

基于改进离散布谷鸟算法的干扰资源分配研究

李东生* 高杨 雍爱霞
(电子工程学院 合肥 230037)

摘要: 该文对二次雷达机制的协同式敌我识别系统的干扰资源分配问题进行研究, 将离散布谷鸟算法(Discrete Cuckoo Search, DCS)引入敌我识别系统的干扰资源分配问题。首先给出协同式敌我识别系统的干扰效果评估指标, 建立干扰资源分配模型, 将模型简化为一对一、多对少模型, 使用 DCS 算法求解模型。针对 Levy 飞行后期出现搜索速度慢和精度低的问题, 将遗传算法中的交叉与变异操作引入 DCS 算法得到改进的离散布谷鸟算法(Improved Discrete Cuckoo Search, IDCS), 用以求解分配模型。仿真分析表明: 所提干扰效果评估指标可以合理地评估干扰效果; IDCS 算法比 DCS 算法收敛更快、耗时更短; IDCS 算法与做出相应改进的遗传算法(Improved Genetic Algorithm, IGA)相比具有更好的寻优能力。

关键词: 协同式敌我识别; 干扰资源; 资源分配; 改进离散布谷鸟算法

中图分类号: TN972

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2016)04-0899-07

DOI: 10.11999/JEIT150726

Jamming Resource Allocation via Improved Discrete Cuckoo Search Algorithm

LI Dongsheng GAO Yang YONG Aixia
(Electronic Engineering Institute, Hefei 230037, China)

Abstract: Jamming resource distribution of cooperative identification friend or foe via secondary radar is researched by introducing Discrete Cuckoo Search (DCS) algorithm. The jamming effect evaluation rules and indexes are given, and the aim function and distribution model are given. According to the analysis, distribution models can be changed into one-to-one model and much-to-little model, which can be solved by DCS algorithm. Owing to the slow searching speed and low precision in the Levy flights later stage, the crossover and variation are introduced into DCS algorithm, which gets Improved Discrete Cuckoo Search (IDCS) algorithm. The simulation results show that the jamming effect judging index is effective, the IDCS algorithm has a faster convergence speed than the DCS algorithm, and it has a better searching optimization speed than Improved Genetic Algorithm (IGA).

Key words: Cooperation identification friend or foe; Jamming resource; Resource distribution; Improved Discrete Cuckoo Search (IDCS) algorithm

1 引言

在现代战争中, 敌我识别作为目标识别^[1,2]的重要组成部分, 对敌我识别系统实施干扰已经成为电子对抗领域的重点方向之一。由于敌方系统存在型号性能不同、搭载平台不同及使用技术不同的情况, 而我方干扰资源对不同型号敌我识别系统也存在不同的干扰效果, 为了保证干扰效益较大化, 对多协同式敌我识别系统的干扰资源分配问题进行研究是必要的。

资源分配^[3]是经典的优化问题, 常用的干扰资源

分配方法主要分为两类, 一是经典组合优化方法; 二是启发式优化方法。经典优化方法主要有 0-1 规划法^[4]、贴近度的方法^[5]等, 这些方法在一定条件下, 对解决规模较小的干扰资源优化分配问题有自己的优势, 但随着干扰资源数和干扰目标数的增加, 优化分配问题变为 NP-hard 问题, 这些方法很难在短时间内得到较优方案, 甚至陷入死循环得不到优化结果。启发式优化算法在解决 NP-hard 问题上有独到之处, 将模拟退火算法^[6]、遗传算法^[7-9]、离散进化算法^[10]等应用到干扰资源优化分配中, 具有一定的效果。但仍有一些问题: 对资源分配模型没有细致研究, 大多只研究一对一模型的仿真; 在编码中采用简单的二进制编码或整数编码, 不能直观地反映干扰决策矩阵; 引入约束的方式单调, 没有充分挖掘约束条件的意义; 全局寻优能力不高, 易于早熟。

收稿日期: 2015-06-15; 改回日期: 2015-11-27; 网络出版: 2016-01-14

*通信作者: 李东生 lidsh@21cn.com

基金项目: 国家自然科学基金(61179036)

Foundation Item: The National Natural Science Foundation of China (61179036)

布谷鸟算法(Cuckoo Search, CS)^[11,12]是剑桥大学的 YANG 等人于 2009 年提出的元启发式优化算法,具有良好的性能,被广泛应用到工程实践中。为此,在分析影响协同式敌我识别系统干扰效果的各种因素的基础上建立干扰资源优化分配模型,使用离散布谷鸟算法(Discrete Cuckoo Search, IDCS)^[13,14]求解模型;同时考虑算法中的 Levy 飞行后期出现搜索速度慢和精度低的问题,将遗传算法中的交叉与变异操作引入 DCS 算法得到改进的离散布谷鸟算法(Improved Discrete Cuckoo Search, IDCS)用以求解分配模型。仿真分析表明:所提指标可以有效评估干扰资源分配效果, IDCS 算法比 DCS 算法收敛更快、耗时更短; IDCS 算法相比于做出对应改进的遗传算法(Improved Genetic Algorithm, IGA)具有更好的寻优能力。

2 干扰评估指标与隶属度函数

在对干扰资源进行分配之前,首先要建立干扰效果评估指标,评估指标需要充分考虑干扰双方的综合因素,选取以下指标,并给出隶属度函数:

(1)识别距离损失度 E_{Jr} 是指系统在受到干扰时识别距离的损失程度,图 1,图 2 给出系统未受干扰和受到干扰的示意图。距离可通过二次雷达方程和干扰方程计算得到。

$$E_{Jr} = \frac{R_{\max} - R_{J\max}}{R_{\max}} \quad (1)$$

(2)识别概率损失度 E_{Jp} 以系统受到干扰(压制性干扰、灵巧干扰等多种干扰)后询问机、应答机不能检测信号的概率和占据概率相乘的方式来衡量对系统的干扰效果。系统受到干扰后,检测概率降低、应答占据概率升高,所以识别概率损失度的大小能够很好地衡量干扰的效果:

$$E_{Jp} = (1 - P_I) \cdot (1 - P_T) \cdot P_s \quad (2)$$

其中 P_I 为询问机信号检测概率; P_T 为应答机信号检测概率; P_s 为应答机占据概率。

(3)干扰样式隶属度 E_{Js} : 对敌我识别系统进行干扰,由于系统的特殊工作模式与信号格式,可以

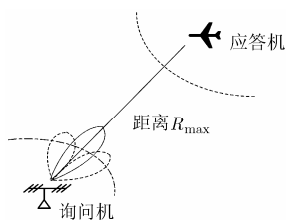


图 1 询问机、应答机示意图

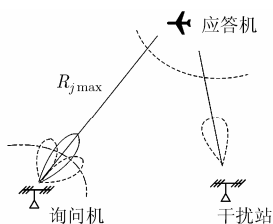


图 2 询问机、应答机、干扰站示意图

采用压制式干扰、灵巧干扰等多种样式。通常来说,干扰样式越多,与识别系统的匹配程度就越高。定义干扰样式的隶属度函数为某部干扰资源的干扰样式与执行任务的干扰资源群中总的干扰样式的比值:

$$E_{Js} = \frac{N_{\text{干扰资源}}}{N_{\text{总干扰资源}}} \quad (3)$$

(4)敌方系统抗干扰技术隶属度 E_{Ja} : 被干扰系统采用的工作体制,包括旁瓣抑制、相控阵等技术越先进,则干扰效果就会越差;敌方敌我识别系统所采取的抗干扰措施越多,干扰效果也会越差。定义敌方系统抗干扰技术参数的隶属度:

$$E_{Ja} = \frac{1}{\sum_{i=1}^n i \cdot y} \quad (4)$$

n 为被干扰系统所采取的工作体制及抗干扰措施的数目; y 为该体制或措施所采取技术先进性的参数,10 年以前的技术 y 取为 1, 5~10 年间的技术 y 取为 2, 5 年以内的技术 y 取为 4。

(5)时空频评估因子隶属度 E_{Jk} : 从时域、空域和频域 3 个角度衡量不同干扰资源对敌方系统的干扰效果。

$$E_{Jk} = K_t K_f K_s \quad (5)$$

(a) K_t 为时间序列相似隶属度: 由于协同式敌我识别系统有多种工作模式,如 MARKXIIA 有模式 1、模式 2、模式 5 等,不同模式下的询问信号和应答信号具有各自特有的序列特征,如脉冲宽度、特定脉冲个数等,需要先对接收到的敌方脉冲信号进行分选,识别其工作模式,再进行相应的干扰。一般通过接收到的敌方脉冲序列与我方干扰资源的参考序列做相似匹配,相似度越高,则识别效果好,相应的干扰效果好;相似度低,可能是未知工作模式,相应的干扰效果可能会较差。

$$K_t = T(T_j, T_s) \quad (6)$$

式中 T_j , T_s 分别表示接收到的敌方询问信号或应答信号的脉冲序列,我方干扰资源已有的敌方系统工作模式参考序列。具体可通过对不同变化类型的脉冲特征参数建立相似性评价函数,根据特征参数的重要性加权评价函数得到 K_t ^[15]。

(b) K_f 为频率瞄准度: 二次雷达机制的协同式敌我识别系统的频率一般是询问机在 1030 MHz, 应答机在 1090 MHz。敌方为改善抗干扰能力,会使用扩频、跳频等技术。存在我方干扰的频率范围部分覆盖和全部覆盖两种情况,但不会出现不覆盖的情况,敌方信号频率和我方干扰频率瞄准度示意图见

图 3, 其中 $[f_{j1}, f_{j2}]$ 为干扰频率区间。

$$K_f = \frac{\min(f_{j2}, f_{s2}) - \max(f_{j1}, f_{s1})}{f_{s2} - f_{s1}}, \quad K_f \geq 1, \quad K_f = 1 \quad (7)$$

(c) K_s 空域指标隶属度：干扰资源(系统)有单机单目标系统、单机多波束多目标干扰系统^[16]、单机单波束分时体制多目标系统等，涉及到干扰(多)波束的管理问题，本文不过多讨论，仅从干扰波束扫描范围表征干扰系统的干扰效果。

$$K_s = (\Omega_j + \theta_j)/T \quad (8)$$

Ω_j 为干扰资源发射天线的最大波束指向范围； θ_j 为任意时刻干扰波束覆盖范围； T 是干扰天线的旋转周期。该隶属度越大，相应的干扰效果越好。

3 分配模型的建立与分析

依据系统的干扰效益决策矩阵 $E = (e_{ij})_{m \times n}$ 来进行干扰资源的优化分配，其中 e_{ij} 为干扰资源 J_i 对系统 S_j 的综合干扰效益值，可通过对评估指标模糊加权得到。分配的目的是使多干扰资源对多系统的总干扰效益值达到最大。用式(9)表达：

$$Z = \max \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n x_{ij} t_j e_{ij} = \max \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n x_{ij} u_{ij}, \quad \begin{cases} \sum_{j=1}^n x_{ij} = 1, & i = 1, 2, \dots, m \\ \sum_{i=1}^m x_{ij} \geq 1, & j = 1, 2, \dots, n \\ x_{ij} = 1 \text{ 或 } x_{ij} = 0 \end{cases} \quad (9)$$

其中 t_j 为 n 个敌方目标识别系统对我方的威胁程度，威胁程度越大，需要优先分配干扰资源； x_{ij} 为决策变量，决定干扰资源 i 是否干扰系统 j ； u_{ij} 为加权威胁系数的干扰效益值。

依据干扰资源数 m 和系统的数目 n 存在的 3 种关系： $m = n$ ； $m > n$ ； $m < n$ 。

当 $m = n$ 时，即干扰资源数与敌方系统的数目相同时，可直接进行一对一的分配；

当 $m > n$ 时，即干扰资源数大于敌方系统数，是多对少的分配问题，存在多部干扰资源干扰一部系统的情况，通用的方法是首先确保每个系统都有一部干扰资源进行干扰，然后再对多余的干扰资源进行合理分配；

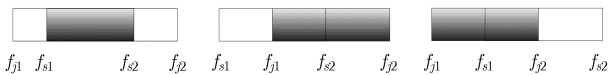


图 3 频率瞄准度示意

当 $m < n$ 时，即干扰资源数小于敌方系统数，是少对多的分配问题，理论上应该是应该存在一部干扰资源干扰多个系统的情况，但实际前提是这些系统需要满足时间一致、空间一致、频段一致等原则，即它们可以被整合，少对多问题就转化成一对一、多对少问题。如果 n 个系统中的任意两个或多个系统都不能整合的话，选取系统中威胁度靠前的 m 个系统进行干扰资源分配，即一对一问题。

4 分配模型的求解

4.1 离散布谷鸟算法

经过文献[11,12]的研究将 Levy 飞行的基本布谷鸟算法公式简化并概括为

$$x_i^{t+1} = x_i^t + \partial \oplus \text{Levy}(\lambda) \sim 0.01s(x_j^t - x_i^t) \quad (10)$$

基本的布谷鸟算法只能用于实数空间的优化问题，对离散优化问题需要将布谷鸟的 levy 步长做离散化处理，得到离散布谷鸟算法，使用 Kennedy^[17]公式：

$$s(\text{Levy}) = \frac{1}{1 + \exp(-\text{Levy})} \quad \left. \begin{matrix} \\ \\ \end{matrix} \right\} \quad \text{nest}_{ij} = \begin{cases} 1, & \text{rand} < s(\text{Levy}) \\ 0, & \text{其它} \end{cases} \quad (11)$$

其中， $s(\text{Levy})$ 表示由 $s(\nu) = 1/(1 + e^{-\nu})$ 计算的符号函数。

为了适应干扰资源分配问题，求解式(9)的模型，DCS 算法需要作出一些改进：

(1)二进制编码方式生成解空间，随着资源数的增加会造成鸟巢的位置矢量过长的情况；且简单二进制编码和整数编码均不能直接得到和干扰效益矩阵对应的分配矩阵，分配结果不够直观。使用细胞数组结构的解空间，以便直接求出与干扰效益矩阵相对应的分配矩阵。

(2)若对鸟巢位置矩阵中的每一位都使用 Kennedy 公式进行处理，耗时较多，在实际操作中，在鸟巢位置矩阵的列矢量选择随机维进行变化，结合约束条件，生成新的鸟巢位置。

4.2 改进离散布谷鸟算法

CS 算法的基本原理是通过 Levy-flights 来产生步长，Levy-flights 的优点有利于跳出局部最优解，但也有可能在最优解附近搜索时而跳出，从而会出现搜索速度慢和精度低的问题。为此借鉴离散粒子群的方法，将遗传算法的交叉与变异操作引入离散布谷鸟算法中，以遗传算法中的交叉变异操作代替 Levy-flights 搜索解空间的方式。

具体操作如下：首先生成符合约束条件的细胞数组结构的鸟巢位置，然后以双亲双子单点交叉、平均选优、引入变异的方式对鸟巢位置进行更新，

用外来蛋的发现概率 p_a 与服从均匀分布的随机数 $R \in [0,1]$ 进行比较, 如 $R > p_a$, 随机改变鸟巢位置, 从而得到一组新的鸟巢位置, 并确定当前最优的鸟巢位置及最优值。并与做出相应改进的遗传算法 (IGA) 进行对比, 改进的离散布谷鸟搜索 (IDCS) 算法与 IGA 算法的流程图如图 4, 图 5 所示。

4.3 时间复杂度分析

IDCS 算法与 DCS 算法的耗时差距体现在解空间的更新上, 在产生新解时, IDCS 算法使用交叉、变异操作, 而 DCS 算法使用 Levy-flights 机制。由于交叉变异操作直接对解空间中的解矩阵直接进行操作; 而 Levy-flights 机制需要对解空间中的每一个解都按照式(10)和式(11)进行计算, 必然会造成较多的耗时。该部分时间复杂度简要表示: IDCS 算法为 $O(N)$, DCS 算法至少为 $N \cdot O(m \cdot n)$, 其中 N 为鸟巢数(解空间中解的个数); m, n 为解的维数, 一般情况下鸟巢数是固定的。由此可以看出, 随着解维数的增加, DCS 算法的耗时将快速增加。在本文中, 即随着干扰资源数和干扰系统数的增加, 算法耗时增加。

5 仿真分析

5.1 IDCS 算法与 DCS 算法对比

假设在某次战斗中, 敌方有 m 架搭载不同敌我识别系统的打击能力相近的飞机(编号 $1 \sim m$), 我方有 n 部干扰资源(编号 $1 \sim n$), 需要完成干扰资源和

敌我识别系统的干扰分配方案, 当 $m = n = 3, 4, 5, 6$ 时比较 DCS 算法和 IDCS 算法的最优效益值和平均迭代次数。

先给出 4 种情况下对应的加权威胁系数的干扰效益矩阵:

$$U_1 = \begin{bmatrix} 0.1799 & 0.4604 & 0.7634 \\ 0.6802 & 0.2763 & 0.7121 \\ 0.8908 & 0.9404 & 0.1425 \end{bmatrix}$$

$$U_2 = \begin{bmatrix} 0.4384 & 0.4859 & 0.2876 & 0.8421 \\ 0.1306 & 0.9484 & 0.2860 & 0.0032 \\ 0.5576 & 0.1130 & 0.0120 & 0.9847 \\ 0.9377 & 0.4375 & 0.2358 & 0.3721 \end{bmatrix}$$

$$U_3 = \begin{bmatrix} 0.2866 & 0.0221 & 0.1200 & 0.1985 & 0.0485 \\ 0.3049 & 0.0162 & 0.0459 & 0.2530 & 0.0837 \\ 0.1115 & 0.0678 & 0.1540 & 0.2724 & 0.2732 \\ 0.2746 & 0.1305 & 0.0523 & 0.1554 & 0.0826 \\ 0.2647 & 0.0463 & 0.1037 & 0.0394 & 0.2646 \end{bmatrix}$$

$$U_4 = \begin{bmatrix} 0.7139 & 0.1083 & 0.8292 & 0.4078 & 0.1708 & 0.7156 \\ 0.6743 & 0.2391 & 0.1672 & 0.2959 & 0.1086 & 0.2945 \\ 0.6116 & 0.2368 & 0.4105 & 0.8204 & 0.1804 & 0.0708 \\ 0.9253 & 0.9866 & 0.0324 & 0.7470 & 0.3777 & 0.6317 \\ 0.4294 & 0.5513 & 0.7005 & 0.9384 & 0.7284 & 0.8151 \\ 0.7770 & 0.0951 & 0.1764 & 0.2575 & 0.3800 & 0.9071 \end{bmatrix}$$

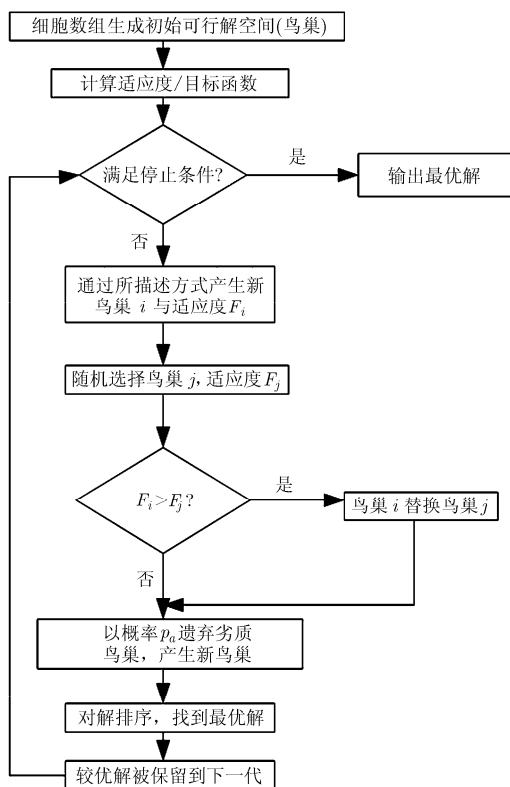


图 4 IDCS 算法流程图

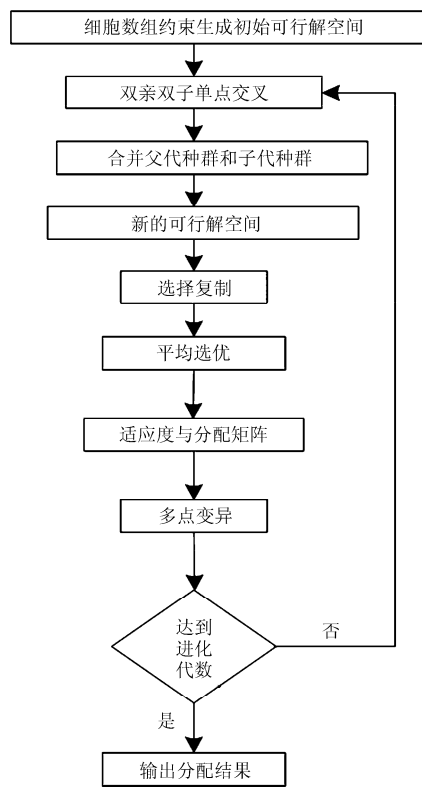


图 5 IGA 算法流程图

设置参数：鸟巢数为 20，迭代次数 50，丢弃概率 0.5，重复 10 次取平均得到表 1。

图 6，图 7 给出当 $m = n = 6$ 时 DCS 算法和 IDCS 算法一次实现的收敛曲线。

从仿真结果可以看出，IDCS 算法与 DCS 算法均能得到相同的最优效益值，IDCS 算法的平均收敛

代数要小于 DCS 算法，且耗时更短，IDCS 算法比 DCS 算法要优越。

5.2 IGA 算法与 IDCS 算法对比

5.2.1 一对一模型求解 当 $m = n = 8$ 时比较 IGA 算法和 IDCS 算法的寻优能力。给出加权威胁系数干扰效益矩阵：

表 1 DCS 与 IDCS 算法比较

效益矩阵 维数	干扰效益最优值		平均收敛代数		耗时(s)	
	DCS	IDCS	DCS	IDCS	DCS	IDCS
3	2.3840	2.3840	1	1	6.94	0.19
4	3.1584	3.1584	4	2	55.23	0.45
5	1.0924	1.0924	8	2	673.33	1.20
6	4.9460	4.9460	17	11	12144.00	3.58

$$U = \begin{bmatrix} 0.4384 & 0.4859 & 0.2876 & 0.8421 & 0.2073 & 0.7469 & 0.2501 & 0.6710 \\ 0.1306 & 0.9484 & 0.2860 & 0.0032 & 0.9442 & 0.2250 & 0.4539 & 0.9313 \\ 0.5576 & 0.1130 & 0.0120 & 0.9847 & 0.1344 & 0.1468 & 0.9242 & 0.1490 \\ 0.9377 & 0.4375 & 0.2358 & 0.3721 & 0.3644 & 0.5590 & 0.3198 & 0.2831 \\ 0.1509 & 0.9727 & 0.4692 & 0.0029 & 0.9496 & 0.0909 & 0.2229 & 0.4207 \\ 0.3527 & 0.3494 & 0.3602 & 0.8921 & 0.0860 & 0.6108 & 0.9777 & 0.9251 \\ 0.6545 & 0.0417 & 0.7636 & 0.6716 & 0.6174 & 0.5057 & 0.0680 & 0.3851 \\ 0.9502 & 0.3588 & 0.7776 & 0.6759 & 0.0261 & 0.9535 & 0.6877 & 0.8379 \end{bmatrix}$$

参数设置：IGA 算法：种群规模 100，迭代次数 500 代，变异概率 0.05，重复 20 次，取每代的最优值得到最优收敛曲线；IDCS 算法：鸟巢数为 20，迭代次数 500 代，丢弃概率 0.5，一次实现得到收敛曲线；仿真结果见图 8，图 9。

IGA 算法和 IDCS 算法的干扰资源分配矩阵分别为

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

5.2.2 多对少模型求解 当 $m = 8, n = 6$ 时比较 IGA 算法和 IDCS 算法的寻优能力。给出加权威胁系数的干扰效益矩阵：

$$U = \begin{bmatrix} 0.2501 & 0.6710 & 0.4384 & 0.4859 & 0.2876 & 0.8421 \\ 0.4539 & 0.9313 & 0.1306 & 0.9484 & 0.2860 & 0.0032 \\ 0.0242 & 0.1490 & 0.5576 & 0.1130 & 0.0120 & 0.9847 \\ 0.3198 & 0.2831 & 0.9377 & 0.4375 & 0.2358 & 0.3721 \\ 0.2229 & 0.4207 & 0.1509 & 0.9727 & 0.4692 & 0.0029 \\ 0.9777 & 0.7087 & 0.2027 & 0.3494 & 0.3602 & 0.8921 \\ 0.0680 & 0.3851 & 0.6545 & 0.0417 & 0.7636 & 0.6716 \\ 0.6877 & 0.8379 & 0.9502 & 0.3588 & 0.7776 & 0.6759 \end{bmatrix}$$

参数设置：IGA 算法：种群规模 100，迭代次数 500 代，变异概率 0.05，重复 20 次，取每代最优值得到最优收敛曲线，同时取 20 次实验的平均收敛曲线；IDCS 算法：鸟巢数为 20，迭代次数 500 代，丢弃概率 0.5，一次实现得到收敛曲线。仿真结果见图 10，图 11。

IGA 算法和 IDCS 算法的干扰资源分配矩阵分别为

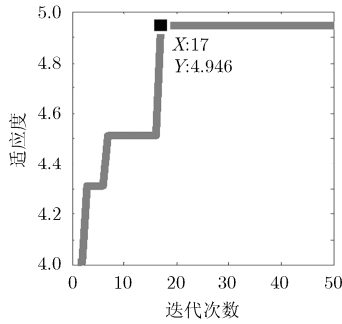


图 6 DCS 算法收敛曲线

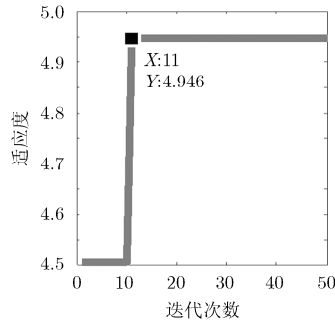


图 7 IDCS 算法收敛曲线

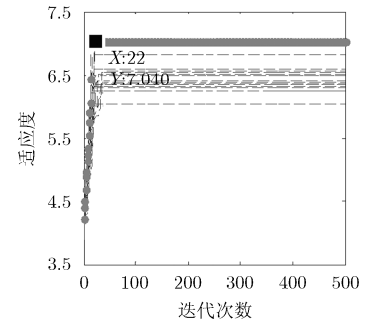


图 8 IGA 算法收敛曲线

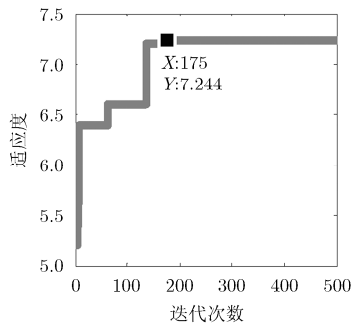


图 9 IDCS 算法的收敛曲线

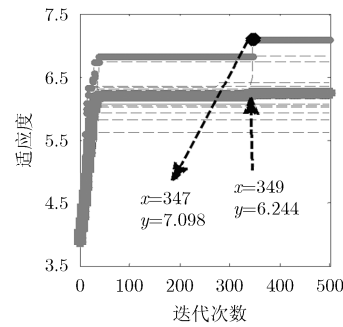


图 10 IGA 算法收敛曲线

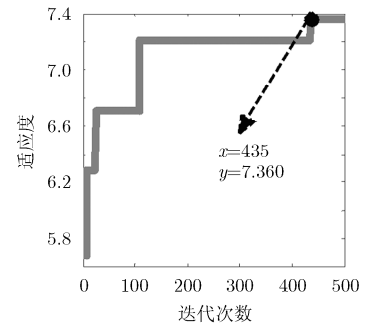


图 11 IDCS 算法收敛曲线

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

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

通过一对一模型和多对少模型的分配结果可以看出：DCS, IDCS, IGA 算法均能直接得到与干扰效益矩阵对应的干扰资源分配矩阵，分配结果直观；IDCS 算法比 DCS 算法具有更快的收敛速度，更少的迭代次数；在作出相同的改进后，IDCS 算法比 IGA 算法具有更好的寻优能力，但需要以较多的迭

代次数为代价，在寻求最优值的实际问题中，这样的代价是可以接受的。

6 结束语

本文将离散布谷鸟算法作出改进用于二次雷达机制的协同式敌我识别系统干扰资源的优化分配。仿真实验表明，本文提出的干扰效果评估指标能够合理地评估干扰效果；本文提出的 IDCS 算法能够有效地求解干扰资源的一对一、多对少分配模型，克服了 DCS 算法及 IGA 算法存在的耗时多、容易陷入局部最优等问题。求解的优化分配结果，对于指挥员进行战场对协同式敌我识别系统的干扰决策有重要参考价值。

参考文献

- [1] 但波, 姜永华, 李敬军, 等. 基于空时融合隐马尔科夫模型的舰艇编队目标识别方法[J]. 电子与信息学报, 2015, 37(4): 926-932. doi: 10.11999/JEIT140589.
DAN Bo, JIANG Yonghua, LI Jingjun, et al. Ship formation target recognition based on spatial and temporal fusion hidden Markov model[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2015, 37(4): 926-932. doi: 10.11999/JEIT140589.
- [2] 孟庆昕, 杨士莪, 于盛齐. 基于波形结构特征和支持向量机的水面目标识别[J]. 电子与信息学报, 2015, 37(9): 2117-2123. doi: 10.11999/JEIT150139.
MENG Qingxin, YANG Shie, and YU Shengqi. Recognition

- of marine acoustic target signals based on wave structure and support vector machine[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2015, 37(9): 2117-2123. doi: 10.11999/JEIT150139.
- [3] 胡莹, 黄永明, 俞菲, 等. 多用户大规模 MIMO 系统能效资源分配算法[J]. 电子与信息学报, 2015, 37(9): 2198-2203. doi: 10.11999/JEIT150088.
- HU Ying, HUANG Yongming, YU Fei, *et al.* Energy-efficient resource allocation based on multi-user massive MIMO system[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2015, 37(9): 2198-2203. doi: 10.11999/JEIT150088.
- [4] 沈阳, 陈永光, 李修和. 基于 0-1 规划的雷达干扰资源优化分配研究[J]. 兵工学报, 2007, 28(5): 528-532.
- SHEN Yang, CHEN Yongguang, and LI Xiuhé. Research on optimal distribution of radar jamming resource based on zero-one programming[J]. *Acta Armamentarii*, 2007, 28(5): 528-532.
- [5] 吕永胜, 王树宗, 王向伟, 等. 基于贴近度的雷达干扰资源分配策略研究[J]. 系统工程与电子技术, 2005, 27(11): 1893-1894.
- LV Yongsheng, WANG Shuzong, WANG Xiangwei, *et al.* Study on the allocation tactics for radar jamming resources based on close degree[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2005, 27(11): 1893-1894.
- [6] 刘以安, 倪天权, 张秀辉, 等. 模拟退火算法在雷达干扰资源优化分配中的应用[J]. 系统工程与电子技术, 2009, 31(8): 1914-1917.
- LIU Yian, NI Tianquan, ZHANG Xiuhui, *et al.* Application of simulated annealing algorithm in optimizing allocation of radar jamming resources[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2009, 31(8): 1914-1917.
- [7] 张养瑞, 李云杰, 高梅国. 协同干扰资源优化分配模型及算法[J]. 系统工程与电子技术, 2014, 36(9): 1744-1749.
- ZHANG Yangrui, LI Yunjie, and GAO Meiguo. Optimal assignment model and solution of cooperative jamming resources[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2014, 36(9): 1744-1749.
- [8] ZHAI X F and ZHUANG Y. IIGA based algorithm for cooperative jamming resource allocation[C]. Asia Pacific Conference on Postgraduate Research, Shanghai, China, 2009: 368-371.
- [9] XUE Y, ZHUANG Y, NI T Q, *et al.* One improved genetic algorithm applied in the problem of dynamic jam resource scheduling with multi-objective and multi-constraint[C]. IEEE 5th International Conference on Bio-inspired Computing: Theories and Applications, Shanghai, China, 2010: 708-712.
- [10] XUE Y, ZHUANG Y, NI T Q, *et al.* Self-adaptive learning based discrete differential evolution algorithm for solving CJWTA problem[J]. *Journal of Systems Engineering and Electronics*, 2014, 25(1): 59-68.
- [11] YANG X S and DEB S. Cuckoo search via levy flights[C]. Proceedings of IEEE World Congress on Nature & Biological Inspired Computing, India, 2009: 210-214.
- [12] YANG X S and DEB S. Multi objective cuckoo search for design optimization[J]. *Computers & Operations Research*, 2011, 10(9): 1-9.
- [13] ZHENG H Q and ZHOU Y Q. A discrete binary version of cuckoo search for knapsack problems[J]. *Advances in Information Science and Service Sciences*, 2012, 4(18): 331-339.
- [14] OUYANG X X, ZHOU Y Q, LUO Q F, *et al.* A novel discrete cuckoo search algorithm for spherical traveling salesman problem[J]. *Applied Mathematical & Information Sciences*, 2013, 7(2): 777-784.
- [15] 丁锋, 黄建冲, 施运山. 基于脉冲信息的敌我识别信号快速分选识别研究[J]. 舰船电子对抗, 2014, 37(1): 5-10.
- DING Feng, HUANG Jianchong, and SHI Yunshan. Research into fast sorting and recognition of IFF signal based on pulse information[J]. *Shipboard Electronic Countermeasure*, 2014, 37(1): 5-10.
- [16] 宋海方, 吴华, 程嗣怡, 等. 多波束干扰系统干扰资源综合管理算法[J]. 兵工学报, 2013, 34(3): 332-338.
- SONG Haifang, WU Hua, CHENG Siyi, *et al.* Integrated management algorithm of jamming resource in multi-beam jamming systems[J]. *Acta Armamentarii*, 2013, 34(3): 332-338.
- [17] KENNEDY J and EBERHART R C. A discrete version of the particle swarm algorithm[C]. IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics, Piscataway, 1997: 4104-4109.
- 李东生: 男, 1963年生, 博士, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为复杂和高速信号处理.
- 高 杨: 男, 1992年生, 硕士生, 研究方向为智能信息处理、信息融合.
- 雍爱霞: 女, 1974年生, 博士, 讲师, 主要研究方向为智能信息处理.