

doi: 10.7690/bgzdh.2019.07.014

基于区间直觉模糊决策的多无人机任务分配方法

麻诗雪, 丁 勇, 李世豪

(南京航空航天大学自动化学院, 南京 211106)

摘要: 针对多无人机在不确定环境下面向 SEAD 约束的任务分配问题, 提出一种基于区间直觉模糊决策的多无人机任务分配方法。构建面向不确定环境下无人机的任务分配数学模型, 将无人机和任务的不确定信息用区间直觉模糊数表示; 借助 TOPSIS 原理, 考虑区间直觉模糊数的曼哈顿距离和犹豫度对区间直觉模糊数进行比较, 采用改进后的离散差分进化算法求解得到最优的任务分配方案。结果表明: 该分配模型合理, 算法具有较好的收敛性。

关键词: 不确定环境; SEAD; 无人机; 任务分配; 区间直觉模糊数; 离散差分进化算法

中图分类号: TP301.6 **文献标志码:** A

Multi-UAV Task Assignment Method Based on Interval-valued Intuition Fuzzy Decision Making

Ma Shixue, Ding Yong, Li Shihao

(College of Automation Engineering, Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, Nanjing 211106, China)

Abstract: Aiming at the problem of task assignment to multiple UAV on uncertain SEAD mission environment, a method based on interval-valued intuition fuzzy decision making is proposed. The mathematical model of task allocation is constructed, and the uncertain information of UAVs and tasks is represented by interval-valued intuition fuzzy numbers. By using the principle of TOPSIS, the Manhattan distance and hesitancy of the numbers is used to compare the interval-valued intuition fuzzy numbers. Additionally, an improved discrete differential evolution algorithm is used to solve the task allocation problem. The simulation results indicate that the allocation model has good feasibility and the algorithm has good convergence.

Keywords: uncertain environment; SEAD; UAV; task assignment; interval-valued intuition fuzzy number; discrete differential evolution algorithm

0 引言

任务分配是多无人机协同控制的基础, 是作战指挥系统的关键部分^[1]。基于压制敌防空系统 (suppression of enemy air defense, SEAD) 的任务分配, 是指在一定的无人机载荷约束、侦察范围约束和敌方防空威胁约束等条件下, 完成对目标区域确认、打击和评估等任务的最优分配。随着当前飞机性能的不断提高和战场环境干扰因素的增加, 实际的任务分配常常面临信息不确定的问题。在这种背景下, 对不确定环境下无人机任务分配的研究逐渐成为当前热点^[2]。

通常不确定环境下多无人机任务分配包括建模和算法优化 2 个方面。在建模方面, 文献[3]分析了影响任务分配的关键指标, 建立了针对攻击任务的模型, 但不能解决信息来源不确定的问题。在不确定环境的研究上, 文献[4]采用随机概率的多属性方案排序方法, 利用统计学的思想给出分配方案, 但

容易造成信息丢失; 文献[5]利用合同网协议对不确定情况进行任务和资源分配的协调, 但由于增加了协调步骤, 导致分配的时效性不强; 文献[6]将区间直觉模糊集引入到空战多目标威胁评估中, 解决了传统方法在测量误差及空战环境方面造成的信息不确定性问题。可以看出: 区间直觉模糊集和其他方法相比, 具有客观完整的保留目标属性不确定信息的优点, 但当前对区间直觉模糊数比较还没有公认的排序方法。

在算法优化方面: 文献[7]采用网络最优模型进行任务分配, 通过模拟货物的供应需求的转换和变化, 实现无人机和目标之间的任务分配; 文献[8]采用混合整数线性规划方法找到一个最优解, 但存在计算量较大的问题。智能算法包括遗传算法^[9]、粒子群算法^[10]、蚁群算法^[11]、差分进化算法^[12]等。差分进化算法具有可靠性高、优化性能良好、控制参数少和原理相对简单等优点^[13], 近年来, 学者们

收稿日期: 2019-02-27; 修回日期: 2019-04-05

基金项目: 总参遥指重点基金项目 (TZLDLYYB2014002)

作者简介: 麻诗雪(1996—), 女, 山西人, 学士, 从事智能优化与决策研究。E-mail: nicole_ma_uk@126.com。

开始设计离散差分进化算法用于解决组合优化问题^[14-15]。文献[14]提出 DDE-MMR 算法, 改进了之前算法研究中收敛较慢的问题, 为解决武器目标分配的问题提供了新的思路。文献[15]将相对位置索引法用于设计离散差分进化算法, 解决典型组合优化问题, 如背包问题、集合划分问题等。

笔者在 SEAD 约束条件下, 以总体任务效能最优为目标, 建立不确定环境下的区间直觉模糊模型, 提出改进的排序方法更好地比较直觉模糊数的大小; 再利用改进变异算子和交叉策略的离散差分进化算法求解模型, 将具体行动任务分配给多无人机。

1 区间直觉模糊集的基础理论

为了描述客观事物的复杂性和不确定性, Atanassov 和 Garov^[16]在直觉模糊集的基础上提出了区间直觉模糊集概念, 使直觉模糊集中的隶属度和非隶属度用区间数形式表示。

定义 1^[16] 设 X 为非空论域, 在 X 上给定 2 个区间值映射 $\mu_A: X \rightarrow I_{[0,1]}$ 和 $\nu_A: X \rightarrow I_{[0,1]}$, $I_{[0,1]}$ 为单位区间 $[0,1]$ 。若满足条件 $0 \leq \sup\{\mu_A(x)\} + \sup\{\nu_A(x)\} \leq 1$, 称

$$A = \left\{ \left\langle x, [\mu_{AL}(x), \mu_{AU}(x)], [\nu_{AL}(x), \nu_{AU}(x)] \right\rangle \mid x \in X \right\} \quad (1)$$

为区间直觉模糊集。其中: $[\mu_{AL}(x), \mu_{AU}(x)]$ 和 $[\nu_{AL}(x), \nu_{AU}(x)]$ 为 A 的隶属函数和非隶属函数区间 $\mu_{AL}(x) \in [0,1]$; $\mu_{AU}(x) \in [0,1]$; $\nu_{AL}(x) \in [0,1]$; $\nu_{AU}(x) \in [0,1]$ $\mu_{AU}(x) + \nu_{AU}(x) \leq 1$ 。

为方便起见, 称

$$\alpha(x) = \left([\mu_L(x), \mu_U(x)], [\nu_L(x), \nu_U(x)] \right) \quad (2)$$

为区间直觉模糊数。

定义 2^[16] 对于论域 X 上的区间直觉模糊集 A , 称 $\pi_A(x) = [1 - \mu_{AU}(x) - \nu_{AU}(x), 1 - \mu_{AL}(x) - \nu_{AL}(x)]$ 为 X 中元素 x 属于 A 的区间犹豫度。

定义 3^[17] 设 $\tilde{\alpha}_1$ 和 $\tilde{\alpha}_2$ 为任意 2 个区间直觉模糊数, $\tilde{\alpha}_1 = ([a_1, b_1], [c_1, d_1])$, $\tilde{\alpha}_2 = ([a_2, b_2], [c_2, d_2])$, 则定义基本运算法则如下:

$$\tilde{\alpha}_1 \oplus \tilde{\alpha}_2 = ([a_1 + a_2 - a_1 a_2, b_1 + b_2 - b_1 b_2], [c_1 c_2, d_1 d_2]); \quad (3)$$

$$\lambda \tilde{\alpha} = \left([1 - (1 - a)^\lambda, 1 - (1 - b)^\lambda], [c^\lambda, d^\lambda] \right), \lambda > 0. \quad (4)$$

2 SEAD 背景下任务分配的区间直觉模糊模型

2.1 模型概述

在防空压制任务中, 各无人作战飞机

(unmanned combat aerial vehicle, UCAV) 面临的通常不是单独的任务, 而是需要综合地执行侦察、攻击和损伤评估等多个任务。笔者定义 $I = \{1, 2, \dots, N\}$ 为 N 个无人机的下标集, 无人机名称为 U_i ; 定义 $J = \{1, 2, \dots, M\}$ 为 M 个任务的下标集, 任务名称为 T_j 。

笔者考虑的多无人机作战任务主要包括: 1) 攻击任务 T^F 。付出火力代价, 目的为摧毁目标的任务。2) 侦察(评估)任务 T^R 。使用侦察设备激活区目标情报、毁伤信息并确认其状态的任务。

2.2 基于 TOPSIS 的区间直觉模糊数比较

笔者主要分析不确定环境下的信息。要对无人机任务分配方案进行决策, 必须比较区间直觉模糊数的大小。

基于区间直觉模糊数的经典排序方法通过得分函数和精确函数进行排序^[17], 但由于计算方法相对简单, 常出现排序失效。文献[18]运用区间直觉模糊数的欧拉距离进行排序, 效果较好, 但由于欧拉距离需要进行浮点运算, 存在计算速度慢, 有计算误差, 以及对较小值的比较不明显的问题。文献[19]基于隶属度和非隶属度的 2 维几何特征, 提出了一种新的精确度函数, 但在实际比较时仍存在分辨率不高的问题。

笔者借助逼近理想解排序法 (technique for order preference by similarity to an ideal solution, TOPSIS), 考虑曼哈顿距离和犹豫度, 求解每一个区间直觉模糊数对于最大区间直觉模糊数的相近度, 相近度大的数较大。

记 $\tilde{\Theta}$ 为全体区间直觉模糊数的集合, 最大的区间直觉模糊数为 $\tilde{\alpha}^+ = ([1, 1], [0, 0])$, 最小的区间直觉模糊数为 $\tilde{\alpha}^- = ([0, 0], [1, 1])$, 区间直觉模糊数的犹豫度为 $\pi_{\tilde{\alpha}}(x) = [\pi_L, \pi_U]$ 。对于任意一个区间直觉模糊数都有 $\tilde{\alpha}^- \leq \tilde{\alpha} \leq \tilde{\alpha}^+$ 。

定义 4 设 $\tilde{\alpha}_1$ 和 $\tilde{\alpha}_2$ 为任意 2 个区间直觉模糊数, 该数的犹豫度区间差值为 $\pi_m = |\pi_{U1} - \pi_{U2}| - |\pi_{L1} - \pi_{L2}|$, 而区间直觉模糊数之间的曼哈顿距离定义为:

$$m(\tilde{\alpha}_1, \tilde{\alpha}_2) = |a_1 - a_2| + |b_1 - b_2| + |c_1 - c_2| + |d_1 - d_2| + \pi_m. \quad (5)$$

由于犹豫度不是独立的 1 维指标, 所以上述曼哈顿距离并非按通常的多维曼哈顿距离进行定义。

由定义 4 可知, 任意一个区间直觉模糊数 $\tilde{\alpha}$ 与 $\tilde{\alpha}^-$ 、 $\tilde{\alpha}^+$ 之间的曼哈顿距离分别为:

$$m^+ = m(\tilde{\alpha}, \tilde{\alpha}^+) = |1-a| + |1-b| + |c| + |d| + \pi_m^+; \quad (6)$$

$$m^- = m(\tilde{\alpha}, \tilde{\alpha}^-) = |a| + |b| + |1-c| + |1-d| + \pi_m^-. \quad (7)$$

其中 $\pi_m^+ = \pi_m^- = (b-a) + (d-c)$ 。

基于 TOPSIS 给出任意区间直觉模糊数相对于最大区间直觉模糊数的相近度的概念如下。

定义 5 设 $\tilde{\alpha} = ([a, b], [c, d])$ 为一个区间直觉模糊数, 其相对于最大区间直觉模糊数的相近度为

$$M(\tilde{\alpha}) = \frac{m^-}{m^+ + m^-}. \quad (8)$$

由上式可得, 当区间直觉模糊数与正理想点越接近(曼哈顿距离小)、与负理想点越远(曼哈顿距离大)时, 相近度 $M(\tilde{\alpha})$ 越大。

此时得出新的排序方法:

- 1) 若 $M(\tilde{\alpha}_1) < M(\tilde{\alpha}_2)$, 则 $\tilde{\alpha}_1 < \tilde{\alpha}_2$;
- 2) 若 $M(\tilde{\alpha}_1) = M(\tilde{\alpha}_2)$, 则 $\tilde{\alpha}_1 \sim \tilde{\alpha}_2$ 。

计算式(8), 得到相近度为

$$M(\tilde{\alpha}) = \frac{1 + (b-c)}{2 + (b-a) + (d-c)}. \quad (9)$$

由式(9)可以证明相近度具有以下性质:

性质 1 对于任意的区间直觉模糊数 $\tilde{\alpha} = ([a, b], [c, d])$, 有:

- 1) 如果 $\tilde{\alpha} = ([1, 1], [0, 0])$, 则 $M(\tilde{\alpha}) = 1$;
- 2) 如果 $\tilde{\alpha} = ([0, 0], [1, 1])$, 则 $M(\tilde{\alpha}) = 0$;
- 3) 如果 $\tilde{\alpha} = ([0, 0], [0, 0])$, 则 $M(\tilde{\alpha}) = 0.5$ 。

性质 2 区间直觉模糊数 $\tilde{\alpha} = ([a, b], [c, d])$ 的相近度 $M(\tilde{\alpha})$ 隶属度区间宽度 $b-a$ 和非隶属度区间宽度 $d-c$ 均单调递减。而且当区间直觉模糊数退化为直觉模糊数, 即 $a=b, c=d$ 时, $M(\tilde{\alpha})$ 完全由 $a-c$ 确定。

性质 3 当区间直觉模糊数 $\tilde{\alpha} = ([a, b], [c, d])$ 退化为一个直觉模糊数 $\tilde{\alpha} = \alpha = ([a, a], [1-a, 1-a])$ 时, $M(\tilde{\alpha}) = a$ 。

对于区间直觉模糊数 $\tilde{\alpha} = ([a, b], [c, d])$, 其得分值定义为 $s(\tilde{\alpha}) = \frac{1}{2}(a-c+b-d)$, 显然得分值越大, 则 $\tilde{\alpha}$ 越大, 利用式(9)容易证明 $M(\tilde{\alpha})$ 与 $s(\tilde{\alpha})$ 均关于 a ,

b 单调递增, 且关于 c, d 单调递减, 单调性完全一致, 说明利用笔者所定义的相似度对区间直觉模糊数进行排序是合理的。

当区间直觉模糊数得分值相等时, 经典直觉模糊数排序法还需通过计算精确值判断它们的大小, 而利用文中所定义的相似度在大多数情况下仍可分辨出它们的大小, 事实上

$$M(\tilde{\alpha}) = \frac{1}{2} \left(1 + \frac{s(\tilde{\alpha})}{1 + s(\tilde{\alpha}) - a + d} \right). \quad (10)$$

当 $s(\tilde{\alpha})$ 为常数时, $M(\tilde{\alpha})$ 是 a 的单调递增函数, 同时又是 d 的单调递减函数, 因此, 由相似度仍可继续排序。可见文中排序方法具有很好地分辨效果, 且与欧式距离相比, 曼哈顿距离的计算更简单有效。

2.3 代价指标

在完成任务时, 代价指标主要包括 3 个方面^[20]: 执行任务时 UCAV 面临的威胁代价 C_1 、UCAV 完成相应任务的航程代价 C_2 和 UCAV 执行攻击任务时所付出的火力代价 C_3 。

2.3.1 威胁代价 C_1

UCAV 执行任务时会面临任务目标的威胁, 不能确保一定存活, 需要考虑执行任务的威胁代价。单架无人机 i 执行任务 j 的威胁代价 C_1 可表示为

$$C_1 = PK_{ij} V_i. \quad (11)$$

其中: PK_{ij} 为无人机 i 执行任务 j 时被击毁的概率; V_i 为 UCAV _{i} 的价值。

由于无人机的价值随战场情况会发生变化, 被认为是不能准确评估的, 其价值通常表示为区间数, 差值表示为 δ_i 。威胁代价的区间隶属度与区间非隶属度表示如下:

$$\left. \begin{aligned} \mu_{VLi} &= \mu_V \frac{V_i - \delta_i - \min_{1 \leq i \leq n} \{V_i - \delta_i\}}{\max_{1 \leq i \leq n} \{V_i + \delta_i\} - \min_{1 \leq i \leq n} \{V_i - \delta_i\}} \\ \mu_{VUi} &= \mu_V \frac{V_i + \delta_i - \min_{1 \leq i \leq n} \{V_i - \delta_i\}}{\max_{1 \leq i \leq n} \{V_i + \delta_i\} - \min_{1 \leq i \leq n} \{V_i - \delta_i\}} \end{aligned} \right\}; \quad (12)$$

$$\left. \begin{aligned} v_{VLi} &= v_V \left(1 - \frac{V_i + \delta_i - \min_{1 \leq i \leq n} \{V_i - \delta_i\}}{\max_{1 \leq i \leq n} \{V_i + \delta_i\} - \min_{1 \leq i \leq n} \{V_i - \delta_i\}} \right) \\ v_{VUi} &= v_V \left(1 - \frac{V_i - \delta_i - \min_{1 \leq i \leq n} \{V_i - \delta_i\}}{\max_{1 \leq i \leq n} \{V_i + \delta_i\} - \min_{1 \leq i \leq n} \{V_i - \delta_i\}} \right) \end{aligned} \right\}. \quad (13)$$

其中, μ_V 和 v_V 根据无人机价值在威胁代价中的重要性决定, 且 $0 \leq \mu_V + v_V \leq 1$ 。

此时，威胁代价的区间直觉模糊值 $\tilde{\alpha}_{C1}$ 为

$$\tilde{\alpha}_{C1} = PK_{ij} \otimes ([\mu_{VLi}, \mu_{VUi}], [v_{VLi}, v_{VUi}])。 \quad (14)$$

2.3.2 距离代价 C_2

无人机与目标距离的远近，直接影响完成任务的时间和油耗等参数。设 D_{ij} 为无人机 i 到任务 j 的距离，无人机 i 执行任务 j 的航程代价 C_2 可表示为

$$C_2 = D_{ij}。 \quad (15)$$

由于无人机距离任务的信息通常很难得到准确的数值，可用区间表示为 $[D_{ij} - \sigma, D_{ij} + \sigma]$ ， σ 为距离不确定的范围。笔者将无人机与任务之间的距离 D_{ij} 分为 4 个等级，表 1 为距离与区间直觉模糊数的对应关系。

表 1 距离与区间直觉模糊数的对应关系

D_{ij}/km	距离对应的区间直觉模糊数
> 100	$([0.75, 0.85], [0.05, 0.10])$
$50 \sim 100$	$([0.55, 0.65], [0.25, 0.35])$
$20 \sim 50$	$([0.35, 0.45], [0.45, 0.55])$
< 20	$([0.15, 0.25], [0.65, 0.75])$

经过对应关系的转换，航程代价的区间直觉模糊值用 $\tilde{\alpha}_{C2}$ 表示为

$$\tilde{\alpha}_{C2} = ([\mu_{DL}, \mu_{DU}], [v_{DL}, v_{DU}])。 \quad (16)$$

2.3.3 火力代价 C_3

在 SEAD 背景下，只有进行攻击任务时需要付出火力代价，且该代价的大小与无人机武器装备差异、隐身能力等多个性能有关，常用语言表示变量。笔者通过语言变量对火力代价进行对应描述，将语言变量分为很大、大、一般、小和很小 5 个等级，表 2 为语言变量到区间直觉模糊数的对应关系与区间直觉模糊数的对应关系。

表 2 语言变量与区间直觉模糊数的对应关系

语言变量	对应的区间直觉模糊数
代价很大	$([0.70, 0.80], [0.05, 0.15])$
代价大	$([0.60, 0.70], [0.15, 0.25])$
代价一般	$([0.50, 0.60], [0.25, 0.35])$
代价小	$([0.40, 0.50], [0.35, 0.45])$
代价很小	$([0.30, 0.40], [0.45, 0.55])$

经转换，火力代价的区间直觉模糊值 $\tilde{\alpha}_{C3}$ 为

$$\tilde{\alpha}_{C3} = ([\mu_{FL}, \mu_{FU}], [v_{FL}, v_{FU}])。 \quad (17)$$

2.4 收益指标

任务收益指在 UCAV 执行任务时对目标造成损伤和获取信息的价值，定义为目标任务价值和相应概率的函数，指导 UCAV 任务分配向单机作战效能

最大化的方向进行。

无人机 i 执行任务 j 时获得的收益 G 表示为

$$G = PA_{ij} V_j。 \quad (18)$$

其中： PA_{ij} 为无人机 i 对任务目标 j 的击毁概率； V_j 为任务 j 的侦察或攻击价值。

任务收益的区间隶属度与区间非隶属度计算公式为：

$$\left. \begin{aligned} \mu_{VLj} &= \mu_V \frac{V_j - \delta_j}{\max_{1 \leq j \leq m} \{V_j + \delta_j\}} \\ \mu_{VUj} &= \mu_V \frac{V_j + \delta_j}{\max_{1 \leq j \leq m} \{V_j + \delta_j\}} \end{aligned} \right\}; \quad (19)$$

$$\left. \begin{aligned} v_{VLj} &= v_V \left(1 - \frac{V_j + \delta_j}{\max_{1 \leq j \leq m} \{V_j + \delta_j\}} \right) \\ v_{VUj} &= v_V \left(1 - \frac{V_j - \delta_j}{\max_{1 \leq j \leq m} \{V_j + \delta_j\}} \right) \end{aligned} \right\}。 \quad (20)$$

其中， μ_V 和 v_V 根据任务价值在收益中的重要性决定，且 $0 \leq \mu_V + v_V \leq 1$ 。

此时，收益指标的区间直觉模糊值

$$\tilde{\alpha}_G = PA_{ij} \otimes ([\mu_{VUj}, \mu_{VLj}], [v_{VUj}, v_{VLj}])。 \quad (21)$$

2.5 不确定环境的多无人机任务分配模型

多 UCAV 任务分配是一个多目标优化问题，通过线性加权法可以将问题转化为单目标优化问题。综合考虑上述任务的代价和收益，对于既进行侦察任务又进行攻击任务的无人机来说，多 UCAV 的任务分配目标函数为

$$\min \tilde{V} = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M (\lambda_1 \tilde{\alpha}_{C1} + \lambda_2 \tilde{\alpha}_{C2} + \lambda_3 \tilde{\alpha}_{C3} - \lambda_4 \tilde{\alpha}_G) x_{ij}。 \quad (22)$$

其中： $\lambda_1 \sim \lambda_4$ 分别是各优化函数子模块所占权重； \tilde{V} 为代价减去收益得到的效能函数； x_{ij} 为决策变量。

$$\text{s.t. } x_{ij} \in \{0, 1\}, \forall (i, j) \in I \times J; \quad (23)$$

$$\sum_{j=1}^M x_{ij} \leq L_i, \forall i \in I; \quad (24)$$

$$\sum_{i=1}^N x_{ij} \leq 1, \forall j \in J; \quad (25)$$

$$\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M x_{ij} \leq N_{\min} \triangleq \min \left\{ M, \sum_{i=1}^N L_i \right\}。 \quad (26)$$

该目标函数取得最小或次小值时则说明分配效

果理想。

在式(23)中, $x_{ij}=1$ 表示UCAV_i 执行目标任务 j , $x_{ij}=0$ 表示UCAV_i 没有执行目标任务 j ; 在约束条件中, 式(24)表示每架无人机的任务最大执行能力约束, L_i 为无人机任务载荷; 式(25)约束每项任务只能由一个无人机执行一次, 例如, 如果一开始对某个目标进行攻击任务, 则在攻击行动结束前不应再对其执行侦察任务; 式(26)表示编队完成任务数量约束, 即假设UCAV编队可以执行完成给定的任务。文中规定, 若某项任务在满足各项约束条件下被分配给某个无人机平台, 则认为该任务被成功执行。

3 无人机任务分配问题离散差分进化算法

差分进化算法是一种基于群体差异的启发式随机搜索智能优化算法, 通过种群内的变异、交叉和选择操作更新种群, 进而找到最优解^[15]。笔者对离散差分进化的差分变异和交叉算子进行改进, 以提高算法的寻优能力和收敛速度。

3.1 编码方式和初始化

利用整数排列, 建立无人机-任务分配对, 作为算法的初始个体。整数在排列中的位置表示任务的编号, 整数表示对应无人机编号。

初始个体对应的矩阵如式(27), 若其中的元素为 $x_{nm}=1$, 则表示第 n 个无人机执行了第 m 个任务, 若 $x_{nm}=0$, 则表示没有执行。

$$X = \begin{matrix} & T_1 & T_2 & \cdots & T_m \\ \begin{matrix} U_1 \\ U_2 \\ \vdots \\ U_n \end{matrix} & \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & \cdots & x_{1m} \\ x_{21} & x_{22} & \cdots & x_{2m} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ x_{n1} & x_{n2} & \cdots & x_{nm} \end{bmatrix} \end{matrix} \quad (27)$$

建立整数 $1 \sim N$ 的随机排列 $x_i (i=1, 2, \dots, N_p)$, N_p 为种群规模, 作为算法初始种群内的个体。

3.2 变异操作

变异操作是差分进化算法的重要部分, 在差分进化算法中, 种群个体的差分进化向量经过缩放后, 与种群内另外的相异个体相加得到变异向量。

对于种群中任意一个目标向量 \mathbf{x}_i 而言, 微分进化算法按下面的公式生成变异向量^[12]:

$$\mathbf{v}_i = \mathbf{x}_{r_1} + F \cdot (\mathbf{x}_{r_2} - \mathbf{x}_{r_3}), (i=1, 2, \dots, N_p) \quad (28)$$

式中: $\{\mathbf{x}_{r_1}, \mathbf{x}_{r_2}, \mathbf{x}_{r_3}\}$ 是在父代种群中选择的 3 个不同

个体, 且 $r_1 \neq r_2 \neq r_3 \neq i$; 种群规模为 $N_p \geq 4$; F 是一个介于 $[0, 2]$ 之间的实型常量因子, 一般称为缩放因子。

对于离散的变量, 经典的变异方式^[13]为:

$$\mathbf{v}_i = \mathbf{x}_{r_1} \oplus F \otimes (\mathbf{x}_{r_2} - \mathbf{x}_{r_3}), (i=1, 2, \dots, N_p) \quad (29)$$

记 $\boldsymbol{\eta}_i = F \otimes (\mathbf{x}_{r_2} - \mathbf{x}_{r_3}), (i=1, 2, \dots, N_p) = (\mathbf{x}_{r_2} - \mathbf{x}_{r_3}) \text{sgn}(\max(0, F - \text{rand}(0, 1)))$;

即

$$\boldsymbol{\eta}_i = \begin{cases} \mathbf{x}_{r_2} - \mathbf{x}_{r_3}, & (\text{rand} < F) \\ 0, & (\text{else}) \end{cases} \quad (30)$$

由于上述变异过程中可能出现溢出取值范围的情况, 笔者针对原方法进行了改进, 即通过 mod 取模运算, 将解向量转化到解的搜索区域内。同时为了更快得到好的变异结果, 将变异策略由 DE/rand/1 改为 DE/best/1, 即保留每一代最优值并代入下一代的计算中。

新的变异方式为

$$\mathbf{v}_i = \mathbf{x}_{best} \oplus \boldsymbol{\eta}_i = \text{mod}((\mathbf{x}_{best} + \boldsymbol{\eta}_i + 1), N) + 1 \quad (31)$$

其中: \mathbf{x}_{best} 是最优个体; N 为问题维度。

差分变量的操作过程示例如图 1 所示。

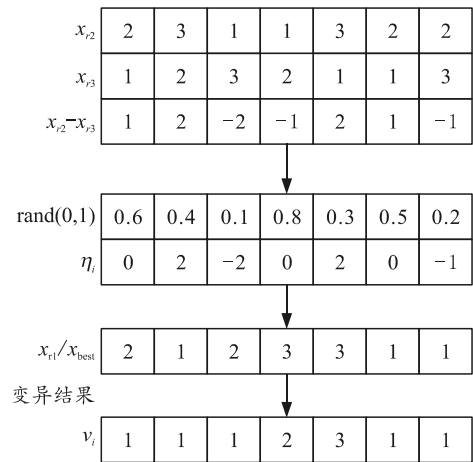


图 1 差分变量操作示例

从图中可以看出: 变异产生的结果 \mathbf{v}_i 不同于原向量, 达到了变异的效果。但产生的向量可能存在不满足数学模型中任务载荷约束条件的问题, 从而形成不可行解, 需要后续的交叉环节进行调整。

3.3 交叉操作

变异个体与目标个体进行参数混合交叉, 得到交叉个体 \mathbf{u}_i , 具体步骤如下:

- 1) 产生随机数 $r = \text{rand}(0, 1)$, 确定交叉率 C_r ;

$$2) \mathbf{u}_i = \begin{cases} \mathbf{v}_i, r < C_r \\ \mathbf{x}_i, r > C_r \end{cases}, C_r \text{ 表示发生交叉的可能性;}$$

3) 随机删除掉 \mathbf{u}_i 中重复次数超过约束次数的数据;

4) 将目标向量 \mathbf{x}_i 中不同于 \mathbf{u}_i 中剩余的数和不超过约束的数随机排列后放入空缺的位置, 完成交叉操作。

以上交叉操作步骤示例如图 2 所示。

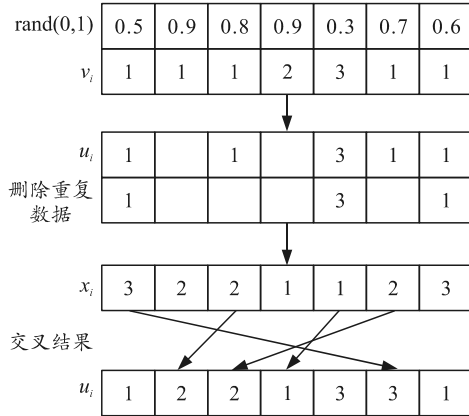


图 2 交叉操作示例

3.4 选择操作

差分进化算法的选择操作为贪婪选择, 当且仅当新的向量个体 \mathbf{u}_i 的适应度值比目标向量 \mathbf{x}_i 适应度更好时才会被种群接受, 成为下一代目标向量。根据前文的多无人机任务分配模型, 这里选择目标函数值较小的向量作为子代向量个体, 选择操作如下:

$$\mathbf{x}_{i,g+1} = \begin{cases} \mathbf{u}_{i,g}, f(\mathbf{u}_{i,g}) < f(\mathbf{x}_{i,g}) \\ \mathbf{x}_{i,g}, \text{else} \end{cases} \quad (30)$$

3.5 算法流程

1) 初始化分配方案。确定缩放因子 F 、交叉率 C_r 、种群规模 N_p 和迭代次数 (进化代数) G , 随机产生 N_p 组分配方案;

2) 在产生的一组方案中随机选取 3 个不同的个体, 执行式(29)的差分变异操作, 从而得到变异个体 \mathbf{v}_i ;

3) 将产生的随机数和 C_r 比较, 若随机数小于 C_r 则进行交叉, 对变异产生的个体和原个体进行交叉, 得到交叉后的个体 \mathbf{u}_i , 若不是则删除数据;

4) 对比目标个体和新产生的个体所代入产生的适应度函数值, 选择优秀的进入下一代种群;

5) 判断是否达到迭代次数, 若是, 则输出结果, 若不是, 则重新进行 2)–4);

6) 保留每一代计算时的最小适应度函数值, 其

中最小的记为 \mathbf{fbest} , 输出 \mathbf{fbest} 和其对应的分配方案 \mathbf{x} , 算法结束。

4 算法仿真与结果分析

4.1 仿真场景

为了验证笔者所提算法在解决不确定条件下任务分配问题的可行性, 在 windows8 操作系统上, 基于 Matlab 环境实现仿真实验。

任务设定 3 架无人机, 7 个任务。无人机和任务的参数如表 3–5 所示。初始化数据: 种群数量 $N_p=20$, 迭代次数 $G=200$, 变异算子 $F=1$, 交叉算子 $C_r=0.9$ 。

表 3 无人机参数

无人机 UCAV _i	无人机价值 V_i	无人机火力攻击代价
UCAV1	[71,73]	一般
UCAV2	[59,65]	较小
UCAV3	[82,87]	很大

表 4 无人机与任务距离 D_{ij}

任务 T_j	UCAV ₁	UCAV ₂	UCAV ₃
任务 1	[25,33]	[67,71]	[104,106]
任务 2	[55,60]	[41,43]	[66,71]
任务 3	[15,23]	[51,57]	[78,82]
任务 4	[95,102]	[58,62]	[14,20]
任务 5	[48,50]	[106,107]	[78,81]
任务 6	[112,18]	[46,48]	[81,83]
任务 7	[80,87]	[66,69]	[66,70]

表 5 任务价值 V_j

任务 T_j	任务价值
任务 1	[56,59]
任务 2	[45,50]
任务 3	[78,83]
任务 4	[32,41]
任务 5	[89,92]
任务 6	[49,56]
任务 7	[80,87]

根据上述数据分别计算无人机完成相应任务的区间直觉模糊数, 利用区间直觉模糊数的运算法则运算后, 得到如表 6 所示的区间直觉模糊决策矩阵。

表 6 任务分配的区间直觉模糊决策矩阵

T	UCAV ₁	UCAV ₂	UCAV ₃
T_1	[0.33,0.42], [0.15,0.24]	[0.32,0.39], [0.29,0.36]	[0.48,0.59], [0.17,0.25]
T_2	[0.32,0.40], [0.31,0.39]	[0.27,0.34], [0.28,0.34]	[0.40,0.49], [0.31,0.38]
T_3	[0.27,0.37], [0.16,0.28]	[0.29,0.36], [0.36,0.45]	[0.40,0.49], [0.36,0.44]
T_4	[0.42,0.73], [0.18,0.27]	[0.30,0.32], [0.36,0.43]	[0.34,0.12], [0.22,0.29]
T_5	[0.37,0.46], [0.12,0.16]	[0.40,0.51], [0.20,0.28]	[0.41,0.51], [0.26,0.32]
T_6	[0.44,0.65], [0.14,0.20]	[0.28,0.52], [0.21,0.26]	[0.40,0.56], [0.31,0.37]
T_7	[0.28,0.34], [0.33,0.42]	[0.22,0.26], [0.36,0.45]	[0.39,0.52], [0.26,0.30]

4.2 结果分析

采用表 6 中的数据, 经过 Matlab 的仿真运行, 输出结果为: $f_{best}=0.9559$, 最优分配方案为 $x=(2\ 2\ 1\ 2\ 3\ 3\ 1)$, 对应的任务分配矩阵为

$$X = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 1 & 1 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 1 & 0 \end{bmatrix}.$$

在上述矩阵中, 元素为 1 表示对应无人机执行相应任务, 0 表示没有执行任务。

由此可知分配方案为: UCAV₁ 执行任务 3 和任务 7; UCAV₂ 执行任务 1、任务 2 和任务 4; UCAV₃ 执行任务 5 和任务 6。此时对应的最小适应度函数为 0.9559。

多无人机的任务分配方案如表 7 所示。

表 7 仿真任务分配方案

无人机	对应任务
UCAV ₁	$T_3 \rightarrow T_7$
UCAV ₂	$T_1 \rightarrow T_2 \rightarrow T_4$
UCAV ₃	$T_5 \rightarrow T_6$

从分配结果可以看出: 任务分配结果满足单无人机执行单任务的约束; 满足 SEAD 环境下的多个无人机任务载荷约束, 每个无人机需要执行的任务小于或等于 3 个, 且所有任务都被执行。该分配结果在实际情况下可行, 故认为运算得到的分配结果是合理有效的。

经过多次运算, 文中改进算法经过仿真实验得到的适应度收敛曲线如图 3 所示。

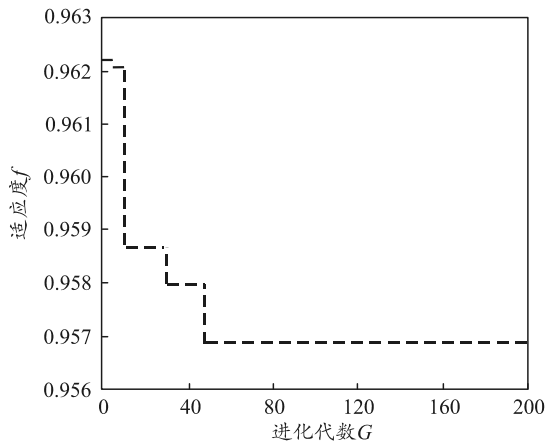


图 3 文中改进算法适应度函数的收敛曲线

从文中改进算法适应度函数的收敛曲线可以看出: 改进的 DDE (discrete differential evolution) 算法在处理算例中多 UCAV 任务分配问题时, 迭代 45 次即可得到最优分配结果, 有较好的收敛性和快速性。

笔者提出的改进 DDE 算法, 主要在差分变异策略部分作了改进。为了验证比较文中改进 DDE 算法与改进前经典差分变异策略的快速性, 在参数相同的条件下运行 2 种不同变异策略的算法, 并对运行结果进行比较。

图 4 为实验得到文中变异策略和经典变异策略的仿真对比。

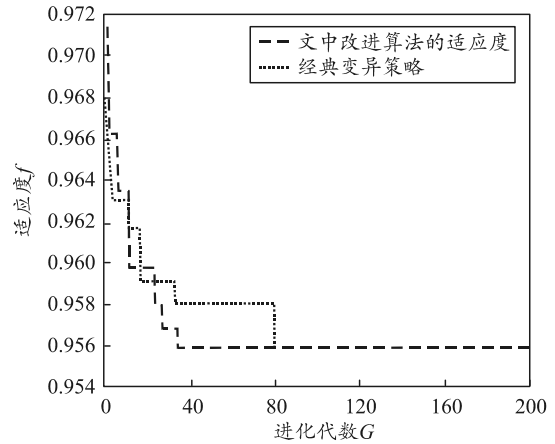


图 4 文中变异策略和经典变异策略的对比

从图中可以看出, 2 种算法都可以找到最优解。在收敛快速性上, 文中的改进差分进化算法在迭代 38 次后稳定收敛到最优解, 而改进前的算法 106 代时才达到最优解。比较可得: 相比经典的 DDE 变异策略, 改进后的 DDE 变异策略可以使算法收敛得更快, 有更好的寻优能力。

5 结束语

笔者针对 SEAD 任务下无人机任务分配的问题, 提出了一种基于区间直觉模糊数的多无人机任务分配方法。通过区间直觉模糊数合理地表达不确定环境下的数据, 解决了传统方法在处理测量误差及空战环境造成的信息不确定问题, 使得结果更符合实际战场需要; 改进了区间直觉模糊数排序方法, 使排序过程计算简单且排序分辨率较高; 最后利用改进离散差分进化算法对数学模型进行求解。仿真实验结果证明, 该算法具有较好的收敛性和快速性。该研究为不确定环境下多无人机的任务分配方法提供了一条有效途径。

参考文献:

[1] 陈艳红. 面向 SEAD 任务的多无人机协同任务规划研究[D]. 北京: 中国科学院大学, 2014: 1-4.

[2] 吴瑞. 不确定环境下多无人机编队任务分配方法研究[D]. 合肥: 合肥工业大学, 2017: 5-8.

- 粘滞阻尼器减震效果分析[J]. 机构工程师, 2017, 33(3): 116-125.
- [5] KENNEDY J, EBERHART R. Particle swarm optimization[C]. IEEE International Conference on Neural Networks, Piscataway, 1995: 1942-1948.
- [6] 房红征, 史慧, 韩立明, 等. 基于粒子群优化神经网络的卫星故障预测方法[J]. 计算机测量与控制, 2013, 21(7): 1730-1733.
- [7] 郝永志, 郑彭军. 基于粒子群算法的航海雷达面板按钮布局优化[J]. 中国航海, 2017, 44(3): 4-8.
- [8] 许玉格, 宋亚龄, 陈立定. 基于人工免疫的污水处理系统自适应优化策略[J]. 信息与控制, 2015, 44(1): 99-103.
- [9] ZHANG L, TANG Y, HUA C, et al. A new particle swarm optimization algorithm with adaptive inertia weight based on Bayesian techniques[J]. Applied Soft Computing, 2015, 28: 138-149.
- *****
- (上接第 66 页)
- [3] 杜继永, 张凤鸣, 杨骥, 等. 多 UCAV 协同任务分配模型及粒子群算法求解[J]. 控制与决策, 2012, 27(11): 1751-1755.
- [4] 陈侠, 胡永新. 不确定环境下基于 PSO 算法的多无人机任务分配方法[J]. 兵工自动化, 2013, 32(6): 11-16.
- [5] 郑晓辉. 无人机协同作战的目标分配算法研究[J]. 兵工自动化, 2014, 33(3): 16-18, 31.
- [6] 冯琦, 张才坤, 赵鸿森, 等. 信息不确定下空战威胁评估方法研究[J]. 飞行力学, 2014, 32(5): 477-480.
- [7] KENDALL N, PHILLIP C, MEIR P. Dynamic network flow optimization models for air vehicle resource allocation[C]. Arlington: American Control Conf. Arlington, 2001: 25-27.
- [8] RICHARDS A, BELLINGHAM J, TILLERSON M, et al. Coordination and control of multiple UAVs[C]. Monterey: Proc of the AIAA Guidance, Navigation, and Control Conf. Monterey, 2002: 20-24.
- [9] SHIMA T, STEVEN J. R, ANDREW G. S. Multiple task assignments for cooperating uninhabited aerial vehicles using genetic algorithms[J]. Computers & Operations Research. 2006, 33(11): 3252-3269.
- [10] 叶文, 朱爱红, 欧阳中辉. 基于混合离散粒子群算法的多无人作战飞机协同目标分配[J]. 兵工学报, 2010, 31(3): 331-336.
- [11] 苏菲, 陈岩, 沈林成. 基于蚁群算法的无人机协同多任务分配[J]. 航空学报, 2008, 29(S): 184-191.
- [10] CHAUHAN P, DEEP K, PANT M. Novel inertia weight strategies for particle swarm optimization[J]. Memetic Computing, 2013, 5(3): 229-251.
- [11] TAHERKHANI M, SAFABAKHSH R. A novel stability-based adaptive inertia weight for particle swarm optimization[J]. Applied Soft Computing, 2016, 38: 281-295.
- [12] YAN Z C, LUO Y S. A particle swarm optimization algorithm based on simulated annealing[J]. Advanced Materials Research, 2014, 989: 2301-2305.
- [13] LEE D, TAYLOR D P. Viscous damper development and future trends[J]. The structural design of tall buildings, 2001, 10: 311-320.
- [14] 欧进萍, 丁建华. 油缸间歇式粘滞阻尼器理论与性能试验[J]. 地震工程与工程振动, 1999, 19(4): 82-89.
- [15] GJB 573.14-88. 引信环境与性能试验方法 1.5 m 跌落试验[S]. 国防科学技术工业委员会, 1988.
- *****
- [12] 杨启文, 蔡亮, 薛云灿. 差分进化算法综述[J]. 模式识别与人工智能, 2008, 21(4): 506-513.
- [13] 张春美, 陈杰, 辛斌. 武器目标分配问题的离散差分进化算法[J]. 北京理工大学学报, 2014, 34(03): 289-293, 321.
- [14] 罗德林, 吴文海, 沈春林. 空战多目标攻击决策综述[J]. 电光与控制, 2005, 12(4): 4-8.
- [15] PAN Q K, WANG L, QIAN B. A novel differential evolution algorithm for bi-criteria no-wait flow shop scheduling problem[J]. Computer and Operation Research, 2009, 36(8): 2498-2511.
- [16] ATANASSOV K T, GARGOV G. Interval valued intuitionistic fuzzy sets[J]. Fuzzy Sets and Systems, 1989, 35(3): 343-349.
- [17] 徐泽水. 区间直觉模糊信息的集成方法及其在决策中的应用[J]. 控制与决策, 2007, 22(2): 215-219.
- [18] 谭吉玉, 朱传喜, 张小芝, 等. 基于 TOPSIS 的区间直觉模糊数排序法[J]. 控制与决策, 2015, 30(11): 2014-2018.
- [19] YE J. Multicriteria fuzzy decision-making method based on a novel accuracy function under interval-valued intuitionistic fuzzy environment[J]. Expert Systems with Applications, 2009, 36(3): 6899-6902.
- [20] STORN R, PRICE K. Differential evolution: a simple and efficient heuristic for global optimization over continuous spaces[J]. Journal of Global Optimization, 1997, 11(4): 341-359.