

DOI:10.11918/202101056

改进链式多种群遗传算法的防空火力任务分配

唐俊林¹, 张 栋¹, 王孟阳², 刘亮亮²

(1. 西北工业大学 航天学院, 西安 710072; 2. 空天飞行器设计陕西省重点实验室(西北工业大学), 西安 710072)

摘要: 为化解敌方空袭的威胁, 提高中等规模防空火力任务分配问题的求解效率, 提出一种性能优越的链式多种群遗传算法(CMPGA)。首先建立改进的防空火力任务分配模型, 综合考虑目标威胁程度、可拦截性判断等因素。目标威胁程度考虑目标的高度、速度、射程以及相对距离等威胁因素。可拦截性判断考虑时间约束、空间约束和性能约束, 并将其融入杀伤概率的计算中, 以简化模型的约束条件。其次提出 CMPGA 算法求解中等规模防空火力的最优任务分配方案。算法中综合运用了种群重复个体的数量限制策略、适应度相近个体的交叉变异策略、陷入局部极值时部分较优解的删除策略、链式环中种群当前最优解的传递策略。算法充分利用多种群并行搜索的优点, 加快收敛速度, 持续保持种群多样性, 避免陷入局部极值。在标准测试函数的仿真以及防空火力任务分配问题的应用中, 通过与几种典型优化算法的对比分析, 结果表明 CMPGA 算法的性能优势较大, 能以较高的概率快速地搜寻到最优解, 从而验证了该算法的有效性和优越性。

关键词: 防空火力任务分配; 遗传算法; 链式多种群; 多样性保持; 分层选择

中图分类号: E91, TJ761.13

文献标志码: A

文章编号: 0367-6234(2022)06-0019-09

Air defense firepower task assignment based on improved chainlike multi-population genetic algorithm

TANG Junlin¹, ZHANG Dong¹, WANG Mengyang², LIU Liangliang²

(1. School of Astronautics, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China; 2. Shaanxi Key Laboratory of Aerospace Flight Vehicle Design (Northwestern Polytechnical University), Xi'an 710072, China)

Abstract: In view of the threat of enemy air attack and the efficiency of solving the task assignment problem of medium-scale air defense firepower, a chainlike multi-population genetic algorithm (CMPGA) with superior performance was proposed. First, an improved air defense firepower task allocation model was established, which comprehensively investigates the threat degree of target and the interceptability judgment. The target threat degree was studied in terms of the threat factors such as the height, speed, range, and relative distance of the target. The time constraints, space constraints, and performance constraints were considered in the interceptability judgment, which was integrated into the kill probability to simplify the constraints of the model. Then, the CMPGA algorithm was proposed to solve the optimal allocation scheme of medium-scale air defense firepower. The algorithm utilized the strategy of limiting the number of repetitive individuals in the population, the cross mutation strategy of individuals with similar fitness, the deletion strategy of partial optimal solution when falling into local extremum, and the transfer strategy of the current optimal solution in the chain link. Combining the advantages of multi-population parallel search, the algorithm could speed up convergence speed, maintain the diversity of population, and avoid falling into local extremum. In the simulation of standard test function and the application to air defense firepower task allocation problem, the proposed algorithm was compared with several typical optimization algorithms. Results show that the CMPGA algorithm had advantageous performance and could quickly find the optimal solution with high probability, which indicates the effectiveness and superiority of the algorithm.

Keywords: air defense firepower task assignment; genetic algorithm; chainlike multi-population; diversity maintenance; hierarchical selection

防空火力任务分配是防空指挥的重要环节, 是决定作战效果的关键因素之一^[1]。其目的是最大化武器装备作战效能, 寻求敌方目标逃脱概率最小

的方案^[2]。

目前的研究中, 防空火力任务分配模型考虑的重要因素包括目标的威胁程度和火力单元对目标的杀伤概率。文献[3]从分配控制条件、弹目相对距离和飞行时间3个方面, 归纳了火力单元对目标的拦截可行性判断逻辑。文献[4]细化了防空火力任务分配通用模型, 从多个方面评估目标威胁程度, 构

收稿日期: 2021-01-15

基金项目: 国家自然科学基金(61903301)

作者简介: 唐俊林(1996—), 男, 硕士生

通信作者: 张 栋, zhangdong@nwpu.edu.cn

建杀伤区、发射区模型和单发导弹杀伤概率模型。因此,制定详细的威胁程度评估方法和可拦截性判断对防空火力任务分配的实际应用具有重要意义。

随着计算机技术的发展,智能优化算法已经成为解决防空火力任务分配等组合优化问题的重要方法。除了遗传算法、粒子群算法等经典算法之外,布谷鸟搜索算法^[5]、合同网拍卖算法^[6]和博弈论^[7]等方法也可以用于求解任务分配问题。文献[8]通过控制初始种群中变量的取值范围和改进变异策略来提高搜索效率。文献[9]提出非支配排序算法(NSGA-III),引入具有良好收敛性和分布性的参考点来指导进化。面对极大的计算复杂性,文献[10]提出一种基于改进遗传算法的元启发式算法来改善随机任务分配问题的求解。文献[11]提出针对具体问题的种群初始化方法,重新定义了配对限制和选择操作。文献[12]提出一种基于遗传算法的anytime算法,引入元级控制,来确定算法的停机时刻。文献[13]提出多种群迁移遗传算法,利用种群间的迁移机制代替选择算子的筛选机制,并改进交叉和变异算子等操作。文献[14]提出一种基于ER网络的多种群遗传算法,研究子种群网络结构对优势基因在子种群间传播速度以及算法性能的影响。防空火力任务分配的实时性要求很高,响应过慢则可能贻误战机。传统智能优化算法及其改进算法,在种群规模和迭代次数受限时并不能稳定找到全局最优解。

针对目前防空火力任务分配模型以及智能优化算法所面临的问题,本文构建了一种改进的防空火力任务分配模型。模型细化目标威胁程度的评估方法,并将可拦截性约束条件简化。此外,进一步提出链式多种群遗传算法(Chainlike multi-population genetic algorithm, CMPGA),运用链式多种群环、多样性保持、分层选择、去顶操作等策略,加快收敛速度并提高全局搜索能力。

1 防空火力任务分配模型

1.1 作战场景与决策变量

为保护防御要地,在其周围部署 m 个位置不同的火力单元。假定空情显示有 n 个目标从各个方向袭来,我方需快速作出响应,将来袭目标分配给各火力单元,以化解敌方空袭威胁。防空火力任务分配的方案用矩阵 $D = \{d_{ij}\}$, $i \in 1, 2, \dots, m, j \in 1, 2, \dots, n$ 描述,矩阵 D 的各个元素为

$$d_{ij} = \begin{cases} 1, & \text{fire } i \rightarrow \text{target } j \\ 0, & \text{fire } i \nrightarrow \text{target } j \end{cases} \quad (1)$$

1.2 目标函数

最大化作战效能的目标函数建立如下:

$$\min F = \sum_j W_j \prod_i (1 - d_{ij} P_{ij}) \quad (2)$$

式中: P_{ij} 为火力 i 对目标 j 的杀伤概率, W_j 为目标 j 的威胁程度系数, $\prod_i (1 - d_{ij} P_{ij})$ 为目标 j 逃脱火力打击的概率。任务分配的优化目的是使所有目标逃脱打击概率的权重最小,从而使毁伤效能最大。

1.3 约束条件

防空火力任务分配考虑的约束条件如下:

1) 每个火力单元最多分配 μ_i 个目标, μ_i 为火力单元 i 的打击通道数,即

$$\sum_j d_{ij} \leq \mu_i, \forall i \quad (3)$$

2) 每个目标最少分配1个火力单元,最多分配 λ_j 个火力单元,即

$$1 \leq \sum_i d_{ij} \leq \lambda_j, \forall j \quad (4)$$

1.4 目标威胁程度模型

威胁程度的评估如下:

1) 目标飞行高度威胁因子。当敌方来袭目标在低空出现时,攻击意图明显,己方的防御时间短促,威胁程度显著增强。目标飞行高度威胁因子为^[15]

$$\mu_h = \begin{cases} 1, & h \leq h_c \\ e^{-k_1(h-h_c)^2}, & h > h_c \end{cases} \quad (5)$$

式中高度的临界值 $h_c = 1\ 500$ m,衰减参数 $k_1 = 10^{-11}$ 。

2) 目标飞行速度威胁因子。飞行速度越快的目标一定程度上拥有更强的机动能力和作战能力,己方拦截更加困难,威胁程度也更大。目标飞行速度威胁因子为^[15]

$$\mu_v = 1 - e^{-\alpha v} \quad (6)$$

式中 $\alpha = 0.001\ 5$ 。

3) 目标射程威胁因子。在区域防空作战中,来袭目标可能是飞机或者导弹。导弹的射程直接反映导弹的杀伤威力。短程、中程导弹射程短,杀伤力有限。远程、洲际导弹搭载核弹头,破坏性极强。当目标类型为导弹时,目标射程威胁因子为^[4]

$$\mu_L = \begin{cases} 0.4, & L \leq 1\ 000 \\ 0.4 + 0.3 \times \frac{L - 1\ 000}{5\ 000 - 1\ 000}, & 1\ 000 < L \leq 5\ 000 \\ 0.7 + 0.3 \times \frac{L - 5\ 000}{8\ 000 - 5\ 000}, & 5\ 000 < L \leq 8\ 000 \\ 1.0, & L > 8\ 000 \end{cases} \quad (7)$$

代才会出现当前最优解的传递,并且每次只有一个种群将移民算子传递给其后一个种群。当间隔代数达到 G_r 时,将种群 P_i 的当前最差解替换为种群 P_1 的当前最优解。

$$P_i = \text{mod}\left(\left\lfloor \frac{G}{G_r} \right\rfloor, N_p\right) \tag{20}$$

$$P_1 = \text{mod}\left(\left\lfloor \frac{G}{G_r} \right\rfloor - 1, N_p\right) \tag{21}$$

式中: G 为当前迭代数, $\lfloor \cdot \rfloor$ 为向下取整, N_p 为种群数; $\text{mod}(\cdot)$ 为取余数。

以首尾相连的 N_p 个种群为例,假设当前种群为 $P_i, i \in 0, 1, \dots, N_p - 1$, 间隔代数达到 G_r 时,将种群 P_{i+1} 的最差解替换为种群 P_i 的当前最优解;当间隔代数再次达到 G_r 时,将种群 P_{i+2} 的最差解替换为种群 P_{i+1} 的当前最优解,如此循环往复。当前种群为 P_{N_p-1} 时,其最优解传递给种群 P_0 。当种群 P_i 将

最优解传递给种群 P_{i+1} 后,需要相隔 $G_r \times (N_p - 1)$ 代,才会接受来自种群 P_{i-1} 的最优解。这样既保留各种群自身进化的独立性,也能适时共享其他种群的最优解。4 个种群构成的链式环结构如图 6 所示。

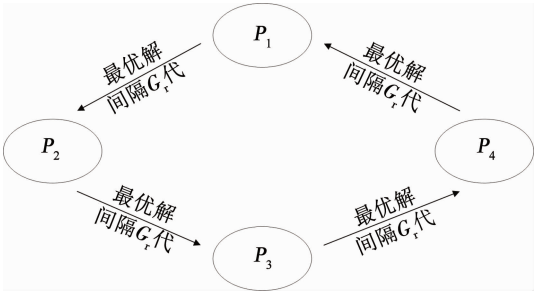


图6 链式多种群环结构图

Fig. 6 Structure of chainlike multi-population ring

在 CMPGA 算法中,种群数量的增加对性能的提升十分显著。算法流程图如图 7 所示。

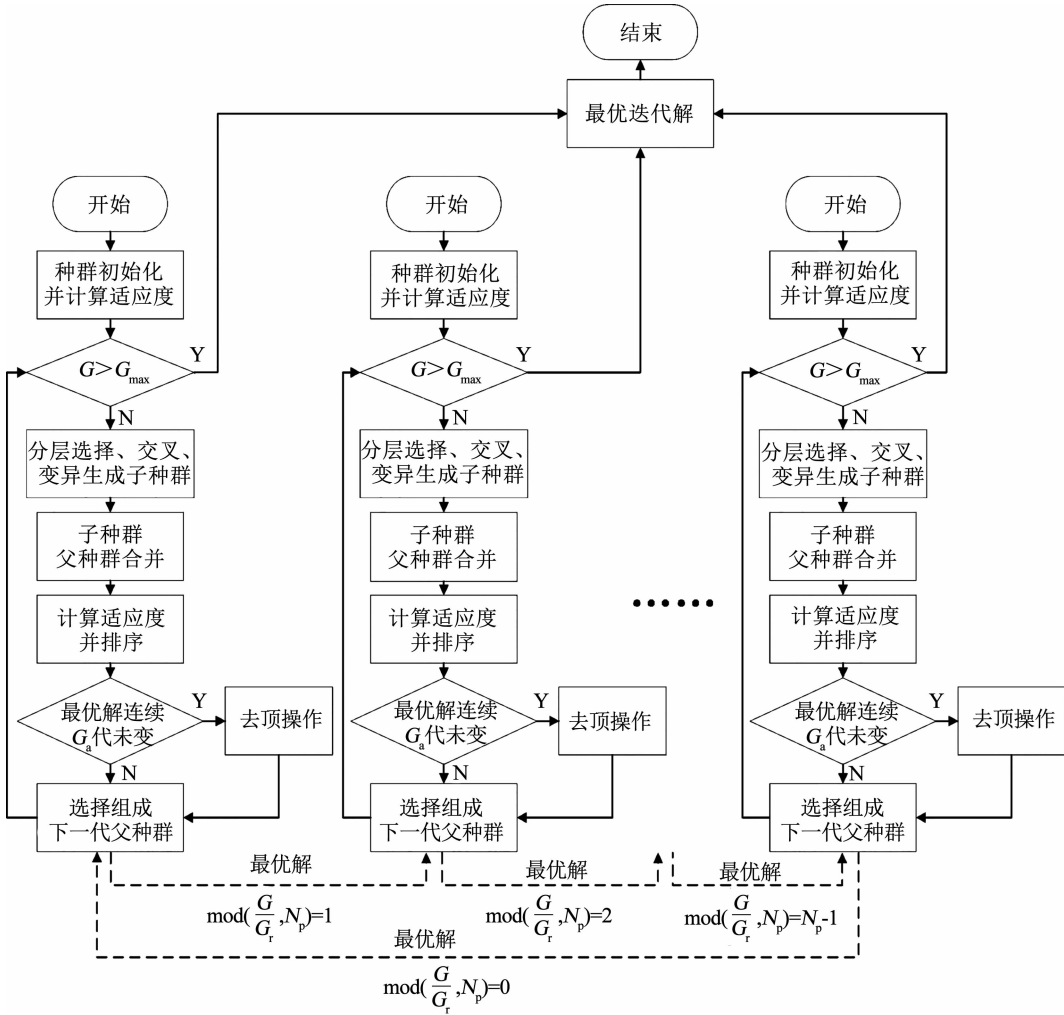


图7 链式多种群遗传算法流程图

Fig. 7 Flow chart of chainlike multi-population genetic algorithm

基于 CMPGA 算法的防空火力任务分配具体步骤如下。

算法 CMPGA 算法求解任务分配问题

Step1 分别随机初始化各个种群 $P_0, P_1, \dots, P_{N_p-1}$, 并计算个体的适应度。

Step2 若达到最大进化代数,输出所有种群的

全局最优解。否则,跳转至 step3。

Step3 采用轮盘赌策略和分层选择策略分别对各个种群执行选择操作,生成待交叉变异、与父种群规模相同的子种群。

Step4 分别对各个子种群执行交叉、变异操作。

Step5 分别将各个子种群和对应的父种群合并,并对合并种群的个体按适应度从优到劣排序。

Step6 分别从各个合并种群中选择结构不同的 N 个个体组成新父种群。当种群最优解连续 G_a 代未变时,从合并种群的第 $N_j + 1$ 个个体开始依次选择个体加入新父种群;否则,从合并种群的第 1 个个体开始依次选择。

Step7 当间隔代数达到 G_r 时,将种群 P_i 的当前最差解替换为种群 P_i 的当前最优解。当间隔代数未达到 G_r 时,不进行任何操作。跳转至 step2。

2.3 冲突消解策略

本文采用冲突消解策略以使算法获得满足约束条件的解,结构如图 8 所示。

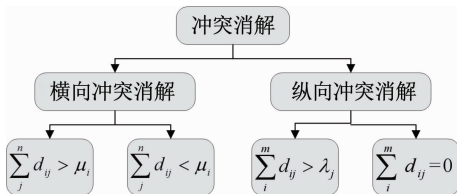


图 8 冲突消解

Fig. 8 Conflict resolution

为尽量不破坏个体的结构,冲突消解策略可分为:

1) 横向冲突消解。对于任务分配矩阵的每一行,当为火力单元分配的目标数量大于该火力单元的通道数 μ_i , 即 $\sum_j^n d_{ij} > \mu_i$ 时,随机选择 $\sum_j^n d_{ij} - \mu_i$ 个 $d_{ij} = 1$ 的目标,将 d_{ij} 置为 0; 当为火力单元分配的目标数量小于该火力单元的通道数 μ_i , 即 $\sum_j^n d_{ij} < \mu_i$ 时,若存在无火力单元分配的目标,则将火力单元分配给漏网目标,否则随机选择 $\mu_i - \sum_j^n d_{ij}$ 个 $d_{ij} = 0$ 且分配火力数小于等于 λ_j 的目标,将 d_{ij} 置为 1。

2) 纵向冲突消解。对于防空火力任务分配矩阵的每一列,当为目标分配的火力单元过多,即 $\sum_i^m d_{ij} > \lambda_j$ 时,随机选择 $\sum_i^m d_{ij} - \lambda_j$ 个 $d_{ij} = 1$ 的火力单元,将 d_{ij} 置为 0,若存在漏网目标,则将空闲出的火力单元分配给漏网目标,若不存在漏网目标,则将空闲火力单元分配给所分配火力数量未达到 λ_j 的目标。

3) 漏网目标消解。属于纵向冲突消解的一部分。对于防空火力任务分配矩阵的每一列,当为目标分配的火力单元数量为 0, 即 $\sum_i^m d_{ij} = 0$ 时,选择分配火力数量大于 1 的目标,随机解除其中一个分配关系,将空闲出来的火力单元分配给该漏网目标。

3 仿真结果

为了验证 CMPGA 算法的性能,本文选取 3 个标准测试函数,寻找它们的全局极小值。其后,在火力资源通道数大于来袭目标数时,对中等规模算例进行仿真,以验证防空火力任务分配模型的有效性。

3.1 算法性能测试

采用 3 种标准单目标优化测试函数对 CMPGA 算法进行对比测试。

1) Schaffer 函数。

$$f(x, y) = 0.5 + \frac{(\sin \sqrt{x^2 + y^2})^2 - 0.5}{(1 + 0.01(x^2 + y^2))^2} \quad (22)$$

$$-10 \leq x, y \leq 10 \quad (23)$$

该函数有无数个极小值点,在 $(0, 0)$ 处取得最小值 0,具有强烈振荡的形态。

2) Shubert 函数。

$$f(x, y) = \left\{ \sum_{i=1}^5 i \cos[(i+1)x + i] \right\} \times \left\{ \sum_{i=1}^5 i \cos[(i+1)y + i] \right\} \quad (24)$$

$$-10 \leq x, y \leq 10 \quad (25)$$

此函数存在 760 个局部极小值,极难找到全局最优解,在 $(-1.425\ 13, 0.800\ 32)$ 处取得最小值 $-186.730\ 9$ 。

3) Eggholder 函数。

$$f(x, y) = -(y + 47) \sin \left(\sqrt{\left| y + \frac{x}{2} + 47 \right|} \right) - x \sin(\sqrt{|x - (y + 47)|}) \quad (26)$$

$$-512 \leq x, y \leq 512 \quad (27)$$

此函数多峰值,在 $(x, y) = (512, 404.231\ 9)$ 处取得全局最小值 $-959.640\ 7$ 。

针对以上 3 个标准测试函数,分别利用链式多种群遗传算法(CMPGA)、多种群遗传算法(Multi-population genetic algorithm, MPGA)^[17]、遗传算法(Genetic algorithm, GA)和二进制离散粒子群算法(Binary discrete particle swarm optimization, BDPSO)求解全局极小值,均采用二进制编码和单点交叉策略,每种算法各运行 100 次,进行对比分析见表 1~3。

由表 1 可知, CMPGA、MPGA、GA 算法均能较为稳定地求得 Schaffer 函数的全局极小值, BDPSO 算

法容易陷入局部极值。由表 2 可知,CMPGA 算法能较为稳定地求得 Shubert 函数的全局极小值,MPGA、BDPSO 与 GA 算法均容易陷入局部极值。由表 3 可知,CMPGA 算法仍能较为稳定地求得 Eggholder 函数的全局极小值,MPGA 和 GA 算法性能次之。BDPSO 算法容易陷入局部极值。由以上 3 个测试函数的求解可知,从收敛的快速性和结果的稳定性来看,CMPGA 算法均能以较小的种群规模和进化代数,较高的概率寻得全局最优解,其性能明显领先于 MPGA、BDPSO 和 GA 算法。

表 1 4 种算法求解 Schaffer 函数 100 次运行结果对比
Tab. 1 Comparison of results of 100 runs of four algorithms for solving Schaffer function

算法名称	种群规模	进化代数	平均值	最优解	最优解次数
CMPGA	130 * 3	200	0	0	100
MPGA	500 * 3	300	0	0	100
BDPSO	600	400	0.003 21	0	67
GA	600	400	0	0	96

表 2 4 种算法求解 Shubert 函数 100 次运行结果对比
Tab. 2 Comparison of results of 100 runs of four algorithms for solving Shubert function

算法名称	种群规模	进化代数	平均值	最优解	最优解次数
CMPGA	100 * 6	200	-186.730 897	-186.730 9	91
MPGA	500 * 3	300	-186.730 872	-186.730 9	63
BDPSO	600	400	-186.730 128	-186.730 9	16
GA	600	400	-186.730 852	-186.730 9	48

表 3 4 种算法求解 Eggholder 函数 100 次运行结果对比
Tab. 3 Comparison of results of 100 runs of four algorithms for solving Eggholder function

算法名称	种群规模	进化代数	平均值	最优解	最优解次数
CMPGA	100 * 6	200	-959.585 02	-959.640 5	97
MPGA	500 * 3	300	-959.255 16	-959.640 5	86
BDPSO	600	400	-957.075 51	-959.640 5	43
GA	600	400	-958.804 44	-959.640 5	70

3.2 仿真算例

假设某次防空作战中,己方部署 8 个位置不同的火力单元。火力单元对目标的经验杀伤概率由 $[0.5,1.0]$ 的随机数生成,计算目标威胁程度时, w_h, w_v, w_L, w_r 均为 0.25,己方防御中心位置为 $(0,0)$,其最大可探测距离 $r_{\max}=90\,000\text{ m}$ 。各个火力单元及目标的参数见表 4、5。

表 4 火力单元参数							
Tab. 4 Fire unit parameters							
编号	位置 /km	杀伤高低界/km	速度 $v/(\text{m}\cdot\text{s}^{-1})$	杀伤半径 R_i/km	拦截速度 $v_{\max i}/(\text{m}\cdot\text{s}^{-1})$	准备时间 Tr_i/s	通道数 μ_i
1	(0,20)	(0.4,15)	400	50	600	0.1	3
2	(27,18)	(0.4,15)	450	50	650	0.1	3
3	(18,27)	(0.4,15)	460	50	580	0.1	3
4	(9,36)	(0.4,15)	470	50	580	0.1	3
5	(36,-9)	(0.4,15)	480	50	620	0.1	3
6	(27,-18)	(0.4,15)	450	50	610	0.1	3
7	(18,-27)	(0.4,15)	420	50	620	0.1	3
8	(0,-20)	(0.4,15)	490	50	620	0.1	3

表 5 目标参数						
Tab. 5 Target parameters						
编号	x/km	y/km	高度 h/m	速度 $v/(\text{m}\cdot\text{s}^{-1})$	航向角 $\varphi/(\text{°})$	射程 L/km
1	20	45	3 000	350	225	4 000
2	25	40	3 000	350	225	4 000
3	30	35	3 000	350	225	4 000
4	35	30	2 000	450	225	6 000
5	40	25	2 000	450	225	6 000
6	45	20	2 000	450	225	6 000
7	50	15	2 000	450	225	6 000
8	55	10	2 000	450	225	6 000
9	60	5	2 000	450	225	6 000
10	20	-45	5 000	250	135	800
11	25	-40	5 000	250	135	800
12	30	-35	5 000	250	135	800
13	35	-30	1 500	500	135	8 000
14	40	-25	1 500	500	135	8 000
15	45	-20	1 500	500	135	8 000
16	50	-15	1 500	500	135	8 000
17	55	-10	1 500	500	135	8 000
18	60	-5	1 500	500	135	8 000

3.3 仿真结果

防空火力任务分配问题的搜索空间随目标和火力单元数量的增加而急剧增大。大多数文献的仿真算例规模较小,易于求解。本文通过与二进制离散粒子群算法(BDPSO)、遗传算法(GA)和多种群遗传算法(MPGA)的对比,来体现 CMPGA 算法能以更大的概率快速搜寻到最优解。

CMPGA 算法各参数取值为:最大进化代数 200,种群数 $N_p=5$,种群规模 $N=80$,共分为 3 层,交叉概率 $P_{\text{cro}}=0.9$,变异概率 $P_{\text{mu}}=0.01$,最大重复次数 $N_{\text{si}}=1$,传递间隔代数 $G_{\text{r}}=30$,去顶代数 $G_{\text{a}}=65$,去顶个数 $N_{\text{j}}=10$ 。

BDPSO 算法各参数取值为:最大进化代数 500,粒子群规模 $S_{\text{NI}}=500$,速度惯性因子 $w=1.0$,学习因子 $c_1=2$,学习因子 $c_2=2$ 。

GA 算法为:最大进化代数 500,遗传种群规模 $S_{N_2}=500$,交叉概率 $P_{cro}=0.6$,变异概率 $P_{mu}=0.01$ 。采用精英策略,将当代适应度排序前 $S_{N_2}/10$ 个较优解直接复制到下一代,防止已搜寻到的最优解丢失。

MPGA 算法为:最大进化代数 500,种群数量 3,各种群规模 $S_{N_3}=500$,交叉概率 $P_{cro}=0.6$,变异概率 $P_{mu}=0.01$,采用上述精英策略。

4 种算法各运行 100 次的结果见表 6 和如图 9 所示。

表 6 4 种算法 100 次运行结果对比

Tab. 6 Comparison of results of 100 runs of four algorithms						
算法名称	种群规模	进化代数	平均值	最差解	最优解	最优解次数
CMPGA	80 * 5	200	0.478 018	0.512 31	0.477 49	97
MPGA	300 * 5	300	0.485 540	0.540 69	0.477 49	55
BDPSO	500	500	0.484 998	0.520 25	0.477 49	48
GA	500	500	0.489 856	0.530 94	0.477 49	41

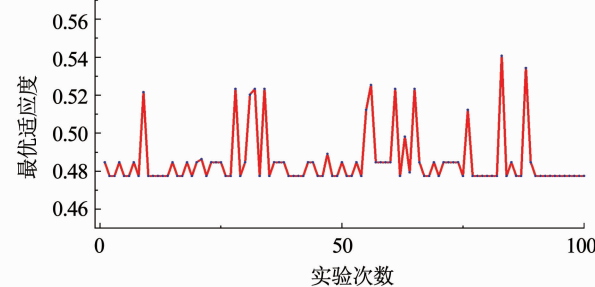
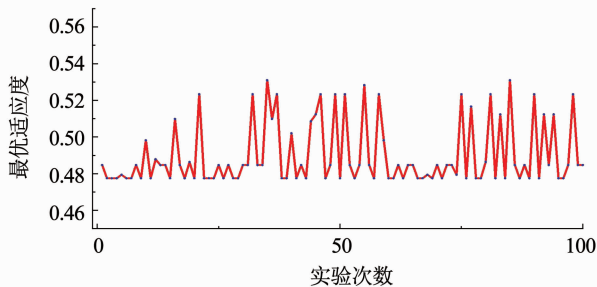
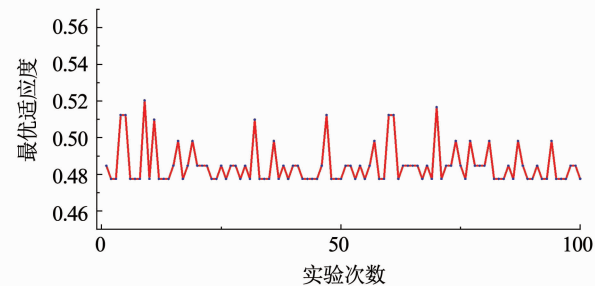
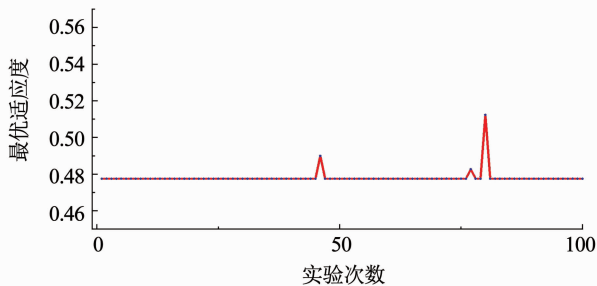


图 9 4 种算法 100 次仿真结果

Fig. 9 Simulation results of 100 runs of four algorithms

如表 6 和图 9 可知,火力单元数大于目标数时,局部最优解较多,3 种对比算法获得最优解的概率均较低。本文所提 CMPGA 算法,以种群总规模 400,200 次的迭代仍有约 97% 的概率获得全局最优。4 种算法均求得此算例的最优解见表 7。

表 7 最优分配方案

Tab. 7 Optimal allocation scheme

火力单元	分配目标	火力单元	分配目标
1	16,17,18	5	4,13,16
2	3,6,12	6	2,9,11
3	1,17,18	7	2,8,10
4	5,14,15	8	4,7,13

为具体说明 CMPGA 算法快速收敛的性能,分别选取 4 种算法某次运行中目标函数的变化如图 10 所示。

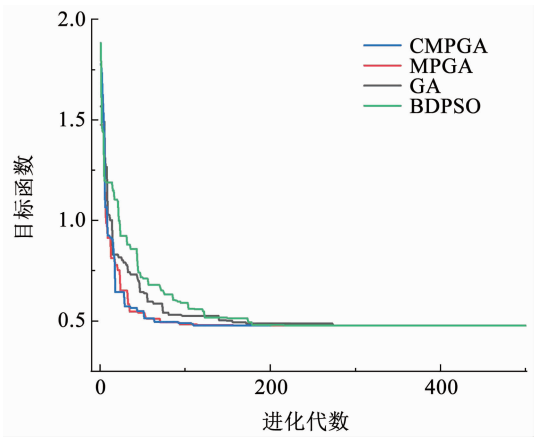


图 10 单次运行结果对比

Fig. 10 Comparison of single run results

由图 10 可知,CMPGA 的收敛速度与 MPGA 相当。BDPSO 和 GA 的收敛速度较慢。4 种算法的单次运行时长见表 8。

表 8 单次运行时长对比

算法名称	种群规模	进化代数	单次运行时长/s
CMPGA	80 * 5	200	12.479
MPGA	500 * 3	300	59.056
BDPSO	500	500	21.647
GA	500	500	32.482

从单次运算时长来看,3 种对比算法所需的种群规模和进化代数较大,运行时长较长。综合考虑运算时长和寻优性能,CMPGA 算法为首选。

仿真表明,本文所提的 CMPGA 算法,通过多种策略的结合,同时具有收敛快速和全局寻优能力强的优点,能够以极高的概率搜寻到最优解。

4 结 论

1) 本文提出改进的防空火力任务分配模型,详细介绍目标威胁程度的计算,并将可拦截性判断融入杀伤概率中,以简化模型的约束条件。本文使用有效的冲突消解策略,尽可能少地破坏个体结构,以保证算法易于寻优。

2) 综合运用链式多种群环、多样性保持、分层选择、去顶操作等策略,提出 CMPGA 算法,大幅提升遗传算法的寻优性能。为验证算法性能的优越性,仿真选取 3 个标准测试函数和中等规模的任务分配算例。仿真结果表明,算法快速收敛的同时能有效跳出局部极值。

参考文献

[1] 陈黎, 王中许, 武兆斌, 等. 一种基于先期毁伤准则的防空火力优化分配[J]. 航空学报, 2014, 35(9): 2574
CHEN Li, WANG Zhongxu, WU Zhaobin, et al. A kind of anti-aircraft weapon-target optimal assignment under earlier damage principle[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2014, 35(9): 2574. DOI:10.7527/S1000-6893.2014.0048

[2] 张蛟, 王中许, 陈黎, 等. 具有多次拦截时机的防空火力分配建模及其优化方法研究[J]. 兵工学报, 2014, 35(10): 1644
ZHANG Jiao, WANG Zhongxu, CHENG Li, et al. Modeling and optimization on anti-aircraft weapon-target assignment at multiple interception opportunity[J]. Acta Armamentarii, 2014, 35(10): 1644. DOI:10.3969/j.issn.1000-4093.2014.10.019

[3] 杨荣军, 闫德恒, 杨荣, 等. 区域防空拦截可行性与火力分配算法研究[J]. 弹道学报, 2016, 28(4): 57
YANG Rongjun, YAN Deheng, YANG Rong, et al. Study on region anti-aircraft interception feasibility and weapon-target allocation algorithm[J]. Journal of Ballistics, 2016, 28(4): 57. DOI: 10.3969/j.issn.1004-499X.2016.04.011

[4] 贾健. 多平台防空协同任务分配问题研究[D]. 北京: 北京理工大学, 2016
JIA Jian. Cooperative task allocation in multi-platform air defense[D]. Beijing: Beijing Institute of Technology, 2016

[5] 孙海文, 谢晓方, 孙涛, 等. 改进型布谷鸟搜索算法的防空火力优化分配模型求解[J]. 兵工学报, 2019, 40(1): 189
SUN Haiwen, XIE Xiaofang, SUN Tao, et al. Improved cuckoo search algorithm for solving anti-aircraft weapon-target optimal

assignment model[J]. Acta Armamentarii, 2019, 40(1): 189. DOI:10.3969/j.issn.1000-1093.2019.01.022

[6] 王然然, 魏文领, 杨铭超, 等. 考虑协同航路规划的多无人机任务分配[J]. 航空学报, 2020, 41(S2): 724234
WANG Ranran, WEI Wenling, YANG Mingchao, et al. Task allocation of multiple UAVs considering cooperative route planning[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2020, 41(S2): 724234. DOI:10.7527/S1000-6893.2020.24234

[7] 周兴旺, 丁颖峰. 空袭火力资源分配综述[J]. 电子信息对抗技术, 2016, 31(6): 44
ZHOU Xingwang, DING Yingfeng. Overview on air-raid firepower resources allocation[J]. Electronic Information Warfare Technology, 2016, 31(6): 44. DOI: 10.3969/j.issn.1674-2230.2016.06.009

[8] 王然辉, 王超. 面向对地打击武器-目标分配问题的遗传算法变量取值控制技术[J]. 兵工学报, 2016, 37(10): 1889
WANG Ranhui, WANG Chao. Variable value control technology of genetic algorithm for WTA of ground target attacking[J]. Acta Armamentarii, 2016, 37(10): 1889. DOI: 10.3969/j.issn.1000-1093.2016.10.016

[9] LI You, KOU Yingxin, LI Zhanwu, et al. An improved nondominated sorting genetic algorithm III method for solving multi-objective weapon-target assignment part I: The value of fighter combat[J]. International Journal of Aerospace Engineering, 2018, 2018(PT.2): 1. DOI:10.1155/2018/8302324

[10] JIA Zhenyue, YU Jianqiao, AI Xiaolin, et al. Cooperative multiple task assignment problem with stochastic velocities and time windows for heterogeneous unmanned aerial vehicles using a genetic algorithm[J]. Aerospace Science and Technology, 2018, 76: 112. DOI: 10.1016/j.ast.2018.01.025

[11] LI Xiaoyang, ZHOU Deyun, PAN Qian, et al. Weapon-target assignment problem by multi-objective evolutionary algorithm based on decomposition[J]. Complexity, 2018: 1. DOI:10.1155/2018/8623051

[12] 冯超, 景小宁. 复合打击下具有多次拦截时机的火力分配问题[J]. 航空学报, 2016, 37(11): 3444
FENG Chao, JING Xiaoning. Weapon target assignment at multiple interception opportunities in composite strikes[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2016, 37(11): 3444. DOI: 10.7527/S1000-6893.2016.0082

[13] HAO Kun, ZHAO Jiale, YU Kaicheng, et al. Path planning of mobile robots based on a multi-population migration genetic algorithm[J]. Sensors, 2020, 20(20): 5873. DOI: 10.3390/s20205873

[14] SHI Xiaoqi, LONG Wei, LI Yanyan, et al. Multi-population genetic algorithm with ER network for solving flexible job shop scheduling problems[J]. PLOS ONE, 2020, 15(5): 1. DOI: 10.1371/journal.pone.0233759

[15] 谢永杰. 多平台防空导弹任务分配及协同制导方法研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2019
XIE Yongjie. Research on task assignment and cooperative guidance of multi-platform air defense missile[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2019

[16] DEB K, PRATAP K, AGARWAL K, et al. A fast and elitist multi-objective genetic algorithm: NSGA-II[J]. IEEE Trans on Evolutionary Computation, 2002, 6(2): 182. DOI:10.1109/4235.996017

[17] 董浩, 李焯. 基于多种群遗传算法的虚拟机优化部署研究[J]. 控制工程, 2020, 27(2): 335
DONG Hao, LI Ye. Research on optimization of virtual machine deployment based on multi-population genetic algorithm[J]. Control Engineering of China, 2020, 27(2): 335. DOI: 10.14107/j.cnki.kzgc.170671