



## 基于自适应谐振理论的武器目标分配快速决策算法

张 凯 周德云 杨 振 潘 潜

(西北工业大学 电子信息学院, 西安 710072)

**摘 要:** 针对武器目标分配(WTA)的求解实时性问题,建立基于火力集合划分的 WTA 数学模型,并提出一种基于模糊自适应谐振理论的邻域搜索(FART-NS)快速决策算法。利用模糊自适应谐振理论快速泛化能力提高算法实时性,引入虚拟节点提升邻域搜索算法在 WTA 解空间的寻优能力,形成快速泛化-邻域优化-在线学习的闭环机制,使 FART-NS 算法对训练集精度和采样密度具有较强的鲁棒性。仿真结果表明,该算法在时间复杂度上优于 BBA、改进 GA 等主流算法,能较好平衡 WTA 问题的求解实时性和收敛性。

**关键词:** 武器目标分配; 决策支持; 自适应谐振理论; 邻域搜索; 机器学习

开放科学(资源服务)标志码(OSID):



中文引用格式: 张凯,周德云,杨振,等. 基于自适应谐振理论的武器目标分配快速决策算法[J]. 计算机工程, 2020, 46(9): 283-291, 297.

英文引用格式: ZHANG Kai, ZHOU Deyun, YANG Zhen, et al. Fast decision making algorithm for weapon target assignment based on adaptive resonance theory [J]. Computer Engineering, 2020, 46(9): 283-291, 297.

## Fast Decision Making Algorithm for Weapon Target Assignment Based on Adaptive Resonance Theory

ZHANG Kai, ZHOU Deyun, YANG Zhen, PAN Qian

(School of Electronics and Information, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China)

**【Abstract】** In order to solve the real-time problem of Weapon Target Assignment(WTA), this paper establishes a mathematical model of WTA based on the division of fire set, and proposes a fast decision making algorithm of Neighborhood Search based on Fuzzy Adaptive Resonance Theory(FART-NS). The fast generalization ability of Fuzzy Adaptive Resonance Theory(FART) is used to improve the real-time performance of the algorithm. The virtual node is introduced to improve the optimization ability of Neighborhood Search(NS) algorithm in WTA solution space. A closed-loop mechanism of fast generalization neighborhood optimization online learning is formed, which makes the FART-NS algorithm robust to training set accuracy and sampling density. Simulation results show that the FART-NS algorithm is better than the mainstream algorithms such as BBA and improved GA in time complexity, and it can balance the real-time performance and convergence of WTA problem.

**【Key words】** Weapon Target Assignment(WTA); decision making support; Adaptive Resonance Theory(ART); Neighborhood Search(NS); machine learning

DOI: 10.19678/j.issn.1000-3428.0055544

### 0 概述

武器目标分配(Weapon Target Assignment, WTA)问题源于作战指挥决策,对该问题的研究最早可追溯至 1958 年<sup>[1]</sup>。WTA 问题算法研究包括静态武器目标分配(Static Weapon Target Assignment,

SWTA)和动态武器目标分配(Dynamic Weapon Target Assignment, DWTA)<sup>[2-3]</sup>。算法研究 SWTA 研究方法为建立目标生存率最小化或毁伤概率最大化问题,寻优得出接近全局最优的武器目标分配方案。DWTA 研究对象为敌我双方之间的多阶段攻防博弈过程,研究目的是得到接近纳什均衡点

基金项目: 国家自然科学基金(61603299, 61602385); 中央高校基本科研业务费专项资金(3102019ZX016)。

作者简介: 张 凯(1988—),男,博士研究生,主研方向为智能决策、先进航空火力控制;周德云,教授、博士;杨 振、潘 潜,博士研究生。

收稿日期: 2019-07-22 修回日期: 2019-09-28 E-mail: zhangkainwpu@mail.nwpu.edu.cn

(Nash Equilibrium Point, NEP) 的武器目标分配过程。

作为非线性整数组合优化问题, WTA 模型求解算法主要包括确定性算法和随机算法两大类<sup>[4]</sup>。确定性算法有严格的理论依据, 主要通过动态规划找到全局最优解, 如隐枚举法、割平面法等<sup>[5-6]</sup>, 其中, 具有代表性的是文献[7]提出的近似分支定界算法(Branch and Bound Algorithm, BBA)。由于 WTA 问题属于 NP 完全问题<sup>[8]</sup>, 确定性算法的复杂度会随着问题规模的扩大呈指数性增长, 不适用于求解大规模 WTA 问题。与确定性算法相比, 随机算法在求解大规模 WTA 问题时具有优势。在上述算法中通常有很多个体, 个体之间通过启发式信息互相影响, 在解空间中寻找高质量可行解, 如进化算法<sup>[9-10]</sup>、粒子群算法<sup>[11]</sup>、蚁群算法等, 但随机算法易陷入局部最优困境。WTA 问题作为指挥控制系统中重要的决策支持, 其求解算法一直存在“收敛性-实时性”困境, 即确定性算法虽然能保证搜索过程的持续优化, 但面临时间复杂度的维数爆炸问题, 而近年来广泛采用的集群智能算法, 虽然对问题规模的敏感度不高, 但其随机搜索机制无法保证收敛性指标。目前大部分 WTA 算法研究重点在于如何逼近全局最优解, 但在实际作战环境中, 辅助决策系统必须快速响应, 具有良好的实时性<sup>[12]</sup>, 而目前关于快速 WTA 算法的研究较少。

近年来, 随着人工智能和大数据技术的迅速发展, 机器学习算法被尝试用来求解最优化问题。通过选取合适的特征集和特征映射, 经过样本数据训练后, 机器学习算法具有更快的实时性和一定的泛化能力, 如文献[13]提出模糊决策(Fuzzy Decision Maker, FDM)算法, 首次将近似推理理论应用于 WTA 问题, 利用网格划分方法从样本数据提取模糊映射规则, 并采用小规模 WTA 问题仿真验证了其可行性。在此基础上, 本文提出一种 FART-NS 快速决策算法。通过模糊自适应谐振理论的快速泛化能力提高算法实时性, 再采用邻域搜索策略优化由 FART 网络得到的初始解, 以提高求解收敛性。

## 1 武器目标分配数学模型

本文基于火力集合划分视角对经典 WTA 问题进行建模。在  $w$  个武器和  $t$  个目标相互对抗的情况下, WTA 问题可看作将武器集合  $W = \{a_1, a_2, \dots, a_w\}$  划分为目标子集  $S = (S_1, S_2, \dots, S_t)$  的集合划分问题, 表示如下:

$$W = \{a_1, a_2, \dots, a_w\} \xrightarrow{f} S = (S_1, S_2, \dots, S_t) \quad (1)$$

$$\text{s. t. } S_1 \cup S_2 \cup \dots \cup S_t = W, S_i \cap S_j = \emptyset, \forall i \neq j \quad (2)$$

其中,  $W = \{a_1, a_2, \dots, a_w\}$  为  $w$  个武器的集合,  $S = (S_1, S_2, \dots, S_t)$  为与目标相对应的  $t$  个子集, 子集  $S_i$  为分配给第  $i$  个目标的武器集合, 例如  $S_i = \{a_m, a_n, a_l\}$  表示将第  $m$  个、第  $n$  个和第  $l$  个武器分配给第  $i$  个目标, 第 1 个约束条件表示最大化武器利用率, 第 2 个约束条件限定 1 个武器只能攻击 1 个目标。

建立目标生存率最小化的目标函数如下:

$$\min \sum_{i=1}^t v_i \prod_{a_j \in S_i} (1 - p_{ji}) \quad (3)$$

其中  $p_{ij}, i=1, 2, \dots, t$  为第  $i$  个目标的威胁权值, 由目标类型、位置、速度和航向等信息决定;  $p_{ji}, j=1, 2, \dots, w, i=1, 2, \dots, t$  为第  $j$  个武器对第  $i$  个目标的毁伤概率, 由武器类型、目标类型、目标状态和相对态势等信息决定。

## 2 FART-NS 快速决策算法

根据上述模型, 可将 WTA 问题看作输入为目标权值  $v$  和毁伤概率  $p$ 、输出为火力分配集合  $S$  的模式分类问题。因此, 本文提出一种基于机器学习的 FART-NS 快速决策算法, 算法求解过程如图 1 所示。FART 网络接受问题变量  $I$ , 并快速泛化得到火力划分集合  $S = (S_1, S_2, \dots, S_t)$ , 再对初始解  $S$  进行邻域搜索得到优化解  $S^*$ , 最后 FART 网络吸收优化解  $S^*$  进行在线更新或增量学习。

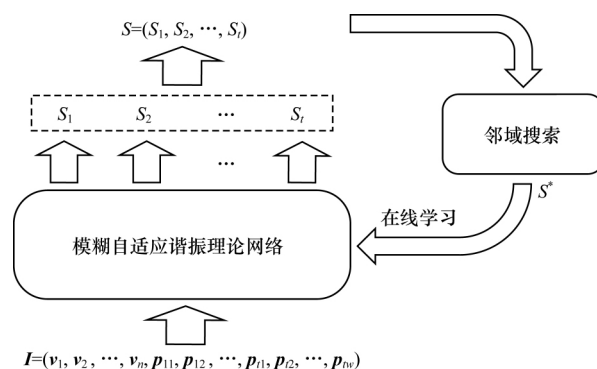


图 1 基于机器学习的 FART-NS 算法求解示意图

Fig.1 Schematic diagram of solving FART-NS algorithm based on machine learning

### 2.1 模糊自适应谐振理论

自组织神经网络是人工智能领域应用最广泛的一种学习模型。为解决大部分神经网络模型的“稳定性-弹性问题”, 美国 Boston 大学 GROSSBERG 于 1976 年提出一种无监督竞争型神经网络模型, 即自

自适应谐振理论(Adaptive Resonance Theory, ART)网络<sup>[14]</sup>,可在稳定原有模式类前提下学习新模式。随着理论不断完善,研究人员提出大量基于自适应谐振理论的改进学习模型,如ART<sub>1</sub><sup>[15]</sup>、ART<sub>2</sub><sup>[16]</sup>、ART<sub>3</sub><sup>[17]</sup>、ARTMAP<sup>[18]</sup>和FART<sup>[19]</sup>等模型。这些模型具有处理二进制信号、连续模拟信号、监督学习和分级搜索等应用背景。由于在上述模型中,针对WTA模型的连续实数输入向量,FART模型具有算法复杂度低、设置参数少和鲁棒性强等优点,因此将其作为本文算法的主架构。

本文基于FART的FART-NS决策模型如图2所示,该模型为两层双通道的主结构,由I/O层、识别层、识别阈值和重置模块构成。其中:I/O层由预处理域 $F_0$ 、状态域 $F_1^{c1}$ 和决策域 $F_1^{c2}$ 组成, $F_0$ 对战场环境数据进行预处理生成目标威胁值和杀伤概率等信息;状态域 $F_1^{c1}$ 接收 $F_0$ 的输出并将其传递给识别层神经元;决策域 $F_1^{c2}$ 负责传输和优化决策变量。 $F_2$ 为识别层,其中每个神经元对应一个模式类,神经元数目在训练过程中保持动态增长以增加新模式类。

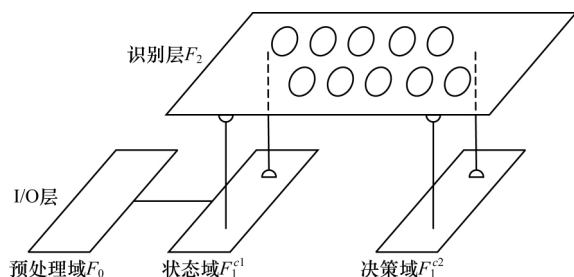


图2 FART-NS 决策模型

Fig. 2 FART-NS decision making model

$F_1$ 与 $F_2$ 之间联接通道包含由底向上 $W_{ij}$ 和由顶向下 $W_{ji}$ 2种权重矢量,其中由顶向下的权值矢量称为模板,在该模板指导下,网络进行有选择的学习。算法的具体步骤如下:

**步骤1** 初始化FART网络,将战场态势向量 $s$ 输入 $F_0$ 层进行预处理,生成目标权值向量 $v$ 和毁伤概率矩阵 $P$ ,组成输入向量 $I$ :

$$I = (v_1, v_2, \dots, v_n, p_{11}, p_{12}, \dots, p_{1n}, p_{21}, p_{22}, \dots, p_{2n}) \quad (4)$$

将 $I$ 输入 $F_1^{c1}$ 层,当问题规模小于 $w \times t$ ,将冗余输入参数置0即可。

**步骤2** 当向量 $I$ 初次进入 $F_1^{c1}$ 层时,通过由底向上的权重通道 $W_{ij}$ 进入识别层 $F_2$ ,计算 $F_2$ 层中每个模式节点的选择函数 $T_j$ :

$$T_j(I) = \frac{|I \wedge w_j^{c1}|}{\alpha + |w_j^{c1}|} \quad (5)$$

其中 $w_j^{c1}$ 为 $F_2$ 层中第 $j$ 个模式节点与状态域 $F_1^{c1}$ 之间的连接权值向量, $\alpha$ 为选择参数,其作用是防止 $|w_j^{c1}|$ 太小时, $T_j(I)$ 值太大而造成溢出, $\alpha$ 通常取极小的正值。模糊与操作 $\wedge$ 定义为 $(p \wedge q)_i = \min(p_i, q_i)$ ,范数 $|\cdot|$ 定义为 $|p| = \sum_i p_i$ 。

**步骤3** 节点竞争。通过竞争选择 $F_2$ 层中选择函数 $T_j$ 最大的模式节点 $J$ :

$$T_j = \max \{T_j; j = 1, 2, \dots, N\} \quad (6)$$

如果存在不止一个最大选择函数的模式节点,则优先选择索引 $j$ 最小的模式节点。

**步骤4** 模式匹配。将向量 $I$ 通过竞争获胜节点 $J$ 所对应自上而下的权值向量通道 $w_j$ 反馈至 $F_1^{c1}$ 层,计算式(7)是否成立:

$$\frac{|I \wedge w_j^{c1}|}{|I|} \geq \rho_1 \quad (7)$$

如果上式成立,则发生谐振;否则系统发出重置信号,令 $T_j = 0$ ,使 $F_2$ 层中的竞争获胜节点 $J$ 无效,重复执行步骤3~步骤4,直至找到节点发生谐振,转至步骤6;如果遍历后没有满足谐振的模式类,则转至步骤5。

**步骤5** 若没有满足谐振的模式类,则执行贪婪利用策略,令:

$$\rho_1 = \rho_1 + \psi \quad (8)$$

其中 $\psi$ 为一个极小的负步长。返回步骤2,直到找到满足谐振的节点。

**步骤6** 从 $F_1^{c2}$ 层读出竞争获胜节点 $J$ 对应的决策向量 $X$ ,执行邻域搜索策略,得到优化解:

$$X = w_j^{c2} \quad (9)$$

$$X^* = f_{NS}(X) \quad (10)$$

**步骤7** 如果没有执行步骤5,则更新节点 $J$ 自上而下的连接权值 $w_j^{c1}$ 和 $w_j^{c2}$ ,完成对新信息 $I$ 在线更新:

$$\begin{cases} w_{j(\text{new})}^{c1} = (1 - \beta) w_{j(\text{old})}^{c1} + \beta(I \wedge w_{j(\text{old})}^{c1}) \\ w_{j(\text{new})}^{c2} = X^* \end{cases} \quad (11)$$

其中 $\beta$ 为学习率参数,当 $\beta = 1$ 时为快速学习法。

若执行过步骤5,则将 $X^*$ 自下而上输入 $F_1^{c2}$ 层,新建模式类节点 $N$ ,进行增量学习:

$$\begin{cases} w_N^{c1} = I \\ w_N^{c2} = X^* \end{cases} \quad (12)$$

FART-NS 算法流程如图3所示。

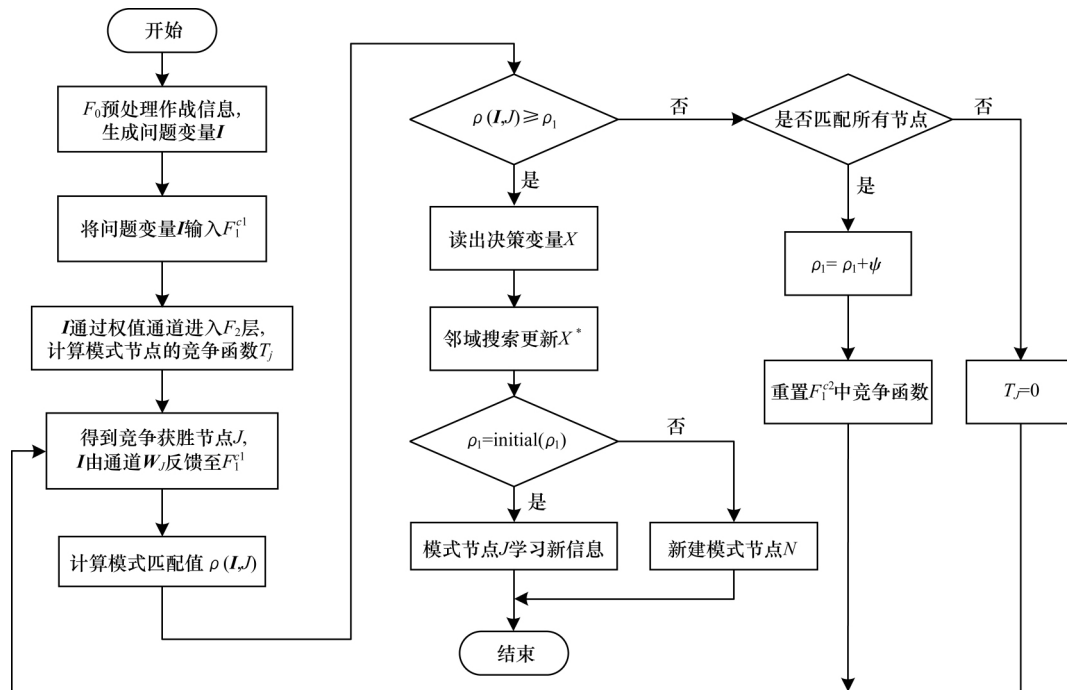


图 3 FART-NS 算法流程

Fig. 3 Procedure of FART-NS algorithm

## 2.2 邻域搜索策略

假定 FART 网络输入变量为  $I_1 = (V_1, P_1)$ , 其中  $V_1 = [v_{1j}]_{1 \times t}$ ,  $P_1 = [p_{1ji}]_{w \times t}$ . 与  $I_1$  匹配值最高模式节点输入为  $I_2$ , 输出为  $X_2 = [x_{2ji}]_{w \times t}$ , 相应的适应度为  $F_2$ :

$$F_2 = \sum_{i=1}^t v_{2i} \prod_{j=1}^w (1 - p_{2ji})^{x_{2ji}} \quad (13)$$

由 FART 网络计算所得解  $X_1$  的适应度下界为:

$$F_1(I_1, I_2, X_2, F_2) = F_2 + \sum_{i=1}^t (v_{1i} - v_{2i}) \prod_{j=1}^w (1 - p_{2ji})^{x_{2ji}} - \sum_{k=1}^w \sum_{i=1}^t v_{2i} x_{2ji} \prod_{w=1}^w (1 - p_{2ji})^{x_{2ji}-1} \quad (14)$$

由式(14)可知, FART 网络求解精度主要取决于  $F_2$ 、 $|V_1 - V_2|$  和  $|X_1 - X_2|$ , 即由训练集精度和采样密度决定。问题变量  $I_1$  和  $I_2$  处于各自邻域空间中, 因此, 需构造合理的邻域空间使得  $X_1$  位于  $X_2$  的邻域空间中, 以  $X_2$  为初始解, 通过邻域搜索逼近  $X_1$ , 再结合 FART 网络在线学习机制, 可提升 FART-NS 算法对于训练集精度和采样密度的鲁棒性。

**定义 1 (邻域搜索)** 对于特定集合  $\Pi = (OP, N)$ , 其中  $OP$  代表一个优化问题,  $N$  为任意 1 个可行解  $s$  和 1 个实例  $x$ ,  $N(s, x)$  定义为解  $s$  的邻域。局部搜索问题目标是对于给定的实例  $x$  寻找一个局部最优解<sup>[20]</sup>。

邻域搜索效果主要由初始解和邻域空间决定。在本文中, 通过 FART 网络得到初始解, 且根据

WTA 模型特点设计邻域空间。

在一般数值优化问题中, 常见邻域构造方法有二元构造、点替换构造<sup>[21]</sup>和旋转构造等<sup>[22-23]</sup>。但上述构造方法并不能反映 WTA 模型的邻域特性, 因此采用基于图论<sup>[24-25]</sup>的邻域空间。

在本文提出的 WTA 模型中, 每个可行解对应  $t$  个目标子集  $(S_1, S_2, \dots, S_t)$ , 每个目标子集中元素为攻击该目标的武器节点。根据图论, 可将不同目标子集中武器节点组成的序列  $i_1 - i_2 - \dots - i_r$  定义为路径交换 (Path Exchanges, PE), 该路径交换表示将武器  $i_1$  重新分配给武器  $i_2$  所攻击的原目标, 武器  $i_2$  重新分配给武器  $i_3$  所攻击的原目标, 依次类推, 武器  $i_{r-1}$  重新分配给武器  $i_r$  所攻击的原目标, 武器  $i_r$  保持原位。同理, 将闭环武器序列  $i_1 - i_2 - \dots - i_r - i_1$  定义为循环交换 (Cyclic Exchanges, CE), 其与路径交换不同的是末位武器  $i_r$  重新被分配给武器  $i_1$  原先所攻击的目标, 从而形成闭环交换序列。

将满足一定长度循环交换的解空间定义为  $X$  邻域空间, 即  $N(X) = \{X' | CE: X \rightarrow X'\}$ 。可见该邻域空间较全面地反映了 WTA 问题解空间的邻域关系, 而二元构造、点替换构造和旋转构造可视为该邻域空间在某一搜索方向下的特例。由于通过循环交换可使初始解到达该邻域空间内任一解位置, 因此, 对此邻域空间内寻优过程进行定义。

**定义 2 (基于交换算子的 WTA 邻域搜索)** 当 1 个可行解  $X$  经过循环交换  $E$  后转变为  $X'$ , 若对应的目标函数  $F(\cdot)$  满足式(15), 则称循环交换  $E$  为

负增益循环。

$$F(X') - F(X) < 0 \quad (15)$$

对于初始可行解  $X$ , 如果找到 1 个负增益循环  $E$ , 则等价于在初始解的邻域空间搜索到 1 个更优解  $X'$ 。

在数值优化过程中, 基于梯度构造启发信息, 因其具有计算复杂度低、效率高等优势而被广泛应用。但 WTA 模型作为组合优化问题, 无法直接求得其梯度, 且在上述邻域空间中寻找局部最优解是 NP 完全问题。因此, 根据提升图引理构造类梯度作为启发信息<sup>[26]</sup>。

**引理 1** 当  $i_1 - i_2 - \dots - i_r - i_1$  是 1 个负增益循环时, 在该循环交换中, 存在一个节点  $i_h$  使得路径交换  $i_h - i_{h+1} - i_{h+2} - \dots - i_h$  为负增益路径。

根据引理 1, 将负增益路径作为启发信息寻找负增益循环: 先获得长度为 1 的负增益路径  $i_1 - i_2$ , 再以节点  $i_2$  为起始点, 扩展成长度为 2 的负增益路径  $i_1 - i_2 - i_3$ , 重复此过程至路径长度为  $R$  的负增益路径, 迭代过程中更新最优负增益循环  $E^*$ 。

在上述邻域搜索过程中, 所有解对应的目标子集均具有相同规模。考虑到 WTA 中目标子集规模相近的解空间也是优化方向, 因此引入虚拟武器节点, 使得该搜索算法除了在本文采用的邻域空间寻优外, 还可根据启发信息搜索到邻域空间外距离初始解较近的解个体。

**定义 3 (虚拟武器节点)** 保持每个目标子集中有且仅有 1 个虚拟武器节点  $i_v$ , 令虚拟武器节点对任意目标杀伤概率为 0, 即  $p_{v,j} = 0$ , 且在交换算子中禁止: 1) 路径交换的起始节点为  $i_v$ ; 2) 存在相邻的虚拟武器节点对  $i_v - i_v$ 。

根据邻域搜索算法原理可知, 在未引入虚拟武器节点时, 并不能完成真实武器节点在各目标子集中的转移。以攻击决策变量为  $[k, k, \dots, k]_{1 \times w}$  的极端个体为例, 此时目标子集  $S_k = \{a_1, a_2, \dots, a_w\}$ ,  $S_i = \emptyset, \forall i \neq k$ , 应用邻域搜索算法无法改变该个体。但引入虚拟节点后, 通过负增益路径置换真实武器节点  $a_j$  与目标子集  $S_i$  下的虚拟节点, 以完成  $S_i$  中武器节点转移, 相应负增益为:

$$V_i p_{ji} - V_k \frac{p_{jk}}{1 - p_{jk}} \quad (16)$$

其中,  $V_j$  为置换前目标  $j$  的适应度值。引入虚拟节点后, 启发式邻域搜索算法除了搜索未引入虚拟节点时的邻域空间, 还通过检验武器节点分布合理性搜索原邻域空间外的部分解空间。当不限定交换算子长度和虚拟节点数量时, 采用循环交换可实现任意两个可行解之间的转移, 且虚拟节点数量决定邻域空间外的寻优范围。为避免退化为全局随机搜索以及增大计算复杂度, 不能加入过多虚拟节点。引

入虚拟武器节点的循环路径如图 4 所示, 循环交换  $P$  为  $2-4-6-i_v-1-5$ , 对应的目标子集序列为  $\text{Label}(P)$ :  $2-4-3-4-5-6$ 。

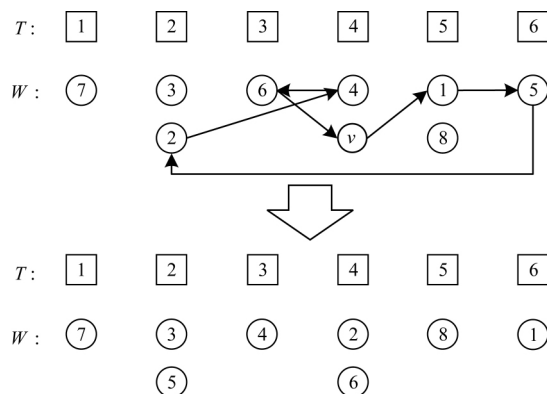


图 4 引入虚拟武器节点的循环路径示意图

Fig. 4 Schematic diagram of loop path of virtual weapon node

本文中邻域搜索算法步骤如下:

**步骤 1** 初始化循环交换算子长度  $k = 1$ , 最优负增益循环  $E^*$  为  $\emptyset$ , 最优负增益  $c^*$  为 0, 由式 (17) 计算得到初始负增益交换集合  $P_k = \{(i, j) \mid c_{ij} < 0\}$ 。

$$c(i, j) = V_k \left( \frac{1 - p_{ik}}{1 - p_{jk}} - 1 \right) \quad (17)$$

其中  $c(i, j)$  表示在武器  $i$  和  $j$  分属于不同目标子集的情况下, 将武器  $i$  重新分配给武器  $j$  所攻击的原目标  $k$ , 而武器  $j$  不再攻击原目标  $k$  时, 对目标  $k$  生存概率的影响;  $V_k$  为重新分配前目标  $k$  的适应度值。

**步骤 2** 移出  $P_k$  中 1 条路径  $P$ , 令  $s$  为  $P$  的起始节点,  $e$  为  $P$  的终止节点, 根据式 (14) 计算循环路径的增益  $c(P) + c(s, e)$ , 若满足式 (18), 则更新  $E^*$  和  $c^*$ 。

$$c(P) + c(s, e) < c^* \quad (18)$$

**步骤 3** 将路径交换  $P$  对应的目标子集序列记为  $\text{Label}(P)$ 。选取新节点  $k \notin \text{Label}(P)$ , 计算  $c(P) + c(e, k)$ , 若小于 0, 则将新路径  $P + (e, k)$  加入集合  $P_{k+1}$ , 重复此过程直至遍历  $P_k = \emptyset$ 。如果存在路径  $P'$  使得  $\text{Label}(P) = \text{Label}(P')$ , 则选择更优路径更新。

**步骤 4** 令  $k = k + 1$ , 转至步骤 2, 当  $k = R$  时, 算法终止。

### 3 仿真实验及结果分析

在作战指挥控制决策中, WTA 问题变量由实际战场作战态势决定。引入简化态势函数生成问题变量<sup>[13]</sup>:

$$\begin{cases} v_i = 1 - \frac{r_i}{r_{\max}}, & i = 1, 2, \dots, t \\ p_{ij} = a_j e^{-\frac{(r_i - b_j)^2}{c_j^2}} + \varepsilon, & j = 1, 2, \dots, w \end{cases} \quad (19)$$

其中  $r_i \in [0, r_{\max}]$  为武器目标距离;  $r_{\max}$  为作战场景最大距离;  $a_j$  为武器  $j$  最大杀伤概率;  $b_j$  为武器  $j$  造成最大杀伤概率的距离;  $c_j$  为函数标准差;  $\varepsilon$  为附加扰动。

选取 BBA 算法、采用精英保留策略的 GA (改进 GA) 算法<sup>[9]</sup> 和 FDM 算法<sup>[13]</sup> 分别代表确定性算法、进化算法和机器学习算法与本文提出的 FART-NS 算法在 Matlab 平台进行仿真对比实验。引入 3 个武器-目标对抗算例, 算例 1 采用小规模 WTA 问题来验证算法可行性; 算例 2 采用大比例冗余武器 WTA 问题来验证算法改善局部最优能力; 算例 3 采用单因子变量法检验算法的鲁棒性。

上述算法的具体参数如下:

1) FART-NS 算法: 选择参数  $\alpha = 0.0001$ , 初始识别阈值  $\rho_1 = 0.98$ , 邻域搜索中负增益循环最大路径长度为 3。

2) FDM 算法: 采用梯形隶属函数, 模糊变换单元和模糊分类单元的规则数量分别为 110 592 和 732。

3) 改进 GA 算法: 种群大小为 1 000, 交配池大小为 500, 种群代数为 100, 采用锦标赛选择算子, 交叉概率  $P_c = 0.8$ , 变异概率  $P_m = 0.2$ 。

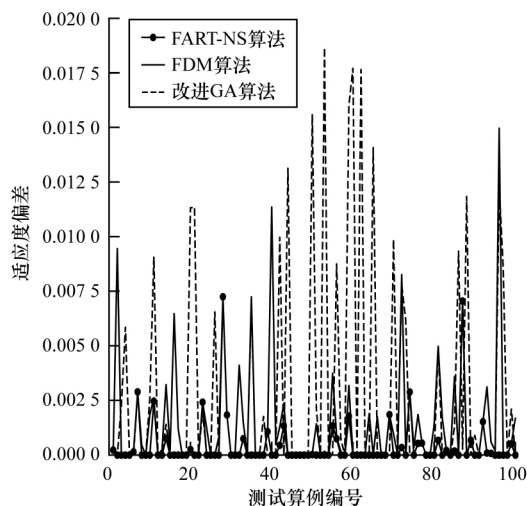
4) BBA 算法: 补充参数信息。

算例 1 在以下两种规模的初始条件下随机生成 100 组初始条件作为测试集:

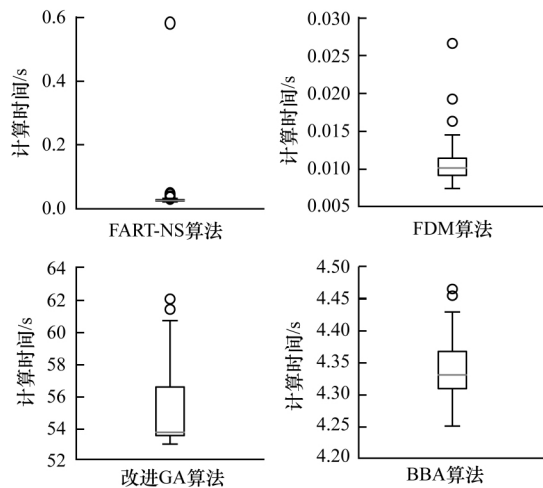
1) 令  $w = 8, t = 6, r_{\max} = 60\ 000, a_j = [0.65: 0.02: 0.79], b_j = [48\ 000: -2\ 000: 34\ 000], c_j = 20\ 000, \varepsilon \sim N(0.05, 0.4)$ ;

2) 令  $w = 20, t = 12, r_{\max} = 60\ 000, a_j = [0.47: 0.02: 0.85], b_j = [50\ 000: -1\ 000: 31\ 000], c_j = 20\ 000, \varepsilon \sim N(0.05, 0.4)$ 。

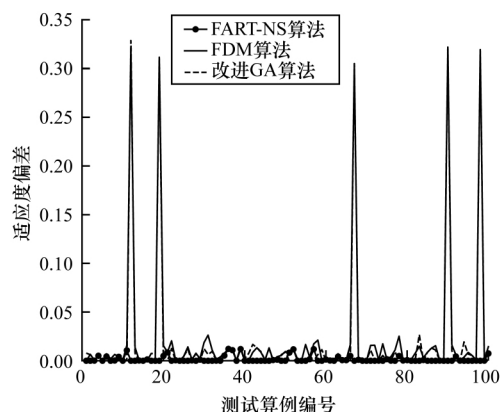
在初始条件 1) 中, 问题规模为 W8T6, 武器与目标数量相当, 用以验证本文所提 FART-NS 算法的可行性。在初始条件 2) 中, 问题规模为 W20T12, 存在大比例冗余武器, 已难以得到理论最优解且求解算法易陷入局部最优, 用以验证本文所提邻域搜索算法的寻优能力。仿真结果如图 5 和表 1 所示。



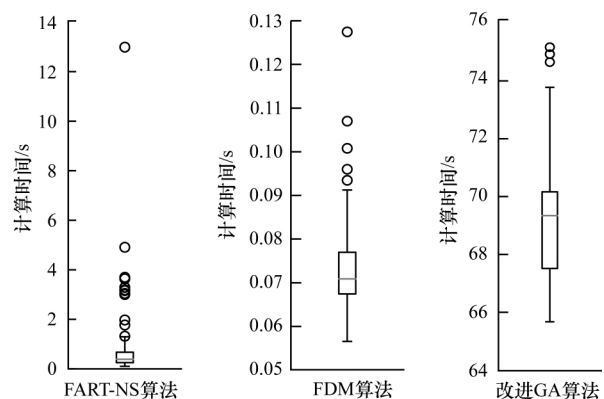
(a) 问题规模为 W8T6 时各种算法基于理论最优适应度的偏差



(b) 问题规模为 W8T6 时各种算法计算时间统计图



(c) 问题规模为 W20T12 时各种算法基于历史最优适应度的偏差



(d) 问题规模为 W20T12 时各种算法计算时间统计图

图 5 在 W8T6 和 W20T12 问题规模下不同算法的适应度均值和计算时间比较

Fig. 5 Comparison of mean value of fitness and calculation time of different algorithms under W8T6 and W20T12 problem scales

表 1 算例 1 适应度和计算时间统计数据  
Table 1 Statistical datas of adaptability and calculation time of calculation example 1

问题规模	指标	FART-NS 算法	FDM 算法	改进 GA 算法	BBA 算法
W8T6	最优适应度偏差	0.000 4 ± 0.001 1	0.001 4 ± 0.002 6	0.002 7 ± 0.004 9	0
	计算时间/s	0.020 4 ± 0.056 6	0.010 6 ± 0.002 5	5.867 8 ± 0.537 1	4.339 9 ± 0.047 8
W20T12	最优适应度偏差	0.001 5 ± 0.003 1	0.022 2 ± 0.067 8	55.293 3 ± 1.802 5	0
	计算时间/s	0.827 7 ± 1.517 6	0.073 5 ± 0.010 4	69.097 7 ± 1.900 2	>600

图 5(a) 为问题规模为 W8T6 时以 BBA 算法所得理论最优解为基准的 FART-NS 算法、FDM 算法和改进 GA 算法偏差示意图。在图 5(c) 中, 由于问题规模为 W20T12 时 BBA 算法的计算时间大于 600 s, 因此以 FART-NS 算法、FDM 算法和改进 GA 算法计算得到的历史最优解为基准得到 3 种算法的偏差。图 5(b)、图 5(d) 为 W8T6 和 W20T12 问题规模下各种算法计算时间统计图, 其中小圆圈表示不在正常统计范围内的野值。表 1 为 W8T6 和 W20T12 问题规模下各种算法适应度和计算时间的均值和标准差。

由上述仿真结果可知, 在 W8T6 问题规模下, BBA 算法作为确定性算法能够保证全局最优, 且计算时间在此规模下少于改进 GA 算法。但当问题规模上升到 W20T12 时, 由于计算复杂度为指数级上升, BBA 算法已大于 600 s, 不适用于求解 WTA 问题。相比于其他 3 种算法, 改进 GA 算法计算时间对问题规模敏感度最低, 其主要取决于种群大小、进化代数 and 进化算子。但集群智能算法的随机搜索机制决定其适应度偏差和计算时间的均方差大于确定性算法。FDM 算法的模糊映射机制决定其实时性优于其他 3 种算法, 且在 W8T6 问题规模下适应度偏差优于改进 GA。但随着问题规模的扩大, FDM 算法求解精度受限于模糊规则的数量, 且规则库的维护仅依靠线下更新, 在 W20T12 问题规模下适应度偏差的均值和均方差与改进 GA 算法相当。同样, 是基于分类思想的决策算法, FART-NS 算法的计算时间均值仅次于 FDM 算法。由于邻域搜索算法在初始解不同情况下负增益路径数量也有所差别, 因此其计算时间的均方差大于 FDM 算法。邻域搜索算法对由 FART 网络所得初始解的再优化使得适应度偏差的均值和均方差优于 FDM 和 GA 算法。

为分析各算法的实时性特点以计算其最大时间复杂度。令  $M$  为武器数量,  $N$  为目标数量。在 FART-NS 算法中, 令  $D$  为模式节点数量,  $L$  为邻域搜索长度, 则 FART 网络快速决策的时间复杂度为  $O(MN + D)$ , 邻域搜索时间复杂度为  $O(M^L)$ , FART-NS 算法时间复杂度为  $O(MN + D + M^L)$ 。令  $E$  为 FDM 算法模糊分类单元数量, 则 FDM 算法时间复杂度为  $O(MN + E)$ 。在改进 GA 算法中, 令  $P$  为种群规模,  $I$  为种群进化代数, 则种群初始化计算

复杂度为  $O(MNP)$ , 生成子种群时间复杂度为  $O(MNP)$ , 改进 GA 算法时间复杂度为  $O(MNPI)$ , BBA 算法求解时间复杂度为  $O(M^N)$ 。

通常  $D$  和  $E$  会随  $MN$  递增, 且  $MN$  远小于  $D$  和  $E$ 。因此 FART 网络 and FDM 算法实时性仅依赖于模式节点或规则库容量。而 FART-NS 算法计算用时取决于邻域搜索算法的路径长度  $L$ 。对于 GA 算法, 随着  $MN$  的上升, 为保证求解精度通常需要扩大  $P$  和  $I$ , 而 GA 算法的优势为时间复杂度对  $PI$  的敏感程度大于  $MN$ , 如表 1 中所示。而 WTA 作为 NP 完全问题, 用 BBA 算法求解呈现出明显的指数爆炸特性。因此, 在参数设置合理情况下, 计算各算法复杂度依次为 FDM 算法 < FART-NS 算法 < 改进 GA 算法 < BBA 算法。

算例 2 为验证本文所提邻域搜索算法和虚拟节点对 FART 网络决策的增强, 在算例 2 中控制如下情况进行算法对比: 1) 是否采用邻域搜索算法; 2) 邻域搜索算法中是否引入虚拟武器节点。按照如下设定随机生成 100 组初始条件作为输入: 令  $w = 20$ ,  $t = 12$ ,  $r_{\max} = 60\ 000$ ,  $\mu_j = [0.47: 0.02: 0.85]$ ,  $\beta_j = [50\ 000: -1\ 000: 31\ 000]$ ,  $\epsilon_j = 20\ 000$ ,  $\epsilon \sim N(0.05, 0.4)$ 。在邻域搜索算法中, 设定最大交换路径长度为 3, 最大虚拟节点数量为 1, 迭代运行次数为 4。仿真结果如图 6 所示。

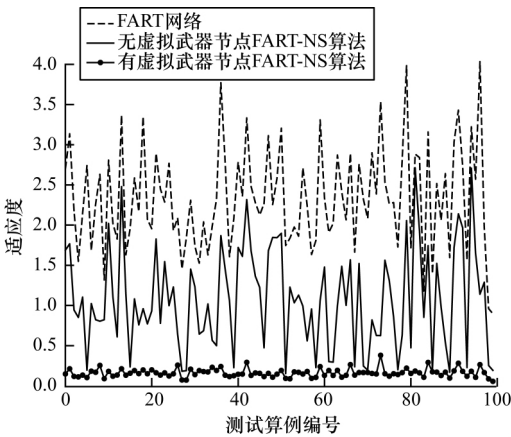


图 6 100 例随机输入下 FART 网络、无虚拟节点 FART-NS 算法和引入虚拟节点 FART-NS 算法的适应度

Fig. 6 The adaptability of FART network, no virtual node FART-NS algorithm and the introduction of virtual node FART-NS algorithm in 100 cases of random input



在图 6 中,历史最优解由引入虚拟节点的邻域搜索算法计算得到,为 0.055 8。以该解的值为最优适应度,采用 FART 网络计算得到适应度偏差均值为 2.280 9,均方差为 0.634 8。未引入虚拟节点邻域搜索的偏差均值为 1.020 3,偏差均方差为 0.626 2。引入虚拟节点后偏差均值为 0.104 9,偏差均方差为 0.052 9。FART 网络得到的初始解经引入虚拟节点邻域搜索算法优化后,已距离理论最优解较近。

在采用邻域搜索算法并引入虚拟武器节点后,解集适应度和标准差均得到提升。由引入虚拟武器节点的邻域搜索原理可知,在初始解适应度较低时优化效果尤为明显,而当初始解距离理论最优解较

近时,未引入虚拟节点与引入虚拟节点搜索算法差距逐渐缩小。如算例 1 中 W8T6 问题规模下大部分待优化解即为理论最优解,此时邻域搜索算法对仿真结果影响较小。而在 W20T12 问题规模下,邻域搜索算法效果有所提升。可见,邻域搜索算法提升了 FART 网络的鲁棒性,而虚拟节点的引入增强了邻域搜索算法的鲁棒性。

算例 3 为分析 FART-NS 算法中各参数对算法性能的影响,使用算例 2 中 100 组随机初始条件作为测试集,分别改变以下参数进行单因子变量测试:1) 邻域搜索路径步长;2) 初始警戒门限值;3) 训练集容量。仿真结果如图 7 所示。

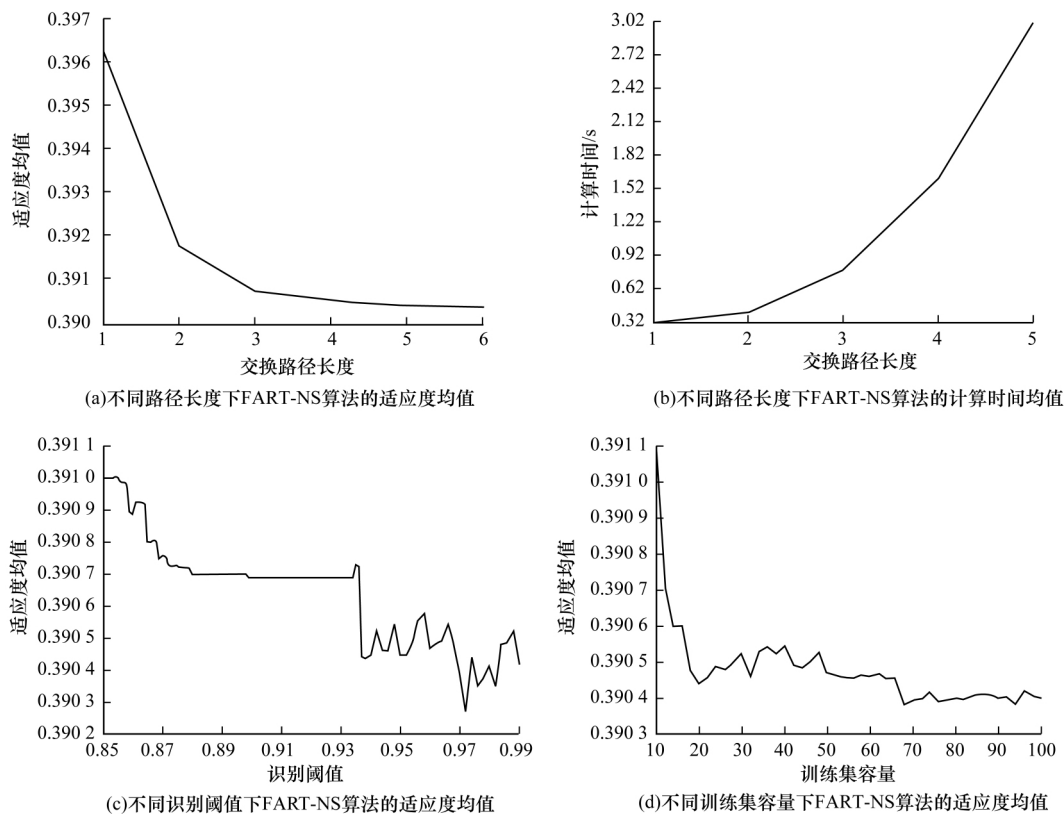


图 7 搜索路径长度、识别阈值和训练集容量对 FART-NS 算法性能的影响

Fig. 7 The influence of search path length recognition threshold and training set capacity on the performance of FART-NS algorithm

图 7(a) 和图 7(b) 分别是路径交换长度为 1~6 和 1~5 时由 FART-NS 算法计算得到的适应度均值和计算时间均值。图 7(c) 为识别阈值为 0.85~0.99 时的适应度均值。图 7(d) 为训练集容量均匀选取算例 1 中训练集 10%~100% 时适应度均值的变化曲线,可见识别阈值和训练集容量对 FART-NS 算法实时性影响较小。

由图 7 可以看出,随着搜索路径长度的增加,适应度均值下降且梯度变小,计算时间均值上升且梯度变大。在搜索路径长度达到 3 后,适应度均值下降到 0.391 0 以下。在识别阈值达到 0.94 或训练集容

量达到 20% 后, FART-NS 算法可将适应度均值保持在 0.390 6 以下。在识别阈值和训练集容量取值较低时, FART-NS 算法的敏感度明显小于降低邻域搜索算法的路径长度。结合算例 2 中仿真结果可知,邻域搜索算法增强了 FART 网络的鲁棒性。

由算例 1 仿真结果可知, FART-NS 算法最大时间复杂度为  $O(MN + D + M^L)$ , 实际求解中计算时间通常远小于理论最大值。这是因为邻域搜索算法计算时间主要取决于路径交换初始化时长度为 2 的负增益路径数量,而长度为 2 的负增益路径数量取决于由 FART 网络所得初始解在邻域空间中与最优解



距离。当初始解距离理论最优解较近时,所需计算的负增益路径数量较少,计算用时较短。虽然理论上通过路径步长和虚拟节点的数量可到达任意解个体,但增大路径长度会增加计算复杂度,因此,如果初始解适应度较差,可设定较短搜索路径长度进行迭代计算,当适应度提升小于设定阈值或到达迭代次数后,动态提升提高路径长度和减少虚拟节点数量有助于跳出局部最优解。由于虚拟节点目的是合理调度各目标子集下武器节点数量,因此在求解过程中应逐渐减少虚拟武器节点的数量。如在算例1中,当问题规模为W20T12时,在由FART-NS网络得到初始解后,可将搜索路径长度设定为3,虚拟节点数量设定为1,迭代次数为4,当适应度值下降到0.3910或迭代次数达到4时,算法中止。然后将搜索路径长度提升到5,虚拟节点数量设定为0,当适应度提升小于0.0001或迭代次数达到4时,算法终止。

#### 4 结束语

针对武器目标分配问题求解无法有效平衡收敛性和实时性的现状,本文从武器集合划分角度建立WTA模型,提出一种基于机器学习思想的FART-NS决策算法。通过模糊自适应谐振理论快速泛化能力和在线学习机制提高算法实时性,并采用邻域搜索策略对由FART网络得到的初始解进行再优化,提升所得解的收敛性,形成鲁棒的快速泛化-邻域优化-在线学习闭环机制。仿真结果表明,该算法能较好平衡一定规模下WTA问题的实时性和收敛性。采用机器学习方法求解大规模WTA问题的难点在于对输入向量降维,而输入向量与指挥控制系统中威胁评估子系统密切相关,在WTA模型参数之间存在大量的耦合信息,单纯从理论上求解WTA会导致其在作战态势下应用效率较低,下一步将结合威胁评估子系统构建特定作战场景下的WTA模型,使求解算法更适用于实际作战环境。

#### 参考文献

- [1] MANNE A S. A target-assignment problem [J]. *Operations Research*, 1958, 6(3): 346-351.
- [2] XIN Bin, CHEN Jie, ZHANG Juan, et al. Efficient decision makings for dynamic weapon-target assignment by virtual permutation and tabu search heuristics [J]. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, 2010, 40(6): 649-662.
- [3] ZHANG Xianjian. Land defense weapon versus target assignment against air attack [J]. *Journal of National University of Defense Technology*, 2019, 41(2): 185-190. (in Chinese)
- 张先剑. 空陆攻防博弈的动态武器目标分配[J]. *国防科技大学学报*, 2019, 41(2): 185-190.
- [4] PARUNAK H V D. Swarm intelligence: principles, advances, and applications [J]. *Computing Reviews*, 2016, 57(5): 274-278.
- [5] DAVIS M T, ROBBINS M J, LUNDAY B J. Approximate dynamic programming for missile defense interceptor fire control [J]. *European Journal of Operational Research*, 2017, 259(3): 873-886.
- [6] LU Yiping, LI Huihui. An attack-number bounded integer programming method for the static WTA problem [J]. *Systems Engineering-Theory and Practice*, 2019, 39(3): 783-789. (in Chinese)
- 陆一平, 李慧慧. 静态武器目标分配问题的攻击界整数规划求解方法[J]. *系统工程理论与实践*, 2019, 39(3): 783-789.
- [7] AHUJA R K, KUMAR A, JHA K C, et al. Exact and heuristic algorithms for the weapon-target assignment problem [J]. *Operations Research*, 2007, 55(6): 1136-1146.
- [8] Lloyd S P, WITSENHAUSEN H S. Weapons allocation is NP-complete [EB/OL]. [2019-06-07]. [https://www.researchgate.net/publication/248408318\\_Weapons\\_Allocation\\_is\\_NP-Complete](https://www.researchgate.net/publication/248408318_Weapons_Allocation_is_NP-Complete).
- [9] LEE Z J, SU S F, LEE C Y. Efficiently solving general weapon-target assignment problem by genetic algorithms with greedy eugenics [J]. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, 2003, 33(1): 113-121.
- [10] YANG Shanliang, YANG Mei, WANG Song, et al. Adaptive immune genetic algorithm for weapon system portfolio optimization in military big data environment [J]. *Cluster Computing*, 2016, 19(3): 1359-1372.
- [11] LI Longyue, LIU Fuxian, LONG Guangzheng, et al. Modified particle swarm optimization for BMDS interceptor resource planning [J]. *Applied Intelligence*, 2016, 44(3): 471-488.
- [12] ROUX J N, VUUREN J H V. Threat evaluation and weapon assignment decision support: a review of the state of the art [J]. *Orion*, 2007, 23(2): 151-187.
- [13] AHIN M A, LEBLEBICIOLU K. Approximating the optimal mapping for weapon target assignment by fuzzy reasoning [J]. *Information Sciences*, 2014, 255(1): 30-44.
- [14] GROSSBERG S. Adaptive pattern classification and universal recoding: parallel development and coding of neural feature detectors [J]. *Biological Cybernetics*, 1976, 23(3): 121-134.
- [15] BRYANT B. ART 1 and pattern clustering [EB/OL]. [2019-06-07]. [https://www.researchgate.net/publication/260122742\\_ART\\_1\\_and\\_Pattern\\_Clustering](https://www.researchgate.net/publication/260122742_ART_1_and_Pattern_Clustering).
- [16] CARPENTER G A, GROSSBERG S. ART 2: self-organization of stable category recognition codes for analog input patterns [J]. *Applied Optics*, 1987, 26(23): 4919-4930.

(下转第297页)

- 葛奇鑫,韩立国,靳中原. 基于随机反传和模型域筛选的微震逆时定位成像[J]. 地球物理学报, 2017, 60(7): 2869-2884.
- [11] LI Meng, TAO Guo, WANG Hua, et al. Parametric optimization on locating microseismic events with reverse time imaging[J]. Journal of China University of Petroleum (Edition of Natural Science), 2016, 40(5): 59-71. (in Chinese)  
李萌,陶果,王华,等. 微地震逆时聚焦定位算法的模拟实验研究[J]. 中国石油大学学报(自然科学版), 2016, 40(5): 59-71.
- [12] MOUSAVI S M, LANGSTON C A, HORTON S P. Automatic microseismic denoising and onset detection using the synchrosqueezed continuous wavelet transform [J]. Geophysics 2016 81(4): 341-355.
- [13] LI M, LI H F, TAO G et al. Microseismic event location using multi-scale time reversed imaging [J]. Journal of Petroleum Science and Engineering 2019, 174: 144-160.
- [14] DOUMA J, SNIEDER R. Focusing of elastic waves for microseismic imaging [J]. Geophysical Journal International, 2014, 200(1): 390-401.
- [15] ZHANG Ming, LIU Huaishan. Study on elastic wave source localization by using time-reversal methods with interferometric imaging condition [J]. Progress in Geophysics 2018, 33(5): 2070-2075. (in Chinese)
- 张茗,刘怀山. 基于干涉成像条件的弹性波震源逆时定位研究[J]. 地球物理学进展 2018, 33(5): 2070-2075.
- [16] ASSOUS F, LIN M S. Time reversal for obstacle location in elastodynamics from acoustic recording [J]. Comptes Rendus Mécanique 2019, 347(6): 455-462.
- [17] YANG Yuhao, SUN Jingming, YU Shengkang. Aircraft target recognition based on convolutional neural network with transfer learning [J]. Modern Radar 2019, 41(12): 35-39. (in Chinese)  
杨予昊,孙晶明,虞盛康. 基于卷积神经网络迁移学习的飞机目标识别[J]. 现代雷达 2019, 41(12): 35-39.
- [18] SUN Ziyang, GU Junzhong, YANG Jing. Chinese entity relation extraction method based on deep learning [J]. Computer Engineering 2018, 44(9): 164-170. (in Chinese)  
孙紫阳,顾君忠,杨静. 基于深度学习的中文实体关系抽取方法[J]. 计算机工程 2018, 44(9): 164-170.
- [19] VALLEJOS J A, MCKINNON S D. Logistic regression and neural network classification of seismic records [J]. International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences 2013, 62: 86-95.
- [20] RIGGELSEN C, OHRNBERGER M. A machine learning approach for improving the detection capabilities at 3C seismic stations [J]. Pure and Applied Geophysics 2014, 171(3/4/5): 395-411.

编辑 刘继娟

(上接第291页)

- [17] CARPENTER G A, GROSSBERG S. ART 3: Hierarchical search using chemical transmitters in self-organizing pattern recognition architectures [J]. Neural Networks 1990, 3(2): 129-152.
- [18] CARPENTER G A, GROSSBERG S, REYNOLDS J H. ARTMAP: supervised real-time learning and classification of nonstationary data by a self-organizing neural network [J]. Neural Networks 1991, 4(5): 565-588.
- [19] CARPENTER G A, GROSSBERG S, ROSEN D B. Fuzzy ART: fast stable learning and categorization of analog patterns by an adaptive resonance system [J]. Neural Networks 1991, 4(6): 759-771.
- [20] KOCHETOV Y A. Computational bounds for local search in combinatorial optimization [J]. Computational Mathematics and Mathematical Physics 2008, 48(5): 747-763.
- [21] XU Jianyou, WANG Danjing. Multi-objective two-agent single machine scheduling based on variable neighborhood search [J]. Control Engineering of China, 2018, 25(8): 1403-1408. (in Chinese)  
徐建有,王丹敬. 多目标双代理单机调度的变邻域搜索算法[J]. 控制工程 2018, 25(8): 1403-1408.
- [22] DUARTE A, PANTRIGO J J, PARDO E G et al. Multi-objective variable neighborhood search: an application to combinatorial optimization problems [J]. Journal of Global Optimization 2015, 63(3): 515-536.
- [23] MICHALAK K. Evolutionary algorithm with a directional local search for multiobjective optimization in combinatorial problems [C]//Proceedings of the Genetic and Evolutionary Computation Conference Companion. New York, USA: ACM Press 2017: 7-8.
- [24] THOMPSON P M, ORLIN J B. The theory of cyclic transfers [EB/OL]. [2019-06-07]. [https://www.researchgate.net/publication/37596011\\_The\\_theory\\_of\\_cyclic\\_transfers](https://www.researchgate.net/publication/37596011_The_theory_of_cyclic_transfers).
- [25] THOMPSON P M, PSARAFTIS H N. Cyclic transfer algorithm for multivehicle routing and scheduling problems [J]. Operations Research, 1993, 41(5): 935-946.
- [26] AHUJA R K, ORLIN J B, SHARMA D. A composite very large-scale neighborhood structure for the capacitated minimum spanning tree problem [J]. Operations Research Letters 2003, 31(3): 185-194.

编辑 宋 圆