

# 混合装药内弹道性能优化及应用

李克婧, 张小兵

(南京理工大学动力工程学院, 江苏 南京 210094)

**摘 要:**为了研究混合装药结构对内弹道性能的影响,以某舰炮为工程背景,提出内弹道多目标优化设计方案,研究了目标函数、设计变量及约束条件。采用  $\epsilon$ -约束法对次要目标函数进行简化处理,利用当前流行的进化算法—遗传算法进行优化计算,并针对内弹道数学模型特性,对算法进行改进。最后,通过进化计算得到的优化方案为一组非劣解集,同时验证了该改进遗传算法在内弹道多目标优化中的应用是正确有效的,可为后续相关课题的研究提供借鉴。

**关键词:**内弹道;混合装药;优化;改进遗传算法; $\epsilon$ -约束法

**中图分类号:**TJ412. +7

**文献标志码:**A

**文章编号:**1007-7812(2011)06-0074-06

## Optimization and Application of Interior Ballistic Performance with Mixed-charge

LI Ke-jing, ZHANG Xiao-bing

(School of Power Engineering, NUST, Nanjing 210094, China)

**Abstract:** For researching the effect of the mixed-charge structure on interior ballistic performance, the naval gun with granular propellant and tubular propellant was set as the background. A multi-objective optimization of the interior ballistic charging design was presented. The objective function, design variables and constraint condition were investigated. The  $\epsilon$ -constraint method was used to simplify this multi-objective optimization problem. Currently popular evolution algorithm—genetic algorithm (GA) was used to the optimization problem, and according to the characters of interior ballistic model, the algorithm was improved. From the simulation, a set of Pareto optimal solutions were obtained, as well as the study results show that the improved genetic algorithm is an effective method for multi-objective optimization problems of interior ballistic, and it has potential in the design of interior ballistics of gun.

**Key words:** interior ballistic; mixed-charge; optimization; improved genetic algorithm (IGA);  $\epsilon$ -constraint

## 引 言

高初速及安全可靠的内弹道过程是当前舰炮设计的主要目标。利用透气性好的管状药作为点传火药,结合多孔粒状药的良好燃烧性能构成的混合装药结构既可以避免单一粒状药的过高装填密度带来的安全隐患,又可以避免单一管状药达不到战技指标要求的缺点,因此在某舰炮配备新型弹种的工程应用中采用这种管、粒混合装药方式<sup>[1-3]</sup>。内弹道过程十分复杂,采用混合装药结构导致涉及的特征参量较多,要想达到最佳内弹道性能需要对诸多参量进行合理的设计组合,即优化设计。张会

生、Gonzalez. J. R.<sup>[4-5]</sup>等人利用传统优化方法进行计算,即偏好信息,给各个目标一定的权值,然后将多目标问题转化为单目标问题,这样做的优点在于可以利用经典的单目标优化算法等对其进行求解,实现简单;缺陷是利用这些优化算法运行一次只能得到一个解,无法满足实际决策中所需要的多种可供选择的方案,而为了获得 Pareto 最优解集需运行多次优化过程,但由于各次优化过程相互独立,往往得到的结果不一致令决策者很难有效地决策。

近年来,随着优化理论的飞速发展,出现了许多新型的智能优化方法<sup>[6]</sup>,如遗传算法、模拟退火法、蚁群算法等,这些方法均属于随机性优化方法,具有良好的全局性、鲁棒性和移植性。尤其是以遗

收稿日期:2011-05-09; 修回日期:2011-09-04

基金项目:教育部优秀人才支持计划资助(NCET040509);高校博士学科点基金(20060288019);江苏省自然科学基金(BK2007531)

作者简介:李克婧(1983—),女,博士研究生,从事兵器发射理论与技术研究。

传算法为代表的随机性优化方法在优化设计领域中得到了广泛应用<sup>[7]</sup>。张晓东<sup>[8]</sup>将遗传算法用于内弹道的参数选择中,张召忠<sup>[9]</sup>和林庆华<sup>[10]</sup>等人也将遗传算法应用到内弹道单目标优化问题中。由于遗传算法的主要特点是大规模计算、并行搜索,它是对整个群体进行进化运算操作,且着眼于个体的集合。而多目标优化问题的 Pareto 最优解也是一个集合,因此遗传算法是求解多目标问题的有效手段。本研究针对内弹道优化模型的特殊性对优化方法作了相应的改进,并用于求解内弹道的多目标优化问题,最后,通过模拟计算验证此法的正确可行性。

### 1 膛内混合装药模型

采用管状药与粒状药相混合的装填方式,装药结构如图 1 所示。

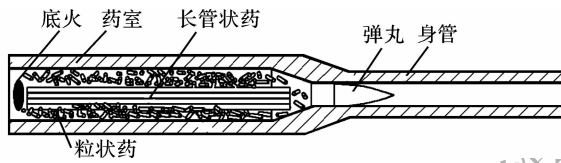


图 1 膛内混合装药结构示意图

Fig. 1 Schematic diagram of mixed propellant geometry charge

针对某口径舰炮混合装药内弹道设计问题,建立经典内弹道数学模型<sup>[1]</sup>如下:

$$\left. \begin{aligned} \Psi_i &= \chi_i Z_i (1 + \lambda_i Z_i + \mu_i Z_i^2) \\ \frac{dZ_i}{dt} &= \frac{u_{i1}}{e_{i1}} p^{n_i} \quad i = 1, 2, L, n \\ \varphi m \frac{dv}{dt} &= Sp \\ Sp(l_\Psi + l) &= \sum_{i=1}^n f_i \omega_i \Psi_i - \frac{\theta \varphi m}{2} v^2 \end{aligned} \right\} \quad (1)$$

式中:  $\Psi_i$  为第  $i$  种火药已燃百分数;  $\chi_i$ 、 $\lambda_i$  和  $\mu_i$  为第  $i$  种火药的药型参数;  $Z_i$  为第  $i$  种火药的相对已燃厚度;  $u_{i1}$  为第  $i$  种火药的燃速系数;  $n_i$  为第  $i$  种火药的燃速指数;  $p$  为火炮膛内压力;  $\varphi$  为次要功系数;  $m$  为弹丸质量;  $v$  为弹丸速度;  $S$  为火炮身管横截面积;  $l$  为弹丸行程长;  $f_i$  为第  $i$  种火药的火药力;  $\omega_i$  为第  $i$  种火药的药量<sup>[1]</sup>。对于七孔火药,  $\Psi_i$  方程应改写为以下形式,即:

$$\Psi_i = \begin{cases} \chi_i Z_i (1 + \lambda_i Z_i + \mu_i Z_i^2) & 0 \leq Z_i \leq 1 \\ \chi_s Z_i (1 + \lambda_s Z_i) & 1 \leq Z_i \leq Z_{ki} \\ 1.0 & Z = Z_{ki} \end{cases} \quad (2)$$

式中: 次要功系数  $\varphi = \varphi_1 + \frac{1}{3} \frac{\sum_{i=1}^n \omega_i}{m}$ ;  $l_\Psi = l_0 \left[ 1 - \sum_{i=1}^n \frac{\Delta_i}{\rho_{pi}} (1 - \varphi_i) - \sum_{i=1}^n \alpha_i \Delta_i \varphi_i \right]$ ;  $Z_{ki} = \frac{e_{1i} + \rho_{pi}}{e_{1i}}$ ;  $l_0$  为药室容积缩径长;  $l_\Psi$  为药室自由容积缩径长;  $\Delta_i$  为装填密度;  $\rho_{pi}$  为火药密度;  $\alpha$  为火药气体余容。针对本研究所选用的七孔粒状药与管状药混合的方式分别代入以上对应的方程即可。

### 2 基于改进遗传算法的内弹道多目标优化设计模型

#### 2.1 内弹道多目标优化数学模型

本研究是在不改变火炮内膛结构的条件下研究装药的设计问题,因此,设计变量为七孔药和管状药的装药量  $\omega_1$ 、 $\omega_2$ ,七孔粒状药的弧厚  $2e_{1g}$ ,管状药的弧厚  $2e_{1t}$ 。火药装药量和弧厚对炮口初速  $v_g$  的影响较大,此外还应考虑炮口压力  $p_g$  要尽量低,降低炮口初速或然误差;火药的相对燃烧结束位置  $\eta_k$  要合理,以此来保证火药在膛内充分燃烧,则该多目标优化问题可描述为如下数学规划模型:

$$\begin{cases} \max f_1(X) = (v_g(X)) \\ \min f_2(X) = (\eta_k(X)) \\ \min f_3(X) = (p_g(X)) \end{cases} \quad (3)$$

$$X = (\omega_1, \omega_2, 2e_{1g}, 2e_{1t})^T$$

根据火炮设计安全性以及目前制式火药的特征参量<sup>[10]</sup>可建立如下约束函数:

$$R = \begin{cases} p_m \leq 350 \text{ MPa} \\ v_g \geq 800 \text{ m/s} \\ \eta_k \leq 0.75 \\ \Delta_i \leq 0.76 \text{ g/cm}^3 \\ 0.5 \text{ mm} \leq 2e_{1g} \leq 1.8 \text{ mm} \\ 0.5 \text{ mm} \leq 2e_{1t} \leq 1.8 \text{ mm} \end{cases} \quad (4)$$

式中:  $p_m$  为膛内最大压力限制;  $v_g$  为炮口速度;  $\Delta_i$  为火炮药室的极限装填密度<sup>[1]</sup>。

由于火炮威力最直接的体现就是炮口速度(即炮口动能),且装药设计对炮口初速的影响也最明显,因此本研究将炮口初速  $v_g$  作为主要目标函数,将炮口压力  $p_g$  和相对燃烧结束位置  $\eta_k$  作为次要目标函数来处理,采用  $\epsilon$ -约束法与遗传算法相结合的方法来求解多目标优化问题,这是最为简单有效的一种求解多目标优化问题的方法<sup>[11]</sup>。 $\epsilon$ -约束法原理是对多个目标中最重要的一个进行优化,其他目标

作为约束条件考虑,并给它们以一定的裕量,可以用下式描述:

$$\begin{aligned} \max f_1(X) &= v_g & (5) \\ \text{s. t. } a_j &\leq f_j(X) \leq b_j, (j=2, L, K) \end{aligned}$$

式中:  $K$  为次要目标函数个数; 本研究中  $f_j(X) = p_g$  和  $\eta_k$ ;  $70 \text{ MPa} \leq p_g \leq 100 \text{ MPa}$ ;  $0.6 \leq \eta_k \leq 0.75$ 。

## 2.2 改进型自适应遗传算法

遗传算法<sup>[7]</sup>(GA)是一种借鉴生物界自然选择和进化机制发展起来的高度并行、随机、自适应的搜索算法。采用从自然选择机理中抽象出来的几种算子选择、交叉、变异,对参数编码字符串进行操作。其次,它在使用中需要的信息较少,只需要各个可行解的目标函数值,使用方便且不需要对目标函数作可微或连续等的假设,解的选择采用概率选择,适应能力强。对于多目标优化问题可得到问题的非劣解集即 Pareto 最优解集,算法的选择比较关键,本研究选用的以随机理论为基础的遗传算法,具有多目标及全局优化能力,通过下述方式对基本算法进行改进,使其更加适合内弹道的优化。

### 2.2.1 实数编码

编码问题是遗传算法设计的首要 and 关键问题,必须考虑染色体的合法性、可行性、有效性以及对问题解空间表征的完全性,鉴于优化模型中所涉及到的设计变量有 4 个,且要求计算精度较高,如果采用基本遗传算法中的二进制编码方式,同时考虑确保计算精度问题,则二进制码的长度将非常大,给计算带来不便。因此选用实数编码方式,可略去二进制方式的编码、译码的计算过程,有助于提高算法的计算效率。初始种群的生成则依据各个设计变量的变化范围,利用 Random 函数自动随机生成。

### 2.2.2 适应度函数

适应度函数是反映优化方案优劣的最直接表征,因此在本研究中,将炮口初速的值作为适应度函数值。

### 2.2.3 遗传算子

遗传算法主要是依靠 3 个遗传操作实现的。每个遗传操作对应其相应的遗传算子。首先是选择操作,本研究采用轮盘赌选择算子<sup>[7]</sup>进行选择操作。

交叉操作是产生新个体的关键,它决定了遗传算法的全局搜索能力;而变异操作是产生新个体的辅助方法,但却是必不可少的运算步骤,它决定了算法的局部搜索能力,因此二者相互配合,共同完成对搜索空间的全局搜索和局部搜索,从而使得遗

传算法能够以良好的搜索性能完成最优化问题的寻优过程。在基本遗传算法中交叉算子  $P_c$  和变异算子  $P_m$  是在某一范围内,根据实验者的经验选定一个值<sup>[7]</sup>,这样会使算法本身带有较大的盲目性,影响收敛速度和进化效率。因此,将自适应概念<sup>[12]</sup>引入到基本遗传算法中,随着进化代数以及适应度来自动调节交叉算子  $P_c$  和变异算子  $P_m$  的值,即:当种群个体适应度趋于一致或者趋于局部最优时,  $P_c$  和  $P_m$  增大;而当群体适应度值比较分散时,  $P_c$  和  $P_m$  降低。同时,对于适应度高于群体平均值的个体,对应于较低的  $P_c$  和  $P_m$ ,该解能进入下一代;而低于平均值的个体,对应于较高的  $P_c$  和  $P_m$ ,该解被淘汰。因此,自适应的  $P_c$  和  $P_m$ ,能提供相对于某个解的最佳  $P_c$  和  $P_m$ ,且在保持群体多样性的同时,保证了算法的收敛性。

$P_c$  和  $P_m$  按照以下公式进行自适应调整:

$$P_c = \begin{cases} \frac{k_1(f_{\max} - f')}{f_{\max} - f'} & f' \geq \bar{f} \\ k_3 & f' < \bar{f} \end{cases} \quad (6)$$

$$P_m = \begin{cases} \frac{k_2(f_{\max} - f)}{f_{\max} - f} & f \geq \bar{f} \\ k_4 & f < \bar{f} \end{cases} \quad (7)$$

式中:  $f_{\max}$  为群体中最大的适应度值;  $\bar{f}$  为每代群体的平均适应度;  $f'$  为要交叉的两个个体中较大的适应度;  $f$  为要变异的个体适应度。只要设定  $k_1, k_2, k_3, k_4$  取  $(0, 1)$  区间的值,  $P_c$  和  $P_m$  就可以自适应调整。当适应度值低于平均值时,说明该个体性能不好,应对它采取较大的  $P_c$  和  $P_m$ ; 如果适应度高于平均值时,说明该个体性能优良,应赋予其相应的  $P_c$  和  $P_m$ 。具体在优化过程中交叉和变异操作的实现可参考文献<sup>[13]</sup>。

### 2.2.4 最优保留策略

最优保留策略的引入是为了防止当代的最优个体在后面的进化过程中被破坏。具体实现是对种群中个体按适应度高低作降序排序,把每一代种群中适应度最高的  $m$  个个体不经遗传操作直接复制到下一代,作为下一代的排挤成员。

在进行最优保留策略之后需要进行罚函数淘汰运算,它是协助最优保留策略实现的重要过程,具体做法如下:首先按照下式计算排挤成员  $m$  与新产生的下一代 Pop 个个体的海明距离:

$$\|x_i - x_j\| = \sqrt{\sum_{k=1}^N (x_{ik} - x_{jk})^2} \quad (8)$$

( $i=1, 2, L, m; j=1, 2, L, P \text{ op}$ )

式中:  $k$  为  $x_i, x_j$  上第  $k$  位的基因值,  $N=4$  为变量

个数, 当  $\|x_i - x_j\| < H_1$  时, 比较  $x_i$  和  $x_j$  的适应度大小, 并对其中适应度较低的个体处以罚函数  $f = f/10$ , 对包括排挤成员在内的  $m + \text{Pop}$  个个体按照适应度降序排序, 并记忆前  $m$  个个体作为再下一代的排挤成员, 而剩余的  $\text{Pop}$  个个体作为新的种群。被处以罚函数处理的个体其适应度大大降低, 这样对于在预先指定的某一距离  $H_1$  (根据实际优化变量的精度要求来确定) 之内的个体中较差的个体将在后面的进化过程中被淘汰的几率就很大, 随着排挤过程的进行, 群体中的个体逐渐被分类, 从而形成一个一个小生境并维持群体的多样性。

### 2.3 算法流程

为直观说明优化过程, 图 2 给出了改进遗传算法的流程。

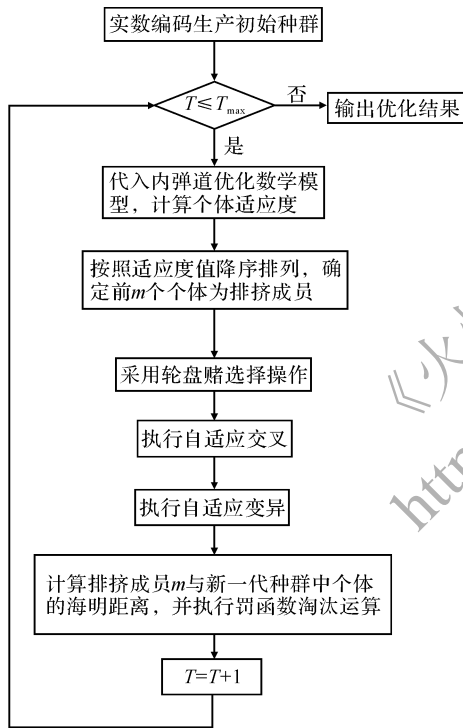


图 2 改进遗传算法流程图

Fig. 2 Improved genetic algorithm flowchart

## 3 算例及结果分析

相关弹道计算诸元: 火炮口径  $D = 0.076 \text{ m}$ ; 弹丸质量  $m_d = 5.9 \text{ kg}$ ; 挤进压力  $p_0 = 30 \text{ MPa}$ ; 最大压力  $p_m = 350 \text{ MPa}$ 。改进遗传算法交叉概率  $P_c$  值的确定, 需要根据优化模型的特点经过反复试验得到, 本模型中  $P_c = 0.7$  可以快速有效地收敛到最优值; 最优保留策略中  $m = 10$ ; 初始种群规模为 80; 终止代数  $T_{\max} = 500$ 。图 3 和图 4 分别给出 4 个设计变量和目标函数  $v_g$  随进化代数的变化

趋势。

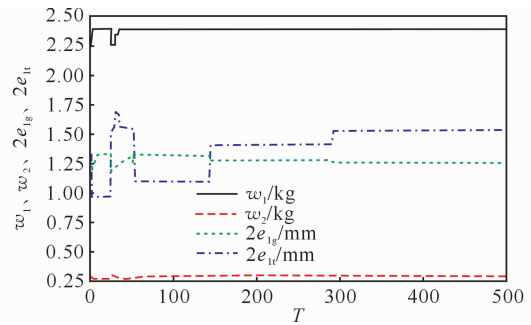


图 3 4 个设计变量随进化代数的变化

Fig. 3 Four design variables change with generations

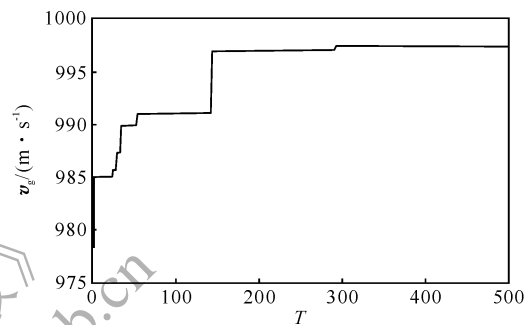


图 4 目标函数随进化代数的变化

Fig. 4 Main-objective changes with generations

从图 3 可以看到, 在进化到 300 代后, 4 个设计变量逐渐趋于定值, 进化过程稳定。由于管状药在整个装药结构中起到辅助点火作用, 装药量小, 可以看出其变化幅度也最低; 而粒状药是主装药, 所以  $\omega_1$  的值最后收敛在约束条件 (药室极限装填密度  $\Delta_1$ ) 的上边界处, 因为足够的装药量是保证火炮动能提高的最直接原因。图 4 中主要目标函数同样随着设计变量最佳组合的确定, 也达到最佳值。本研究利用遗传算法的群体进化优势, 在进化计算结束后可以方便地得到一组最优解集, 表 1 给出了其中 10 个非劣解及次要目标函数的值。

由表 1 可以看出, 对比  $\epsilon$ -约束条件, 次要目标函数的值均在其裕量范围内, 符合基本设计要求。表 1 中, 决策者可以根据工程需求来选择合适的设计方案。为了进一步追踪进化过程, 这里选取非劣解集中的前 20 个, 给出其在不同进化代数上的散布, 如图 5 所示。

从图 5 可以看出, 非劣解的散布随着进化计算不断趋于目标函数的最佳值, 呈现出理想的收敛趋势。为了验证优化效果, 在此取非劣解集中的第 1 号设计方案, 将各个设计参数代入经典弹道模型中进行模拟计算并与原始方案<sup>[3]</sup>进行对比, 表 2 中给出了原始方案与 1 号方案的各个参量值。

表 1 优化方案的非劣解集  
Table 1 Pareto optimal solutions

编号	$v_g/(m \cdot s^{-1})$	$\eta_k$	$p_g/MPa$	$\omega_1/kg$	$\omega_2/kg$	$2e_{1g}/mm$	$2e_{1t}/mm$
1	997.382	0.670	88.663	2.390	0.295	1.259	1.5345
2	997.051	0.678	88.458	2.390	0.292	1.264	1.460
3	997.008	0.700	88.432	2.390	0.300	1.277	1.406
4	996.480	0.678	88.899	2.390	0.292	1.264	1.486
5	994.310	0.687	88.547	2.390	0.292	1.266	1.518
6	994.273	0.635	88.110	2.390	0.266	1.229	1.681
7	994.074	0.706	89.141	2.390	0.296	1.277	1.452
8	993.437	0.689	89.297	2.390	0.282	1.267	1.438
9	993.160	0.628	86.364	2.390	0.243	1.232	1.439
10	992.364	0.692	86.131	2.377	0.300	1.240	1.800

表 2 优化前后参量比较  
Table 2 Comparison of parameters before and after optimization

参量	$v_g/(m \cdot s^{-1})$	$\eta_k$	$p_g/MPa$	$\omega_1/kg$	$\omega_2/kg$	$2e_{11}/mm$	$2e_{12}/mm$	$p_{max}/MPa$
原始方案	985.752	0.747	88.056	2.460	0.200	1.08	1.4	343.076
1号优化方案	997.382	0.670	88.663	2.390	0.295	1.259	1.5345	349.547

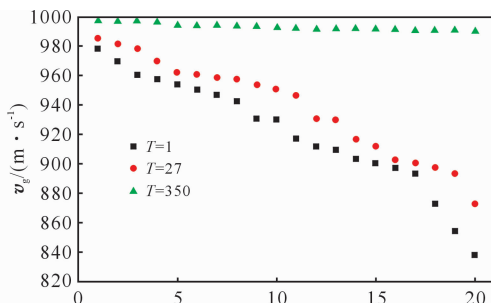


图 5 非劣解集进化散布图

Fig. 5 Different generations for the optimization process

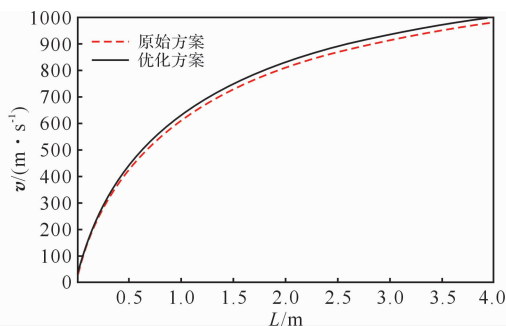


图 6 膛内燃烧过程 V-L 曲线

Fig. 6 The V-L curve during burning process in-bore

图 6 和图 7 分别为速度行程曲线和压力行程曲线,图 7 表明了膛内过程作功能力的大小,曲线下面包围的面积越大,则作功越多,这点在图 6 得到印证,优化方案的初速高于原方案。两种不同的装药方案得到了不同的内弹道效果,原方案中炮口压力  $p_g$  为 88.056 MPa,优化后方案为 88.663 MPa,有小

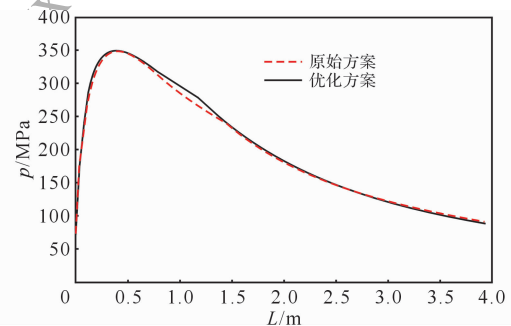


图 7 膛内燃烧过程 p-L 曲线

Fig. 7 The p-L curve during burning process in-bore

幅上升,但是差别不大;相对燃烧结束位置  $\eta_k$  由原来的 0.747 降为 0.670,有较大幅度的下降;而主要目标函数  $v_g$  由原来的 985.752 m/s 提高到 997.382 m/s,提高了 1.18%,在不改变基本装药结构的情况下,炮口动能得到了明显提高。炮口压力没有大幅度的升高,便不会造成明显的弹丸出炮口时初速散布,对射击安全性也不会有较大影响,并且相对燃烧结束位置的有效降低可以确保火药在膛内完全燃烧,提高火药的利用率。以上分析证明将改进后的遗传算法应用于装药结构优化设计是正确有效的。

## 4 结 论

(1)建立了七孔药与管状药混合装药结构的内

