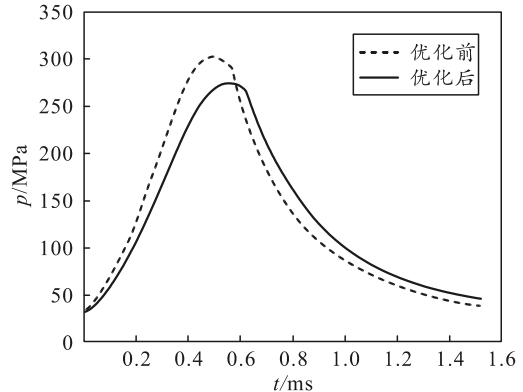


图 4 CMOPSO 优化前后对比

3.3 NSGA-III的内弹道多目标优化

按 2.4 节中的参数设置进行基于 NSGA-III 的内弹道多目标优化，整个优化过程所用计算时间为 628.4 s，得到 3 个目标量的优化结果如图 5 所示。表 4 所示为从 100 个优化结果中选出 6 个具有代表性结果。

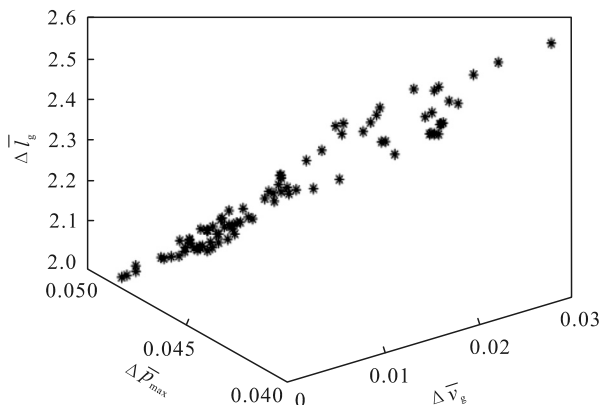


图 5 基于 NSGA-III 内弹道优化 3 个目标量优化结果

表 4 基于 NSGA-III 内弹道优化 3 个目标量优化结果

装药量/ g	可燃药筒 直径/mm	可燃药筒 长度/mm	喷口直 径/mm	弹丸行 程/mm	最大膛 压/MPa	最大初 速/(m/s)
15.86	25.00	90.00	9.34	700.00	318.62	899.09
16.25	24.17	86.85	9.82	785.25	328.08	900.03
15.98	24.88	87.46	9.86	756.81	309.68	880.94
17.20	24.98	89.97	10.24	700.00	331.88	872.22
15.78	25.00	90.00	9.45	735.23	309.00	898.46
15.89	25.00	90.00	9.50	745.56	311.68	899.99

从表中选择一组较为合适的变量(5.89, 25.00, 90.00, 9.50, 745.56), 进行内弹道计算对比分析, 得到平均压力优化前后的曲线如图 6 所示。

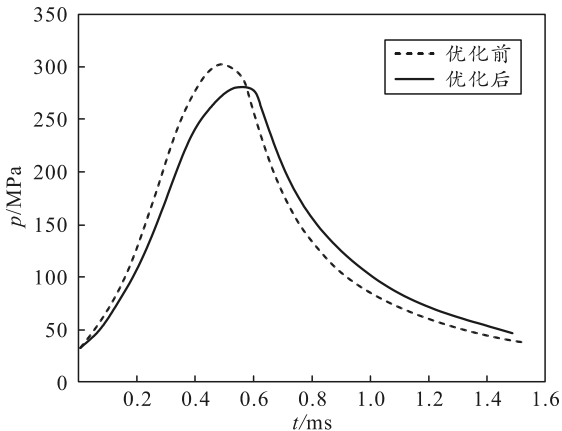


图 6 NSGA-III 优化前后对比

4 结论

对比 3 种多目标算法的仿真时间, 可以看出:

(上接第 72 页)

[7] 陶贵明, 曾兴志, 王俊红. 导弹发射动力学分析[J]. 电脑与信息技术, 2012, 20(1): 29-32.
 [8] 芮筱亭. 多系统发射动力学及其应用[J]. 中国工程科学, 2011, 13(10): 76-82.
 [9] 李克婧, 谭浩, 王瑞凤. 导弹发射瞬时运动安全性分析[J]. 战术导弹技术, 2014, 28(2): 28-33.

CMOPSO 粒子群算法的优化时间最短为 567.2 s, NSGA-III 遗传算法优化时间次之, 为 628.4 s, NSGA-II 遗传算法最慢, 为 635.6 s, CMOPSO 优化时间最短, 符合其算法收敛速度快的特点, 而 NSGA-III 与 NSGA-II 在优化变量较少的情况下优化所用时间基本相同。

对比 3 种多目标算法的仿真结果, 仅从选出的具有代表性数据的 3 个表可以看出: CMOPSO 较另外 2 种算法少了一组具有代表性的数据(16.25, 24.17, 86.85, 9.82, 785.25), 若此组数据为优化后最为需要的最优值, 那 CMOPSO 算法就能得到最优结果, 这与其算法极易陷入局部最优相符。

从仿真结果分布图可以看出: CMOPSO 算法具有最大的相对速度分布, NSGA-II 具有最大的相对压力跨度, 而 NSGA-III 具有最好的收敛性。

参考文献:

[1] 杨理明. 高低压内弹道优化设计[J]. 弹道学报, 1992, 4(2): 92-96.
 [2] 张会生, 翁史烈, 张小兵. 基于内弹道改进型零维模型的装药优化仿真[J]. 弹道学报, 2000, 12(3): 32-36.
 [3] 连永庆, 王树宗, 陈一雕. 气动式水下武器发射器内弹道优化研究[J]. 弹道学报, 2002, 14(2): 1-5.
 [4] 郭文凤, 刘树华, 杨少宇. 火炮内弹道计算机辅助优化设计[J]. 机械管理开发, 2004(5): 20-23.
 [5] 季新源, 袁亚雄, 王敬, 等. 超高射频火炮内弹道优化设计[J]. 南京理工大学学报, 2008, 32(2): 185-188.
 [6] 李克婧. 某舰炮弹道过程模拟仿真及优化[D]. 南京: 南京理工大学, 2012: 74-96.
 [7] 林庆华, 粟保明. 高装填密度钝感发射装药的內弹道遗传算法优化[J]. 弹道学报, 2008, 20(3): 29-32.
 [8] 李炜. 埋头弹火炮内弹道优化设计及数值模拟[D]. 南京: 南京理工大学, 2013: 46-56.
 [9] 肖剑, 王雨时, 张志彪. 基于 Pareto 遗传算法的无后坐炮内弹道多目标优化设计[J]. 弹道学报, 2019, 31(3): 53-57.
 [10] 朱保义. 某多管火箭炮的动力学特性分析[J]. 舰船科学技术, 2012, 34(9): 51-55.
 [11] 崔龙飞. 全地形车载火箭武器发射动力学及行车振动研究[D]. 南京: 南京理工大学, 2014: 1-4.
 [12] 李庚, 薛海瑞, 胡建国, 等. 某新型发射系统发射动力学建模和仿真分析[J]. 兵器装备工程学报, 2017, 38(12): 211-214.