

文章编号: 1001-0920(2004)12-1433-04

## 基于递阶嵌套 GA 的空-地武器靶场效能大规模总体优化

汪民乐<sup>1,2</sup>, 高晓光<sup>2</sup>, 刘光斌<sup>1</sup>

(1 第二炮兵工程学院 系统工程研究所, 陕西 西安 710025; 2 西北工业大学 电子工程系, 陕西 西安 710072)

**摘要:** 针对大规模优化问题, 其大系统分解协调算法存在收敛速度慢、计算时间长、易导致组合爆炸等不足, 以空地制导武器大规模火力规划问题为背景, 提出一种递阶嵌套 GA。其基本思想是通过分层降低计算复杂性, 从而有效解决大规模火力规划问题求解的可计算性问题。递阶嵌套 GA 由内外两层构成, 内层 GA 实现对各子模型的求解, 并将求解结果传送给外层 GA; 外层 GA 则通过遗传操作对内层 GA 发生干预。仿真算例验证了算法的有效性。

**关键词:** 大规模优化; 递阶嵌套 GA; 空-地武器; 靶场效能

**中图分类号:** TP18 **文献标识码:** A

## Large-scale optimization of air-to-ground weapon effectiveness based on multi-level genetic algorithm

WANG Min-le<sup>1,2</sup>, GAO Xiao-guang<sup>2</sup>, LIU Guang-bin<sup>1</sup>

(1 Institute of Systems Engineering, The Second Artillery Engineering College, Xi'an 710025, China; 2 Department of Electronic Engineering, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China  
Correspondent: WANG Min-le, E-mail: wangml@sohu.com)

**Abstract:** A novel multi-level genetic algorithm for large-scale programming of air-to-ground weapon firepower is proposed. By the new algorithm, the computing complexity problem of large-scale firepower programming is solved. The multi-level genetic algorithm is composed of two levels which are called upper-GA and bottom-GA. The bottom-GA is used for solving all the sub-models, and the results are sent to the upper-GA, while the upper-GA can dominate the bottom-GA through genetic operations. The simulation result shows that the multi-level genetic algorithm is effective and efficient. Moreover, the multi-level genetic algorithm can be applied to other complex system optimization problems.

**Key words:** large-scale optimization; multi-level genetic algorithm; air-to-ground weapon; effectiveness in absence of air defenses

### 1 引言

对于大规模优化问题, 传统的求解方法是大系统递阶分解协调算法<sup>[1-4]</sup>, 其思想是通过分层将原问题划分为若干个子问题进行求解, 并通过协调器的作用保证整体最优。理论分析和实际应用都表明, 这种算法在许多情况下可有效降低问题的计算复杂性, 但远非完美无缺。在邻近问题最优解时, 分解协

调算法存在收敛速度慢、计算时间长等不足, 随着规模的扩大, 易导致组合爆炸, 从而使算法的计算效率急剧下降。为克服这种不足, 文献[5]提出用遗传算法(GA)求解大规模优化的主问题, 且不要求主问题具备凸性, 但对子问题求解未作新的探讨。不仅如此, 按照文献[5]的算法, 主问题与子问题的求解仍处于相对独立的状态, 即仍保持传统分解协调算法

收稿日期: 2003-10-24; 修回日期: 2004-03-09

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(90205019)。

作者简介: 汪民乐(1964—), 男, 安徽枞阳人, 副教授, 博士后, 从事计算智能、决策理论等研究; 高晓光(1957—), 女, 河南洛阳人, 教授, 博士生导师, 从事计算智能、航空武器效能分析及航空火力控制等研究。

的本质特征,因而不能从总体上降低计算复杂性

本文立足于主问题和子问题一体化求解思想,提出一种求解大规模优化问题的递阶嵌套 GA. 虽然此算法是针对单波次多目标攻击下空-地制导武器靶场效能两层混合优化模型得出的,但具有普遍性,只需在 GA 的具体实现上稍作改变就可用于其他大规模优化问题

### 2 空-地武器靶场效能两层混合优化模型

设有总数为  $n$  的远距作用式空-地制导武器(以下简称广义弹),用以攻击  $m$  个不相依地面目标,为取得最大的靶场效能,必须恰当分配这  $n$  枚广义弹. 这样一个多地面目标火力规划问题,当  $n$  和  $m$  较大时,问题规模随之剧增,为降低其复杂性,应建立分层优化模型

单波次多地面目标靶场攻击问题可分解为两层:主问题层和子问题层. 主问题层要解决的是对各个目标弹数的分配;子问题层要解决的是对每一个目标,在分配弹数既定条件下选择各弹最佳瞄准点,因此,子问题层共包含  $m$  个子问题. 对该两层问题分别建立模型. 主模型为

$$\begin{aligned} \max \quad & \sum_{i=1}^m f_i(n_i), \\ \text{s.t.} \quad & \sum_{i=1}^m n_i = n, \text{ 且 } n_i \text{ 取非负整数,} \end{aligned} \quad (1)$$

式中  $n_i$  为分配给第  $i(i=1, 2, \dots, m)$  个地面目标的弹数

子模型: 共需建立  $m$  个子模型,但形式相同. 以第  $i$  个目标瞄准点优化选择模型为例,模型形式为

$$\max f_i(n_i) = g_i(x_1^i, y_1^i, x_2^i, y_2^i, \dots, x_{n_i}^i, y_{n_i}^i), \quad (2)$$

式中  $(x_j^i, y_j^i)$  表示第  $j$  枚广义弹瞄准点坐标,  $j=1, 2, \dots, n_i$

由式(1)和式(2)可知,主模型为整变量优化,而子模型为实变量优化,因此式(1)和式(2)构成一个混合优化模型. 对于以上建立的两层混合优化模型,由于变量众多,若采用通常的单层 GA 求解,其染色体长度急剧增大,搜索空间的维数也随之剧增,将会导致求解困难. 即使求解可行,其时间复杂性也是难以接受的. 为有效降低求解复杂性,在借助大系统递阶优化思想的基础上,对 GA 进行改进,构造出一种新型递阶嵌套 GA.

### 3 递阶嵌套 GA 总体流程

递阶嵌套 GA 由内外两层构成:内层 GA 实现对各子模型的求解,并将求解结果传送给外层 GA,用于外层 GA 的适应度计算;外层 GA 通过遗传操

作重新调整各地面目标间的弹数分配,从而对内层 GA 发生干预,如此循环,直至满足进化终止条件. 以 3 个子模型为例,递阶嵌套 GA 总体流程如图 1 所示. 图中  $n$  为外层 GA 种群规模,  $l, p, q$  分别为 3 个内层 GA 种群规模

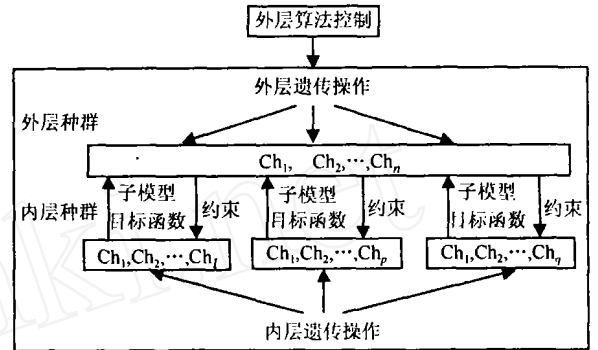


图 1 递阶嵌套 GA 总体流程

### 4 求解子模型的改进 GA

#### 4.1 编码方案

将第  $i$  个地面目标记为  $S_i$ , 瞄准点应置于  $S_i$  上以减小脱靶面积. 由于  $S_i$  的幅员是有限的,因此可设

$$X_1 \leq x_j^i \leq X_2, Y_1 \leq y_j^i \leq Y_2, j=1, 2, \dots, n_i$$

为缩短染色体编码长度,采用实数编码. 每个染色体由  $n_i$  个基因段构成,每个基因段包含两个基因,分别表示瞄准点横坐标和纵坐标,因此,染色体总长度为  $2n_i$ ,整个染色体编码代表子模型的一个解

#### 4.2 适应度函数

针对不同的地面目标,在不计杀伤积累的条件下,建立不同的适应度函数. 在此仅考虑两类常见的地面目标,即面积目标和密集型集群目标

##### 4.2.1 地面目标为面积目标的适应度函数

设各枚广义弹的射击相互独立,且落点随机散布. 此种情形见于各枚广义弹由不同的空中平台发射,或虽由同一空中平台发射,但每次射击均需重新瞄准

设第  $j$  枚广义弹弹着点坐标的均方差为  $\sigma_{x_j}$  和  $\sigma_{y_j}$ , 不计系统误差,弹着点坐标服从二维正态分布. 设联合概率密度函数为  $f f_j(x_j, y_j)$ ,  $(x, y)$  为  $S_i$  上任一点,则该点被第  $j$  枚广义弹杀伤的概率为

$$P_j = \int_{(x_j-x)^2+(y_j-y)^2 \leq R_j^2} f f_j(x_j, y_j) dx_j dy_j, \quad (3)$$

式中  $R_j$  表示第  $j$  枚广义弹的杀伤半径

由于  $n_i$  枚广义弹射击相互独立,则  $(x, y)$  至少被一枚广义弹杀伤的概率为

$$P_h = 1 - \prod_{j=1}^{n_i} (1 - P_j), \quad (4)$$

设  $d(x, y)$  表示  $(x, y)$  处目标价值密度, 则  $n_i$  枚广义弹对面积目标  $S_i$  的平均杀伤价值为

$$g_i(x^i_1, y^i_1, x^i_2, y^i_2, \dots, x^i_{n_i}, y^i_{n_i}) = \int_{S_i} d(x, y) P_h dx dy. \quad (5)$$

若  $d(x, y) = 1$ , 则此时将得到平均杀伤面积 令  $X$  为某一个体, 定义其适应度为

$$F_i(X) = g_i(x^i_1, y^i_1, x^i_2, y^i_2, \dots, x^i_{n_i}, y^i_{n_i}). \quad (6)$$

#### 4.2.2 地面目标为密集型集群目标的适应度函数

密集型集群目标可视为面积目标的特殊情形, 在此仅考虑  $n_i$  枚广义弹射击相互独立的情形. 设第  $i$  个密集型集群目标包含  $m_i$  个元素目标, 其中第  $k$  个元素目标坐标为  $(\xi_k, \eta_k), k = 1, 2, \dots, m_i$ , 第  $k$  个元素目标的综合价值为  $V_k$ , 以平均杀伤价值最大为目标, 目标函数为

$$\max f_i = \prod_{k=1}^m [1 - \prod_{j=1}^{n_i} (1 - P_{jk})] V_k \quad (7)$$

式中  $P_{jk}$  为第  $j$  枚广义弹对第  $k$  个目标的杀伤概率, 其计算式为

$$P_{jk} = \int_{S_{jk}} \varphi(x, y, x_j, y_j) dx dy. \quad (8)$$

式中:  $\varphi(x, y, x_j, y_j)$  为第  $j$  枚广义弹在以  $(x_j, y_j)$  为瞄准点的情形下着弹点分布密度函数, 通常为正态分布;  $S_{jk}$  为第  $j$  枚广义弹对第  $k$  个目标的有效杀伤域, 当广义弹的杀伤无方向性时,  $S_{jk}$  为以  $(\xi_k, \eta_k)$  为中心的一个圆域. 适应度的定义同样可采用式(6)的形式

#### 4.3 遗传操作

遗传操作中的选择操作仍采用赌轮选择, 但加入了最优个体保护策略以保证全局收敛性. 交叉操作采用实数编码的部分离散杂交算子, 变异操作采用实数编码的均匀变异算子. 以上遗传操作的具体步骤均参见文献[6~8].

### 5 求解主问题的改进 GA

主问题为一个约束整数规划, 而整数规划的求解至今仍是函数优化理论中的难点. 在此针对火力规划问题的特点, 构造一种求解主问题(1)的改进 GA, 它对应整个递阶嵌套 GA 的外层

#### 5.1 改进的自然数编码方案

主问题要求解的是总弹数  $n$  对  $m$  个目标的弹数分配, 因此用  $m$  个基因片段构成一条染色体, 每个基因段对应一个目标, 一个基因段包含  $n$  个基因以

对应待分配的  $n$  枚广义弹. 设  $n$  枚广义弹类型不同, 将它们编号为整数  $1 \sim n$ , 以  $\{0, 1, 2, \dots, n\}$  作为基因码取值集合, 其中码值 0 表示不分配广义弹. 一个染色体示例如图 2 所示

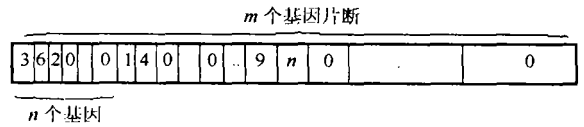


图 2 染色体示例

图 2 所示染色体的译码意义是: 第 3, 6, 2 枚广义弹分配于目标 1; 第 1, 4 枚广义弹分配于目标 2; ...; 第 9,  $n$  枚广义弹分配于目标  $m$ .

#### 5.2 适应度计算及遗传算子设计

根据主问题目标函数形式, 将主问题个体适应度定义为下层各子模型最优值之和. 通过设计改进的交叉、变异算子实现遗传操作. 改进的交叉算子借鉴了有序组合优化问题的部分匹配交叉 (PMX) 算子<sup>[9]</sup>, 区别在于改进的交叉算子的交叉点只能选在基因片段交界处. 改进的变异算子借鉴了有序组合优化问题基于对换的变异算子, 区别在于对换只能发生于两个不同基因段的基因之间, 且其中至少要有一个基因的码值非零. 其他方面如: 选择算子和终止规则等, 可沿用标准 GA, 无需改变

### 6 算例

设有 3 个密集型集群目标, 第 1 个集群目标包含 12 个点目标, 第 2 个集群目标包含 11 个点目标, 第 3 个集群目标包含 13 个点目标, 各点目标坐标及价值(数据略). 已知 3 个集群目标构成一个目标系, 对该目标系独立投射广义弹, 设广义弹数  $N_d = 6$ , 各枚广义弹的杀伤半径  $R_n = 25$  m, 弹着点坐标的均方差为  $\sigma_x = \sigma_y = 18$  m, 以总的平均杀伤价值作为靶场效能指标, 决定各枚广义弹的最优瞄准点以使总的靶场效能最优. 为验证递阶嵌套 GA 对靶场效能总体优化问题的有效性, 对该问题运用递阶嵌套 GA 进行解算, 并与简单遗传算法 (SGA) 的解算结果加以比较

#### 6.1 递阶嵌套 GA 的解算结果

对内层 GA 和外层 GA 分别确定控制参数. 内层控制参数为: 种群规模  $N = 100$ , 遗传代数  $G = 150$ , 交叉概率  $P_c = 0.5$ , 变异概率  $P_m = 0.3$ , 采用浮点数编码, 适应度函数取式(8)的形式. 外层 GA 控制参数为: 种群规模  $N = 30$ , 遗传代数  $G = 50$ , 交叉概率  $P_c = 0.5$ , 变异概率  $P_m = 0.2$ , 采用自然数编

码 外层 GA 的任务是确定对各个目标群的最优分配弹数, 内层 GA 确定分配于各个目标群广义弹的最优瞄准点坐标 递阶嵌套 GA 第 50 代最佳适应度

(目标系最大平均杀伤价值) 为 82 697, 第 50 代最优解(最优瞄准点坐标) 列于表 1.

表 1 内层 GA 与外层 GA 最优解(最优瞄准点与最优分配弹数)

| 代序号 | 最优分配弹数 |       |       | 最优瞄准点坐标                                        |                                                 |                                                 |                                                  |                                                  |                                                  |
|-----|--------|-------|-------|------------------------------------------------|-------------------------------------------------|-------------------------------------------------|--------------------------------------------------|--------------------------------------------------|--------------------------------------------------|
|     | 目标群 1  | 目标群 2 | 目标群 3 |                                                |                                                 |                                                 |                                                  |                                                  |                                                  |
| 50  | 2      | 2     | 2     | $\begin{bmatrix} 61.60 \\ 69.26 \end{bmatrix}$ | $\begin{bmatrix} 82.09 \\ -90.09 \end{bmatrix}$ | $\begin{bmatrix} 103.65 \\ 46.62 \end{bmatrix}$ | $\begin{bmatrix} -124.18 \\ 47.14 \end{bmatrix}$ | $\begin{bmatrix} 122.28 \\ -93.02 \end{bmatrix}$ | $\begin{bmatrix} -66.42 \\ -72.50 \end{bmatrix}$ |

6.2 SGA 求解结果

不采用分层方法, 直接应用 SGA 求解, 同样取遗传代数  $G = 50$ , 第 50 代最佳适应度为 74.971.

递阶嵌套 GA 与 SGA 最佳适应度的变化如图 3 所示

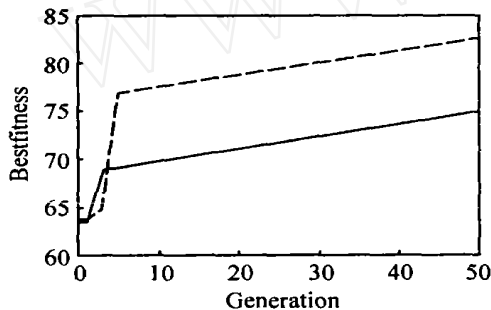


图 3 最佳适应度曲线

比较递阶嵌套 GA 与 SGA 的解算结果可以看出, 递阶嵌套 GA 不仅能够实现靶场效能总体优化, 而且其求解质量(最优值)及收敛性能(如收敛速度)均明显优于 SGA.

7 结 语

本文研究了靶场攻击条件下空-地制导武器效能的总体优化问题, 即空-地制导武器火力规划问题 根据空-地火力规划问题的总体最优性, 提出了一种基于 GA 理论的智能化火力规划优化算法, 即新型递阶嵌套 GA. 通过分层降低计算复杂性, 有效解决了大规模火力规划问题求解的可计算性问题 仿真算例验证了算法的有效性 本文虽然针对的是单波次空-地攻击情形, 但可以很方便地推广至多波次空-地攻击和其他复杂系统的优化问题

参考文献(References):

[1] 陈禹六 大系统理论及其应用[M] 北京: 清华大学出版

社, 1988 26-38

[2] 李志刚, 吴沧浦 兵力部署优化问题的两层规划模型[J], 北京理工大学学报, 1997, 17(3): 268-272 (Li Z G, Wu C P. Bi-level programming model for distribution of forces[J]. *J of Beijing Institute of Technology*, 1997, 17(3): 268-272 )

[3] 刘毓骅 工业大系统管理中的二维层次协调规划模型 [J] 系统工程, 1991, 9(4): 21-27. (Liu Y H. Two-dimensional model for hierarchical coordination of management in large-scale industrial system [J]. *System Engineering*, 1991, 9(4): 21-27. )

[4] Bard J F, Falk J E. An explicit solution to the multilevel programming problem [J]. *Computer and Operations Research*, 1982, 8(9): 7-10

[5] 刘树安, 郑秉霖, 王梦光 改进 GA S 算法在大规模资源分配问题中的应用[J] 信息与控制, 1998, 27(2): 109-112 (Liu S A, Zheng B L, Whang M G. The improved genetic algorithms for the large-scale resource allocation problem [J]. *Information and Control*, 1998, 27(2): 109-112 )

[6] Goldberg D E. *Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning* [M]. New York: Addison-Wesley, 1989.

[7] Hom aifer A, Charlere X Qi, Steven H Lai. Constrained optimization via genetic algorithms [J]. *Simulation*, 1994, 62(4): 242-254

[8] Editorial. Soft computing: Elements of learning systems [J]. *Int J of System Science*, 1996, 27(2): 143-144

[9] Percy P C, Supow it K J. Combinational optimization with use of guided evolutionary simulated annealing[J]. *IEEE Trans on Neural Nework*, 1995, 6(2): 290-295