

基于演化博弈的网络信息体系资源优选^①



王楠^{1,2}, 张婷婷^{1,2}, 左毅², 陈镜³

¹(陆军工程大学 指挥控制工程学院, 南京 210007)

²(信息系统需求重点实验室, 南京 210007)

³(中国电子科技集团公司第五十四研究所, 石家庄 050081)

通信作者: 张婷婷, E-mail: 101101964@seu.edu.cn

摘要: 网络信息体系是我军构建的新一代指挥控制作战体系, 具有动态应对任务和环境变化的优势, 通过对全网作战资源实施优选, 实现作战效能最大化. 随着人工智能等技术的发展, 当前主要依靠预案实施的优选方法无法适应智能、无人设备自进化, 且对战场态势覆盖不足. 针对上述缺陷, 本文以防空反导作战体系为例, 研究在物理节点损毁的情况下的资源集成方案求解问题, 采用 down-selection 模式将资源集成方案求解问题转化为组合优化问题, 通过增加扰动限制改进了演化初始策略形成机制, 提出了基于演化博弈的资源优选方法. 方法在 Netlogo 平台上进行了仿真, 验证了有效性, 且对比基于遗传算法的资源优选方法, 所求的方案任务完成度平均提高 6.4%.

关键词: 网络信息体系; 演化博弈; 资源优选算法; 扰动限制

引用格式: 王楠, 张婷婷, 左毅, 陈镜. 基于演化博弈的网络信息体系资源优选. 计算机系统应用, 2022, 31(12): 359-367. <http://www.c-s-a.org.cn/1003-3254/8836.html>

Resource Optimization of Network Information-centric System of Systems Based on Evolutionary Game

WANG Nan^{1,2}, ZHANG Ting-Ting^{1,2}, ZUO Yi², CHEN Jing³

¹(Command & Control Engineering College, Army Engineering University of PLA, Nanjing 210007, China)

²(Key Lab of Information System Requirement, Nanjing 210007, China)

³(The 54th Research Institute of China Electronics Technology Group Corporation, Shijiazhuang 050081, China)

Abstract: The network information-centric system of systems (SoS) is a new generation of command-and-control operational SoS proposed by the PLA, which has the advantage of dynamic response to missions and environmental changes. It optimizes the operational resources of the whole network to maximize operational effectiveness. With the development of artificial intelligence and other technologies, the current optimization method, which mainly depends on the implementation of plans, can neither adapt to the self-evolution of intelligent and unmanned equipment nor cover the battlefield dynamics. Considering the above defects, this study takes the air and missile defense operational SoS as an example to study the solution to the resource integration scheme in the case of physical node damage. The down-selection model is adopted to transform the solution to the resource integration scheme into a combinatorial optimization problem, and the formation mechanism of initial evolutionary strategy is improved by adding disturbance restrictions. Thus, a resource optimization method based on the evolutionary game is proposed. The effectiveness of the method is verified by simulations on the Netlogo platform. Compared with the result of the resource optimization method based on the genetic algorithm, the task completion of the solution by the proposed method is increased by 6.4% on average.

Key words: network information-centric system of systems (SoS); evolutionary game; resource optimization algorithm; disturbance limits

① 基金项目: 国家自然科学基金青年项目 (61802428); 军委科技委基础加强计划技术领域基金 (2019-JCJQ-JJ-014)

收稿时间: 2022-03-27; 修改时间: 2022-04-22; 采用时间: 2022-05-11; csa 在线出版时间: 2022-08-12

1 引言

为实现联合全域作战能力,2014年我军提出“网络信息体系”^[1]作战概念,其本质是作战体系^[2],通过将全网的感知节点、情报分析节点、决策节点、火力打击节点等组合集成为一个有机整体,以具备遂行作战的能力.为应对动态任务和环境,网络信息体系构建要求资源要素解耦合、入网即用.为实现作战任务,大量的作战资源需要动态调用,因此高效选择哪些作战资源入网成为指挥员面临的问题,指挥员希望网络信息体系能自动给出面向任务的作战资源集成方案优选,以供选择.

战场环境变化频繁复杂是网络信息体系资源优选面临的重大挑战.未来战场中作战要素互相交错,智能化、无人化、集群化资源要素的占比逐渐增大^[3].随着精确打击技术的成熟,物理节点损毁成为未来战场环境变化的重要因素之一.2021年12月24日,伊朗革命卫队在代号为“伟大先知-17”的大规模军演最后一天,连续发射了16枚包括远程、中程、短程等多种射程的弹道导弹,全部精准命中并摧毁了数十个军事目标,精准打击技术的发展使得物理节点损毁这一变化频繁出现.网络信息体系进入未来战场,环境将更加复杂严峻,如果不能及时应对战场环境变化做出反应,及时在存活节点中优选集成恢复能力,将会带来不可估量的损失.

网络信息体系的特性是资源优选面临的又一难题.相比我军当前使用的指挥信息系统,网络信息体系规模庞大,各类节点资源分布广、数量多且趋于智能化.目前,我军作战资源的选取主要依靠预案,选择想定与当前战场态势相近的预案,再根据预案选取节点资源完成任务.随着人工智能技术的发展,AI技术越来越多的应用于战场,依靠预案的方式进行资源集成有明显不足.一方面随着智能、无人设备的大量使用,其能力通过自学习发生变化与预案设计基础不符;另一方面当前作战是一种快速决策、动态干扰的作战样式,预案难以覆盖复杂的未来战场态势,使得资源集成不精确、动态调整资源组合效率低.因此在高动态环境未来战场,如何根据战场态势精确给出资源集成方案是网络信息体系建设中亟待解决的难题.

为使作战体系能够应对高变化的战场环境,王维平等^[4]在智能化多无人集群作战体系背景下,从任务流程适变、组织指控柔性和装备功能抗毁3个方面设

置动态适变机制;赵鑫等^[5]针对现有指挥信息系统,建立了基于“环境认知环-决策执行环”的“双环”自主适变机制;张维明等^[6]结合马尔科夫链,研究了网络信息体系在敌我动态博弈中的策略选取,设计了基于理论解析与数据仿真的适变分析框架.上述文献在宏观角度上,研究应对高变化战场环境的作战体系架构设计与机制设置,为网络信息体系应对战场环境变化的资源集成方案调整给出了基本框架.

本文在文献[4-6]给出的框架基础上,关注资源优选的具体实现,从典型场景下的现实问题出发,以防空反导作战体系为网络信息体系示例,提出一种基于演化博弈优化的资源优选方法,解决部分物理节点损毁后,如何精确给出资源集成方案以尽量恢复体系核心能力的问题,为提升网络信息体系的抗毁性提供有效的方法和实验验证.

首先,提出一种基于演化博弈优化的资源集成方案求解模型;接着,对模型与问题适用性进行了论证,通过增加扰动过程限制的改进,提出了资源优选算法;最后,通过仿真实验验证了算法的可行性,并分析了算法效果.第2节对系统集成方案求解问题进行分析与形式化描述;第3节介绍了演化博弈优化的基本思想;第4节提出了问题求解模型并基于此设计了资源优选方法;第5节构建数据集、设计实验验证算法效果;第6节总结和展望.

2 相关研究

针对资源集成方案求解问题,胡瑞淇等^[7]提出了一种表达式树结构的描述方法,并通过遗传算法对车间柔性调度问题进行求解;周康等^[8]用网络计划图形式化描述问题,通过遗传算法进行资源优选;王有远等^[9]将任务按照有无依赖关系描述为两个集合,设备资源描述为一个集合,在此基础上建立设备资源双层优化模型,通过搜索最恰当映射关系解决资源最优分配问题;Xiao等^[10]用演化博弈解决虚拟资源重新分配的问题,不仅考虑新的分配方案的资源消耗,还考虑到新旧方案迁移的消耗,建立了综合的能耗模型作为评价函数,但以上研究主要针对同构资源分配,在处理网络信息体系背景下的异构节点资源上并不适宜.Arthanari^[11]以系统稳定性为关注点,分别将设计和目标作为博弈双方,分析影响性能的“噪声因素”和“信噪比”,通过二元零和博弈公式选定组合方案.Ghotbi等^[12]将影响目

标的变量作为博弈主体,利用 Stacklberg 博弈方法对优化问题进行求解.以上方法研究系统的构成较为简单,但网络信息体系是一种复杂军事系统,构成要素众多、集成度高,直接通过博弈结构描述问题及建模会导致模型过度复杂而难以求解.

为实现较大规模异构资源优选,有学者将资源集成方案求解问题看作组合优化问题^[13-17],在此基础上, Yuan 等^[14]通过粒子群算法求解云资源优选问题, Ergu 等^[15]通过对资源和用户进行偏好排序给出了云资源优选方法, Warneke 等^[17]提出了一个动态资源优选框架,将问题形式化为组合优化问题的描述方法在解决大规模云计算异构资源上取得了较好的效果. Crawley 等提出了 down-selection 模式^[13]用于复杂系统架构设计,将资源集成方案求解问题看作组合优化问题,根据目标函数设定,从可用资源集中选取资源组合价值最高的资源子集或从需求列表中选择能完成任务更好的需求满足资源子集,将资源集成方案选择求解问题转换成集合同构子集构造问题,与 0/1 整数背包这一经典组合优化问题相似.在此基础上建立的问题求解模型相对简单,避免了建模过度复杂的问题,同时可以处理异构资源.

虽然 down-selection 模式将问题描述得尽量简化,易建模求解,但组合优化问题仍然是 NP-Hard 问题,需要启发性的优化算法求解.文献 [7,8] 通过遗传算法进行了资源优选,文献 [9,14] 采用了粒子群算法,遗传算法和粒子群算法作为非梯度优化随机搜索算法在求解组合优化问题上有着广泛的应用,文献 [18] 在前期研究成果上提出的网络信息体系演化分析方法也采用了遗传算法,但遗传算法和粒子群算法都存在容易限于局部最优^[19-21]的问题.文献 [11,12] 通过博弈论对资源集成方案问题进行求解,但经典博弈论基于完全理性的假设,并在完全信息条件下进行博弈^[22],网络信息体系构成复杂且运行环境多变未知难以达到这样的条件.叶俊^[23]将演化博弈用于组合优化问题求解,提出了演化博弈优化算法,并针对背包问题这一典型组合优化问题对算法进行了论证与仿真.该算法在解决一维背包问题和多维背包问题中解的质量相对遗传算法有明显的优势,在相同的问题中演化博弈优化取得了价值更高的解,有效避免了限于局部最优的问题,且获得了更高的计算效率.

基于上述研究,本文将借鉴 down-selection 模式对

问题进行形式化描述,并采用演化博弈优化方法来设计资源优选算法.但作为复杂的组合优化问题,以 down-selection 模式描述的集成方案求解问题与背包问题还有区别,集成方案的目标函数需要考虑节点之间的冗余、协同等现象,与决策空间非线性相关,且计算过程更为复杂.因此算法设计中要根据问题对用到的定理重新论证,另外文献 [23] 中的初始策略组合在当前最优策略组合基础上经过扰动获得,有概率扰动出重复策略组合,从而获得同样的演化结果,降低计算效率,对于目标函数更复杂的集成方案求解,计算效率会受到更大影响.

3 问题分析与描述

当物理节点损毁时需要作战体系快速准确的给出作战源组合方案^[5],如何优选存活资源入网以恢复体系核心能力是一个关键难题.本文借鉴 down-selection 模式,首先针对网络信息体系领域资源集成方案求解问题进行描述,描述为给定约束条件下,从存活节点集合中求解子集,使得子集能够满足任务需求.本文从决策空间、约束函数、目标函数 3 个方面描述问题.比如,网络信息体系中的物理节点可能发生损毁、或因通信中断无法入网,供电系统发生故障,部分节点资源需依靠不间断电源或其他临时供电设备运行,因而此时资源优选方法的决策空间为存活节点集,受到的约束主要为电能消耗约束,目标为作战效能最大并用核心任务的完成度衡量.

3.1 决策空间——节点资源

以防空反导作战体系为例,本文根据“OODA 环”作战模型^[24]进行资源集构建,基于任务将资源节点分为感知节点、情报分析节点、决策节点、火力打击节点(通信节点作为各类节点入网的手段不单独分析) 4 类:感知节点主要有警戒雷达,远方雷达,近方雷达,火控雷达,制导雷达等,情报处理节点主要有雷达情报指挥系统,雷达情报传递处理系统,全源分析系统(ASAS),情报电子战系统(IEW)等,决策节点主要有防空导弹火力分配决策支持系统(DSS),综合防空与导弹防御作战指挥系统(IBCS),机动控制系统(MCS)等,火力节点主要有红旗-9,红旗-12, S300, S400 等.各类节点与任务完成、电能消耗的相关属性如表 1 所示.

在此基础上给出存活节点定义,如定义 1.

定义 1. 存活节点. 给定存活节点集合 S , 集合中元

素 $s_i \in S$ 表示一个节点, 对应表 1, 元素属性 $s_i.cl$ 表示节点类别, 取值范围为 $\{O_b, O_r, D, A\}$, 元素的其他属性由元素该属性取值决定;

表 1 节点资源属性

| 类型 | 能力生成属性 | 资源消耗属性 |
|--------|----------------------|------------|
| 感知节点 | 精确度 (高、中、低) 感知范围 | 能耗 |
| 情报处理节点 | 分析力 | 能耗 |
| 决策节点 | 决策力 | 能耗 |
| 火力节点 | 打击火力 (强、中、弱) 打击范围 | 弹药消耗 能耗 |

对于 $s_i.cl = O_b$ 的元素, 所代表的节点为感知节点, 元素具有: 属性 $s_i.Do$ 取值范围为 $\{H, M, L\}$, 分别表示节点感知精确度为高、中、低, 属性 $s_i.Oo(x, y)$ 为两个常数组成的二元组, 表示感知范围的圆心; 属性 $s_i.ro$ 为常数, 表示节点感知范围的半径; 属性 $s_i.En$ 为常数, 表示节点能耗。

对于 $s_i.cl = O_r$ 的元素, 所代表的节点为情报分析节点, 元素具有: 属性 $s_i.Po$ 为常数, 表示节点分析力; 属性 $s_i.En$ 为常数, 表示节点能耗。

对于 $s_i.cl = D$ 的元素, 所代表的节点为情报分析节点, 元素具有: 属性 $s_i.Do$ 为常数, 表示节点决策力; 属性 $s_i.En$ 为常数, 表示节点能耗。

对于 $s_i.cl = A$ 的元素, 所代表的节点为打击节点, 元素具有: 属性 $s_i.Da$ 取值范围为 $\{H, M, L\}$, 分别表示节点打击强度为高、中、低, 属性 $s_i.Oa(x, y)$ 为两个常数组成的二元组, 表示打击范围的圆心; 属性 $s_i.ra$ 为常数, 表示节点打击范围的半径; 属性 $s_i.En$ 为常数, 表示节点能耗。

3.2 目标函数——任务完成度

根据特定场景中尽量完成核心的目标, 将任务完成度为目标函数。防空反导作战体系的核心任务是识别打击空域威胁对象, 根据系统科学和“OODA”环作战理论, 任务可分解可以简单分解为目标感知、情报处理、决策控制、火力打击几个基础功能, 基础功能形成闭合回路并反复迭代以完成防空反导任务, 节点资源集成需要满足 4 个基础功能的需求, 且因为基础功能需要反复迭代, 每一轮迭代中基础功能的需求可能不同, 借鉴基于贝叶斯网络能力生成模型^[25], 用若干条任务需求来描述任务, 再用每个需求的满足度之和来描述任务完成度。给出任务定义、任务需求属性:

定义 2. 任务. 给定任务的需求集合 R , 对于每一条需求 $r_i \in R$, $r_i.\omega$ 是任务对该条需求的需求度, 满足

$$\sum_{r_i \in R} r_i.\omega = 1, r_i.cl \text{ 为需求类别, 每个需求类别对应属性如表 2 所示.}$$

表 2 需求类别属性

| 类别 | 属性 |
|-------|--|
| ObH | 高精度感知范围上下限 $AoHu_i, AoHl_i$, 其中 $AoHu_i \supseteq AoHl_i$ |
| ObM | 中精度感知范围上下限 $AoMu_i, AoMl_i$, 其中 $AoMu_i \supseteq AoMl_i$ |
| ObL | 低精度感知范围上下限 $AoLu_i, AoLl_i$, 其中 $AoLu_i \supseteq AoLl_i$ |
| Or | 情报分析力上下限 $Cou_i > Col_i$, 其中 $Cou_i > Col_i$ |
| D | 决策力上下限 Cdu_i, Cdl_i , 其中 $Cdu_i > Cdl_i$ |
| AH | 强打击程度范围上下限 $AaHu_i, AaHl_i$, 其中 $AaHu_i \supseteq AaHl_i$ |
| AM | 中打击程度范围上下限 $AaMu_i, AaMl_i$, 其中 $AaMu_i \supseteq AaMl_i$ |
| AL | 弱打击程度范围上下限 $AaLu_i, AaLl_i$, 其中 $AaLu_i \supseteq AaLl_i$ |

以高精度感知范围 ObH 这一需求为例, 上限 $AoHu_i$ 描述的含义为超过此范围对该任务完成不能提供帮助, 需求完成度为 1. 下限 $AoHl_i$ 描述的含义为低于此范围则不能完成该任务, 完成度为 0.

通过表 2 中的属性计算出每一条需求的完成度, 根据定义 2 累计求和进一步计算出任务完成度给出具体计算方式如下:

为便于描述, 定义如下函数表示范围的相交与相减计算:

$$Ins(f_1(x, y), f_2(x, y)) = \{(x, y) | (x, y) \in f_1(x, y) \wedge (x, y) \in f_2(x, y)\} \quad (1)$$

$$Minus(f_1(x, y), f_2(x, y)) = \{(x, y) | (x, y) \in f_1(x, y) \wedge (x, y) \notin f_2(x, y)\} \quad (2)$$

其中, X, Y 分别是函数 f_1, f_2 的参数集合。

对于集成方案 $S' \subseteq S$, 当前可提供高精度感知范围 AoH 为:

$$\begin{cases} AoH = \{(x, y) | \exists (s_i \in S' \wedge s_i.cl = O_b \wedge s_i.Do = H) \\ \text{s.t. } (x - s_i.Oo_x)^2 + (y - s_i.Oo_y)^2 \leq s_i.ro^2\} \end{cases} \quad (3)$$

若 $AoHl_i \subseteq AoH$, ObH 类需求完成度为:

$$c_i(S') = \frac{\iint_{x,y} Minus(Ins(AoHu_i, AoH), AoHl_i)}{\iint_{x,y} Minus(AoHu_i, AoHl_i)} \quad (4)$$

否则为 0;

当前情报分析力 Co 为:

$$Co = \sum_{s_i \in S' \wedge s_i.cl=Or} s_i.Po \quad (5)$$

Or类需求完成度为:

$$c_i(S') = \begin{cases} 1, & Co > Cou_i \\ \frac{Co - Col_i}{Cou_i - Col_i}, & Col_i \leq Co \leq Cou_i \\ 0, & Co < Col_i \end{cases} \quad (6)$$

D类与Or类对应能力及需求完成度计算方式相同, AH, AM, AL, ObM, ObL类与ObH类对应范围与需求完成度计算方式相同。

每条需求的完成度计算结束后, 当前任务完成度C为:

$$C(S') = \sum_{r_i \in R} \omega_i c_i(S') \quad (7)$$

3.3 约束条件——故障供电线路

设定故障供电线路为能耗约束, 其形式化定义如下:

定义3. 故障供电线路. 给定故障供电线路集合 R' , 对于 $r_i' \in R'$ 线路上节点集合为 $r_i'.Rs$, 能耗上限为 $r_i'.REn$.

则问题约束函数为:

$$\bigcap_{r_i' \in R'} \left(\sum_{s_j \in (r_i'.Rs \cap S')} s_j.En \leq r_i'.REn \right) \quad (8)$$

3.4 问题的形式化描述

综上, 网络信息体系资源集成方案求解问题, 给出如下形式化描述:

$$\begin{cases} \max_{S' \subseteq S} C(S') \\ \text{s.t.} \bigcap_{r_i' \in R'} \left(\sum_{s_j \in (r_i'.Rs \cap S')} s_j.En \leq r_i'.REn \right) \end{cases} \quad (9)$$

构造符合约束条件的同构子集, 使得目标函数取得最大值。

4 基于演化博弈的资源优选方法

4.1 资源集成方案求解模型

基于叶俊^[23]提出的演化博弈优化算法, 提出一种资源集成方案求解模型。

4.1.1 博弈结构

为描述收益函数, 首先对问题(9)定义消耗溢出:

定义4. 消耗溢出. $Eovers_{S'}$ 为集合 $S' \subseteq S$ 的消耗溢出, 具体定义与计算方式如下:

对每一约束, 若 $r_i'.REn \geq \sum_{s_j \in r_i'.Rs \cap S'} s_j.En$, 有 $eover_{r_i'} = 0$, 否则:

$$eover_{r_i'} = r_i'.REn - \sum_{s_j \in r_i'.Rs \cap S'} s_j.En \quad (10)$$

$$Eovers_{S'} = \sum_{r_i' \in R'} eover_{r_i'} \quad (11)$$

$G = \{I, T, U\}$ 为一个博弈结构, $I = \{1, 2, \dots, n\}$ 为博弈个体集合, 与 S 中元素一一对应, 对于 $i \in I, T_i = \{0, 1\}$ 为策略集, 个体的策略描述对应元素是否在 S_i 中, 对于策略组合 T' , 任意个体收益为:

$$U_i(T') = \begin{cases} C(T'), & T' \text{可行} \\ E_{over}, & T' \text{不可行} \end{cases} \quad (12)$$

对于策略组合 T' , 选择1的个体对应元素组成集合 S' , T' 可行代表 S' 满足式(8), 否则不可行。

4.1.2 演化模型

为描述演化模型, 给出如下两个定义:

定义5. 扰动过程^[23]记为 $\zeta(p)$, 对于博弈 G 中主体 i , 若均匀随机数 $X \sim U(0, 1)$ 小于扰动概率 p , 那么用主体 i 当前策略的相反策略替换当前策略; 否则维持原策略不变。

定义6. 演化回合^[23]记为 χ , 对于博弈 G, I 中每个个体依次进行操作: 反置当前的策略并对比反置前后的收益函数, 如果反置能使收益增大则更改个体策略, 否则不变。

在上述定义与论证基础上构建演化模型, 模型的输入为博弈结构 G , 输出为一个策略组合 T'_0 , 模型参数有扰动概率 p 、终止条件 F . 具体模型如下:

Step 0. 每个个体随机选择策略形成初始策略组合 T'_0 , 计算当前任意个体收益值 $U_i(T'_0)$;

Step 1. 进行一个演化回合 χ ;

Step 2. 判断是否到达纳什均衡, 如果到达进入Step 3, 否则回到Step 1;

Step 3. 对当前策略组合 T'_1 计算当前任意个体收益值 $U_i(T'_1)$, 如果 $U_i(T'_1) > U_i(T'_0)$, 那么 $T'_0 = T'_1$, 并更新 $U_i(T'_0)$;

Step 4. 判断是否满足终止条件 F , 满足则终止算法, 否则进行一个概率为 p 的扰动过程 $\zeta(p)$ 后回到Step 1. 此时 T'_0 即为输出策略组合。

4.1.3 模型分析与论证

本文在第3节中将资源集成方案选择求解问题转

换成了集合同构子集构造问题, 背包问题同样可看作对给定集合求子集的问题, 文献 [23] 通过演化博弈优化对背包问题进行了求解, 并给出了如下定理及证明:

定理 1. 问题全局最优解对应策略组合为博弈结构纳什均衡;

定理 2. 演化模型以概率 1 收敛到全局最优解对应的策略组合;

定理 3. 任何局势可在 1 个演化回合内达到策略组合对应的子集可行;

定理 4. 任何局势可在 2 个演化回合内达到纳什均衡状态;

本文借鉴文献 [23] 的演化博弈优化思路提出上述模型, 要基于模型提出算法, 必须在资源优选问题背景下对上述定理进行论证.

定理 1. 问题全局最优解对应策略组合为博弈结构纳什均衡.

证明: 对于任意 $S' \subseteq S$, 如果 S' 不可行, 那么任意个体 $U_i(T') = E_{\text{over}} < 0$, 而 $U_i(T^*) \geq 0 > U_i(T')$; 如果 S' 可行, 那么任意个体对于对应的策略组合 T' 和 T^* , 有 $U_i(T^*) = C(S^*) \geq C(S') = U_i(T')$, 根据纳什均衡定义, 定理得证.

定理 2. 演化模型以概率 1 收敛到全局最优解对应的策略组合.

证明该定理所用问题的特性背包问题与资源优选问题相同, 证明过程详见文献 [23].

定理 3. 任何局势可在 1 个演化回合内达到策略组合对应的子集可行.

证明: 假设一个演化过程后的策略组合不可行, 那么任意主体此时收益为负值且必然有至少一组约束条件不满足, 该约束条件中必然有主体已选 1, 对于任选其中排序最靠后的个体, 在演化回合到该个体时, 策略有 1 到 0 必然可以通过提高提高收益, 这与演化回合的定义相悖, 假设不成立, 得证.

定理 4. 任何局势可在 2 个演化回合内达到纳什均衡状态.

但定理 4 的证明基于背包问题的如下特性:

假设两个子集 S'_1 、 S'_2 , 其对应策略组合分别为 T'_1 、 T'_2 , $S'_1 \subseteq S'_2$, 有元素 $s_i \notin S'_2$, 其对应节点在演化序列中排在第 i 个, T'_1 、 T'_2 中 i 之前的节点策略相同, 上述条件下, 如果 s_i 加入 S'_2 可以增大目标函数值, 那么 s_i 加入 S'_1 一定可以增大目标函数值.

该特性对背包问题成立, 但问题 (9) 在如下情形不成立: 元素 $s_j \notin S'_1 \wedge s_j \in S'_2$, 根据假设 j 在 i 之后, 可能存在某个 r_k , 使得 $c_k(\{s_i\} \cap S'_1) = c_k(S'_1)$ 且 $c_k(\{s_i\} \cap S'_2) > c_k(S'_2)$. 若假设除去此类情形, 文献 [23] 中的证明过程可用于在资源集成求解问题背景下证明定理 4 成立.

4.2 EGA-RO 算法

根据第 2 节中提出的扰动过程可能会产生重复策略组合从而降低计算效率的问题, 对扰动过程进行限制, 验证扰动过程生成的策略组合是否被计算过, 如果被计算过则重新进行扰动过程.

为保证计算效率, 算法对每一代演化仍然只设计中仍两个演化回合. 算法的目的在于搜索得到使目标函数最大的子集, 根据第 4.1.3 节中分析的定理 4 不成立的情形, 某个局势在 2 个回合内未达到的纳什均衡所对应策略组合, 可以由其他初始策略演化得到.

鉴于基于式 (1)–式 (4) 的 Ob 与 A 类需求完成度计算难以通过代码直接实现, 实验中该部分计算采用蒙特卡洛法估算完成, 约束函数通过式 (12) 在目标函数中表现出来.

算法 1. 基于演化博弈优化的资源优选 (EGA-RO) 算法

输入: 集合 S , 目标函数 U , 扰动概率 p , 终止条件 F

输出: 集成方案中的节点集合 S'

```

1. for  $s_j \in S$ 
2.   创建  $s_j$  对应博弈个体  $i$ , 随机生成策略  $i.t$ 
3. end for
4. 所有个体形成列表  $I$ , 每个个体的策略形成策略组合  $T$ 
5.  $T_0 \leftarrow T$ 
6.  $\max cap \leftarrow U(T)$ 
7. while ( $\neg F$ )
8.   while ( $U(T)$  被计算过) do
9.     for  $i \in I$ 
10.      if  $X \sim U(0,1) < p$  then  $i.t = -i.t$ 
11.    end for
12.  end while
13.  while (未达到纳什均衡)
14.    for  $i \in I$ 
15.       $ccap \leftarrow U(T)$ 
16.       $i.t = -i.t$ 
17.       $cap \leftarrow U(T)$ 
18.      if  $cap < ccap$  then  $i.t = -i.t$ 
19.    end for
20.  end while
21.   $cap \leftarrow U(T)$ 
22.  if  $\max cap < cap$  then  $\max cap \leftarrow cap$ ,  $T_0 \leftarrow T$ 
23. end while
24.  $S' = \{s_i | s_i \in S \wedge i.t = 1\}$ 

```

5 仿真试验

5.1 实验准备

本文选择在 Netlogo 平台上进行仿真实验。Netlogo 是一个可以对自然和社会现象进行仿真的可编程环境，可以对多智能体进行建模，平台支持向上千个同时独立运行的智能体发送指令，通过智能体之间的交互，探索他们在各种条件下的不同行为，探索个体微观行为对宏观现象的影响，本文将 Netlogo 平台部署在如下硬件环境：处理器为 AMD Ryzen 7 5800H with Radeon Graphics (3.20 GHz)；显卡配置为 NVIDIA GeForce RTX 3060 Laptop GPU。本文仿真实验均在此平台上进行。

构建了 80 条雷达、情报分析系统、决策系统、导弹 4 类装备相关信息的数据集，从数据集中筛选出表 1 中属性值形成节点资源列表。

按照定义 2 构建需求列表描述任务，按照定义 3 构建线路列表描述约束条件，构建任务时，使得任务完全完成需要节点数量为 25 个左右，即设置节点资源有 68.75% 冗余。

5.2 实验设计与结果

实验通过以下两个操作模拟物理节点损毁事件：

- ① 对于当前节点资源列表中每个元素以概率 pr 发生损毁，从列表中删除；
- ② 线路列表中每条线路以概率 pr 发生故障，以该线路供电上限和线路上节点列表按照定义 3 构建约束函数，结合描述任务的需求列表通过式 (12) 得到目标函数。

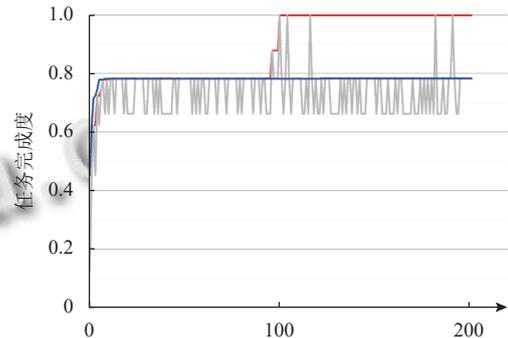
为了验证算法的有效性，设计几种情况进行验证。

5.2.1 对比基于遗传算法的资源优选方法

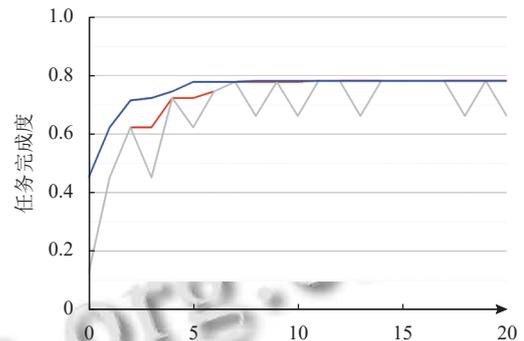
基于基本遗传算法^[26]，同样使用目标函数式 (12)，将一个策略组合看作一个染色体，设计基于遗传算法的资源优选方法 (GA)，首先实验将 EGA-RO 算法与 GA 算法对比，实验参数设置为 $pr=0.4$ 模拟物理节点损

事件，对 EGA-RO 算法设置扰动概率 $p=0.04$ ，对 GA 设置交叉概率 $pc=0.75$ 、变异概率 $pm=0.01$ ，终止条件设为进化或演化代数到 200 代。对同样的损毁结果求解资源集成方案模拟得到实验结果如图 1。

实验结果可以明显看出 EGA-RO 算法所求集成方案任务完成度明显高于 GA 算法为更可靠地验证资源优选算法效果，在不同损毁概率、扰动概率、交叉概率与变异概率下，进行 36 组对比试验，得到数据如表 3。



(a) 200 代内



(b) 20 代内

— EGA-RO 最优曲线 — EGA-RO 动态博弈曲线 — GA 最优曲线

图 1 基于演化博弈和遗传算法的资源优选效果对比

表 3 不同参数下 EGA-RO 算法与 GA 算法对比

| p | pc, pm | $pr=0.2$ | $pr=0.3$ | $pr=0.4$ | $pr=0.5$ |
|------|--------------------|----------------------------------|---------------------------------|----------------------------------|--------------------------------|
| 0.03 | $pc=0.75, pm=0.01$ | (9, 0.9995; 28, 0.7829) | (187, 0.9418; 200, 0.7765) | (82, 0.6613; 144, 0.6613) | (12, 0.9543; 43, 0.8966) |
| | $pc=0.5, pm=0.05$ | (73, 0.999; 17, 7829) | (89, 0.999; 11, 0.7831) | (42, 0.9530; 2, 0.8151) | (4, 0.9705; 47, 0.9705) |
| | $pc=0.5, pm=0.01$ | (26, 0.9995; 1, 0.7829) | (30, 0.9999; 1, 0.8677) | (1, 0.4481; 102, 0.4481) | (2, 0.9991; 63, 0.9954) |
| 0.04 | $pc=0.75, pm=0.01$ | (62, 0.9995; 107, 0.7829) | (12, 0.9995; 62, 0.7829) | (20, 0.9992; 1, 0.8270) | (1, 0.9997; 1, 0.8770) |
| | $pc=0.5, pm=0.05$ | (29, 0.9995; 19, 0.7829) | (1, 0.8809; 47, 0.8809) | 6, 0.8809; 8, 0.8270) | (1, 0.5625; 1, 0.5625) |
| | $pc=0.5, pm=0.01$ | (94, 0.9995; 107, 0.9995) | (15, 0.9995; 1, 0.7826) | (26, 0.9150; 1, 0.8539) | (1, 0.8277; 84, 0.8277) |
| 0.05 | $pc=0.75, pm=0.01$ | (30, 0.999; 153, 0.7829) | (95, 0.9991; 1, 0.7967) | (114, 0.7611; 1, 0.5733) | (5, 0.9995; 81, 0.9995) |
| | $pc=0.5, pm=0.05$ | (13, 0.9995; 43, 0.9281) | (12, 0.9995; 79, 0.9995) | (22, 0.5918; 4, 0.5733) | (31, 0.8437; 73, 0.8338) |
| | $pc=0.5, pm=0.01$ | (12, 0.9995; 1, 0.7827) | (14, 0.9997; 1, 0.7830) | (15, 0.9993; 1, 0.8381) | (1, 0.4834; 45, 0.4834) |

算法结束时获得的方案对应的任务完成度 C_m 代表了算法求解方案的质量，算法执行中第一次出现任

务完成度为 C_m 的代数 gm 值代表了算法的求解效率。

表 3 中四元组含义为 (EGA-GO 算法 gm 值, EGA-GO 算

法Cm值; GA 算法gm值, GA 算法Cm值).

对表 3 数据进行分析, 36 组对比实验中, GA 算法 Cm 平均值为 0.797 9, EGA-GO 算法 Cm 平均值为 0.848 9, 对比 GA 算法, 解的质量提高了 6.4%.

分析 36 组对比实验中, 不同损毁概率下两种算法获得方案在各 Cm 值区间的数量, 如图 2 所示.

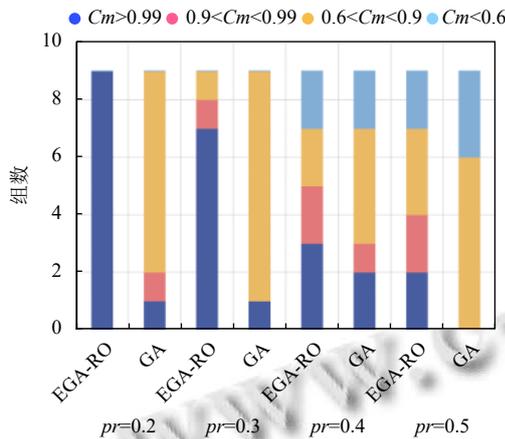


图 2 EGA-RO 算法与 GA 算法 Cm 大小比图

图 2 分别描述了损毁率在 0.2、0.3、0.4、0.5 时两种算法的 Cm 值, 每个损毁率对应图中两条柱, 分别描述 EGA-RO 算法和 GA 算法的情况. 可以看出, 在不同的损毁概率下, EGA-RO 算法获得的方案质量都优于 GA, 而在物理节点损毁率 $pr=0.5$ 的 9 组实验中, EGA-RO 算法获得方案仍有 2 组 Cm 大于 0.99, 4 组大于 0.9, 同样情况下 GA 算法获得方案均在 0.9 以下. 根据实验设置的任务完成最小节点需求比例 32.25%, EGA-RO 算法可以有效完成节点资源优选, 且获得优秀方案比例高于 GA 算法.

36 组实验中共有 10 组两个算法获得了同样的 Cm, 剩余 26 组 EGA-RO 的 Cm 值都高于 GA. 对于两种算法取得相同效果的 10 组数据, 实验进一步对比 gm 值如图 3.

图 3 中可以看出, 当两种算法获得任务完成度相同的方案时, EGA-RO gm 值均不大于 GA 算法, EGA-RO 算法 gm 平均数为 38, GA 算法 gm 平均数为 95.8, 获得相同质量解时, EGA-RO 算法求解效率高于 GA 算法 60%.

实验结果表明, 本文提出的 EGA-RO 算法可以有效完成节点资源优选, 且相对 GA 算法有优势: 相同仿真案例中, 获得优秀方案比例高于 GA 算法, 解的质量平均提高了 6.4%, 获得同样质量解时, EGA-RO 算法求解效率高于 GA 算法 60%.

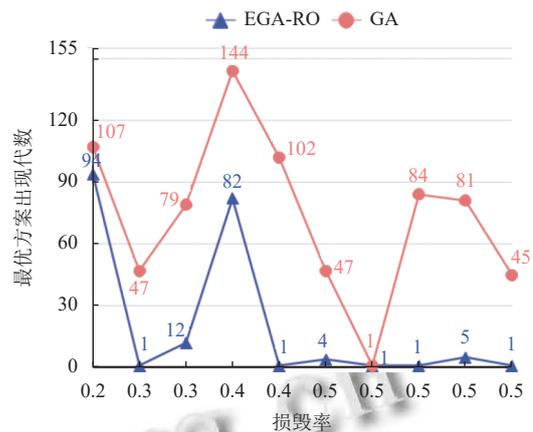


图 3 EGA-RO 算法与 GA 算法最优方案出现代数对比

5.2.2 对比无扰动限制的资源优选方法

根据算法添加扰动过程限制这一改进, 实验将算法与无扰动过程限制的算法进行对比. 实验分别以损毁概率 $pr=0.4$ 、 $pr=0.5$ 模拟拟损毁事件, 在同一损毁结果、同一初始策略下以同样的扰动概率 $p=0.04$ 求解资源集成方案, 两种算法分别重复 10 次实验, 对实验数据进行分析:

通过分析不同损毁概率下两种算法求出集成方案效果 (以任务完成度衡量), 发现两种算法最终求得方案任务完成度相同. 对两种算法 gm 值分析如图 4.

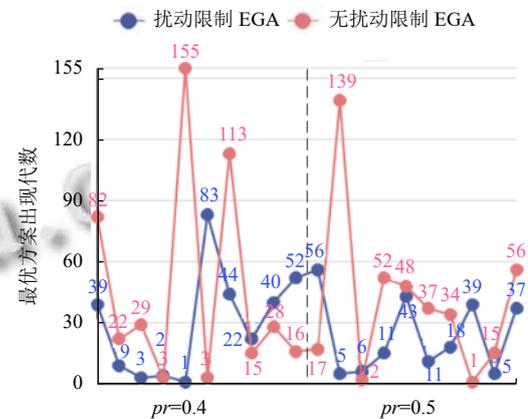


图 4 算法有无扰动限制最优方案出现代数对比

从图 4 中可以看出当损毁概率为 $pr=0.4$ 时, 有 50% 的增加扰动限制资源优选算法 gm 低于无扰动限制. 当损毁概率增加为 $pr=0.5$ 时, 有 70% 的增加扰动限制资源优选算法 gm 低于无扰动限制. 当 $pr=0.4$ 时, 有/无扰动限制 gm 分别为 29.7 和 46.6, $pr=0.4$ 时分别为 23.5 和 40.1, 根据本次实验数据分析可以看出, 扰动限制的添加可以使 gm 平均提前 17, 即扰动限制的添加有效提高了算法求解效率 38.6%.

6 总结与展望

本文在物理节点损毁场景下,以防空反导作战体系为例研究了网络信息体系资源优选问题.基于演化博弈优化,提出了集成方案求解模型,设计了资源优选算法,在Netlogo上的仿真实验验证了该算法的有效性,结果表明:对比基于基本遗传算法的方法,同样仿真案例中,获得优秀方案比例更高,求出方案任务完成度平均提高6.4%,获得同样任务完成度方案时求解效率提高60%;对比无扰动限制的资源优选算法,EGA-RO最优方案平均代数提前了38.6%.本文研究的资源优选方法可为网络信息体系动态架构设计提供方法参考.本文仅研究了单任务下网络信息体系资源集成优化,多任务集成方案形成必然存在节点资源互斥的问题,下一步将针对这个问题展开进一步的研究.

参考文献

- 1 王世忠,郝政疆,魏凡. 对网络信息体系本质特征与体系构成的基本认识. 自动化指挥与计算机, 2014, 111(3): 8-11.
- 2 中国电子科技集团公司发展战略研究中心. 网络信息体系构建方法和探索实践. 北京: 电子工业出版社, 2020: 4.
- 3 汪李峰, 杨学军. 战术场景互联网——未来智能化战场的神经系统. 指挥与控制学报, 2021, 7(4): 359-364. [doi: 10.3969/j.issn.2096-0204.2021.04.0359]
- 4 王维平, 李小波, 杨松, 等. 智能化多无人集群作战体系动态自适应机制设计方法. 系统工程理论与实践, 2021, 41(5): 1096-1106. [doi: 10.12011/SETP2020-1800]
- 5 赵鑫, 郭成昊, 黄强, 等. 指挥控制系统自主自适应解决方案研究. 中国科学: 信息科学, 2020, 50(11): 1665-1679.
- 6 张维明, 杨国利, 朱承, 等. 网络信息体系建模、博弈与演化研究. 指挥与控制学报, 2016, 2(4): 265-271.
- 7 胡瑞淇, 程辉, 张执南. 基于表达式树的顺序柔性车间调度问题求解. 计算机集成制造系统. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.5946.tp.20220317.1506.002.html>. (2022-03-02).
- 8 周康, 同小军, 许进. 资源优化模型及遗传算法. 华中科技大学学报(自然科学版), 2005, 33(10): 59-62. [doi: 10.13245/j.hust.2005.10.019]
- 9 王有远, 钱伟伟, 刘瑞. 基于任务分层策略和属性相对变权决策的设备资源优化. 计算机集成制造系统, 2021, 27(10): 2970-2980. [doi: 10.13196/j.cims.2021.07.021]
- 10 Xiao ZJ, Jiang JM, Zhu YY, et al. A solution of dynamic VMs placement problem for energy consumption optimization based on evolutionary game theory. Journal of Systems and Software, 2015, 101: 260-272. [doi: 10.1016/j.jss.2014.12.030]
- 11 Arthanari TS. A game theory application in robust design. Quality Engineering, 2005, 17(2): 291-300. [doi: 10.1081/QE-N-200056498]
- 12 Ghotbi E, Dhingra AK. A bilevel game theoretic approach to optimum design of flywheels. Engineering Optimization, 2012, 44(11): 1337-1350. [doi: 10.1080/0305215X.2011.637557]
- 13 Crawley E, Cameron B, Selva D. System Architecture: Strategy and Product Development for Complex Systems. Hoboken: Pearson Higher Education, Inc., 2016. 11.
- 14 Yuan H, Li CB, Du MK. Optimal virtual machine resources scheduling based on improved particle swarm optimization in cloud computing. Journal of Software, 2014, 9(3): 705-708.
- 15 Ergu D, Kou G, Peng Y, et al. The analytic hierarchy process: Task scheduling and resource allocation in cloud computing environment. The Journal of Supercomputing, 2013, 64(3): 835-848. [doi: 10.1007/s11227-011-0625-1]
- 16 Makwe A, Kanungo P. Scheduling in cloud computing environment using analytic hierarchy process model. Proceedings of 2015 International Conference on Computer, Communication and Control. Indore: IEEE, 2015. 1-4.
- 17 Warneke D, Kao O. Exploiting dynamic resource allocation for efficient parallel data processing in the cloud. IEEE Transactions on Parallel and Distributed Systems, 2011, 22(6): 985-997. [doi: 10.1109/TPDS.2011.65]
- 18 张婷婷. 网络信息体系能力演化分析方法研究. 北京: 科学出版社, 2018.
- 19 徐宁, 李春光, 张健, 等. 几种现代优化算法的比较研究. 系统工程与电子技术, 2002, 24(12): 100-103. [doi: 10.3321/j.issn:1001-506X.2002.12.030]
- 20 沈斌, 江维, 胡中功. 三种现代优化算法的比较研究. 自动化与仪器仪表, 2009, (3): 111-113. [doi: 10.3969/j.issn.1001-9227.2009.03.042]
- 21 朱凤龙. 遗传算法“早熟”现象的探究及改进策略 [硕士学位论文]. 重庆: 西南大学, 2010.
- 22 哈罗德·W·库恩. 博弈论经典. 韩松, 译. 北京: 中国人民大学出版社, 2004.
- 23 叶俊. 演化博弈优化 [博士学位论文]. 武汉: 华中科技大学, 2004.
- 24 朱江, 蔡蔚, 闻传花, 等. 基于OODA指挥控制环的作战仿真实验. 指挥控制与仿真, 2015, 37(3): 112-115.
- 25 DeLaurentis DA, Marais K. Assessing the impact of development disruptions and dependencies in analysis of alternatives of system-of-systems. Technical Report, Hoboken: Stevens Institute of Technology, 2013.
- 26 李刚, 童颖. 自然遗传算法及其性能分析. 应用科学学报, 1999, 17(3): 337-342.

(校对责编: 孙君艳)