

基于模糊-灰色非合作 Nash 博弈的 多组动态武器-目标分配方法^{* 1}

张毅¹, 姜青山², 陈国生¹

(1. 海军航空工程学院 研究生管理大队, 山东 烟台 264001; 2. 海军航空工程学院 指挥系, 山东 烟台 264001)

摘要: 针对武器-目标分配(weapon-target assignment, WTA)中的不确定性因素, 研究了一类对抗性质的多组动态 WTA(multi-team dynamic WTA, MT-DWTA)问题. 首先, 构建了对抗性质的 MT-DWTA 模型; 其次, 引入距离折算因子、模糊-灰色的目标相对价值和组 Nash 策略对的概念, 构建了模糊-灰色非合作 Nash 博弈的 MT-DWTA 模型; 然后, 将该模型转化为二次规划模型; 最后, 设计一种循环多次交换启发式遗传-蚁群优化算法, 仿真结果表明新算法能够在较短时间内求解较大规模的 MT-DWTA 的优化问题.

关键词: 武器-目标分配; Nash 博弈; 算法; 距离折算因子; 目标相对价值; 组 Nash 策略对

中图分类号: V 271.4; E 911 **文献标识码:** A **文章编号:** 0258-7971(2012)01-0026-07

美国科学家 Flood 博士最先阐述了目标分配问题, 并给出了单武器-目标分配(weapon-target assignment, WTA)模型^[1]. WTA 问题的研究主要集中在模型和算法 2 个方面^[2-4]. WTA 模型主要有 3 类: ①防守方 WTA 模型^[5-6]; ②基于博弈论的 WTA 模型^[7-9]; ③在 WTA 问题框架下研究仿真模型和分层防御模型^[10-11]. WTA 经典算法主要有: 穷举法、分枝定界法及割平面法等^[12-13]. 经典算法仅适用于问题规模小的情况, 当问题规模大时, 求解时间成指数级增长. 为此, 许多学者研究用遗传算法^[14-15]、蚁群算法^[16-17]、粒子群算法^[18-19]或几种算法的结合^[20-22]求解 WTA 问题.

目前, WTA 研究领域主要存在如下问题: ①对 WTA 动态模型的研究还不充分; ②WTA 算法解决较大规模 WTA 问题的速度还较慢. 针对 WTA 问题中模型和算法存在的问题, 本文研究一类模糊-灰色非合作 Nash 博弈(即双矩阵博弈)的多组动态武器目标分配(multi-team dynamic weapon-target assignment, MT-DWTA)问题. 首先, 构建模糊-灰色非合作 Nash 博弈的 MT-DWTA 模型, 然后把该模型转化为二次规划模型, 最后把遗传算法(genetic algorithm, GA)和蚁群优化(ant colony optimization, ACO)算法相结合求解该问题.

1 模糊-灰色非合作 Nash 博弈的 MT-DWTA 建模

1.1 具有 DDF 的模糊-灰色 MT-DWTA 模型

为便于下文描述, 先给出如下定义:

定义 1 单元^[7] 单元是指具有一定功能的单个实体.

定义 2 组^[7] 组是指由一群单元组成的具有共同目标的集合.

定义 3 作战阶段 作战阶段是指在整个对抗持续时间 T 内, 依据一定准则, 人为地把 T 划分为 $K(K \in Z^+)$ 个阶段.

定义 4 MT-DWTA MT-DWTA 是指在至少有两个对立组(例如, 进攻方和防御方)情况下, 在

* 收稿日期: 2011-05-12

作者简介: 张毅(1979-), 男, 安徽人, 工程师, 博士生, 主要研究方向为海军兵战术. E-mail: sy19815211@tom.com.

通讯作者: 姜青山(1962-), 男, 陕西人, 教授, 主要从事海军兵种战术方面的工作.

第 $k(k = 1, 2, \dots, k)$ 作战阶段,各组的 WTA 策略.

简化起见,仅考虑有两个对立组的博弈情况. 设在阶段 k , 有 $N_A(k)$ 个单元的进攻方组 A 对抗有 $N_D(k)$ 个单元的防御方组 D , 并且 A 和 D 都是理性的. 记第 k 个作战阶段结束时刻, A 的第 i 个单元生存概率为 $A_i(k)$; D 的第 j 个单元生存概率为 $D_j(k)$. 并记在阶段 k , A 的第 i 个单元对 D 的第 j 个单元的单发杀伤概率 (probability of single kill, PSK) 为 $P_{i,j}^A$; D 的第 j 个单元对 A 的第 i 个单元的 PSK 为 $P_{j,i}^D(k)$. 设 A 的第 i 个单元的武器总数量为 w_i^A , 并设在阶段 k 单元 i 可发射的武器数量为 $w_i^A(k)$; D 的第 j 个单元的武器总数量为 w_j^D , 并设在阶段 k 单元 j 可发射的武器数量为 $w_j^D(k)$. 并设在阶段 k , A 的第 i 个单元分配给 D 的第 j 个单元的武器数为 $u_{i,j}^A(k)$; D 的第 j 个单元分配给 A 的第 i 个单元的武器数为 $u_{j,i}^D(k)$.

若设单元的各武器性能相同, 并设各单元的每次射击相互独立, 则在第 k 个作战阶段结束时刻, 由概率的乘法公式有:

$$\begin{cases} A_i(k) = A_i(k-1) \prod_{j=1}^{N_D(k)} [1 - D_j(k-1) \delta(i - U_{j,i}^D(k)) (1 - (1 - P_{j,i}^D(k))^{u_{j,i}^D(k)})], \\ D_j(k) = D_j(k-1) \prod_{i=1}^{N_A(k)} [1 - A_i(k-1) \delta(j - U_{i,j}^A(k)) (1 - (1 - P_{i,j}^A(k))^{u_{i,j}^A(k)})]. \end{cases} \quad (1)$$

式中, $\delta(m-n)$ 为 Kronecker 函数, 且有 $\delta(m-n) = \begin{cases} 1, & \text{if } m = n. \\ 0, & \text{if } m \neq n. \end{cases}$ $U_{j,i}^D(k)$ 为组 D 的单元 j 对组 A 的单元 i 的目标分配策略, 当单元 j 分配给单元 i 时, 有 $U_{j,i}^D(k) = i$, 否则 $U_{j,i}^D(k) \neq i$. $U_{i,j}^A(k)$ 为组 A 的单元 i 对组 D 的单元 j 的目标分配策略, 当单元 i 分配给单元 j 时, 有 $U_{i,j}^A(k) = j$, 否则 $U_{i,j}^A(k) \neq j$.

实际的目标分配策略需要对单元的空间位置、单元速度、武器射程等因素进行综合考虑. 简化起见, 设在阶段 k , 组 A 和组 D 的任意单元均满足互为目标的条件. 因此, 仅需考虑单元的空间位置对目标分配策略的影响, 并认为近距离目标比远距离目标的威胁更大, 需要优先进行打击. 因此引入距离折算因子^[7] (distance discount factor, DDF), 可提高单元分配给其邻近目标的概率.

设在阶段 k 的开始时刻 k_0 , 组 A 各单元的空间位置为 $x_i(k_0)$, $i = 1, 2, \dots, N_A(k)$; 组 D 各单元的空间位置为 $y_j(k_0)$, $j = 1, 2, \dots, N_D(k)$, 其中 $x_i(k_0)$ 和 $y_j(k_0)$ 为空间位置矢量. 记组 A 和 D 组各单元位置的几何中心分别为 $\bar{x}(k_0)$ 和 $\bar{y}(k_0)$, 则有:

$$\begin{cases} \bar{x}(k_0) = \frac{\sum_{i=1}^{N_A(k)} x_i(k_0)}{N_A(k)}, \\ \bar{y}(k_0) = \frac{\sum_{j=1}^{N_D(k)} y_j(k_0)}{N_D(k)}. \end{cases} \quad (2)$$

所以有组 A 的单元 i 和组 D 的单元 j 的 DDF 分别为:

$$\begin{cases} \zeta_A(i, k) = \exp\{c(N(x_i(k_0), \bar{y}(k_0)) - \min_{i=1,2,\dots,N_A(k)} [N(x_i(k_0), \bar{y}(k_0))])\}, & i = 1, 2, \dots, N_A(k), \\ \zeta_D(j, k) = \exp\{c(N(y_j(k_0), \bar{x}(k_0)) - \min_{j=1,2,\dots,N_D(k)} [N(y_j(k_0), \bar{x}(k_0))])\}, & j = 1, 2, \dots, N_D(k). \end{cases} \quad (3)$$

式中, $N(\cdot, \cdot)$ 为 Euclidean 范数; c 为 DDF 的调整系数.

攻防对抗过程中, 双方总是试图“保存自己, 消灭敌人”, 基于此, 可构造考虑 DDF 后的双方目标函数为:

$$\begin{cases} J_A(u_A(k), u_D(k), k) = k_1(k) \sum_{i=1}^{N_A(k)} a_i^A(k) A_i(k) - k_2(k) \sum_{j=1}^{N_D(k)} \zeta_D(j, k) d_j^A(k) D_j(k), \\ J_D(u_A(k), u_D(k), k) = -l_1(k) \sum_{i=1}^{N_A(k)} a_i^D(k) A_i(k) + l_2(k) \sum_{j=1}^{N_D(k)} \zeta_A(i, k) d_i^D(k) D_j(k). \end{cases} \quad (4)$$

式中, $u_A(k)$ 和 $u_D(k)$ 分别是组 A 和组 D 的一个目标分配策略矢量. $k_1(k)$, $k_2(k)$ 和 $l_1(k)$, $l_2(k)$ 分别

是 A 和 D 在阶段 k 的作战任务调整系数,且有 $k_1(k) + k_2(k) = 1, l_1(k) + l_2(k) = 1, k_1(k), k_2(k) \in [0, 1]$ 和 $l_1(k), l_2(k) \in [0, 1]$. $a_i^A(k)$ 和 $d_j^A(k)$ 分别为相对于组 A 而言,在阶段 k 组 A 的第 i 个单元的价值和组 D 的第 j 个单元价值; $a_i^D(k)$ 和 $d_j^D(k)$ 分别为相对于组 D 而言,在阶段 k 组 A 的第 i 个单元价值和组 D 的第 j 个单元价值.

对组 A 、组 D 决策者而言,在不同的阶段 k ,由于单元信息(例如,目标位置、类型、数量、威胁程度、打击有效度等)多寡的差异,式(4)中的单元相对价值 $a_i^A(k), d_j^A(k), a_i^D(k)$ 和 $d_j^D(k)$ 无法精确描述.一个有效解决该问题的途径是由多名决策者,根据在阶段已获知的单元信息,采用语言变量对单元价值进行评价,然后把语言变量映射为三角模糊数,最后采用灰色关联分析法对单元评价信息进行集结,并给出单元的相对价值.具体求解过程可参见文献[23].

1.2 非合作 Nash 博弈的 MT - DWTA 模型 事实上,组 A 、组 D 在进行策略选择时,对目标函数的评价必须预测超过 1 个或多个阶段,也就是说各组不仅需要确定在阶段 k 的策略,也需要确定在阶段 $k + 1, k + 2, \dots, k + d$ 的策略,其中 d 为预测范围.因此,该过程是二人非合作博弈过程.简化起见,仅考虑预测范围 $d = 1$ 的情形.为了定义 Nash 均衡,需要假设双方都使用 Nash 策略.

定义 5 组 Nash 策略对^[7] 称预测范围 $d = 1$ 的一对策略 $\{u_A^N(k), u_A^N(k + 1)\} \in U_A^N(k)$ 和 $\{u_D^N(k), u_D^N(k + 1)\} \in U_D^N(k)$ 在阶段 k 的组 Nash 策略对,如果满足不等式:

$$J_A(u_A^N(k + 1), u_D^N(k + 1), k + 1) \geq J_A(u_A(k + 1), u_D(k + 1), k + 1), \forall \{u_A(k), u_A(k + 1)\} \in U_A^N(k), \quad (5)$$

$$J_D(u_A^N(k + 1), u_D^N(k + 1), k + 1) \geq J_D(u_A^N(k + 1), u_D(k + 1), k + 1), \forall \{u_D(k), u_D(k + 1)\} \in U_D^N(k). \quad (6)$$

式中,上标 N 表示采用 Nash 策略; $U_A^N(k)$ 和 $U_D^N(k)$ 分别为组 A 和组 D 在阶段 k 的 Nash 策略空间.

2 二次规划模型

在第 1 节中建立了模糊 - 灰色非合作 Nash 博弈的 MT - DWTA 模型,如果采用文献[7]所给的单元级组资源分配(unit level team resource allocation, ULTRA)算法求解该问题较为复杂,因此本文采用另一种思路,即先把模糊 - 灰色非合作 Nash 博弈的 MT - DWTA 模型转化为二次规划模型^[9],然后再利用智能算法求解该问题.

注意到第 1 节中模型的解可能不存在 Nash 均衡点,因此需要转而求解其混合策略的 Nash 均衡解.设在阶段 k ,组 A 和组 D 的纯策略集分别为: $S_A(k) = \{U_{i,j}^A(k)\}$ 和 $S_D(k) = \{U_{j,i}^D(k)\}$,其中, $i = 1, 2, \dots, N_A(k), j = 1, 2, \dots, N_D(k)$; 组 A 和组 D 的支付矩阵分别为: $P_A(k) = (a_{i,j}(k))_{N_A(k) \times N_D(k)}$ 和 $P_D(k) = (d_{i,j}(k))_{N_A(k) \times N_D(k)}$,其中, $a_{i,j}(k)$ 和 $d_{i,j}(k)$ 分别是组 A 和组 D 在一个纯策略局势下的式(4)中目标函数值.若再设在阶段 k ,组 A 和组 D 的混合策略集分别为:

$$x(k) = \{(x_1(k), x_2(k), \dots, x_i(k), \dots, x_{N_A(k)}(k)) \mid x_i(k) \in [0, 1], \sum_{i=1}^{N_A(k)} x_i(k) = 1\}, \quad (7)$$

$$y(k) = \{(y_1(k), y_2(k), \dots, y_j(k), \dots, y_{N_D(k)}(k)) \mid y_j(k) \in [0, 1], \sum_{j=1}^{N_D(k)} y_j(k) = 1\}. \quad (8)$$

式中, $x_i(k)$ 和 $y_j(k)$ 分别是组 A 和组 D 选择策略 $U_{i,j}^A(k)$ 和 $U_{j,i}^D(k)$ 的概率.

则求解模糊 - 灰色非合作 Nash 博弈 MT - DWTA 混合策略解的问题可转化为求解如下所示的二次规划模型的解:

$$\max f(x(k), y(k), v_1, v_2) = \sum_{i=1}^{N_A(k)} \sum_{j=1}^{N_D(k)} a_{i,j}(k) x_i(k) y_j(k) + \sum_{i=1}^{N_A(k)} \sum_{j=1}^{N_D(k)} d_{i,j}(k) x_i(k) y_j(k) - v_1 - v_2. \quad (9)$$

约束条件为:

$$\sum_{j=1}^{N_D(k)} a_{i,j}(k) y_j(k) \leq v_1, i = 1, 2, \dots, N_A(k), \quad (10a)$$

$$\sum_{i=1}^{N_A(k)} d_{i,j}(k)x_i(k) \leq v_2, j = 1, 2, \dots, N_{D(k)}, \quad (10b)$$

$$\sum_{i=1}^{N_A(k)} x_i(k) = 1, \quad (10c)$$

$$x_i(k) \in [0, 1], i = 1, 2, \dots, N_A(k), \quad (10d)$$

$$\sum_{j=1}^{N_D(k)} y_j(k) = 1, \quad (10e)$$

$$y_j(k) \in [0, 1], j = 1, 2, \dots, N_{D(k)}. \quad (10f)$$

式中, v_1 和 v_2 分别是组 A 和组 D 的支付函数期望值.

3 启发式 GA - ACO 算法设计

理论上讲,二次规划问题(9)可以采用 Lagrange 乘子法、起作用集方法、Lemke 方法和路径跟踪法等进行求解.但对于大规模的实际问题,这些方法不能在合理时间内生成解或给出满意解,因而需要一种能够求解大规模 MT - DWTA 问题的算法.本文采用启发式 GA - ACO 搜索算法,求解该问题.

3.1 GA 的基本思想 基本遗传算法(simple GA, SGA)只使用选择算子、交叉算子和变异算子. SGA 可定义为一个八元组:

$$SGA = (C, E, P_0, M, \Phi, \Gamma, \Psi, T). \quad (11)$$

式中, C 为个体的编码方法; E 为个体适应度评价函数; P_0 为初始群体; M 为群体大小; Φ 为选择算子; Γ 为交叉算子; Ψ 为变异算子; T 为终止条件.

设 t 为进化代数, $p(t)$ 为父代群体, $C(t)$ 为子代群体. SGA 基本步骤如下^[14-17]:

步骤 1: $t = 0$, 初始化群体 $P(t)$;

步骤 2: 评估 $P(t)$;

步骤 3: 选择、交叉和变异操作, 生成 $C(t)$;

步骤 4: 评估 $C(t)$, 并从 $P(t)$ 和 $C(t)$ 中选择个体生成 $P(t+1)$;

步骤 5: $t = t + 1$, 若 $t \leq T$, 转入步骤 2, 否则转入下一步;

步骤 6: 输出种群中适应度值最优的个体作为问题的满意解或最优解.

3.2 ACO 算法的基本思想 ACO 算法的关键是蚂蚁的路径选择规则和信息素更新规则^[14-17]. 设 $p_{ij}^k(t)$ 表示在 t 时刻蚂蚁 k 由节点 i 转移到 j 的概率, 则:

$$p_{ij}^k(t) = \begin{cases} \frac{\tau_{ij}^\alpha(t) \eta_{ij}^\beta(t)}{\sum_{s \in allowed_k(t)} \tau_{is}^\alpha(t) \eta_{is}^\beta(t)}, & s \in allowed_k(t), \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (12)$$

式中, $\tau_{ij}(t)$ 为 t 时刻路径 ij 的信息素强度; $\eta_{ij}(t)$ 为与特定问题有关的 t 时刻路径 ij 的启发信息强度; α 和 β 分别是信息素强度和启发信息强度的重要性参数; $allowed_k(t)$ 为 t 时刻蚂蚁 k 的可行节点集.

经过 n 个时刻, 蚂蚁完成一次循环, 路径 ij 的信息素更新规则为:

$$\tau_{ij}(t+n) = \rho \tau_{ij}(t) + (1-\rho) \Delta \tau_{ij}, \quad (13)$$

$$\Delta \tau_{ij} = \sum_{k=1}^m \Delta \tau_{ij}^k, \quad (14)$$

$$\Delta \tau_{ij}^k = \begin{cases} \frac{1}{L_{opt}(k)}, & \text{if 蚂蚁 } k \text{ 经过 } ij, \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (15)$$

式中, ρ 是 $0 < \rho \leq 1$ 之间的参数, 它控制着信息素的衰减过程; $\Delta \tau_{ij}^k$ 为蚂蚁 k 在本次循环中留在路径 ij 上的信息素; $\Delta \tau_{ij}^k$ 为本次循环中路径 ij 上的信息数增量; m 为蚂蚁数; $L_{opt}(k)$ 为蚂蚁 k 在本次循环中产生

的优秀适应度值.

ACO 算法的基本步骤如下:

步骤 1: ACO 算法参数初始化;

步骤 2: 对每只蚂蚁按式(12)求得的概率选择路径, 完成 1 次循环;

步骤 3: 计算当前最好解;

步骤 4: 按式(13) ~ (15)更新路径的信息素强度;

步骤 5: 达到最大迭代次数, 转至下一步, 否则转至步骤 2;

步骤 6: 输出最好解.

3.3 循环多次交换 (cyclic multiexchange, CME) 启发式算法

CME^[5] 算法可描述如下. 设 $S = (S_1, S_2, \dots, S_n)$ 表示 DWTA 问题的一个可行解, 其中子集 $S_j (1 \leq j \leq n)$ 表示分配给目标 j 的武器集合. CME 可定义为武器序列 $i_1 - i_2 - i_3 - \dots - i_r - i_1$, 其中武器 $i_1, i_2, i_3, \dots, i_r$ 属于不同的子集 S_j . 设 $t(i_1), t(i_2), t(i_3), \dots, t(i_r)$ 分别为目标分配到的对应武器 $i_1, i_2, i_3, \dots, i_r$. 循环多次交换 $i_1 - i_2 - i_3 - \dots - i_r - i_1$ 意味着: 武器 i_1 从目标 $t(i_1)$ 再分配到目标 $t(i_2)$, 武器 i_2 从目标 $t(i_2)$ 再分配到目标 $t(i_3)$, 等等, 最后武器 i_r 从目标 $t(i_r)$ 再分配到目标 $t(i_1)$. 该算法首先寻找仅有 2 个目标的有利的 2 次交换, 如果没有找到有利的 2 次交换, 接下来寻找有 3 个目标的有利的 3 次交换, 以此类推. 邻域搜索的每次迭代中, 算法要么找到一个有利的多次交换, 要么当无法找到一个涉及到 s 个目标的多次交换时而终止 (本文设置 $s = 5$). 前一种情况下, 改善当前解, 后一种情况下, 认为当前解是局部最优, 并终止.

3.4 启发式 GA-ACO 算法 利用 GA 算法全局搜索能力强和 ACO 算法局部搜索能力强的优势, 本文在文献[21]的基础上设计改进的启发式 GA-ACO 算法设计的基本思路是: 用 GA 算法在种群中进行全局搜索, 并在 GA 算法中嵌入 CME 启发式算法, 使得生成的子代逃离局部最优, 而后在每次迭代中, ACO 算法用由 GA 算法和 CME 启发式算法获得的较优解进行局部精细搜索. 启发式 GA-ACO 算法具有 GA 和 ACO 算法的优点, 既利用了 GA 能够快速找到可行解的优点, 同时又避免了 ACO 算法易早熟的缺点. 算法流程如图 1 所示.

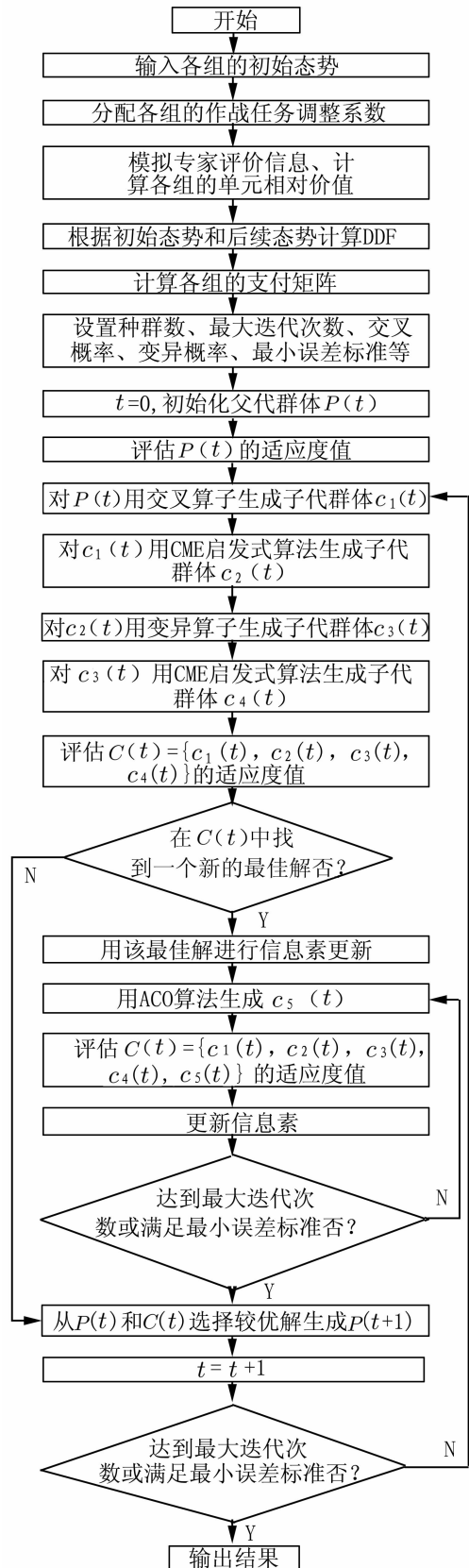


图 1 启发式 GA-ACO 算法流程图

Fig. 1 Flow chart of the heuristic GA-ACO algorithm

4 仿真与结果分析

4.1 仿真参数设置 假设组 A 由携带不同类型空地导弹的 5 机编队组成,组 D 由 2 个远程地空导弹(long range surface-to-air missile, L-SAM)单元、2 个中程 SAM 单元(medium range SAM, M-SAM)、2 个近程 SAM 单元(short range SAM, S-SAM)和 1 个高价值地地导弹(surface-to-surface missile, SSM)单元组成. 并作作战阶段数为 $K=2$, 每个作战阶段每个单元可发射的最多武器数量为 2. 作战任务调整系数设置为: $k_1(1)=0.4, k_2(1)=0.6, k_1(2)=k_2(2)=0.5; l_1(1)=0.6, l_2(1)=0.4, l_1(2)=l_2(2)=0.5$. 随机生成专家的语言评价信息和各单元的坐标值. 初始种群数和蚂蚁数设置为 80. 采用两参数级联式浮点数编码方法. 适应度函数取二次规划模型的目标函数, 并把约束条件变为惩罚函数. 选择算子采用比例选择法; 交叉算子采用单点交叉法, 交叉概率为 $p_c=0.6$; 变异算子采用基本位变异, 变异概率为 $p_m=0.05$. 最大迭代数均设置为 $T=200$. 组 A 和组 D 初始态势信息分别如表 1 和表 2 所示.

4.2 仿真实验及结果分析 仿真计算机配置: 运行环境为 Windows XP, CPU 为 Intel(R) Pentium(R)4, 主频 2.80GHz, 内存为 1GB.

基于以上的参数设置及系统配置, 在 Matlab 7.6.0 环境下, 分别用启发式 GA-ACO 算法、SGA 和 ACO 算法进行 50 次 Monte-Carlo 仿真. 以启发式 GA-ACO 算法在 50 次仿真中获得的最大值作为目标函数优化解. 差距% 是指目标函数优化解和算法求取的优化解之间差异的百分比. 仿真结果如表 3 所示.

从仿真结果可以看出, 启发式 GA-ACO 算法比 SGA 和 ACO 算法具有较大的优势: 运行时间分别缩短了 2.964 s 和 4.913 s, 迭代次数分别减少了 54 次和 92 次, 差距分别改善了 93% 和 94%. 因而, 对于模糊-灰色非合作 Nash 博弈的 MT-WTA 问题, 启发式 GA-ACO 算法是一种有效的求解方法.

5 结论

对抗性质的多组动态武器-目标分配问题, 由于需要考虑对抗和时间等因素, 相对较为复杂, 目前仍无非常有效的解决方法, 因而成为当前研究的一个热点. 本文给出一类考虑了目标相对价值和目标位置的非合作 Nash 博弈的多组动态武器-目标分配问题, 并把 MT-DWTA 问题转化为求解二次规划模型问题的解. 设计一种新的启发式 CME-GA-ACO 算法, 结果表明该算法可在较短时间内获取优化解.

表 1 组 D 的单元初始信息

Tab. 1 Initial details of team D's unit

单元类型	单元数	PSK vs 战斗机	每个单元的武器数
L-SAM	2	0.45	2
M-SAM	2	0.35	2
S-SAM	2	0.3	2
SSM	1	0	2

表 2 组 A 的单元初始信息

Tab. 2 Initial details of team A's unit

单元类型	PSK vs				每个单元的武器数
	L-SAM	M-SAM	S-SAM	SSM	
Fighter1	0.7	0.6	0.6	0.9	8
Fighter2	0.6	0.7	0.6	0.9	8
Fighter3	0.9	0.7	0.6	0.5	4
Fighter4	0.7	0.9	0.6	0.5	4
Fighter5	0.6	0.7	0.9	0.5	4

表 3 算法性能比较

Tab. 3 Performance comparison of different algorithms

性能指标	SGA	ACO 算法	启发式 GA-ACO 算法
收敛速度/s	4.311	6.260	1.347
迭代次数	148	186	94
差距/%	3.62	4.19	0.24

参考文献:

- [1] MANNE A S. A target – assignment problem[J]. *Operations Research*,1958,6(3):346-351.
- [2] KARASAKAL Orhan. Air defense missile – target allocation models for a naval task group[J]. *Computers & Operations Research*,2008,35:1 759-1 770.
- [3] KARASAKAL Orhan. A literature review of operational research methods for modeling the air defense problem[R]. [s. l.]: [s. n.],2001.
- [4] MATLIN S. A review of the literature on the missile – allocation problem[J]. *Operations Research*,1970,18(2):334-373.
- [5] RAVINDRA K Ahuja, Arvind Kumar, Krishna C Jha, et al. Exact and heuristic algorithms for the weapon – warget assignment problem[J]. *Operations Research*,2007,55(6):1 136-1 146.
- [6] BERTSEKAS D P, HOMER M L, LOGAN D A, et al. Missile defense and intercept allocation by neuro – dynamic programming[J]. *Systems, Man, and Cybernetics*,2000,30(1):42-51.
- [7] DAVID G Galati. Game theoretic target assignment strategies in competitive multi – team systems[D]. Pittsburgh: University of Pittsburgh,2004.
- [8] GARAGIC D J B, CRUZ J R. An approach to fuzzy noncooperative Nash games[J]. *Journal of Optimization Theory and Applications*,2003,118(3):475-491.
- [9] 曾松林,王文辉,丁大春,等. 基于动态博弈的目标分配方法研究[J]. *光电与控制*,2011,18(2):26-29,72.
- [10] NGUYEN B U, SMITH P A, NGUYEN D. An engagement model to optimize defense against a multiple attack assuming perfect kill assessment[J]. *Naval Research Logistics*,1997,44(7):687-697.
- [11] AI – MUTAIRI D K, AI – KHAMIS T M, ABDEL – HAMED M S. A bayesian analysis of layered defense systems[J]. *Journal of Applied Probability*,1997,34:449-457.
- [12] KWON Ojeong, LEE Kyungisk, KANG Donghan, et al. A branch – and – price algorithm for a targeting problem[J]. *Naval Research Logistics*,2007,54(6):732-741.
- [13] CLIMER Sharlee, ZHANG Wei-xiong. Cut – and – solve: an iterative search strategy for combinatorial optimization problems [J]. *Artificial Intelligence*,2006,170(8):714-738.
- [14] BRYANT A · Julstrom. String – and permutation – coded genetic algorithms for the static weapon – target assignment problem [C]//Proceedings of the Genetic and Evolutionary Computation Conference. GECCO – 2009, Montreal Quebec, Canada, 2009, New York: ACM Press, 2009:2 553-2 558.
- [15] 汪民乐,房茂燕. 基于改进单亲 GA 的多波次攻击最优火力分配[J]. *系统仿真学报*,2009,21(23):7 697-7 699,7 702.
- [16] LEE Zne-jung, LEE Chou-yuan, SU Shun-feng. An immunity – based ant colony optimization algorithm for solving weapon – target assignment problem[J]. *Applied Soft Comptuting*,2002,2(1):39-47.
- [17] LIU Bo, QIN Zheng, WANG Rui, et al. A hybrid heuristic ant colony system for coordinated multi – target assignment[J]. *Information Technology Journal*,2009,8(2):156-164.
- [18] 高尚,杨静宇. 武器 – 目标分配问题的粒子群优化算法[J]. *系统工程与电子技术*,2005,27(7):1 250-1 252,1 259.
- [19] YIN Peng-yeng, WANG Jing-yu. A particle swarm optimization approach to the nonlinear resource allocation problem[J]. *Applied Mathematics and Computation*,2006,183(1):232-242.
- [20] 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.
- [21] LEE Zne-jung, LEE Chou-yuan. A hybrid search algorithm with heuristics for resource allocation problem[J]. *Information Sciences*,2005,173(1):155-167.
- [22] URYASEV Stanislav, PARDALOS Panos. Robust decision making: addressing uncertainties in distributions[R]. [s. l.]: [s. n.],2004.
- [23] 姜青山,张毅,侯学龙. 群决策灰色关联分析法的战场目标价值排序[J]. *辽宁工程技术大学学报:自然科学版*,2010,29(5):930-933.

The design and implementation of a configurable security network adapter on chip

ZHANG Wei-ping, ZHAO Ga, SHU Ping-ping, YANG Jun

(School of Information Science and Engineering, Yunnan University, Kunming 650091, China)

Abstract: To meet the requirements for real-time and security of high-speed network transmission in the current, we designed a kind of AES encryption/decryption IP core based on AES-128/192/256 algorithm and using pipeline reconfigurable structure in this paper. Meanwhile, this IP core, the Nios II processor, the network controller, including other function modules and the corresponding peripherals are integrated by SOPC technology, implementing a network adapter on chip can according to specific application resources and safety demand to configuration flexible. The design uses hardware description language VHDL, and layout and wire on Quartus II 8.0. Finally the system is downloaded to DE2 for testing. The design hardware structure is simple, security, high-speed, flexibility, which can be widely used in the field of network information security.

Key words: network adapter; AES; SOPC; Nios II; IP Core

(上接第 32 页)

An approach of basing-on fuzzy-grey noncooperative Nash games to multi-team dynamic weapon-target assignment

ZHANG Yi¹, JIANG Qing-shan², CHEN Guo-sheng¹

(1. Brigade of Graduate Student's, Naval Aeronautical and Astronautical University, Yantai 264001, China;

2. Department of Command, Naval Aeronautical and Astronautical University, Yantai 264001, China)

Abstract: Aiming at the uncertainties in weapon-target assignment (WTA), a kind of oppositive multi-team dynamic WTA (MT-DWTA) problem is studied. Firstly, the oppositive MT-DWTA model is built. Secondly, with distance discount factor (DDF) and fuzzy-grey target relative value and team Nash pair of strategies, a model of MT-DWTA is formed basing on fuzzy-grey noncooperative Nash games. And then the MT-DWTA model is transformed into quadratic programming problem. Finally, a kind of genetic algorithm (GA) and ant colony optimization (ACO) with cyclic multiexchange (CME) heuristic algorithm is designed to solve a more large-scale MT-DWTA problem, and the simulation result shows that new algorithm can solve it in a short time.

Key words: weapon-target assignment; Nash games; algorithm; distance discount factor; target relative value; team Nash pair of strategies