

改进的混合遗传算法在防空目标分配中的应用

孙媛, 王毅, 李季颖

(海军航空工程学院, 山东烟台 264001)

摘要:根据现代海战中防空目标分配的特点,建立了目标分配模型。针对基本遗传算法进行目标分配中存在的问题,提出了一种改进的混合遗传算法。该方法首先对交叉和变异算子进行了改进,引入了小生境技术解决早熟收敛问题。然后利用模拟退火算法具有较强的局部搜索能力,并且能够使搜索过程避免陷入局部最优解的特点,将模拟退火算法嵌入到基本遗传算法的循环中,解决了基本遗传算法收敛速度慢,时间复杂度高的不足。仿真结果表明,混合算法能很快收敛到全局最优解,效果较好。

关键词:目标分配;遗传算法;模拟退火

中图分类号:E917

文献标识码:A

文章编号:1006-0707(2012)09-0113-04

现代海战场环境瞬息万变,各种空中目标尤其是反舰导弹已成为水面舰艇的主要威胁,防空防御成为水面舰艇重要的作战任务之一。在舰艇编队防空防御作战中,应根据各目标的威胁程度和我编队防空武器的总体性能对防空效果进行预测,确定出最优的火力分配方案,使舰艇编队的整体防空效能达到最大。在现有的研究中,文献[1-2]中用遗传算法分析目标分配问题,容易过早收敛且局部搜索能力差。文献[3-4]中分别提出了基于蚁群算法和粒子群算法的解决方案,优化速度较快,但易陷入局部最优而无法获得理想的分配结果。本文在遗传算法中引入了模拟退火思想,充分发挥遗传算法的快速全局搜索性能和模拟退火算法的局部搜索能力,从而在目标分配问题的应用上取得较好的结果。

1 问题描述

目标分配指的是对多批空中目标分别选择最有效的防空兵器和数量进行拦截,形成最佳兵力、兵器使用方案。空中目标射击的基本原则是:射击空中威胁大且射击有利的目标。因此,建立火力分配模型思路有多种,本文主要按空中目标毁伤期望累加作为目标函数的思路来建立数学模型。模型首先计算各批目标的毁伤期望,然后将所有目标的毁伤期望累加^[5]。

目标分配问题描述为:火力单元的数目为 m , 空中有 n 个来袭目标,目标的类型、进袭方向、速度、高度等均可各异。假设进行目标分配之前,各批目标的威胁程度与各火力单元对各批目标的射击有利程度已经经过评估与排序。根据目标分配的目的,应使拦截效益值最大。即求 $\max(\sum_{j=1}^n c_{ij})$, 其数学模型为

$$\begin{aligned} \max F(x) &= \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n (c_{ij} x_{ij}) \\ \begin{cases} \sum_{i=1}^m x_{ij} = 1, i = 1, 2, \dots, m \\ \sum_{j=1}^n x_{ij} = 1, j = 1, 2, \dots, n \\ x_{ij} = 1 \text{ 或 } 0 \end{cases} \end{aligned} \quad (1)$$

其中: c_{ij} 为第 i 个火力单元对第 j 个目标的拦截效益值; x_{ij} 为第 i 个火力单元是否射击第 j 个目标; Z 为防空作战杀伤目标的总体效益。

2 目标分配算法分析

2.1 遗传算法和模拟退火算法

遗传算法是模拟生物在自然环境中的遗传和进化过程而形成的一种自适应全局优化概率搜索算法。它最早由美国密执安大学的 Holland 教授提出。遗传算法是基于对生物遗传和进化机理的模仿,采用不同的编码方法来表示所研究问题的可行解,通过对生物遗传、进化过程中的选择、交叉、变异机理的模仿,来完成对问题最优解的自适应搜索过程。

模拟退火算法来源于固体退火原理。根据 Metropolis 准则,粒子在温度 T 时趋于平衡的概率为 $e^{-\Delta E/(KT)}$, 其中 E 为温度 T 时的内能, ΔE 为其改变量, k 为 Boltzmann 常数。用固体退火模拟组合优化问题,将内能 E 模拟为目标函数值 f , 温度 T 演化成控制参数 t , 即得到解组合优化问题的模拟退火算法:由初始解 i 和控制参数初值 t 开始,对当前解重复“产生新解→计算目标函数差→接受或舍弃”的迭代,并逐步衰

减 t 值,算法终止时的当前解即为所得近似最优解,这是基于蒙特卡罗迭代求解法的一种启发式随机搜索过程。

遗传算法与模拟退火算法都是启发式随机搜索算法。遗传算法的局部搜索能力较差,但把握搜索过程总体的能力较强;模拟退火算法具有较强的局部搜索能力,并能使搜索过程避免陷入局部最优解。如果将遗传算法与模拟退火算法相结合,互相取长补短,则有可能开发出性能优良的新的全局搜索算法。

3 混合遗传算法的设计

混合遗传算法与基本遗传算法的总体运行过程相类似,它从一组随机产生的初始解开始搜索,采用一种自适应的交叉和变异概率,并通过附带精英保留策略的选择、交叉、变异等遗传操作来产生一组新的个体,然后再独立地对所产生的各个个体进行模拟退火操作,以其结果作为下一代遗传操作的新种群,这个过程反复迭代直到满足某个终止条件。

1) 编码方式

传统的 GA 算法一般采用将实数空间离散化的二进制编码方式,这种方式编码长度影响求解精度、操作费时、不直观。因此本文采用将实数直接编码的方式,在实数编码方式下,每个个体用一个 n 维的实向量表示,这种方式直观、易操作,比二进制方式具有更好的搜索效果。

2) 初始化种群

遗传操作是对众多个体同时进行的,众多的个体组成了群体。在遗传算法处理流程中,继编码设计后的任务是初始种群的设定。初始群体生成之前首先要确定群体的规模,其大小可根据参考火力单位和空中目标数量的大小来确定。当分配元数量较多时,可选择较大的种群数量;反之,应选择较小的种群数量。在初始化种群时,本文采用了随机初始化的方法。

3) 适应度函数

对目标分配优化的目的是使整个区域防空作战的总效益值最大,故将目标函数 $F(x)$ 作为个体的适应度。

4) 选择操作

选择是将父代的个体信息传递到子代。每代中的每一个个体按照适应度函数的大小决定它能够复制到下一代的概率。在选择运算中,采用的是“精英保留”策略,首先将适应度按大小进行排序,然后把群体中适应度值较大的个体直接保留到下一代,不参与交叉、变异操作。通过选择,体现了“适者生存,优胜劣汰”的进化原则。本文采取“轮盘赌”式的选择策略,使得群体中的优秀个体数目不断增加,整个进化过程朝着更优解的方向进行。

5) 交叉、变异操作

算法中 GA 采用实数编码,交叉采用算术交叉,变异采用如同 SA 的按一定概率分布的扰动变异,且交叉概率 P_c 、变异概率 P_m 采用自适应调整。

$$P_c = \begin{cases} P_{c1} - \frac{[P_{c1} - P_{c2}][f' - \bar{f}]}{(f_{\max} - \bar{f})} & f' \geq \bar{f} \\ P_{c1} & f' < \bar{f} \end{cases} \quad (2)$$

$$P_m = \begin{cases} P_{m1} - \frac{[P_{m1} - P_{m2}][f_{\max} - f]}{(f_{\max} - f)} & f \geq \bar{f} \\ P_{m1} & f < \bar{f} \end{cases} \quad (3)$$

其中: $P_{c1} = 0.9$, $P_{c2} = 0.6$, $P_{m1} = 0.1$, $P_{m2} = 0.001$, f_{\max} 为群体中最大的适应度值; \bar{f} 为每代群体中的平均适应度值; f' 为要交叉的两个个体中较大的适应度值; f 为要变异的个体适应度值。

6) 退火操作

经过遗传算法产生的种群作为模拟退火算法的初始种群。对种群中每个个体在当前温度下,由模拟退火算法状态产生函数在个体的领域产生新个体,并以一定概率接受新个体。在当前温度稳定后,进行降温操作。

7) 小生境技术

在搜索的初期,由于优良个体急剧增加使种群失去多样性,从而使程序陷入局部,不能达到全局最优解,这称为基本遗传算法的“早熟”收敛,其根源在于有效基因的缺损。而变异操作在一定程度上有利于增加种群的多样性,但却加大种群的随机性,使得收敛速度变慢,如果变异概率较大,则会变成随机搜索,最后不能收敛。

基于共享函数的小生境算法的主要思想是:首先比较群体中个体之间的距离,若其在预先指定的距离 L 之内,再比较二者之间的适应度大小,对其中适应度较低的个体施加较强的惩罚函数,降低其适应度。对于在预先指定的某距离 L 内的 2 个体,其中较差的个体经处理后适应度变得更低,在进化过程中被淘汰的概率极大。这样,在距离 L 内将只存在 1 个优良个体,既维护了群体的多样性,又使得各个个体之间保持一定的距离,个体能够在整个约束空间中分散开来,从而实现小生境遗传算法。

7) 终止运算

计算经过上述遗传退火操作后生成的新 1 代群体中个体的适应度,并找出其中适应度最高和最低的个体。若当前群体中最佳个体的适应度比迄今为止最好个体的适应度还要高,则以当前群体中的最佳个体作为新的最好个体,同时用该个体替换当前群体中的最差个体。

4 混合遗传算法流程

基于模拟退火的混合遗传算法是将遗传算法与模拟退火算法相结合而构成的一种优化算法,与基本遗传算法的总体运行过程相类似,由于基于模拟退火的混合遗传算法是遗传算法和模拟退火算法的优势互补过程,因此混合算法同时体现了 2 种基本算法的优良特点^[6]。算法的流程如下:

1) 进化代数初始化 $t \leftarrow 1$, 随机产生 M 个初始个体组成初始种群 $P(t)$;

2) 依据各个个体的适应度对其进行降序排序,记忆前

N 个个体 ($N < M$);

3) 选择操作。对群体 $P(t)$ 采用轮盘赌的选择操作,得到 $P'(t)$

4) 交叉操作。以概率 P_c 对 $P'(t)$ 作单点交叉操作,得到 $P''(t)$;

5) 变异操作。以概率 P_m 对 $P''(t)$ 作均匀变异操作得到 $P'''(t)$;

6) 模拟退火操作。对变异产生的新个体进行适应度评估,并依据 Metropolis 准则来判断是否接受新个体,得到新群体 $P''''(t)$;

7) 小生境操作。将步骤 6) 得到的 M 个个体和步骤 2) 所记忆的 N 个个体合并得到 $M+N$ 个个体的新群体;计算个体 X_i 和 X_j 的海明距离

$$\|X_i - X_j\| = \sqrt{\sum_{k=1}^D (x_{ik} - x_{jk})^2} \quad \begin{matrix} (i = 1, 2, \dots, M+N-1) \\ (j = i+1, \dots, M+N) \end{matrix} \quad (4)$$

当其中 D 为个体的维数, L 为小生境半径,当 $\|X_i - X_j\| < L$ 时,对 X_i 和 X_j 中适应度较低的个体处于惩罚函数^[8-9]

$$F_{\min}(X_i, X_j) = Penalty * F_{\min}(X_i, X_j)$$

8) 将步骤 7) 得到的 $M+N$ 个个体的适应度进行降序排列,记忆前 N 个个体;

9) 终止条件判断。若 $t \leq T$ (最大遗传代数),更新进化迭代计数器 $t = t + 1$,并按降温函数 $T = k * T$ 降温,将步骤 8) 的前 M 个个体作为新的下一代群体 $P(t)$,然后转到混合算法的步骤 2);若 $t > T$ 或连续若干代种群最优个体没有改进,则输出结果,算法结束。

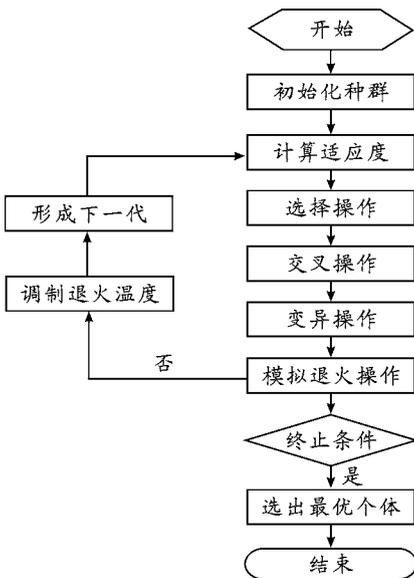


图 1 混合遗传算法流程

5 算例与分析

假设 15 批目标对我方进行袭击,我方有 8 个火力单元

进行拦截,射击有利程度估计值 p_{ij} 见表 1。设初始种群为 40,初始温度为 100,遗传代数为 200,惩罚函数 $Penalty = 10^{-30}$, $L=5$,选择采用自适应交叉概率 P_c 和变异概率 P_m ,策略进行计算,经过仿真可得。

从仿真结果可以看出:混合算法在 20 代的时候就可以收敛到最优值并趋于稳定,且目标拦截的效益值为 6.195 9,而遗传算法在 30 代左右趋于稳定,并且由于陷入了局部最优而并没有达到最优值。

按照相同的算法在 Matlab 中运行 200 次可以发现,虽然遗传算法偶尔也能寻找到最优值而使得混合算法和遗传算法的差值为零,但大部分试验中,混合算法比遗传算法具有更好的寻优结果,仿真结果也证明了这个结论。

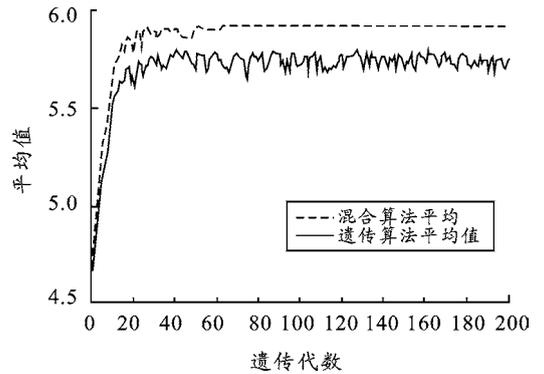


图 2 混合算法和遗传算法的平均值比较

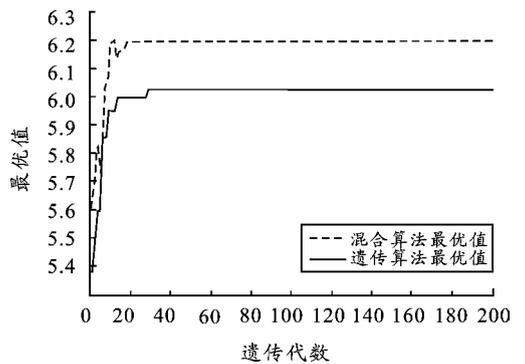


图 3 混合算法和遗传算法的最优值比较

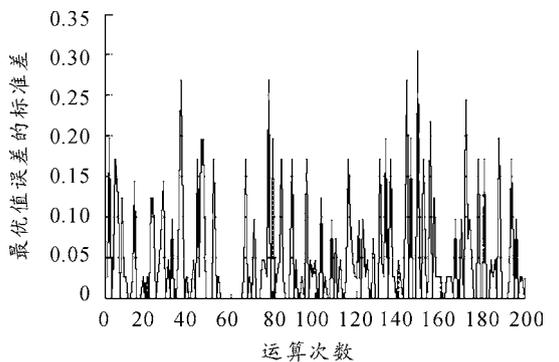


图 4 混合算法和遗传算法之间差值的标准差

表1 射击有利程度估计值

	目标 1	目标 2	目标 3	目标 4	目标 5	目标 6	目标 7	目标 8	目标 9	目标 10	目标 11	目标 12	目标 13	目标 14	目标 15
火力1	0.87	0.52	0.11	0.78	0.72	0.69	0.94	0.72	0.36	0.28	0.27	0.74	0.24	0.78	0.45
火力2	0.87	0.52	0.11	0.78	0.72	0.69	0.94	0.72	0.36	0.28	0.27	0.74	0.24	0.78	0.45
火力3	0.87	0.52	0.11	0.78	0.72	0.69	0.94	0.72	0.36	0.28	0.27	0.74	0.24	0.78	0.45
火力4	0.87	0.52	0.11	0.78	0.72	0.69	0.94	0.72	0.36	0.28	0.27	0.74	0.24	0.78	0.45
火力5	0.87	0.52	0.11	0.78	0.72	0.69	0.94	0.72	0.36	0.28	0.27	0.74	0.24	0.78	0.45
火力6	0.87	0.52	0.11	0.78	0.72	0.69	0.94	0.72	0.36	0.28	0.27	0.74	0.24	0.78	0.45
火力7	0.62	0.87	0.70	0.22	0.80	0.42	0.53	0.90	0.13	0.95	0.18	0.19	0.12	0.61	0.35
火力8	0.48	0.20	0.42	0.16	0.43	0.58	0.69	0.83	0.34	0.72	0.15	0.24	0.29	0.30	0.75

表2 优化结果

	目标 1	目标 2	目标 3	目标 4	目标 5	目标 6	目标 7	目标 8	目标 9	目标 10	目标 11	目标 12	目标 13	目标 14	目标 15
火力单元	3	7	7	4	7	6	3	7	5	7	4	4	8	1	8

6 结束语

本文针对现有防空目标分配优化算法的不足,提出了基于遗传算法和模拟退火算法的混合模拟算法,仿真结果表明:该算法能在较短的时间内迅速收敛到最优解,且优化过程简单易行,可以很好地解决防空作战中的目标优化问题。为防空作战的运筹分析提供了一种新思路。

参考文献:

- [1] 周创明,华继学,李成海.具有禁忌算子的遗传算法目标优化分配[J].空军工程大学学报,2005,6(2):87291.
- [2] 刘付显,邢清华.基于混合遗传算法的目标优化分配[J].系统工程理论与实践,2002,22(7):84-88.
- [3] 黄树采,李为民.目标分配问题的蚁群算法研究[J].系

统工程与电子技术,2005,27(1):79-81.

- [4] 高尚,杨静宇.武器-目标分配的粒子群优化算法[J].系统工程与电子技术,2005,27(7):1250-1252.
- [5] 雷英杰,张善文,李续武,等. MATLAB 遗传算法工具箱及应用[M].西安:西安电子科技大学出版社,2005.
- [6] 郭浩波,王颖龙,刘付显.基于混合优化策略的目标分配优化研究[J].电光与控制,2006,13(3):29-32.
- [7] 张昊,陶然,李志勇,等.基于自适应模拟退火遗传算法的特征选择方法[J].兵工学报,2009,30(1):81-85.
- [8] 赵振宇,卢广山.无人机协同空战中的目标威胁评估和目标分配算法[J].火力与指挥控制,2011(11):46-50.
- [9] 涂帅,张晓瑜,欧阳中辉,等.改进的空战目标威胁评估与目标分配算法[J].四川兵工学报,2011(9):53-56.

(责任编辑 杨继森)