

基于网络对抗火力分配的改进量子免疫克隆算法

冯 超¹, 景小宁¹, 李秋妮¹, 夏 菲², 费 凯¹

(1.空军工程大学航空航天工程学院,西安,710038;2.国家电网辽阳供电公司,辽宁辽阳,111000)

摘要 考虑对于目标与目标组成网络的攻击总收益最大、自身消耗最小的原则,建立网络对抗条件下火力分配多目标优化模型,引入随机网络拓扑结构,分析火力分配方案对于随机网络的攻击效果,采用改进量子免疫克隆多目标算法对模型进行求解。通过实验仿真,分析攻击收益与不同弹药成本之间的变化情况,发现使用改进算法得到火力分配方案的攻击效率比标准算法平均高出 23%;对算法的收敛性与 Pareto 解分布的均匀性进行研究,发现改进算法得到的 Pareto 解分布均匀性比标准算法提高了 42%,验证了模型的有效性以及改进算法的优越性。

关键词 火力分配;量子克隆免疫多目标算法;复杂网络;网络中心战;Pareto 最优解

DOI 10.3969/j.issn.1009-3516.2016.04.006

中图分类号 TP959.1 **文献标志码** A **文章编号** 1009-3516(2016)04-0029-06

Improved Quantum Immune Clonic Algorithm in Weapon-Target Assignment under Conditions of Network Confrontation Environment

FENG Chao¹, JING Xiaoning¹, LI Qiuni¹, XIA Fei², FEI Kai¹

(1.Aeronautics and Astronautics Engineering College, Air Force Engineering University, Xi'an 710038, China;

2.State Grid Liaoyang Electric Power Supply Company, Liaoyang, 111000, Liaoning, China)

Abstract: In consideration of the principles that attack benefits of network combined targets with targets are maximal and its own consumption is minimal in total, a multi-objective optimization model is established under conditions of network confrontation environment in fire distribution. Under conditions of random network topology introduced, the effect of fire distribution corresponding to the random network is analyzed. This paper adopts quantum-inspired immune clonic multi-objective optimization algorithm to solve the model of fire distribution. Though experimental simulation, the change circumstances of the total attack benefits are analyzed by using different cost ammunition. The attack efficiency of the fire distribution scheme increases by 23% by using the improved algorithm over the fire distribution scheme by using standard algorithm. The convergence of the algorithm and superiority of Pareto solution distribution are studied. The experiments demonstrate that the Pareto efficiency solution distribution increases 42% by using the improved algorithm over using the standard algorithm. The superiority of the model and the efficiency of the algorithm are verified.

Key words: weapon-target assignment; QICMOA; complex networks; network-centric warfare; Pareto efficiency

收稿日期:2015-11-21

基金项目:国家自然科学基金(71501184);航空科学基金(20155196022)

作者简介:冯 超(1991-),男,陕西西安人,硕士生,主要从事航空兵任务规划与训练评估研究.E-mail:fengchaoacmi@outlook.com

引用格式:冯超,景小宁,李秋妮,等.基于网络对抗火力分配的改进量子免疫克隆算法[J].空军工程大学学报:自然科学版,2016,17(4):29-34. FENG Chao, JING Xiaoning, LI Qiuni, et al. A Study of Improved Quantum Immune Clonic Algorithm in Weapon-Target Assignment under Conditions of Network Confrontation Environment[J]. Journal of Air Force Engineering University: Natural Science Edition, 2016, 17(4): 29-34.

火力分配作为作战决策中的关键环节,根据武器弹药的约束,将武器弹药合理分配给相关目标,以期达到对目标毁伤效果最大、己方消耗最小。求解火力分配问题,可以使用遗传算法^[1]、蚁群算法^[2]、粒子群算法^[3]等算法求解,研究表明使用多目标优化算法求解火力分配问题更复合实际情况。文献[4]提出了一种基于先期毁伤准则的防空火力分配模型;文献[5]将自适应差分进化算法应用到模型的求解中;文献[6]建立一种带有毁伤门限的火力分配模型,减少了资源浪费的问题;文献[7]建立了带效费比的编队对地攻击火力分配模型;文献[8]研究了具有多次拦截时机的防空火力的分配方法;文献[9]使用多目标进化算法来求解火力分配问题。以上文献仅仅考虑了火力单元对于敌方目标的打击效果,但是忽略了目标之间相互连接网络的问题。随着美军网络中心战概念的提出,使用可靠网络连接地理上分散但信息充足的部队、将信息优势转化为战斗力已经成为军事强国的一种共识。因此,讨论在目标相互组成网络条件下的火力分配问题,更具有实战研究价值。

1 网络战条件下多目标火力分配模型的建立

假设在某网络战环境中,敌我双方均通过组网形成信息优势,已知我方使用 m 种武器 $M = \{M_1, M_2, \dots, M_j, \dots, M_m\}$, 敌方有 n 个目标 $T = \{T_1, T_2, \dots, T_i, \dots, T_n\}$ 。设决策变量 x_{ij} 表示使用 j 号武器攻击第 i 个目标的数量,相应的毁伤概率为 $p_{ij} \in [0, 1]$, 则使用 j 弹药攻击目标 i 后,目标的生存概率为 $P_{ij} = (1 - p_{ij})^{x_{ij}}$ 。完成所有攻击之后,第 i 个目标的生存概率为 $\bar{P}_i = \prod_{j=1}^m P_{ij} (\forall i \in \Omega_i)$, 第 i 个目标的毁伤概率为 $P_i = 1 - \bar{P}_i$ 。在此条件下,我方攻击敌方获得的攻击收益分为 2 个部分:①敌方目标单纯受损使得我方获得的收益,若目标 T_i 的军事价值为 c_i , 则这部分平均收益为 $C(x_{ij}) = \sum_{i=1}^n c_i P_i$; ②由于敌方目标受损导致的网络通信能力下降使我方获得的收益。假设敌方的网络结构使用矩阵 $E_{n \times n}$ 表示,若目标 T_i 与 T_k 不存在信息连通,则 $E_{ik} = 0$, 若存在信息连通,则 $E_{ik} > 0$, E_{ik} 具体大小与 2 个目标的网络信息连通能力有关。使用目标 T_i 的度 d_i 衡量目标 T_i 的网

络连通能力,即 $d_i = \sum_{k=1, k \neq i}^n E_{ik}$ 。如果经过我方攻击之后,目标 T_i 的网络连通能力下降了 ϵ_i , 若将敌方网络连通能力视作敌方的网络作战能力,则 ϵ_i 使得我方得到网络收益 $D(x_{ij}) = \sum_{i=1}^n d_i \epsilon_i$ 。综上,完成攻击之后,我方获得的综合收益为 $G(x_{ij}) = \alpha C(x_{ij}) + \beta D(x_{ij})$, 式中 α, β 为节点收益与网络收益的权重。假设完成攻击之后,使用的 M 种弹药数量分别为 $M' = \{M'_1, M'_2, \dots, M'_j, \dots, M'_m\}$, 其价值分别为 $w = \{w_1, w_2, \dots, w_j, \dots, w_m\}$, 则我方打击敌方的过程中,攻击总成本为 $W = \sum_{i=1}^n w_i M'_i$ 。本文将对敌方单位的攻击效果最大化,同时兼顾自身的武器消耗,在保证作战效果的前提下尽可能的节约弹药,建立火力分配多目标优化模型:

$$\min F(x_{ij}) = (-G(x_{ij}), W(x_{ij}))$$

$$\text{s.t.} \begin{cases} \sum_{i=1}^n x_{ij} \leq M_j \\ x_{ij} \in N^+ \\ W(x_{ij}) \geq W^* \end{cases} \quad (1)$$

约束条件:

①武器弹药总量约束:所有使用同一种武器弹药的总数不应该超过该弹药总数,有 $\sum_{i=1}^n x_{ij} \leq M_j (\forall j \in \Omega_j)$; ②整数约束: x_{ij} 非负且为整数,即 $x_{ij} \in N^+$; ③攻击方的弹药消耗在保证攻击效果的前提下应该越小越好,最好固定一个可以接受的范围内,增加约束条件 $W(x_{ij}) \geq W^*$, 将自身消耗取值固定在合适的区间内,计算在此区间范围内满足式(1)的火力分配方案。

2 量子免疫克隆多目标优化算法

量子免疫克隆多目标优化算法(Quantum-Inspired Immune Clonal Multi-Objective Optimization Algorithm, QICMOA)使用量子计算的概念和理论,将量子比特概念用于编码。使用概率幅值得一个抗体表征多个状态的信息,有较好的并行性;且利用克隆算子使得进化优势易于遗传,并且提升了搜索能力,将全局搜索和局部搜索融合起来,使得算法收敛速度更快,有效的防止算法早熟。

2.1 算法问题描述

在量子计算领域,单量子比特(quantum bit, qubit)的基态使用 $|0\rangle$ 和 $|1\rangle$ 表示^[9]。参考文献[9],任意 m 量子位的抗体可以描述为:

$$\begin{pmatrix} \alpha_1 & \alpha_1 & \cdots & \alpha_m \\ \beta_1 & \beta_2 & \cdots & \beta_m \end{pmatrix} \quad (2)$$

式中: $|\alpha_m|^2$ 和 $|\beta_m|^2$ 分别表示第 m 位基因取值 $|0\rangle$ 和 $|1\rangle$ 的概率。为保证量子位的概率幅能以 $|\alpha|^2$ 或者 $|\beta|^2$ 坍塌到基态 $|0\rangle$ 或者 $|1\rangle$, 需要保证 $|\alpha_i|^2 + |\beta_i|^2 = 1 (i=1, 2, \dots, m)$ 。对于待求解的多目标优化问题, 量子免疫克隆多目标算法中的抗原对应算法的目标函数, 而抗体相对应算法的解。抗体亲和度函数是适应度等于该个体按每个目标排序后其前后相邻 2 点间的平均距离^[10], 被称为拥挤距离。如果对于任一抗体 f_i , 在抗体种群 F 中不存在至少 1 个抗体 f_j 在至少 1 个目标函数上优于 f_i , 则可以称抗体 f_i 为抗体种群 F 上的非劣解, 由 f_i 组成的集合即为优势种群集合。

2.2 克隆算子设计

设 G_t 为免疫优势种群, F_t 为优势克隆种群, C_t 为克隆后的种群。克隆算子操作分为: 克隆操作 T^C 、量子重组算子 T^R 、量子非门更新操作 3 部分。

2.2.1 克隆操作 T^C

QICMOA 算法首先对种群中的个体按照拥挤距离进行排序, 然后将其中拥挤距离较小的解存入 F_t 中, 对 F_t 克隆操作, 生成的克隆种群为 C_t 。定义如下:

$$T^C(F_t) = \{T^C(f_1), T^C(f_2), \dots, T^C(f_{|F_t|})\} \quad (3)$$

式中: $T^C(f_i) = I_i f_i$, 令 q_i 为抗体 f_i 克隆后的大小, 定义为:

$$q_i = n_c \frac{I(f_i, F)}{\sum_{j=1}^{|F|} I(f_j, F)} \quad (4)$$

式中: $I(f_i, F)$ 为活性抗体 f_i 的拥挤距离值; n_c 为克隆种群大小的期望值。

2.2.2 量子重组算子 T^R

克隆种群 C_t 的重组定义为: $T^R(c_1, c_2, \dots, c_{|C|}) = T^R(c_1) + T^R(c_2) + \dots + T^R(c_{|C|}) = \text{crossover}(c_1, F) + \text{crossover}(c_2, F) + \dots + \text{crossover}(c_{|C|}, F)$, 其中, $\text{crossover}(c_i, F) (i=1, 2, \dots, |C|)$ 表示从 2 个后代中等概率选择 1 个个体。

2.2.3 量子非门更新操作

类似于遗传算法, 在 QICMOA 算法中, 也需要对抗体编码进行变异操作, QICMOA 算法的“变异”操作叫做量子非门更新操作。文献[9]给出量子非门的具体操作过程: 若用 R 表示更新操作前的概率幅, R^* 表示更新操作之后的概率幅。对抗体中若干比特位, 以变异概率 p_m 执行以下操作:

$$R^* = \sqrt{1 - \|R\|^2} \quad (5)$$

2.3 算法改进

2.3.1 量子非门更新操作的改进

抗体经过量子重组算子操作后, 会以变异概率 p_m 随机选择一位或者若干位, 对其概率幅实施更新操作。在这个过程中引入混沌, 具体操作如下(若 R 为更新操作前的概率幅, 使用 R^* 表示更新操作之后的概率幅):

$$R^* = \mu R(1 - R) \quad (6)$$

式中: $\mu \in [0, 1]$ 是均匀分布的随机数。式(6)是一个典型的混沌系统, 采用混沌映射确定非门更新操作, 由于混沌系统存在遍历性的特点, 上述操作增加了解空间的搜索概率, 避免了陷入局部最优。

2.3.2 改进 QICMOA 算法的多样性保持策略

经过克隆变异后的抗体规模增大, 其中非支配抗体会增加, 若一代代迭代下去, 会使得抗体越来越多, 影响算法运行速度。所以需要一种多样性保持策略对抗体种群进行筛选, 从而保证 Pareto 解分布的均匀性。本文设计一种多样性保持策略, 若某次迭代过程中非支配抗体的种群规模为 $|G_t|$, 而筛选后的规模固定为 N_G , 现需要某种多样性保持策略, 从 G_t 中筛选 N_G 个非支配解执行克隆操作, 具体过程为: ①记 x_i, x_k 表示非支配抗体中任意 2 个个体, 用 $s(i, k) = -\|x_i - x_k\|^2$ 表示 x_k 多大程度上是 x_i 的集合代表点; ②引入矩阵 $R = [r(i, k)]_{|D_t| \times |D_t|}$ 来寻找合适的集合代表点, 使用迭代算法, 目标是求得 $x_k = \arg\max_k (a(i, k))$, 具体迭代公式为:

$$(i, k) \leftarrow \begin{cases} \min\{0, r(k, k) + \sum_{i' \in \{i, k\}} \max\{0, r(i', k)\}\}, i \neq k \\ \sum_{i' \in \{i, k\}} \max\{0, r(i', k)\}, i = k \end{cases} \quad (7)$$

③通过公式(7)进行迭代, 在每次迭代过程中, 挑选出 $s(i, k)$ 最大的值, 则 x_k 越可能是集合代表点; ④最后将这些代表点当作筛选后的样本输出。

可以看出, 改进的 QICMOA 算法具有以下特点: ①算法较好地保持了最优解分布的宽广度, 由于量子非门更新操作采用了混沌操作, 扩张了搜索空间, 有利于算法实现全局搜索; ②采用了新的多样性保持策略, 使得免疫优势抗体种群保持了最优解分布的均匀性, 在非支配解使用改进的多样性保持策略, 可以使得分布均匀的最优解进行下一代操作, 使得解分布性保持下来。

2.4 改进算法描述

定义 G_t 、 F_t 和 C_t 分别为免疫优势种群、优势克隆种群和克隆后的种群, 其种群规模大小分别为 N_G 、 N_F 和 N_C 。改进 QICMOA 算法的流程为:

步骤 1 初始化临时种群 B_t ,令种群 B_t 的种群规模为 N_G ;

步骤 2 计算种群 B_t 的适应度值,根据适应度值获取种群 B_t 中免疫优势种群 G_t ,假如 G_t 的规模大于 N_G ,则根据改进的多样性保持策略,筛选出 s 值最大的前 N_G 个抗体,构成免疫优势种群 G_t ;

步骤 3 判断算法是否达到最大迭代次数,若达到最大迭代次数,算法停机并输出结果,否则执行步骤 4;

步骤 4 从 G_t 中获取优势克隆种群 F_t ,若 $|G_t| \leq N_F$,直接令 $F_t = G_t$;否则通过计算种群样本的拥挤距离,并按顺序进行排序,选择前 N_F 个抗体,将这些抗体组成新的优势克隆种群 F_t ;

步骤 5 对 F_t 执行克隆操作,生成克隆后的种群 C_t ,并对 C_t 中部分个体执行量子重组和量子非门更新操作,得到种群 C'_t ;

步骤 6 对种群 G_t 和 C'_t 进行合并,得到新的种群 B_{t+1} ,然后转步骤 2。

3 算例分析

3.1 基本参数设定

实验仿真选择二项式模型随机网络为研究对象^[11],基本参数设定为:敌方目标个数 $N = 100$,目标之间通过组网形成网络拓扑结构,网络拓扑的边数 $W = 194$,边连接概率 $P = 0.06$ 。设定 QICMOA 算法与改进算法参数:最大迭代次数 I_{max} 为 200,免疫优势抗体规模 N_G 为 100,优势克隆抗体种群规模 N_F 为 20,克隆规模 N_C 为 100,变异概率为 0.2。

3.2 目标毁伤性与敌方网络通信能力毁伤性分析

根据我方使用武器攻击敌方所得的两部分攻击收益进行仿真。

3.2.1 仿真 1 单纯摧毁敌方目标得到的攻击收益

分析单纯摧毁敌方目标得到的攻击收益可以使用目标获得的收益与使用的弹药价值的比值来衡量。假设完成攻击之后,目标由于受损而获得的收益为 $C(x_{ij}) = \sum_{i=1}^n c_i P_i$,而所有弹药总成本为 $W = \sum_{i=1}^n \omega_i M'_i$ 。定义比值 $K_1 = C/W$ 用以衡量在使用相同成本弹药下对于目标造成的损伤效果, K_1 值越大,说明在相同成本弹药下对敌方目标造成的损伤效果越大;反之亦成立。分别使用标准 QICMOA 算法和改进 QICMOA 算法分配火力方案的方法进行仿真,得到不同成本弹药下对敌方目标的杀伤效果,具体结果见图 1。(需要说明的是:在 2 种算法

中,攻击收益是通过固定式(1)中约束条件③中的 W^* ,然后从算法得到的解集里挑选出攻击成本最接近 W^* 的一个较优解得到的。

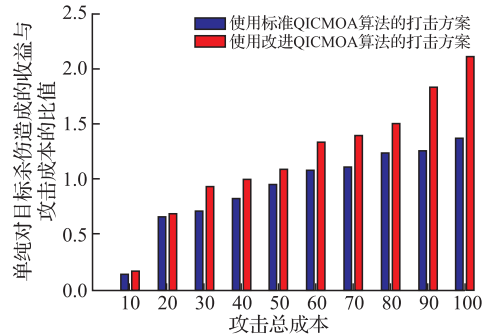


图 1 攻击成本与收益比值

Fig.1 The ratio between total cost and attack income

可以看出使用改进 QICMOA 算法计算出的打击方案对敌方进行攻击得到的收益比标准算法得到的收益要高,并且随着攻击成本的增加,这种优势还会更加明显。

3.2.2 仿真 2 攻击敌方目标获得的网络收益

若目标 T_i 的网络连通能力使用度 d_i 衡量,经过我方攻击后,目标 T_i 的毁伤概率为 P_i ,则此时目标 T_i 的网络连通能力下降了 $\epsilon_i = (1 - 1/1 + (P_i/\gamma_1)^{\gamma_2})$,则此时目标 T_i 的网络攻击收益为 $d_i(1 - 1/1 + (P_i/\gamma_1)^{\gamma_2})$,所有网络收益为 $D(x_{ij}) = \sum_{i=1}^n d_i \epsilon_i$ 。其中, γ_1, γ_2 为调节系数,根据具体网络环境而定,本文根据多次实验仿真,调节系数设置为 $\gamma_1 = 0.5, \gamma_2 = 8$ 。而所有弹药总成本为 $W = \sum_{i=1}^n \omega_i M'_i$ 。

同样定义比值 $K_2 = D/W$ 用以衡量在使用相同成本弹药下对于目标造成的网络攻击效果, K_2 值越大,说明在相同成本弹药下对敌方网络造成的损伤效果越大;反之亦成立。分别使用改进 QICMOA 算法和标准 QICMOA 算法的火力分配方案进行仿真,得到不同成本弹药下的网络收益,见图 2。

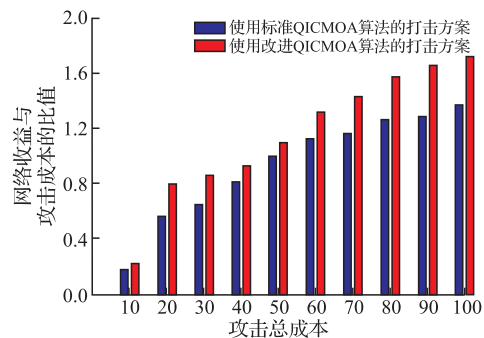


图 2 攻击成本与网络收益比值

Fig.2 The ratio between total cost and network income

可以看出,使用改进 QICMOA 算法计算出的打击方案对敌方进行攻击得到的网络收益比标准算法得到的收益要高。

3.2.3 仿真 3 讨论己方的攻击成本与综合收益

这里讨论己方由于武器消耗产生的攻击成本与攻击收益的关系。改进 QICMOA 算法分配前提考虑到了自身消耗最小,理论上比标准算法上具有更多的收益,且消耗更小。

假设完成攻击之后,武器获得的综合收益为 $G(x_{ij}) = \alpha C(x_{ij}) + \beta D(x_{ij})$ 。式中: α, β 为节点收益与网络收益的权重,目标由于单纯受损而获得的收益为 $C(x_{ij})$,网络收益为 $D(x_{ij})$ 。而所有弹药总成本为 $W(x_{ij})$ 。分别基于改进 QICMOA 算法和标准 QICMOA 算法得到的火力分配方案计算出一组攻击收益和攻击成本,结果见表 1。

表 1 综合收益与攻击成本表

Tab.1 The total income and attack cost

标准 QICMOA 算法		改进 QICMOA 算法	
综合收益	攻击成本	综合收益	攻击成本
16.8	13.8	17.2	13.5
58.3	41.6	54.6	40.4
63.4	47.8	66.2	48.3
68.0	59.4	69.5	58.7
80.0	73.6	81.2	72.6
96.6	82.8	99.8	83.0
104.5	85.6	108.0	84.2
115.4	92.0	116.4	90.8
121.3	94.2	124.5	92.4
135.2	103.5	136.5	93.5

可以看出,在收益几乎相同的情况下,改进 QICMOA 算法的攻击成本是小于标准 QICMOA 算法的。这也说明了改进算法在保证攻击收益的前提下,兼顾自身的武器消耗。

3.3 算法收敛性证明及性能分析

改进 QICMOA 算法状态转移可以用马尔可夫链描述。文献[12]已经证明对于进化算法而言,如果满足状态空间可达且种群适应度函数单调不减,则进化算法以概率 1 收敛。明显改进 QICMOA 算法由于状态空间有限则满足状态空间的可达性,且改进算法种群适应度函数单调不减,综合以上条件可知,改进 QICMOA 算法以概率 1 收敛。

为进一步说明改进 QICMOA 算法的优越性,本文比较改进 QICMOA 算法与其他 2 种多目标优化算法,分别选取 GONG M G 等人提出 NNIA 算法^[13]、Zitzler 等人提出的 SPEA2 算法^[14]。分别求解论文建立的火力分配模型。使用枚举的方法,将多目标优化问题的目标空间列出,得到此问题的理论 Pareto 前端,见图 3,然后使用 3 种算法分别求解问题。为公平比较 3 种算法性能的优劣,参考文献[9]设置算法参数。图 3 是蓝色圆圈表示每一个解,

而图中左下由红色圆圈表示的前端面表示理论上的 Pareto 前端。

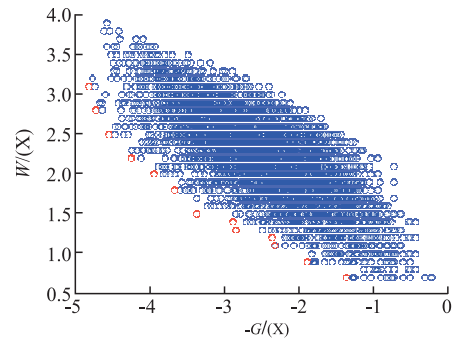


图 3 目标空间与 Pareto 理论前端

Fig.3 The objective space and Pareto front

使用世代距离(Generational Distance, GD)^[15]评价算法得到的 Pareto-前端与理论最优 Pareto-前端间的间隔,用于表示改进算法的收敛性,GD 越小,算法的收敛性越好。使用 spacing^[16]度量指标来描述算法的均匀度,S 值越小,算法的解分布性越好。使用盒图^[17]表示算法独立运行 30 次得到的解的统计特性,见图 4。

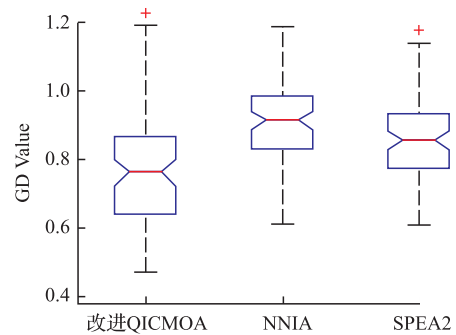


图 4 GD 值统计特性

Fig.4 The statistical properties of GD value

图 5 是改进 QICMOA 算法、NNIA 算法和 SPEA2 算法在本文火力分配问题上的 GD 值、S 值统计特性比较。可以看出改进 QICMOA 算法的收敛性要明显好于 NNIA 算法和 SPEA2 算法。而且,改进 QICMOA 算法解分布性更为均匀。因此,其更适合求解本文模型。

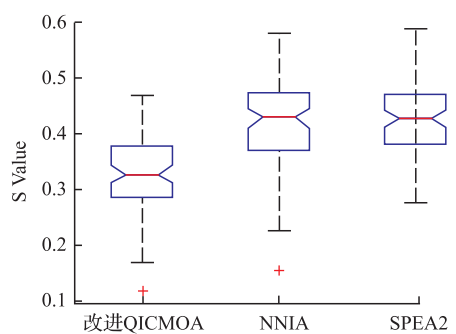


图 5 S 值统计特性

Fig.5 The statistical properties of S value

4 结语

本文针对网络战特点,建立了基于网络对抗的火力分配多目标模型,使用改进的量子免疫克隆多目标算法进行求解。通过实验仿真,证明了改进算法针对网络对抗条件下的火力分配模型具有良好的性能。下一步的工作主要考虑敌我双方互有打击条件下的火力分配模型的构建。

参考文献(References):

- [1] LEE Z J, SU S F, LEE C Y. Efficiently Solving General Weapon-target Assignment Problem by Genetic Algorithm with Greedy Eugenics[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics, 2003, 33(1): 113-121.
- [2] 罗德林,段海滨,吴顺详,等.基于启发式蚁群算法的协同多目标攻击空战决策研究[J].航空学报,2006,27(6):1166-1170. LUO Delin, DUAN Haibing, WU Shunxiang, et al. Research on Air Combat Decision-making for Cooperative Multiple Target Attack Using Heuristic Ant Colony Algorithm[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2006, 27(6): 1166-1170.(in Chinese)
- [3] 李俨,董玉娜.基于SA-DPSO混合优化算法的协同空战火力分配[J].航空学报,2010,31(3):626-631. LI Yan, DONG Yuna. Weapon-target Assignment based on Simulated Annealing and Discrete Particle Swarm Optimization in Cooperative Air Combat[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2010, 31(3): 626-631.(in Chinese)
- [4] 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):2574-2582. CHEN Li, WANG Zhongxu, WU Zhaobin, et al. A Kind of Antiaircraft Weapon-target Optimal Assignment under Earlier Damage Principle[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2014, 35(9): 2574-2582.(in Chinese).
- [5] 王少蕾,陈维义,顾雪峰.自适应差分进化算法求解多平台多武器-目标分配问题[J].系统工程与电子技术,2013,35(10): 2116-2118. WANG Shaolei, CHEN Weiyi, GU Xuefeng. Solving Weapon-target Assignment Problems Based on Self-adaptive Differential Evolution Algorithm[J]. Systems Engineering and Electronics, 2013, 35(10): 2116-2118.(in Chinese).
- [6] 颜曦,李相民,刘立佳,等.基于Memetic算法的超视距协同空战火力分配[J].北京航空航天大学学报,2014,40(10):1424-1426. YAN Ji, LI Xiangmin, LIU Lijia. Weapon-target Assignment Based on Memetic Optimization Algorithm in Beyond-visual-Range Cooperative Air Combat[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2014, 40(10): 1424-1426.(in Chinese)
- [7] 贺小亮,毕义明.基于模拟退火遗传算法的编队对地攻击火力分配建模与优化[J].系统工程与电子技术,2014,36(5):900-903. HE Xiaoliang, BI Yiming. Modeling and Optimization of Formation Air-to-ground Attack Fire Distribution based on Simulated Annealing Genetic Algorithm[J]. Systems Engineering and Electronics, 2014, 36(5): 900-903(in Chinese).
- [8] 张姣,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):1644-1647. ZHANG Jiao, WANG Zhongxu, CHEN Li, et al. Modeling and Optimization on Antiaircraft Weapon-target Assignment at Multiple Interception Opportunity[J]. Acta Armamentarii, 2014, 35(10): 1644-1647(in Chinese).
- [9] 李阳阳,焦李成.量子免疫克隆多目标优化算法[J].电子与信息学报,2008,30(6):1367-1371. LI Yangyang, JIAO Licheng. Quantum-inspired Immune Clonal Multiobjective Optimization Algorithm[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2008, 30(6): 1367-1371 (in Chinese).
- [10] DEB K, PRATAP A, AGARWAL S, et al. A Fast and Elitist Multi-objective Genetic Algorithm: NSGA-II [J]. Evolutionary Computation, 2002, 6(2):182-197.
- [11] ADLEMAN L M. Molecular Computation of Solutions to Combinator Problems[J]. Science, 1994, 266:1021-1024.
- [12] BACK T. Evolutionary Algorithms in Theory and Practice [M]. New York: Oxford University Press, 1996.
- [13] GONG M G, JIAO L C, DU H F, et al. Multi-objective Immune Algorithm with Non-dominated Neighbor-based Selection[J]. Evolutionary Computation, 2008, 16(2): 225-255.
- [14] ZITZLER E, LAUMANN S M, THIELE L. SPEA2: Improving the Strength Pareto Evolutionary Algorithm[J]. Evolutionary Methods for Design, Optimization and Control with Applications to Industrial Problem, 2002: 95-100.
- [15] Van Veldhuizen D A, LAMONT G B. On Measuring Multi-objective Evolutionary Algorithm Performance[C]// Proc of the Conference on Evolutionary Computation. Piscataway: IEEE, 2000:204-211.
- [16] SCHOTT J R. Fault Tolerant Design Using Single and Multi-criteria Genetic Algorithm Optimization [D]. Cambridge: Massachusetts Institute of Technology, 1995.
- [17] MCGILL R, TUKEY J W, LARSEN W A. Variations of Boxplots[J]. The American Statistician, 1978, 32(1): 12-16.

(编辑:徐敏)