

5-15-2024

Time Slot Allocation Method of Data Link Based on Improved Difference Algorithm

Yuting Zhu

The 20th Research Institute, CETC, Xi'an 710068, China, zhuyuting@st.xatu.edu.cn

Huankun Su

The 20th Research Institute, CETC, Xi'an 710068, China

Xiaodong Feng

China Academy of Space Technology Xi'an Branch, Xi'an 710000, China

Shijie Lei

Xi'an Aerospace Precision Electromechanical Research Institute, Xi'an 710199, China

See next page for additional authors

Follow this and additional works at: <https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal>



Part of the Artificial Intelligence and Robotics Commons, Computer Engineering Commons, Numerical Analysis and Scientific Computing Commons, Operations Research, Systems Engineering and Industrial Engineering Commons, and the Systems Science Commons

This Paper is brought to you for free and open access by Journal of System Simulation. It has been accepted for inclusion in Journal of System Simulation by an authorized editor of Journal of System Simulation. For more information, please contact xtfzxb@126.com.

Time Slot Allocation Method of Data Link Based on Improved Difference Algorithm

Abstract

Abstract: Aiming at the problems of single algorithm, being prone to local optima, and weak generalization ability of the current strategies, based on an improved differential evolutionary algorithm, a chaos algorithm, an adaptive variational crossover algorithm, and a problem solution processing mechanism, a time slot allocation strategy is proposed. The chaos algorithm is used to initialize the population to increase the diversity and avoid the premature convergence. The selection probability parameter is then used to make the crossover and variation process more flexible, expanding the search range in early to increase the possibility of global optima in late. The experiment results show that the proposed algorithm outperforms the difference algorithm and genetic algorithm in all four indicators of time slot allocation balance, stability, algorithm efficiency, and generalization ability. The proposed algorithm achieves higher time slot allocation balance and algorithm efficiency, better stability, and stronger generalization ability.

Keywords

tactical data link, slot allocation, differential evolution algorithm, chaotic mapping, time slot variance

Authors

Yuting Zhu, Huankun Su, Xiaodong Feng, Shijie Lei, and Yanfang Fu

Recommended Citation

Zhu Yuting, Su Huankun, Feng Xiaodong, et al. Time Slot Allocation Method of Data Link Based on Improved Difference Algorithm[J]. Journal of System Simulation, 2024, 36(5): 1242-1250.

基于改进差分算法的数据链时隙分配方法

朱宇挺¹, 苏焕坤¹, 冯小东², 雷诗洁³, 傅妍芳⁴

(1. 中国电子科技集团公司 第二十研究所, 陕西 西安 710068; 2. 中国空间技术研究院西安分院, 陕西 西安 710000;
3. 西安航天精密机电研究所, 陕西 西安 710199; 4. 西安工业大学 计算机科学与工程学院, 陕西 西安 710021)

摘要: 针对当前时隙分配策略具有算法单一、容易陷入局部最优、泛化能力弱等问题, 基于差分进化算法, 引入了混沌算法、自适应变异交叉算法和问题解处理机制, 提出了一种基于改进差分进化算法的时隙分配策略。利用混沌算法初始化种群, 增加种群多样性避免算法过早收敛; 利用选择概率参数使得交叉和变异过程更加灵活, 使算法初期增加搜索范围, 算法后期增加获取全局最优解的概率。实验结果表明: 该算法时隙分配均衡度、稳定性、算法效率和泛化能力均优于差分算法和遗传算法, 时隙分配均衡度和算法效率更高、稳定性更好、泛化能力更强。

关键词: 战术数据链; 时隙分配; 差分进化算法; 混沌映射; 时隙方差

中图分类号: TP391.9 文献标志码: A 文章编号: 1004-731X(2024)05-1242-09

DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.23-0095

引用格式: 朱宇挺, 苏焕坤, 冯小东, 等. 基于改进差分算法的数据链时隙分配方法[J]. 系统仿真学报, 2024, 36(5): 1242-1250.

Reference format: Zhu Yuting, Su Huankun, Feng Xiaodong, et al. Time Slot Allocation Method of Data Link Based on Improved Difference Algorithm[J]. Journal of System Simulation, 2024, 36(5): 1242-1250.

Time Slot Allocation Method of Data Link Based on Improved Difference Algorithm

Zhu Yuting¹, Su Huankun¹, Feng Xiaodong², Lei Shijie³, Fu Yanfang⁴

(1. The 20th Research Institute, CETC, Xi'an 710068, China; 2. China Academy of Space Technology Xi'an Branch, Xi'an 710000, China;
3. Xi'an Aerospace Precision Electromechanical Research Institute, Xi'an 710199, China; 4. School of Computer Science and Engineering,
Xi'an Technological University, Xi'an 710021, China)

Abstract: Aiming at the problems of single algorithm, being prone to local optima, and weak generalization ability of the current strategies, based on an improved differential evolutionary algorithm, a chaos algorithm, an adaptive variational crossover algorithm, and a problem solution processing mechanism, a time slot allocation strategy is proposed. The chaos algorithm is used to initialize the population to increase the diversity and avoid the premature convergence. The selection probability parameter is then used to make the crossover and variation process more flexible, expanding the search range in early to increase the possibility of global optima in late. The experiment results show that the proposed algorithm outperforms the difference algorithm and genetic algorithm in all four indicators of time slot allocation balance, stability, algorithm efficiency, and generalization ability. The proposed algorithm achieves higher time slot allocation balance and algorithm efficiency, better stability, and stronger generalization ability.

Keywords: tactical data link; slot allocation; differential evolution algorithm; chaotic mapping; time slot variance

收稿日期: 2023-02-06 修回日期: 2023-03-23

第一作者: 朱宇挺(1997-), 男, 助理工程师, 硕士, 研究方向为数据链仿真和系统建模。E-mail: zhuyuting@st.xatu.edu.cn

0 引言

随着现代武器装备和战争技术的发展更新, 现代军事体系中对传输与控制数据的实时性、信息量、传递时间等通信要求日益增加, 军事信息与环境中的数据交互处理、资源共享、武器协同和状态感知等作战要求日益提高, 使数据通信具有自动处理、高速传输, 提供新的通信传输能力, 满足现代空战新的作战需求通信方式成为了研究热点, 数据链应运而生^[1]。当前主流应用的 Link16、Link22 等数据链采用的网络协议为 TDMA 协议, 以美军 Link16 数据链为例, 为了保证节点战术指挥消息的周期性发送, 降低传输过程中的时延, 使各个节点的时隙分布尽量均衡, 从而保证网络的通信质量^[2], 将时间分为时元、时帧、时隙三种时间单元进行划分和使用。

研究时隙分配问题本质上是 NP-hard 问题, 典型的时隙分配策略分为固定时隙分配、基于竞争时隙分配、动态时隙分配三种^[3]。本文针对动态时隙分配策略, 利用智能优化算法中差分进化算法进行研究, 针对该算法的特点进行改进, 提出一种基于自适应差分进化算法的动态时隙分配 IADE-TDMA (TDMA based on improved adaptive differential evolution algorithm) 策略, 引入了混沌算法、自适应变异交叉算法和问题解处理机制, 降低参数固定取值对算法性能的影响, 提升算法的全局寻优能力, 得到更加均匀的时隙分配。通过 Matlab 仿真软件对协议性能进行测试, 与差分算法和遗传算法协议进行对比, 证明了 IADE-TDMA 算法在时隙均衡度、泛化能力、可靠性方面性能更优。

1 相关工作

随着战术要求对时隙需求的日益增加, 合理的时隙分配策略对通信网络的性能起到重要作用。

针对当前时隙分配算法的研究, 文献[4]将时隙分配问题转换成最短的路径回路问题, 给出了

一种新的时隙分配方案, 采用遍历算法动态规划路径, 但当节点数增加, 其算法时间消耗会大, 全局寻优能力较差。文献[5]提出一种基于遗传算法的动态时隙分配算法, 利用算法中选择、交叉和变异三个操作方法进行进化, 得到最优分配方案, 但遗传算法局部搜索能力较差, 比较消耗时间, 容易导致时隙分配性能下降。文献[6]提出一种基于灰色关联分析法的混合时隙分配协议, 通过灰色关联分析法得出各个竞争节点的综合评分从而判断优先级, 然后根据优先级分配固定时隙, 但该算法不适用于节点较多的环境, 信道利用率较低。文献[7]提出一种基于一种遗传禁忌搜索的时隙分配算法, 该算法将遗传算法与禁忌搜索算法相结合, 提高了得到全局最优解的概率, 但该算法过于依赖固定参数设置, 使变异存在盲目性, 导致得到的不一定为全局最优解。

针对差分算法的应用研究, 已有多智能优化算法与分配问题结合, 作为新型、高效的启发式搜索算法, 差分进化算法 (differential evolution, DE)^[8-9] 以其收敛速度快、控制参数设置便捷且具有较强的鲁棒性, 成为了当前智能算法研究领域的热点。文献[10]提出了基于差分进化算法的目标分配策略, 通过差分进化算法对雷达网探测资源与空中目标探测任务进行资源最优化分配, 但是该策略设置的控制参数均为经验值, 不具有较强的适应进化过程中动态变化的能力, 容易出现早熟。

2 数学建模

Link16 作为舰艇、陆基、飞机海陆空三军联合作战的通信网络, 实现三军指挥系统之间的战术数据交换与导航识别功能。时隙是 Link16 信道的基本时间单位, 它可以在一段时间内传送一条或多条信息。以 Link-16 战术数据链为例, 将时间按照时元、时帧和时隙 3 种单元进行规划。

如图 1 所示, Link16 的时间重复周期为时元,

以112.5个12.8 min时元为一个周期，一个时元分为64个以12 s为单位的时帧，其包含了1 536个长度为7.812 5 ms的基本时间单位时隙，即时帧周期长为1 536^[11]。由于这些数据链时帧包含过多的时隙数量，从而增加了时隙分配难度，导致时隙分配不均匀，使数据链性能降低，本文提出了一种基于改进差分进化算法的时隙分配策略解决此问题。

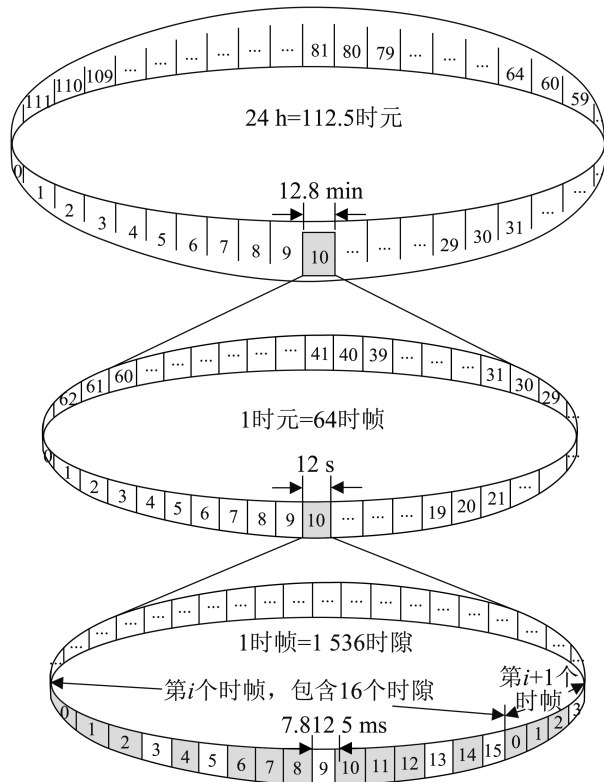


图1 Link16战术数据链示意图

Fig. 1 Link16 schematic of tactical data link

时帧为Link16的基本时间单位，假设一个时帧具有 M 个时隙，分别是 A_1, A_2, \dots, A_M ，其中可分配时隙和待分配时隙分别为 N 个和 O 个($N \geq O$)，最理想的分配时隙间隔为 $P = M/O$ ，但是时隙分配的选取具有随机性，所以需要一定的策略保证其均匀性。

假设 $W = \{W_1, W_2, \dots, W_O\}$ 为相邻已分配时隙之间的时隙间隔，假设已分配时隙序列为 B_1, B_2, \dots, B_O ，其中，相邻时隙在本时帧内，时隙

间隔 $W_j = B_{i+1} - B_i$ ，当存在相邻时隙为下一时帧中则时隙间隔 $W_j = B_1 + M - B_{i+1}$ 。

事实上影响时隙分配均衡的因素有很多，本文将通过理想时隙分配间隔 P 与实际时隙间隔 V_i 的方差 G 评价时隙分配策略的均衡能力。

$$G = \sum_{i=1}^m \frac{(V_i - P)^2}{P}, i=1, 2, \dots, O \quad (1)$$

由此可见，方差越小，时隙分配后各个时隙之间则越均匀，得出优化目标函数：

$$T = \left(\sum_{i=1}^m \frac{(V_i - P)^2}{P}, i=1, 2, \dots, O \right)_{\min} \quad (2)$$

$$\text{s.t. } P = M/O$$

$$M \geq N \geq \text{min}$$

$$B_i \leq M, i=1, 2, \dots, M$$

3 算法设计与实现

在众多的演化算法中，差分进化算法作为一种经典、高效的元启发算法，具有参数少、收敛快、鲁棒性高等优点。通过基于种群的随机搜索方式来进行演化更新，每一代的个体都会经历变异、交叉和选择操作，从而将种群不断向全局最优引导^[12]。由于其具有较强的鲁棒性和实现简单的特性，DE进化算法已成功地应用于工程设计、路径规划、计算机视觉等领域中，并取得了显著的效果。

然而，这种算法还存在许多问题，如参数设置单一、演化寻优的随机性大、种群多样性丧失、算法不易跳出局部最优、搜索停滞等。这些问题将使DE算法的性能下降，对实际的优化问题产生不同程度的影响^[13]。本文对DE算法进行优化，利用混沌算法初始化种群，增加种群多样性避免算法过早收敛，再利用选择概率参数使交叉和变异过程更加灵活，使得算法初期增加搜索范围，算法后期增强局部勘探能力，增加获取全局最优解的概率，从而提升了算法寻优能力，如图2所示。

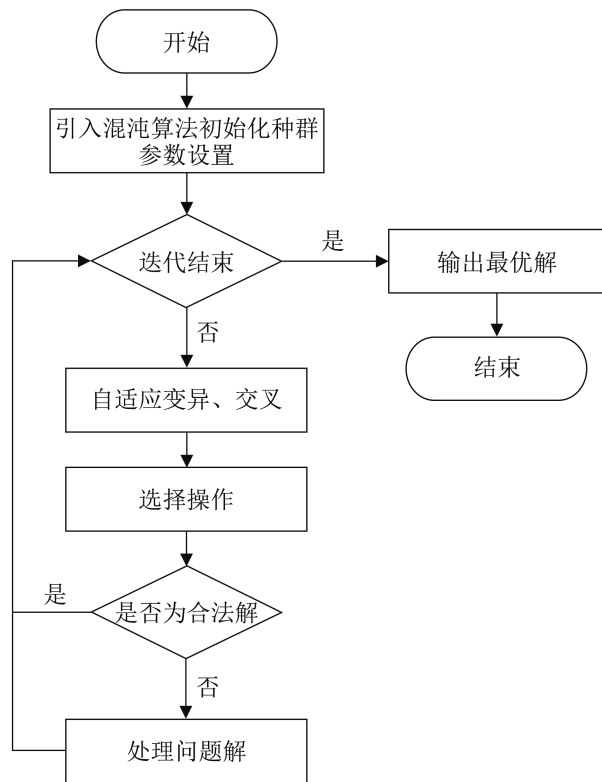


图2 IADE-TDMA 算法流程图

Fig. 2 Flow chart of IADE-TDMA algorithm

3.1 种群初始化

针对种群初始化操作, 利用混沌序列的随机性、遍历性和规律性的优势, 引入经典DE算法进行改进, 保证了种群的随机性和多样性, 使原始群体在寻优空间内均衡分配。传统的差分算法在种群初始化操作时, 由于利用随机算法分配, 使得群体不能在解集内平均分布, 导致算法提前收敛。Logistic混沌映射具有提高初始群体多样性的特点, 因为其生成的变量具有更好的遍历性^[14]。标准Logistic混沌映射为

$$X_{i+1} = \mu \cdot X_i (1 - X_i),$$

$$i \in \{1, 2, \dots\}, \mu \in (0, 4], X_i \in (0, 1) \quad (3)$$

式中: X_{i+1} 为 i 到 j 产生的混沌变量; μ 为控制参数。当 $0 < \mu \leq 1$ 时, 该序列有一个特征, 无论系统从何值开始, 也无论 μ 取什么值, 系统随着迭代次数的增加逐渐趋近于 0。当 μ 取 4 且 $X_i \notin [0, 0.25, 0.5, 0.75, 1]$ 时, Logistic混沌映射生

成取值区间为 $[0, 1]$ 的混沌变量, 将 $[0, 1]$ 划分为 10 个区间 $(0, 0.1], (0.1, 0.2], \dots, (0.9, 1], (0, 0.1]$ 和 $(0.9, 1]$ 这两个区间导致分布不均匀。所以本文对 Logistic混沌映射进行改进:

$$X_{i+1}^{\text{new}} = \begin{cases} 0.1 + 0.8 \times \text{rand}(0, 1), & 0 < X_{i+1} \leq 0.1 \text{ or } 0.9 < X_{i+1} \leq 1 \\ X_{i+1}, & \text{else} \end{cases} \quad (4)$$

该方法通过对混沌算法的优化, 使 1、10 区的混沌变量平均分配给其他区域, 从而使算法具有较好的遍历性。为此, 本文对基于改进差分算法种群初始化操作的改进如下:

$$X_{i,j}^0 = X_{j,\min} - X_{i+1}^{\text{new}} (X_{j,\max} - X_{j,\min}) \quad (5)$$

式中: $X_{j,\min}$ 为第 j 维基因的边界最小值; $X_{j,\max}$ 为第 j 维基因的边界最大值。

3.2 自适应变异和交叉

不同变异策略的选取对差分算法性能具有重要影响, DE策略大致可分为基于单策略和多策略两种方式。由于单一的变异策略很难支持在不同时间对不断增大种群的搜索, 由此多种的变异策略应运而生, 该策略可以根据不同时期种群变化选择相应策略, 从而满足不同时期对搜索能力和收敛速度的需求。然而该策略本质上变异算子中的缩放因子仍然为固定值, 限制了该策略的灵活性, 因此, 本文加入自适应方法提高算法的性能和灵活性。

表 1 为常见的变异策略。

表 1 常见的变异策略

Table 1 Common variation strategies

算法名称	策略
DE/rand/1	$W_i^{G+1} = x_{r_1}^G + F \cdot (x_{r_2}^G - x_{r_3}^G)$
DE/rand/2	$W_i^{G+1} = x_{r_1}^G + F \cdot (x_{r_2}^G - x_{r_3}^G) + F \cdot (x_{r_4}^G - x_{r_5}^G)$
DE/rand-to-best/1	$W_i^{G+1} = x_{r_1}^G + F \cdot (x_{r_2}^G - x_{r_3}^G) + F \cdot (x_{r_4}^G - x_{r_5}^G)$
DE/rand-to-best/2	$W_i^{G+1} = x_{r_1}^G + F \cdot (x_{r_2}^G - x_{r_3}^G) + F \cdot (x_{r_4}^G - x_{r_5}^G)$
DE/current-to-best/1	$W_i^{G+1} = x_{r_1}^G + F \cdot (x_{r_2}^G - x_{r_3}^G) + F \cdot (x_{r_4}^G - x_{r_5}^G)$

根据设置的最大迭代次数 N_{\max} 和当前迭代次

数 N_{current} ，利用式(6)和式(7)得到选择概率 P ，利用选择概率 P 反映种群进化的程度，选取相应适合策略。

$$P = N_{\text{current}}/N_{\text{max}} \quad (6)$$

$$\begin{cases} \text{DE/rand}/1, & 0 < p \leq 0.25 \\ \text{DE/current-to-rand}/2, & 0.25 < p \leq 0.5 \\ \text{DE/rand-to-best}/2, & 0.5 < p \leq 0.75 \\ \text{DE/current-worst}/2, & 0.75 < p \leq 1 \end{cases} \quad (7)$$

针对算法初期全局搜索不全面与算法后期局部勘探能力不强的问题，本文采用一种自适应手段，通过控制变异算子中的缩放因子来改变算法，使用最优的变异策略，从而达到解决此问题的效果。

$$F = F_{\text{min}} + (F_{\text{max}} - F_{\text{min}})e^{-10\left(\frac{N_{\text{current}}}{N_{\text{max}}}\right)^3} \quad (8)$$

式中： F_{min} 取 0.1， F_{max} 取 0.9。

$$R = R_{\text{min}} + (R_{\text{max}} - R_{\text{min}})e^{-10\left(\frac{N_{\text{current}}}{N_{\text{max}}}\right)^3} \quad (9)$$

式中： R 为交叉算子；参数 R_{min} 取 0.1； R_{max} 取 0.9。

根据以上自适应变异与交叉公式的表达，使 DE 算法在扩大搜索范围的同时，算法时间消耗减少。在算法运算初期，为了保证有足够的搜索范围和良好的全局搜索能力，选择较小的变异缩放因子 F 和较大的交叉因子 R ，是随着搜索进度的推移，变异缩放因子 F 的增大和交叉因子 R 减小，使算法不仅保证了前期的收敛速度，同时在后期增强了获取全局最优解概率的能力。

3.3 选择

通过贪婪选择将选取种群中的向量与父代向量逐一比较，如果选取向量优于父代向量则取代子代向量，否则保留父代向量继续比较：

$$y_i^{G+1} \begin{cases} x_i^{G+1}, & f(x_i^{G+1}) \leq f(y_i^G) \\ y_i^G, & \text{其他} \end{cases} \quad (10)$$

式中： $f(*)$ 为优化目标函数。目标函数为求解最小值，当出现 $f(x_i^{G+1}) \leq f(y_i^G)$ 表明前者目标值优于后者，反之亦然。

3.4 问题解处理

差分算法在时隙分配过程中遇到的问题主要有无序个体解和重复个体解：

(1) 无序解。每个基因代表一个时帧中的时隙，由于实际条件下时隙排序都是从小到大，所以，规定各个基因按照由小到大的方式排序，使算法更加真实地利用基因来模拟时隙分配的过程，方便计算时隙之间的抖动。然而，在差分算法中交叉运算是一项必不可少的操作，交叉操作产生对算法有影响的无序解。本文通过对产生的此类解进行排序操作，防止无序解对算法寻优结果产生负面影响，如图 3 所示。

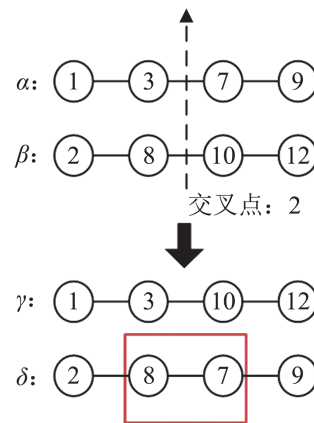


图 3 交叉运算产生无序解

Fig. 3 Cross operation producing infeasible solution

图 3 中，个体 α 与个体 β 进行交叉操作，在交叉点 2 处基因交叉，从而得到个体 γ 和无序个体 δ ，所以通过有序化处理为 2-7-8-9。

(2) 重复解。按照 Link16 时隙的分配要求，每个时隙对应唯一一条指挥信息，同一个体上不能有重复的基因，如图 4 所示。

图 4 中，个体 A 和 B 因为交叉运算而产生了个体 C 和 D，并且个体 C 中具有重复的基因 6。为了排除重复的基因，便在每一次的交叉和变异操作后，对这些个体进行一次基因检测，以确定有无重复的基因，如果有，则会替换为个体中未出现的基因，从而将其变成可行解。

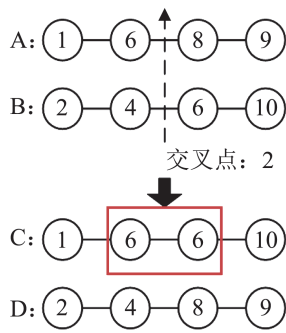


图4 交叉运算产生重复解

Fig. 4 Overlapping operations producing repeated solutions

4 仿真验证

通过 MATLAB R2015b 对 IADE-TDMA 算法进行 Link16 数据链时隙分配策略仿真实验。以式(1)定义的时隙间隔方差 G 表示时隙抖动, 将时隙均衡度利用时隙抖动的大小进行衡量, 从时隙均衡度、稳定性、算法效率、收敛能力和泛化能力 5 个方面进行仿真实验, 并与差分算法和遗传算法进行对比。

4.1 时隙分配均衡度

将 IADE-TDMA 算法、差分算法、遗传算法作为时隙分配策略进行仿真, 通过简化遍历过程降低计算量。实验设定时隙总数为 100 个、随机生成空闲时隙 50 个、需分配时隙 20 个, 仿真结果如图 5~6 所示。

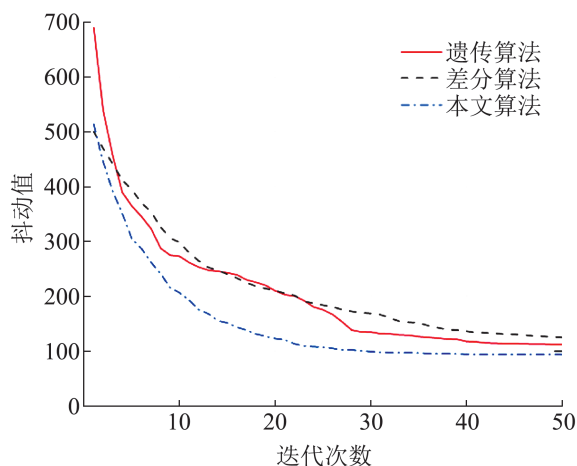


图5 3种算法时隙分配均衡度对比

Fig. 5 Comparison of slot allocation balance of three algorithms

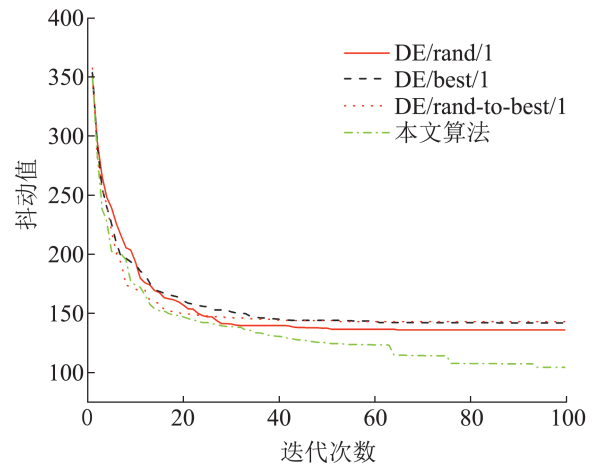


图6 差分策略与均衡度关系

Fig. 6 Graph of difference strategy and equalization

如图 5 所示, 时隙在三种算法的分配下, 随着迭代次数的增加, 时隙抖动值不断降低, 最后趋于稳定, 同时可以看出 IADE-TDMA 算法的抖动值均低于其他两种算法, 分别降低了 33.6% 和 19.7%, 说明该算法时隙均衡能力更好。从图 6 可看出, 本文算法在前期收敛速度较快, 且在后期拥有良好的局部勘探能力, 最终获得最佳的全局最优解。

4.2 稳定性

为了验证 IADE-TDMA 算法的性能, 研究在需要分配时隙和空闲时隙环境下, 与时隙抖动之间的关系, 如图 7~8 所示。

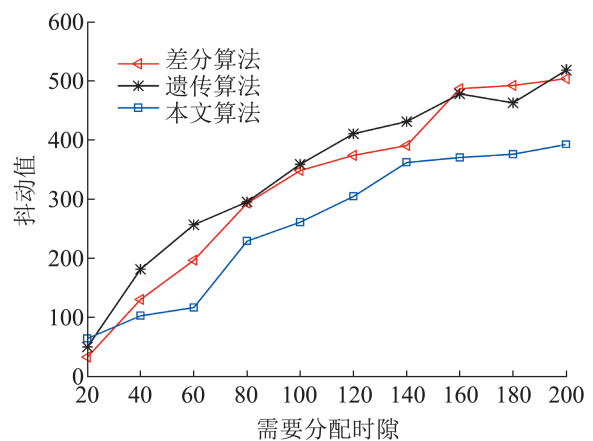


图7 需要分配时隙数目与时隙抖动关系

Fig. 7 Number of slots to be allocated and slot jitter

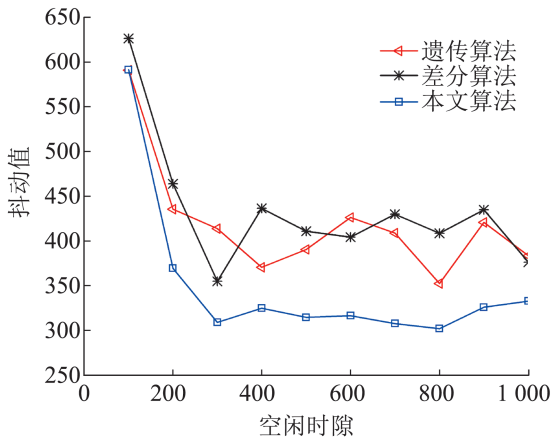


图8 空闲时隙数目与时隙抖动关系
Fig. 8 Number of free slots versus slot jitter

由图7可知，需要分配时隙数目与时隙抖动大小成正比，IADE-TDMA算法的抖动值均小于差分算法和遗传算法，分别降低了28.3%和31.9%。由图8可知，由于随机生成的空闲时隙序列间隔较大，导致整体上空闲时隙数目与抖动大小值成反比，随着空闲时隙数目的增加，时隙均衡能力变强。从仿真结果可知，本文算法稳定性较强，可以在不同环境下有效地处理好时隙分配问题。

4.3 算法效率

为了验证IADE-TDMA算法的效率，在固定时隙总数为1536、随机生成需分配时隙不断增加、空闲时隙20的环境下，研究与时间消耗之间的关系，如图9所示。

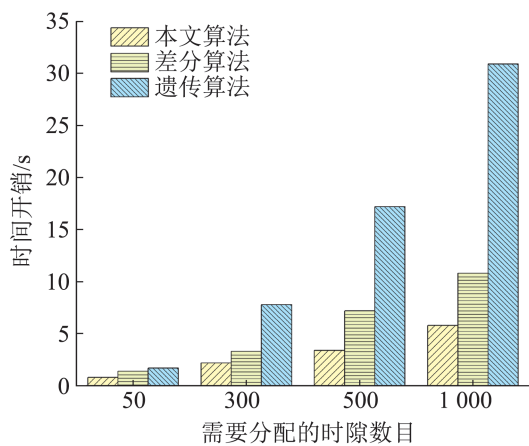


图9 需要分配时隙数目与时间开销
Fig. 9 Relation between number of free slots and slot jitter

由图9可知，当随机生成需分配时隙逐渐增加，时间开销与需分配时隙数目基本成正比，从仿真结果可知，当需要分配时隙数量为500时，差分算法和遗传算法时间消耗分别是IADE-TDMA算法的2.1倍和5倍，IADE-TDMA算法的时间消耗均小于其他两种算法。

4.4 算法收敛能力

为了验证IADE-TDMA算法收敛能力，对2个不同类型的多峰基准测试函数进行仿真实验，参数设置种群个数 $N_p=50$ ，搜索空间维数 $D=20$ ，最大迭代次数 $T=500$ ，如表2所示。

表2 基准测试函数
Table 2 Benchmark functions

函数名	表达式	搜索范围
Schwefel	$f_8(x) = \sum_{i=1}^D [-x_i \sin(\sqrt{ x_i })]$	$[-500, 500]$
Rastrigin	$f_9(x) = \sum_{i=1}^D [x_i^2 - 10\cos(2\pi x_i) + 10]$	$[-5.12, 5.12]$

实验结果如表3和图10所示，与GA和DE算法平均值对比可知，本文算法具有较好的全局寻优能力。从不同算法标准差对比可知，本文算法的标准差均为最低，比其他两种算法更加稳定。因此，IADE-TDMA算法在求解精度和鲁棒性上均优于其他两种算法。

表3 优化结果对比
Table 3 Comparison of optimization results

函数名	算法	平均值	标准差
Schwefel	GA	-5 904.771 64	2 806.929 82
	DE	-11 801.326 35	574.741 97
	IADE-TDMA	-15 316.763 58	86.435 89
Rastrigin	GA	283.642 52	18.390 23
	DE	70.235 46	41.457 23
	IADE-TDMA	8.960 87	9.485 23

4.5 泛化能力

为了验证IADE-TDMA算法的泛化能力，本文设计6组组合进行仿真实验，衡量算法的泛化能力。6组组合分别为 $N=50$ ， $N_w=12$ ； $N=100$ ， $N_w=30$ ； $N=300$ ， $N_w=100$ ； $N=500$ ， $N_w=300$ ； $N=750$ ，

$N_w=500$; $N=1\ 000$, $N_w=700$, 如图11所示。

由图11可知, IADE-TDMA 算法在6种不同环境下, 不仅抖动值均优于其他2种算法, 而且具有较好的收敛能力。差分算法和遗传算法前

期收敛速度快, 算法容易陷入局部最优, IADE-TDMA 算法由于引入了混沌算法和自适应变异交叉算法, 使其获取全局最优解的概率增强, 同时拥有较好的泛化能力。

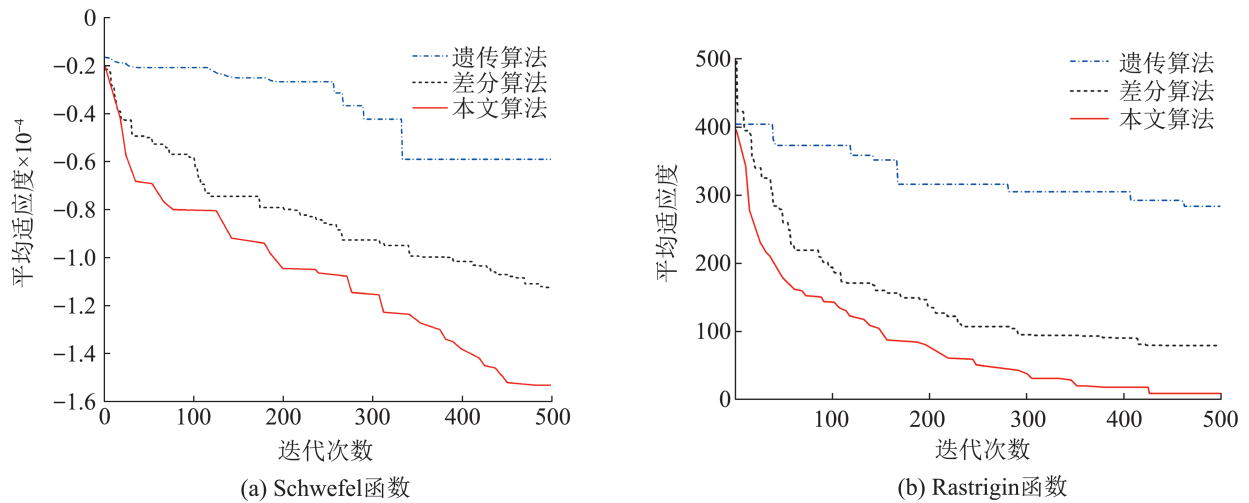


图10 3种算法在测试函数中的比较

Fig. 10 Comparison of three algorithms in test function

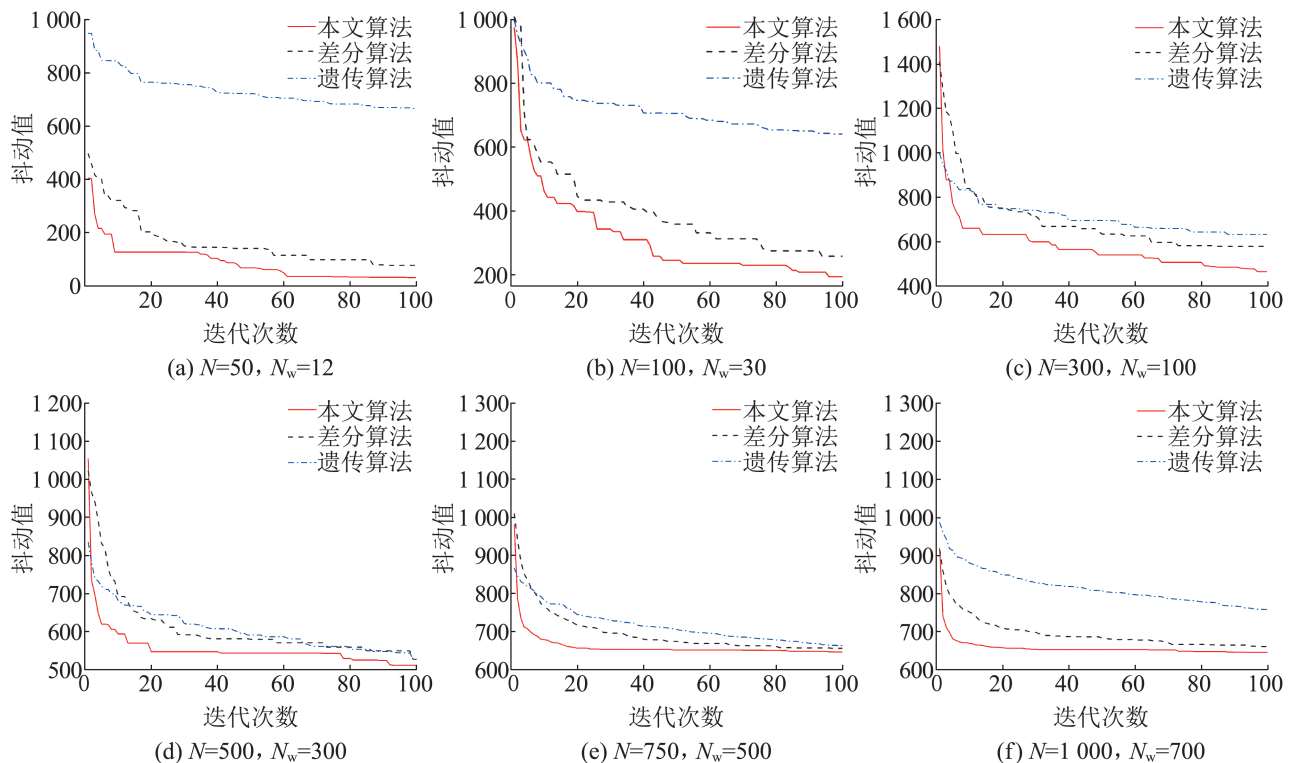


图11 3种算法泛化能力对比

Fig. 11 Comparison graph of generalization ability of three algorithms

5 结论

本文通过设计一种基于改进差分进化算法的时隙分配策略，利用引进的混沌算法和自适应策略，不仅提高算法前期的勘探能力，而且使其获取全局最优解的概率增强。通过仿真验证了算法时隙均衡能力好、稳定性高、算法效率佳、收敛能力和泛化能力强。但是考虑到不断增加的战术通信需求，需要进一步分析通信网络的态势感知，结合机器学习改进时隙分配策略，将是后续工作的重心。

参考文献:

- [1] 吕娜. 数据链理论与系统[M]. 北京: 电子工业出版社, 2011.
Lü Na. Theory and System of Data Link[M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2011.
- [2] 梅文华, 蔡善法. JTIDS/Link16数据链[M]. 北京: 国防工业出版社, 2007.
- [3] 王文政. 战术数据链时隙分配协议及其仿真研究[D]. 长沙: 国防科学技术大学, 2010.
Wang Wenzheng. Study on Slot Assignment Protocol and Its Simulation for Tactical Data Links[D]. Changsha: National University of Defense Technology, 2010.
- [4] 刘星, 何肇雄, 周经伦. TDMA战术数据链中最小时延抖动的固定时隙分配算法[J]. 系统工程, 2012, 30(6): 90-94.
Liu Xing, He Zhaoxiong, Zhou Jinglun. A Minimum-jitter Fixed Timeslot Allocation Algorithm for TDMA Tactical Data Link[J]. Systems Engineering, 2012, 30(6): 90-94.
- [5] 陈嘉远, 钟章队, 刘强. 基于遗传算法的TDMA战术数据链时隙分配算法[J]. 火力与指挥控制, 2015, 40(8): 97-100.
Chen Jiayuan, Zhong Zhangdui, Liu Qiang. Time Slot Allocation Algorithm for TDMA Tactical Data Link Based on Genetic Algorithms[J]. Fire Control & Command Control, 2015, 40(8): 97-100.
- [6] 傅妍芳, 张楠, 魏佳宁, 等. 基于OPNET的机群数据链混合TDMA协议仿真[J]. 系统仿真学报, 2022, 34(9): 1933-1940.
Fu Yanfang, Zhang Nan, Wei Jianing, et al. OPNET Based Simulation of Hybrid TDMA Protocol for Helicopters Datalink[J]. Journal of System Simulation, 2022, 34(9): 1933-1940.
- [7] 王瑞, 孙晓伟, 毛忠阳, 等. 基于遗传禁忌搜索的时隙分配算法[J]. 电子测量技术, 2022, 45(10): 82-86.
Wang Rui, Sun Xiaowei, Mao Zhongyang, et al. Slot Allocation Algorithm Based on Genetic and Tabu Search[J]. Electronic Measurement Technology, 2022, 45(10): 82-86.
- [8] 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(3): 289-293, 321.
Zhang Chunmei, Chen Jie, Xin Bin. A Discrete Differential Evolution Algorithm for the Weapon Target Assignment Problem[J]. Transactions of Beijing Institute of Technology, 2014, 34(3): 289-293, 321.
- [9] 马悦, 吴琳, 郭圣明. 基于改进差分进化算法的作战目标分配[J]. 指挥控制与仿真, 2022, 44(4): 31-41.
Ma Yue, Wu Lin, Guo Shengming. Operational Targets Assignment Based on Improved DE Algorithm[J]. Command Control & Simulation, 2022, 44(4): 31-41.
- [10] 鲁军, 李鹏飞. 基于差分进化算法的雷达网目标分配方法研究[J]. 舰船电子工程, 2022, 42(8): 29-32, 54.
Lu Jun, Li Pengfei. Research on Radar Network Target Assignment Method Based on Differential Evolution Algorithm[J]. Ship Electronic Engineering, 2022, 42(8): 29-32, 54.
- [11] 赵志勇, 毛忠阳, 张嵩, 等. 数据链系统与技术[M]. 北京: 电子工业出版社, 2014.
Zhao Zhiyong, Mao Zhongyang, Zhang Song, et al. Data Link System and Technology[M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2014.
- [12] 丁青锋, 尹晓宇. 差分进化算法综述[J]. 智能系统学报, 2017, 12(4): 431-442.
Ding Qingfeng, Yin Xiaoyu. Research Survey of Differential Evolution Algorithms[J]. CAAI Transactions on Intelligent Systems, 2017, 12(4): 431-442.
- [13] Tian Mengnan, Gao Xingbao, Dai Cai. Differential Evolution with Improved Individual-based Parameter Setting and Selection Strategy[J]. Applied Soft Computing, 2017, 56: 286-297.
- [14] 孙凤山, 范孟豹, 曹丙花, 等. 基于混沌映射与差分进化自适应教与学优化算法的太赫兹图像增强模型[J]. 仪器仪表学报, 2021, 42(4): 92-101.
Sun Fengshan, Fan Mengbao, Cao Binghua, et al. The Terahertz Image Enhancement Model Based on Adaptive Teaching-learning Based Optimization Algorithm with Chaotic Mapping and Differential Evolution[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2021, 42(4): 92-101.