

引用格式:石荣,刘江.干扰资源分配问题的智能优化应用研究综述[J].电光与控制,2019,26(10):54-61. SHI R, LIU J. Application of intelligent optimization methods in jamming resource allocation: a review[J]. Electronics Optics & Control, 2019, 26(10):54-61.

干扰资源分配问题的智能优化应用研究综述

石 荣, 刘 江

(电子信息控制重点实验室,成都 610036)

摘 要: 电子战中的干扰资源分配问题是典型的组合优化问题,同时也是 NP 难题,求解途径除了各种典型的数学规划方法之外,各种智能优化方法也在近年来得到非常广泛的应用。针对这一技术应用趋势,在概要阐述干扰资源分配的数学模型及其典型求解框架的基础上,以遗传算法、免疫算法、进化算法、粒子群算法、蚁群算法及其各种改进算法等为典型代表,对智能优化方法在干扰资源分配问题中的应用研究进展情况进行了综述,总结了各种方法的应用要点,展现了该应用方向上的发展现状,从而为各方法的工程应用和人工智能在电子战中的应用示范研究提供了有益借鉴。

关键词: 电子战; 干扰资源分配; 遗传算法; 免疫算法; 进化计算; 综述

中图分类号: TN972; TP183 文献标志码: A doi:10.3969/j.issn.1671-637X.2019.10.012

Application of Intelligent Optimization Methods in Jamming Resource Allocation: A Review

SHI Rong, LIU Jiang

(Science and Technology on Electronic Information Control Laboratory, Chengdu 610036, China)

Abstract: The jamming resource allocation in electronic warfare is a typical combinatorial optimization problem, and is also a NP-hard problem. Besides the typical mathematical programming approaches, all kinds of intelligent optimization methods have been widely used in recent years too. In this paper, the jamming resource allocation mathematic model and its typical solving framework are firstly introduced. Taking the genetic algorithm, immune algorithm, evolutionary computation, particle swarm optimization algorithm, ant colony algorithm, and the various improved methods as typical examples, a review is made to the research progresses of application of such intelligent optimization methods in jamming resource allocation problem. The main points of the application of each method are summarized with its development status. It can be taken as a reference for the engineering application of each method, and for the research of artificial intelligence in electronic warfare.

Key words: electronic warfare; jamming resource allocation; genetic algorithm; immune algorithm; evolutionary computation; review

0 引言

在电磁空间交战过程中,作战双方的干扰资源都是受限的,如何优化分配哪一部干扰机去干扰哪一个或哪几个电子目标,以便在有限的干扰资源总量条件下获得整体上的最佳电子攻击效果,是电子对抗作战行动中指挥决策所面临的一个重大问题^[1]。上述干扰

资源优化分配问题的求解不仅是雷达对抗关注的要点,在通信对抗和光电对抗中同样备受重视,同时也是研制电子战作战指挥辅助决策系统的核心关键技术之一^[2]。近十多年来,学术界和工业界针对此问题开展过大量的研究工作,公开发表的技术文献也反映了该应用研究方向上所取得的进展。求解干扰资源优化分配问题主要涉及如下几个方面:干扰资源的描述与集合构建;目标对象集合的确定;干扰效果的定量评价方法与评价指标的选取;干扰资源分配数学模型的构建;分配模型的最优化求解。本文主要针对最后一个方面的研究进展情况进行分析与总结。

收稿日期:2018-10-26

修回日期:2018-11-25

基金项目:国防重点实验室基金(6142105040103)

作者简介:石 荣(1974—),男,四川岳池人,博士,研究员,研究方向为电子对抗,通信与雷达系统等。

对于干扰资源分配问题的优化求解可采用运筹学中的数学规划方法,如匈牙利算法、贪心算法、基于连续循环的布尔操作法、模糊机会约束规划法、逼近理想解的排序法等,但由于目标函数的高度非线性和高维解空间搜索量巨大,上述方法的求解效果不佳。近年来人工智能领域中的各种计算智能方法被大量应用,并取得了一定的实用化效果。本文以此为切入点,在干扰资源分配问题及其典型求解框架概述的基础上,通过对已经公开发表的技术文献报道内容的梳理,总结归纳了电子战应用中干扰资源分配问题的智能优化方法的应用研究进展,以遗传算法(GA)、免疫算法(IA)、差分进化算法(DE)、粒子群算法(PSO)和蚁群算法(ACA)等为代表,对其应用条件、实施流程、求解效果等进行提炼总结与概要对比,对后续发展进行了展望。

1 干扰资源分配问题及其求解框架

1.1 问题描述

在干扰资源分配问题中,干扰资源集合 R 有 N 个资源,分别记为 $R_i, i \in \{1, 2, \dots, N\}$; 目标对象集合 T 中有 M 个目标对象,分别记为 $T_j, j \in \{1, 2, \dots, M\}$; 采用 $N \times M$ 维的收益矩阵 B 对干扰效果进行定量评价,即 B 中元素 b_{ij} 表示把干扰资源集合中的第 R_i 个资源作用于目标对象群中的第 T_j 个对象时,电子战行动实施方能够获得的收益,该收益值与目标的威胁等级、受干扰的程度等因素相关。于是,电子战中的干扰资源分配问题即是在已知 R, T 和 B , 并附加一定的资源分配约束条件 C 下,寻找最佳的资源分配方案,以使得电子战行动方能获得的总收益 S 达到最大值,即

$$S = \max \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M d_{ij} \cdot b_{ij} \cdot a_{ij} \quad (1)$$

式中: d_{ij} 为决策变量, $d_{ij} = 1$, 表示分配第 R_i 个干扰资源作用于第 T_j 个目标, $d_{ij} = 0$, 表示第 R_i 个干扰资源与第 T_j 个目标之间没有关联性; a_{ij} 表示应用附加因子,随不同的应用场景而变化,当某一个具体应用场景确定之后即为一个特定的确定值。在这一过程中还有各种约束条件 C , 不同的应用也会附加不同的约束条件。例如: 引入 $\sum_{j=1}^M d_{ij} = 1$ 的约束条件表示一部干扰机只能对一个目标实施干扰; 引入 $\sum_{i=1}^N d_{ij} = 1$ 的约束条件表示一个目标只能由一部干扰机进行干扰。虽然根据不同的附加约束条件,干扰资源优化分配问题将会呈现出不同的复杂程度,但从总体上讲,都可以通过求解式(1)的模型来获得次优解或者最优解。

1.2 求解框架

显然,上述问题是一个典型的带约束的组合优化

问题,最朴素的求解方法就是在整个解空间中遍历搜索来寻找最大收益所对应的资源分配方案,但是当解空间的维数增加时,搜索维度将剧烈膨胀,无法在有限的时间内完成对整个解空间的遍历搜索,所以这是一个典型的 NP 问题。求解 NP 问题时可采用各种智能优化算法来完成对巨大的整个解空间的启发式概率搜索,从而得到在耗费有限时间条件下的次优解甚至是最优解,其求解框架如图 1 所示。

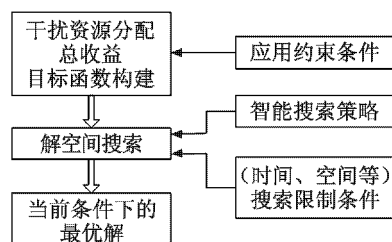


图 1 干扰资源分配问题求解框架

Fig. 1 The framework for solving jamming resource allocation problem

由图 1 可见,问题求解的关键在于智能优化策略设计中的解空间搜索技巧,在不同的优化方法中所采取的技术途径也各不相同,下面就对各种智能优化方法用于这一问题求解的情况进行归纳总结。

2 算法综述

2.1 基于遗传算法的问题求解

在电子战的干扰资源分配问题求解中,使用最多的智能优化算法就是 GA,在此方面发表的文献数量也最多。

2.1.1 经典遗传算法

基于达尔文的进化论思想,经典 GA 通过模仿自然界中的遗传机制,按照适者生存原则设计出了智能随机搜索策略,来求解复杂的最优化问题。文献[3]使用经典 GA 来求解干扰资源优化分配模型,采用符号编码方式进行基因描述,并给出了选择、交叉、变异等操作的具体设计流程,通过 2 个示例展示了经典 GA 在该类问题求解上的实用性;文献[4]采用经典 GA 对地面防空对抗系统中的干扰资源优化分配问题进行求解,并通过仿真验证了其可行性;文献[5]阐述了经典 GA 在光电干扰资源分配中的应用,获得了最佳分配方案;文献[6]介绍了经典 GA 在卫星通信对抗中干扰资源分配问题求解的应用情况;文献[7]针对伴飞式编队干扰机对组网雷达实施干扰的应用场景,建立了突防过程中的干扰资源优化分配模型,并采用经典 GA 进行求解,最后仿真验证了该方法的可行性。

由上可见,经典 GA 不仅用于雷达干扰资源的分配,而且也应用于通信干扰资源与光电干扰资源分配。

实际上,除了上述经典 GA 的应用之外,对 GA 的改进研究与应用也层出不穷。

2.1.2 各种改进的遗传算法

1) 对 GA 中选择操作的改进。

经典 GA 中的选择操作为轮盘赌选择,文献[8-9]对这一操作都做了相同的改进,并用于干扰资源分配问题的求解,文献[8]中将改进后的操作称为“自适应排序选择”操作,而文献[9]中将改进后的操作称为“动态选择概率”操作。该方法将当前种群的平均适应度与最优适应度之间的比值作为参考变量,分别计算出当前种群中最优和最差个体的评价价值,并以此来确定各染色体被选择到的概率。在种群进化初期,最优和最差个体的评价价值比较接近,各染色体被选择到的概率也基本一样,GA 将获得较强的全局随机搜索能力;在种群进化后期,最优和最差个体的评价价值相差较大,适应度越大的染色体被选择到的概率也就越大,GA 将获得较强的局部精确搜索能力。这样的初期求泛、后期求精的选择概率率既可有效避免 GA 早熟收敛,又可确保 GA 快速收敛到全局最优解。

2) 采用动态交叉率与变异率。

经典 GA 中交叉率通常为固定值,在种群进化初期,种群个体适应度参差不齐,如果交叉率低,会造成进化速度缓慢;在种群进化后期,种群个体已经具有较高的适应度,如果交叉率高,会破坏比较优秀的个体而导致算法不能正常收敛。文献[10]设计了动态交叉率机制,当参加交叉的个体中较大的适应度小于平均适应度,采用最低交叉概率;反之,则使用参加交叉的个体适应度、当前种群的平均适应度、最小适应度和最优适应度计算一个新的交叉概率。在此基础上按照同样的思路设计类似的动态变异率。通过动态交叉率与动态变异率使得算法在初期产生的个体具有多样性,而在后期产生的个体具有稳定性,有效避免陷入局部收敛或收敛速度缓慢等问题,从而提升了干扰资源分配问题求解的效率。

3) 对基因遗传方式进行改进。

文献[11-12]都采用改进的 GA 对组网雷达干扰中的干扰资源分配问题进行求解,其改进的要点主要是增加了将父代精英个体的一组基因直接遗传并保留到子代的操作,将交叉步骤变为根据排序对群体进行筛选的选择操作,得到了相对于传统 GA 更优的分配方案和更少的迭代次数。文献[13]针对多目标和多约束条件下的动态干扰资源分配问题,提出了具有修复能力的改进遗传算法,进一步提高了优化求解的效率。

4) 量子遗传算法。

文献[14]针对自卫干扰场景,采用量子遗传算法

求解干扰资源调度模型,并根据平台限制,采用了不可行解修复策略和改进进化算子来处理约束条件。量子遗传算法通过量子比特概率幅对染色体进行编码,引入量子逻辑门机制实现染色体的演化,吸收了量子计算的优点。通过量子染色体编码、染色体测量、量子门旋转和精英保留来获得比传统 GA 更好的寻优效果。文献[14]还针对随队支援干扰场景,采用基于快速非支配排序的遗传算法进行随队支援干扰的调度求解,获得了多个可行的调度方案供决策方进行选择。文献[15]针对光电信息系统作战应用,采用量子遗传算法来求解最佳干扰资源分配方案,对比仿真结果表明了量子遗传算法相对于传统 GA 的优越性。

5) 小生境遗传算法。

文献[16-17]利用改进的小生境遗传算法来求解多平台协同干扰资源分配问题,通过仿真验证了新算法的收敛性明显优于基本 GA。小生境遗传算法就是将每一代个体划分为不同种类,每一类中选出一些适应度高的个体作为该类的优秀个体代表组成下一代种群;然后在新种群内部及不同种群之间通过交叉、变异产生新一代个体,同时采用预选择、排挤或分享机制完成选择操作。小生境遗传算法既可保持种群的多样性,也能提升算法的全局寻优能力与寻优速度。

6) 将其他智能优化方法与遗传算法相结合。

文献[18]将具有量子行为特征的粒子群优化方法与具有自调节能力的遗传算法结合起来,以解决针对组网雷达的编队协同干扰中的干扰资源优化分配问题,并将该算法与整数值的遗传算法、标准粒子群优化算法以及具有量子行为特征的粒子群优化算法进行对比,仿真显示了该算法在求解质量、鲁棒性、收敛速度和可靠性等方面的优越性。

2.2 基于免疫算法的问题求解

2.2.1 免疫算法

人工免疫算法(IA)与 GA 都同属于进化算法这一大类,所以具有很多相似性:二者都采用了选择、交叉和变异操作。人工免疫算法不但采用交叉和变异操作来保持种群的多样性,而且还引入了抗体浓度调节机制来控制特定抗体在种群中所占比,增强抗体种群对其多样性的控制,避免算法陷入早熟。抗体 u 在种群内的浓度 $L(u) = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N C_{uj}$, 当 $q_{uj} \geq h_T$ 时 $C_{uj} = 1$, 当 $q_{uj} < h_T$ 时 $C_{uj} = 0, j = 1, 2, \dots, N$ 。其中: N 为抗体数; h_T 为抗体相似度阈值; q_{uj} 为第 u 与第 j 个抗体之间的相似度。抗体的选择操作依据期望生存率, 抗体 u 的期望生存率 $P_{L,u} = [Q_u(1 - r_u)] / [L(u) \sum_{j=1}^N Q_u]$, Q_u 为抗体 u 的适应度, 当 $L(u) \geq h_L$ 时 $r_u = L(u)$, 当 $L(u) < h_L$ 时 $r_u = 0$, 其中,

h_L 为抗体浓度阈值。由上可见,当抗体的适应度大且浓度低时,其被选择到的概率就大,这就在充分保护了优秀抗体的同时,促进了浓度低的抗体有效繁衍。对比来看,GA 是以染色体个体的适应度作为唯一评价尺度,而 IA 将适应度与抗体浓度两者综合起来作为评价尺度。除此之外,IA 还引入了记忆机制,将优质抗体存储到记忆细胞中,加快了求解的速度。

文献[19]设计了一种能有效表达舰艇编队有源压制干扰资源分配的抗体染色体矩阵编码方案,并应用 IA 获得了有效的有源压制干扰资源分配方案;文献[20]同样采用 IA 来求解雷达干扰资源的分配问题,并验证了该方法的有效性;文献[21]设计了基于 IA 的系统干扰资源调度分配流程,通过免疫记忆机制,较好地抑制了进化过程中产生的个体退化现象,提高了算法的收敛速度,缩短了资源分配决策的生成时间;文献[22]引入免疫记忆和代谢机制,以抑制个体在进化过程中的退化,有效解决了协同干扰中的资源分配问题,缩短了决策时间。

2.2.2 其他进化算法

STORN 和 PRICE 在 1995 年首次提出差分进化算法 DE,该算法利用种群个体间的差分信息构造扰动量,通过贪婪竞争机制进行搜索,从而获得解空间的最优解。传统 DE 是通过实数向量编码来求解连续域中的最优化问题;对于离散空间中的组合优化问题,一般采用向前向后转化和相对位置索引策略来求解,又称为离散差分进化(Discrete Differential Evolution, DDE)算法。

文献[23]针对 DDE 存在早熟与收敛过慢的不足,基于 DE/best/1 策略对种群样本进行变异操作,最后通过贪婪机制实现样本更新。传统 DE 算法中的变异操作是以种群中某一个样本为参照,任意两个样本之差为扰动而构成;而改进方法中是以最优样本与 1 个差分项为基础设计变异操作。文献[23]采用改进方法对电子战中的协同干扰资源分配问题进行求解,获得了较好的结果。

2.3 基于粒子群算法的问题求解

2.3.1 经典粒子群算法

1995 年,美国的 KENNEDY 和 EBERHART 通过对鸟群捕食行为的研究提出了粒子群 PSO 智能搜索算法。该算法中每一只鸟被称为一个“粒子”,对应问题的一个解,即每一个粒子都有一个由被优化函数决定的适应值,适应值最高的粒子被称为最优粒子,所有粒子通过追随当前个体最优粒子和全局最优粒子而在解空间内进行搜索,于是这一原则就决定了每一个粒子当前在解空间中运动速度的大小与方向,从而也决定了本次迭代中该粒子所在的新位置。通过多次迭代,

大部分粒子都会聚集在最优解所在位置,从而完成最优化问题的求解。文献[24]将经典的 PSO 应用于雷达网干扰资源优化分配问题的求解。

2.3.2 各种改进的粒子群算法

1) 对适应度与速度计算的改进。

文献[25]采用改进型二进制粒子群算法来求解随队干扰动态资源分配问题,在适应度函数中加入罚函数将多目标优化问题转化为无约束单目标优化问题;同时采用 sigmoid 函数进行粒子速度转化,并实施粒子位置更新;最后通过仿真展示了改进算法的有效性与鲁棒性。

2) 对惯性因子与位置更新的改进。

文献[26]对 PSO 的改进措施有如下两点。① 采用线性减小的惯性因子。在初始阶段大的惯性因子使得算法不易陷于局部最优值;在后期阶段小的惯性因子使得算法不易出现振荡现象,快速平稳收敛。与此同时,在整个搜索期间,每个粒子“自身认知”系数由较大值线性减小,而“社会认知”系数由较小值线性增大。② 在位置更新之后的粒子群中,随机生成若干对位置点,将这些位置点的值相互交换而得到新的粒子,作为下一次迭代的粒子位置,这样的变异机制可避免搜索陷入局部最优值。

3) 引入遗传算法中的变异思想。

文献[27]通过引入遗传算法中的变异思想对原 PSO 进行改进,并将改进后的算法用于雷达组网有源干扰资源分配问题的求解,仿真结果表明改进算法在准确性方面有大幅度提升,同时,相比于改进的蚁群算法在具有同样优秀的准确性和实时性的同时,具有更高的稳定性。

4) 引入遗传算法中的交叉与变异操作。

文献[28]采用 PSO 来求解雷达干扰资源问题,并借鉴遗传算法的思想,引入了交叉与变异策略,使得粒子位置可以发生突变。先让每个粒子与全局最优粒子交叉,再与个体历史最优记录项交叉,然后在全体粒子中随机选择一部分粒子进行变异,最后淘汰一部分适应值差的粒子。交叉使得粒子迅速向全局最优靠拢,加快收敛的速度;而变异使得粒子能够跳出局部最优,避免收敛到局部最优解。实际上,文献[28]的方法是粒子群算法与遗传算法结合在一起的混合启发式搜索方法,由于交叉与变异操作的引入,粒子位置会出现跳跃式突变,这与经典粒子群中的粒子运动思想有一定的差异,不过仿真实验结果验证了该改进方法在雷达干扰资源分配问题求解中的有效性。

5) 量子粒子群方法。

文献[29]将量子粒子群(Quantum-behaved PSO)

算法用于干扰源资源分配问题求解。结合量子行为理论重新定义了粒子的速度与位置,采用了新的速度更新公式;同时引入量子力学中的波粒二象性概念,采用粒子波动函数,通过求解薛定谔方程并使用蒙特卡罗模拟方法计算得到了粒子在经典力学空间中的位置更新方程。该文献通过仿真验证了量子粒子群方法相对于经典 PSO 的优越性。

6) 改进的离散布谷鸟算法。

布谷鸟算法是粒子群算法中的一种,文献[30]针对敌我识别系统的协同干扰资源分配问题,采取了离散的布谷鸟优化算法,并针对原算法中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其中,实施改进。仿真结果表明,改进算法收敛更快、耗时更短,具有更好的寻优能力。

2.4 基于蚁群算法的问题求解

2.4.1 经典蚁群算法

意大利学者 DORIGO 在 1991 年提出的蚁群算法 ACA 的基本思想是通过构造抽象的蚂蚁群体,利用蚂蚁之间相互学习与合作的效应来搜寻问题的最优解。

文献[31]以远程支援干扰为应用背景,将干信比最大化作为优化目标,建立了考虑干扰对象作战价值的干扰资源分配模型,采用 ACA 进行优化求解,取得了较好的干扰压制效果。

文献[32]针对飞机突防任务中组网雷达干扰资源分配问题,综合考虑飞机位置变化时的干扰收益,利用概率加权法确定最终的目标函数,并采用经典 ACA 求解出了最优干扰资源分配策略。

在 ACA 中每只蚂蚁对应一部干扰机,分配第 i 部干扰机去干扰第 j 部雷达就等同于经典的旅行商问题 (Travelling Salesman Problem, TSP) 中的一段路径 L_{ij} , 每一条路径都有一个收益值,该收益值与干扰效能值直接对应。ACA 就是要使蚂蚁选择这些路径,不重复地到达各部雷达,并使得经过路径的收益值之和达到最大。在蚂蚁搜寻各条爬行路径时,它会在爬过的路径上留下信息激素,于是每条路径上所累积的信息激素的多少反映了该路径所受重视的程度。信息激素越大,后续吸引蚂蚁再次选择该路径爬行的概率也越大,蚂蚁在爬行路径选择时会以各条路径上信息激素的多少以及路径上的收益值来综合权衡选择哪一条路径。当然,信息激素也会随时间而挥发,以促使蚁群对新的路径进行搜索。通过多次迭代搜索,蚁群中的绝大部分蚂蚁都会沿着一条路径进行爬行,这条路径就是最终收敛到的最优解。

2.4.2 各种改进的蚁群算法

1) 改进状态转移规则与信息素更新规则。

文献[27]针对基本 ACA 在求解雷达组网有源干扰资源分配问题过程中存在准确率不高、实时性不强的缺点,改进了算法的状态转移规则和信息素更新规则,并通过对比性仿真试验验证了改进算法在准确性与实时性上的性能提升。

2) 对各环境策略进行优化。

文献[33]采用 ACA 对地对空多目标雷达干扰中干扰资源分配问题进行求解,针对传统 ACA 寻优速度慢、易陷入局部最优解等缺点,采用动态选择策略、信息素挥发参数自适应策略以及全局信息素更新机制和精英保留策略等对原有 ACA 进行改进,提升了算法的性能。

3) 引入模拟退火机制。

文献[34]针对干扰收益决策矩阵中数据之间的差异较小时基本 ACA 寻优准确性不高的问题,将模拟退火机制引入到 ACA,根据降温过程模拟中所设置温度值的大小得到一个概率,并以此概率来决定本次迭代之后得到的候选解集内的解是否加入更新集。于是在温度高时,能够高概率地接受候选集内的干扰收益值较差的解进入更新集,使得路径上的信息素分布更加广泛,增加了 ACA 搜索的广度,避免陷入局部最优解;当温度逐步降低时,接受概率变小,信息素将会集中分布在最优的路径上,加快算法的收敛速度。通过对比性仿真实验验证了在干扰资源分配问题求解中基于模拟退火机制的蚁群算法在收敛速度和寻优准确性方面都优于基本 ACA。

2.5 其他的智能优化算法

除了上述广泛使用的遗传算法、免疫算法、进化算法、粒子群算法、蚁群算法之外,其他的智能优化算法也被应用于干扰资源分配问题的求解。

2.5.1 模拟退火算法

METROPOLIS 于 1953 年仿照物理退火过程提出了模拟退火 (Simulated Annealing, SA) 算法,在对降温过程模拟中,在高温时以较高概率接受较差解,增加算法搜索的广度,避免陷入局部最优解;在低温时接受较差解的概率变小,确保能逐渐收敛于问题的最优解,所以 SA 本身就可以用于组合优化问题的智能寻优求解。文献[35]首先应用 SA 优先考虑威胁等级较大的雷达,将干扰压制概率较大的干扰资源进行优化分配;接着对剩余干扰资源进行第二次模拟退火优化分配,从而获得全局最优解。其仿真结果表明了该方法适用于“一对一”和“多对一”的干扰资源分配应用场景。文献[36]同样采用 SA,并考虑不同功率分配方案对误码率的影响,实现了干扰资源的有效分配,优化了电子战系统的作战能力。

2.5.2 蝙蝠算法

2010 年,英国学者 YANG 通过研究蝙蝠的回声搜索、定位、捕猎、障碍规避等行为提出了一种启发式仿生智能搜索算法,命名为蝙蝠算法(Bat Algorithm, BA)。该算法包含搜索脉冲频率、脉冲声强和发射脉冲频度 3 个要素。在求解过程中,将每只蝙蝠看成是解空间中一个带有适应值的可行解,每只蝙蝠通过调整搜索脉冲的频率、声强和发射脉冲的频度来追寻当前处于最优位置的蝙蝠,最终采用好的可行解替代较差的可行解,通过不断迭代操作使得整个种群在解空间内产生由无序到有序的变换,从而获得最优解。从该算法基本原理可知,蝙蝠算法近似于另一种形式的粒子群优化算法。文献[37]采用蝙蝠算法来解决舰载雷达电子对抗一体化应用中的多目标多任务射频资源分配问题。

2.5.3 类电磁机制算法

BIRBIL 和 FANG 于 2003 年提出的类电磁机制算法(Electromagnetism-like Mechanism, EM)是一种用于求解离散最优化问题的随机启发式搜索算法。EM 算法对物理电学中的带电粒子间的相互吸引与排斥现象进行模拟,吸引力的大小与粒子自身的目标函数值大小有关。目标函数值越优的粒子对其他粒子表现出的吸引力越大,反之,目标函数值越差的粒子对其他粒子表现出的吸引力越小,或者说对其他粒子表现出的排斥力越大。空间中每个带电粒子根据自身所受合力的大小与方向进行移动,不断朝着全局最好的位置移动,从而完成对整个解空间的智能搜索。EM 算法执行分为初始化、局部搜索、计算粒子所受合力、根据合力移动粒子 4 个步骤。每移动一次粒子,算法完成一次迭代,通过多次迭代来完成对解空间全局最优值的搜索。文献[38]将欧氏距离引入到局部搜索中对该算法实施改进,加快了算法的收敛速度,有效地求解了雷达干扰资源的优化分配问题。

2.5.4 分布协同拍卖算法

分布协同拍卖算法是随机生成竞拍顺序,各 Agent 按顺序竞拍自己要执行的任务,即在拍卖过程中,每个 Agent 根据贪婪法则,从构造好的方案列表中选择自己认为“最佳”的方案。在一轮竞拍完成之后得到整个系统任务的解决方案,如果系统还有更多的资源与时间,则生成新的竞拍顺序进行下一轮拍卖,从而获得新方案,如果新方案优于旧方案,则取代旧方案。在系统规定的资源和时间限制条件下,经过多轮拍卖获得当前最好的系统方案。实际上,只要进行足够多次的拍卖迭代,具有最大效益的最佳分配方案将会高概率地获得。文献[39-40]针对“多对多”雷达有源干扰资

源分配模型,设计了基于多 Agent 分布协同拍卖的雷达干扰资源分配算法,并通过仿真验证了其可行性。

2.5.5 基于 Hopfield 神经网络的算法

文献[41]利用 Hopfield 神经网络来求解雷达干扰资源优化分配问题,将干扰收益最大的目标函数与网络的能量函数的相反数相对应,在解空间内找到满足约束条件和最小化能量函数的全局最优分配方案,从而达到干扰收益的最大值。该文献将 Hopfield 神经网络与蚁群优化算法进行对比,其具有更快的收敛速度与更好的健壮性。

3 算法发展展望

3.1 算法比较

通过对上述公开发表的技术文献的分析归纳可知:采用人工智能中的智能优化方法来求解电子战中的干扰资源分配问题已有十多年历程,各类智能优化方法都有所应用,并且每一类方法也在不断地改进。遗传算法中的改进点主要体现在动态选择,动态交叉率与变异率,基因遗传方式,局部种群划分等;免疫算法与遗传算法同属于进化算法这一大类,二者之间比较相似;粒子群算法中的改进点包括适应度与速度的计算,惯性因子与位置的更新等;蚁群算法的改进点包括状态转移规则、信息素更新规则等。总的来看,对于同一类算法进行性能对比,各篇文献中的仿真结果都显示:在干扰资源分配问题的求解过程中,改进之后的算法在计算量、收敛速度、搜索到全局最优解的概率、鲁棒性等各方面性能都明显优于原有的经典算法。

由于上述各类智能优化算法各具特点,在不同条件下表现出不同的优势,所以对于各种不同类别的智能优化算法之间的性能对比目前还没有一个统一的定论,这也是上述各类方法之间相互借鉴融合发展的重要原因之一。例如将粒子群优化算法与遗传算法相结合、在蚁群算法中引入模拟退火机制等,这种博采各类方法之长的综合方法,其性能会进一步提升,这也是干扰资源分配问题的各类智能优化求解方法后续的重要发展趋势之一。

3.2 算法展望

展望未来,干扰资源分配问题的智能优化方法应用研究还需要关注如下几个方面。

1) 需进一步加强各类智能优化方法之间的性能对比分析。截至目前,大部分文献开展的性能对比试验都局限于同一类方法,而不同类方法之间,例如遗传算法与蚁群算法之间,免疫算法与粒子群算法之间等,在干扰资源分配问题求解应用中的性能对比理论分析与实验工作还有待进一步开展。只有这样,才能确定

在干扰资源分配问题求解中哪一类方法具有更大的优势,从而为后续的工程应用方法优选提供参考。

2) 性能的定量分析还需进一步研究。前文介绍的所有智能优化方法都是一种启发式随机搜索算法,由于具有随机性,并不能确保每次程序运行都能得到一样的结果,这给上述方法的性能定量分析带来了不确定性,当然这个问题还需要回到智能优化方法本身的研究中去考虑,将基础理论与应用计算相结合,给出算法的性能界。

3) 各类智能优化方法的融合应用。虽然已有少数文献对此方向进行过探索,例如将遗传思想应用于粒子群算法,但各类方法之间的取长补短、相互借鉴与融合研究仍然不多。如前文所述,针对原有智能优化方法的改进已经探讨得比较全面,近期要获得进一步较大性能提升的空间有限,所以走多方法融合之路可能具有更好的发展前景。

4) 问题求解的规模大小与适应性还需要进一步验证。目前上述文献报道的实验结果中问题规模都比较小,仿真中采用的资源个数大部分都没有超过 20,在实际工程应用中资源规模的数量动辄都是上百,在问题规模增大时,各种智能优化方法的实用性还需进一步验证,只有这样才能为后续的实际工程应用奠定基础。

5) 干扰资源分配问题的模型构建本身还需进一步优化。虽然这与智能优化方法应用并不直接关联,但模型构建的准确性和逼真性将直接关系到工程实际应用的适应性。干扰资源分配问题的求解要作为电子战辅助决策支持系统的核心关键之一,必然会涉及到求解结果的可信度评价,可解释性的展现,只有将模型本身构建准确了,该问题的求解结果对电子战指挥控制的实施才有更大的价值。

4 结束语

本文对电子战中干扰资源分配问题的智能优化方法应用研究进展进行了全面的归纳总结,充分反映了该应用技术方向上的研究现状。一方面,从技术类别划分上讲,遗传算法、免疫算法、差分进化算法、粒子群算法、蚁群算法、模拟退火算法、蝙蝠算法、类电磁机制算法、分布协同拍卖算法、神经网络等实际上都属于人工智能中的计算智能研究的范畴,虽然在电子战中仅是利用这些智能优化方法来解决电子对抗中的应用性问题,但在应用过程中也对上述方法进行了各种改进,反过来促进了各种智能优化方法自身的不断完善与发展。另一方面,通过对上述方法的应用条件、实施流程、求解效果等进行总结与对比,并对后续发展进行展

望,也为这些智能优化方法的工程应用推进和人工智能在电子战中的应用示范研究提供了重要参考,而这一点也是当前认知电子战关注的重点之一。

参 考 文 献

- [1] STREETLY M. Jane's radar and electronic warfare systems 2010-2011 [C]//HIS Jane's, 2010:529-611.
- [2] EBBUTT G, GRIFFITH H, WILLIAMSON J. Jane's C4ISR & mission systems, joint & common equipment 2017-2018 [C]//HIS Jane's, 2017:3-17.
- [3] 高彬,吕善伟,郭庆丰,等. 遗传算法在电子战干扰规划中的应用[J]. 北京航空航天大学学报, 2006, 32(8):933-936.
- [4] 王铁红,李莹. 地面防空对抗系统干扰资源优化分配研究[J]. 中国电子科学研究院学报, 2008, 3(5):441-445.
- [5] 王铁红,吕跃广,刘珍阳,等. 基于遗传算法的光电干扰资源优化分配研究[J]. 红外与激光工程, 2007, 36(6):963-967.
- [6] 陈锋. 基于遗传算法的卫星通信干扰资源分配[J]. 指挥控制与仿真, 2011, 33(5):37-40.
- [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.
- [8] 韩国玺,何俊,茆学权,等. 基于改进遗传算法的雷达干扰资源优化分配[J]. 火力与指挥控制, 2013, 38(3):99-102.
- [9] 张运豪,刘聪锋. 基于动态选择遗传算法的雷达干扰资源分配[J]. 电子科技, 2014, 27(11):142-145.
- [10] 段先华,孙庆国,蔡丹. 基于改进遗传算法的协同干扰资源优化分配[J]. 江苏科技大学学报:自然科学版, 2016, 30(5):466-472.
- [11] 王润芃,任耀峰. 基于改进遗传算法的雷达组网干扰资源分配问题研究[J]. 计算机与数字工程, 2017, 45(11):2148-2151.
- [12] 宗思光,刘涛,梁善永. 基于改进遗传算法的干扰资源分配问题研究[J]. 电光与控制, 2018, 25(5):41-45.
- [13] XUE Y, ZHUANG Y, NI Q T, et al. One improved genetic algorithm applied in the problem of dynamic jamming resource scheduling with multi-objective and multi-constraint [C]//The 5th International Conference on Bio-Inspired Computing: Theories and Applications, IEEE, 2010:708-712.
- [14] 熊维毅. 多平台干扰资源智能调度模型与方法[D]. 成都:西南交通大学, 2017.

- [15] 吴涛,王迅. 基于量子遗传算法的光电干扰资源优化分配研究[J]. 舰船电子工程, 2011, 31(10):156-158.
- [16] 张哲. 基于多平台协同对抗技术研究[D]. 镇江:江苏科技大学, 2016.
- [17] 陆文博,刘春生,周青松,等. 基于小生境遗传算法的干扰资源优化分配技术[J]. 电子信息对抗技术, 2014, 29(3):33-37.
- [18] JIANG H, ZHANG Y, XU H. Optimal allocation of cooperative jamming resource based on hybrid quantum-behaved particle swarm optimisation and genetic algorithm[J]. IET Radar, Sonar & Navigation, 2017, 11(1):185-192.
- [19] 陈晋鹏,王红军,阮旻智,等. 基于人工免疫算法的编队压制干扰资源分配[J]. 航天电子对抗, 2008, 24(5):46-49.
- [20] 张运豪. 基于免疫算法的多策略雷达干扰资源分配方法[D]. 西安:西安电子科技大学, 2014.
- [21] 翟晓峰. 资源调度机制的研究及其在电子对抗中的应用[D]. 南京:南京航空航天大学, 2010.
- [22] ZHAI X F, YI Z. IIGA based algorithm for cooperative jamming resource allocation [C]//Asia Pacific Conference on Postgraduate Research in Microelectronics & Electronics, IEEE, 2009:368-371.
- [23] 吴娜,车蕾. 基于改进 DDE 算法的协同干扰资源分配[J]. 电光与控制, 2018, 25(2):107-110.
- [24] 涂拥军,李静,厉春生,等. 基于粒子群算法的雷达网干扰资源分配技术研究[J]. 现代防御技术, 2009, 37(6):101-104.
- [25] 向崇文,姜青山,屈振. 随队干扰动态资源分配模型与算法[J]. 指挥控制与仿真, 2017, 39(2):85-89.
- [26] 徐华,吴玮琦. 改进 DPSO 算法在干扰资源分配中的应用[J]. 电子信息对抗技术, 2012, 27(1):51-54.
- [27] 代新朋. 雷达组网有源干扰资源分配方法研究[D]. 大连:大连理工大学, 2014.
- [28] 肖海泉,文友斌. 雷达干扰资源的粒子群分配技术研究[J]. 舰船电子对抗, 2011, 34(2):1-5.
- [29] 张养瑞. 对雷达网的多机伴随式协同干扰技术研究[D]. 北京:北京理工大学, 2015.
- [30] 李东生,高杨,雍爱霞. 基于改进离散布谷鸟算法的干扰资源分配研究[J]. 电子与信息学报, 2016, 38(4):899-905.
- [31] 谷学强,陈璟,王克波. 基于蚁群算法的电子战干扰资源分配方法研究[C]//系统仿真技术及其应用学术会议, 2008:752-755.
- [32] 陈雅雯,曾丽芳,夏伟杰,等. 突防任务中组网雷达干扰资源分配研究[J]. 现代雷达, 2015, 37(6):6-9.
- [33] 何凡,祁世民,谢贵武,等. 改进蚁群算法求解多目标雷达干扰资源优化分配[J]. 火力与指挥控制, 2014, 39(6):111-114.
- [34] 王凌晓. 雷达遮盖式干扰及干扰资源优化分配研究[D]. 大连:大连理工大学, 2011.
- [35] 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.
- [36] SHAO S, ZHANG T, YE F. Jamming resource allocation aimed to data link based on simulant annealing algorithm [C]//Progress in Electromagnetics Research Symposium, IEEE, 2017:1-5.
- [37] 王龙涛,姜宁. 基于蝙蝠算法的舰载一体化雷达电子对抗资源调度[J]. 指挥控制与仿真, 2017, 39(5):12-17.
- [38] 吴琼. 基于类电磁机制的雷达干扰资源优化分配算法研究[D]. 大连:大连理工大学, 2009.
- [39] 吕明山,姜宁. 多平台雷达有源干扰资源分配算法[J]. 火力与指挥控制, 2013, 38(6):55-58.
- [40] LYU M S, LIU D L, JIANG N, et al. Radar jamming resources assignment algorithm for EW real-time decision support system of multi-platforms [C]//International Conference on Intelligent Control and Information Processing, IEEE, 2010:83-86.
- [41] 房明星,王杰贵,朱宇. 基于 Hopfield 神经网络算法的雷达干扰资源分配[J]. 火力与指挥控制, 2014, 39(2):76-80.