

DOI:10.16356/j.1005-2615.2020.06.008

基于改进 BBO 算法的火力分配方案优化

罗锐涵, 李顺民

(中国船舶工业系统工程研究院, 北京, 100094)

摘要: 将生物地理学优化(Biogeography-based optimization, BBO)算法应用于火力打击目标分配方案的优化中, 对 BBO 算法增加三维变异操作, 优化算法的收敛精度。采用改进的 Tdv-BBO 算法(Three-dimensional variation biogeography-based optimization, Tdv-BBO)来解决火力打击中的目标分配问题, 对敌方想定实例进行了目标-火力数量组合优化。算例验证结果表明:改进的 BBO 算法增强了全局搜索能力, 可为海上联合打击的目标分配提供一种有效的方法。

关键词: BBO 优化算法; 火力分配方案; 变异算子; 组合优化; 全局搜索能力

中图分类号: TN971 **文献标志码:** A **文章编号:** 1005-2615(2020)06-0897-06

Optimization of Firepower Allocation Based on Improved BBO Algorithm

LUO Ruihan, LI Shunmin

(Systems Engineering Research Institute, Beijing, 100094, China)

Abstract: The biogeography-based optimization (BBO) algorithm is applied to the optimization of the firepower strike target allocation, and combined with a three-dimensional mutation operation to optimize the convergence accuracy of the algorithm. The improved three-dimensional variation biogeography-based optimization (Tdv-BBO) algorithm is used to solve the problem of target allocation in fire strike, and the target-fire quantity combination optimization is performed on the enemy scenario. The verification results of numerical examples show that the improved BBO algorithm enhances the global search capability, and can provide an effective method for the target assignment of joint maritime strikes.

Key words: Tdv-BBO algorithm; firepower allocation plan; mutation operator; portfolio optimization; global search capability

联合火力打击目标分配问题旨在解决海上编队作战时, 复杂战场环境及约束条件下, 由我方多武器系统群对敌方各平台攻击时的分配问题^[1]。实际作战中, 编队内各平台自身的差异和各平台武器系统的差异对敌方作战的各参数以及敌方编队内各目标本身作战价值的不同导致多武器系统协同作战中存在大量约束条件, 以及不同的参数和变量^[2]。火力打击目标分配是任务规划中的重要组成部分, 如何将多个武器系统群按照特定的优化策略为多个攻击目标匹配武器系统, 发挥海上编队多

平台协同打击的最佳效果, 是智能化技术在军事运筹领域急需解决的难点问题。

火力打击目标分配问题的实质是解决组合优化的 NP-hard 问题^[3], 常用的方法主要有精确搜索算法和群智能优化算法 2 种。精确搜索的解决办法是穷举搜索法。但是在辅助决策应用中, 一般处理的规模较小, 它通过把需要解决问题的所有可能情况逐一试验来找出符合条件的可行解空间。群智能优化算法的寻优机制来源于仿生学与自然规律, 是智能启发式算法, 例如模拟退火算法、狼群优

收稿日期: 2020-05-23; **修订日期:** 2020-11-22

通信作者: 罗锐涵, 男, 助理工程师, 硕士研究生, E-mail: lrh_94@qq.com。

引用格式: 罗锐涵, 李顺民. 基于改进 BBO 算法的火力分配方案优化[J]. 南京航空航天大学学报, 2020, 52(6): 897-902. LUO Ruihan, LI Shunmin. Optimization of firepower allocation based on improved BBO algorithm[J]. Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, 2020, 52(6): 897-902.

化算法等,在工程计算领域,已被广泛应用于大多数组合优化方案的确定^[4]。

目前,研究联合火力打击目标分配主要从提高火力分配方案的毁伤价值、打击方案的风险性和匹配性方面开展研究工作。在火力打击目标分配的优化过程中,选择一个机制简单易于实现的优化算法对信息装备实现火力分配智能化,为指挥人员提供实时可靠的辅助决策具有重要的作用。文献[5]提出一种新型改进的量子遗传算法,并应用于实验室环境下的模拟目标匹配。文献[6]将基于粒子群优化算法应用于此问题,通过仿真验证了方法的可行性和科学性。

生物地理学优化算法(Biogeography-based optimization algorithm, BBO)是美国克利夫兰州立大学电子与计算机工程学院的 Dan Simon 教授于2008年提出的基于生物地理学的一种机制新颖、易于实现的群智能优化算法^[7]。BBO算法优化机制新颖、易于实现、具有较快的收敛性和很好的稳定性,且工程适用范围广泛^[8],但目前未被应用于作战指挥辅助决策相关问题研究。BBO算法从提出伊始就受到智能计算领域的广泛关注,但算法在寻优后期也存在搜索动力不足的问题。文献[9]采用邻域选择的方法确定迁出栖息地,同时采用引力学习策略拓展搜索空间,一定程度上规避了因搜索动力下降陷入局部最优解的不足,提高了算法的全局搜索能力,文献[10]提出了改进算法并应用于组织管理问题,取得了较好的效果。

1 BBO算法及改进BBO算法

BBO算法遵循自然界中物竞天择的规律,种群在不同的栖息地生存繁衍,各个栖息地的适宜度指数(Habitat suitability index, HSI)差异很大。HSI的值直接决定了生物种类及其演变的规律,高HSI的栖息地适合生存繁衍,生物增多,但随之而来会引起生物数量的饱和,迁出率大于迁入率;而指标较低的栖息地因为环境苛刻,所以生物较少,

$$P'_s = \begin{cases} -(\lambda_s + \mu_s)P_s + \mu_{s+1}P_{s+1} & s=0 \\ -(\lambda_s + \mu_s)P_s + \lambda_{s-1}P_{s-1} + \mu_{s+1}P_{s+1} & 1 \leq s \leq s_{\max} - 1 \\ -(\lambda_s + \mu_s)P_s + \lambda_{s-1}P_{s-1} & s = s_{\max} \end{cases} \quad (4)$$

变异操作的意义在于模拟生物地理学偶发性的自然环境改变,例如地震、海啸等,可以直接对生物造成影响。在算法中提高搜索动力,变异概率计算方法如下

$$m_s = m_{\max} \left(1 - \frac{p_s}{p_{\max}}\right) \quad (5)$$

式中: m_{\max} 为最大的变异率, p_s 为个体物种数量 s 对

随之而来会保证栖息地的迁入率大于迁出率,即为BBO算法迁移操作的搜索原理。

迁移和变异是BBO算法的两个重要操作。

(1) 迁移

设每个栖息地 i (个体 i)能容纳的物种数量 s_i ($i=1,2,\dots,N$) N 为群落的数量。采用迁入率 λ_i 和迁出率 μ_i 2个参数来表征算法中各个栖息地的演变进程,计算方法如下

$$\lambda_i = I \left(1 - \frac{s_i}{s_{\max}}\right) \quad (1)$$

$$\mu_i = E \left(\frac{s_i}{s_{\max}}\right) \quad (2)$$

式中: s_{\max} 为栖息地物种数量的最大值, I 为迁入率的最大值, E 为迁出率的最大值;通过迁移模型的计算可行解的迁移参数确定需要变换的可行解分量,以此机制对可行解空间的各个解之间的信息进行融合^[11-12],如图1所示。

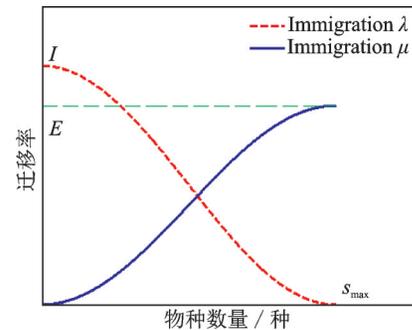


图1 迁入迁出的余弦迁移模型

Fig.1 Cosine migration model of moving in and out

(2) 变异

在BBO算法的搜索过程中,迁入率和迁出率表示为生物种类 s 的函数 $\lambda(s)$, $\mu(s)$,定义该栖息地具有物种数量 s 的概率

$$P_s(t + \Delta t) = P_s(t)(1 - (\lambda_s + \mu_s)\Delta t) + P_{s-1}(t)\lambda_{s-1}\Delta t + P_{s+1}(t)\mu_{s+1}\Delta t \quad (3)$$

计算得到种群数量概率 P'_s 为

应的概率, p_{\max} 为 p_s 的最大值。

基于三维变异的生物地理学优化(Three-dimensional variation biogeography-based optimization, Tdv-BBO)算法是一种改进BBO算法^[13]。Tdv-BBO算法改进的三维变异算子并没有破坏正常的生物地理学搜索机制,而是在优化过程陷入局部最优的时候,保存当前迭代中的最优解并对其增

加了一个非定向随机扰动^[14],增加了种群的多样性。三维变异算子操作后,新生成的个体不一定是最优的,但可以起到改善种群个体多样性的作用,从理论上加快了收敛速度。

新增的三维变异机制可用如下计算方法表示

$$\begin{cases} X = \text{chromkeep}_x + \text{RandomValue} \\ Y = \text{chromkeep}_y + \text{RandomValue} \\ Z = \text{chromkeep}_z + \text{RandomValue} \end{cases} \quad (6)$$

式中:chromkeep为当最优可行解的适宜度指标停滞不前时排序在上—代首位的最优的可行解分量,RandomValue为在最优解周围进行随机搜索的半径。变异的个体数量和搜索半径可以根据具体实际问题进行分析整定,三维变异后的个体将取代上一代最劣的一部分个体。

改进后的 Tdv-BBO算法的流程如图 2 所示。

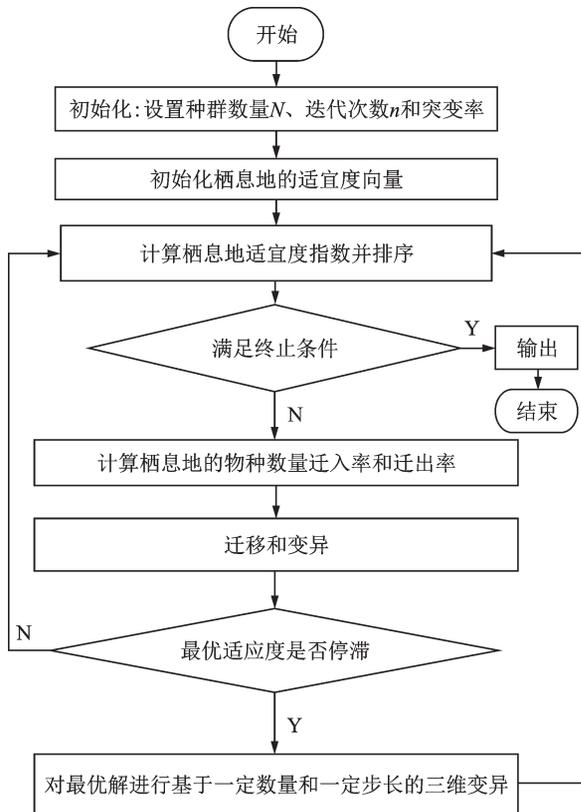


图 2 Tdv-BBO算法流程

Fig.2 Tdv-BBO algorithm flow

2 火力分配问题建模

在实际作战中,指挥员进行火力分配决策时需要考虑以下方面因素及限制^[15]:

- (1) 打击单元性能,包括武器数量、型号以及对各型目标的打击参数等。
- (2) 目标自身属性,包括目标种类、数量、作战价值、威胁程度、方位距离等。
- (3) 最大最小规则,包括毁伤程度最大、火力

单元打击目标的匹配性最大及化打击风险最小等。

(4) 打击成熟度,基于整体战场态势感知得到的可攻性分析。例如进攻型作战样式下的整体态势掌握及对目标特性的了解较防御作战时会更为清晰。

假定按照作战计划,需使用 n 个打击单元对 m 个目标进行分配,各单元只能匹配一批目标,各目标可以匹配多个单元。目标特性用目标的打击价值 v_j 和毁伤概率 p_{ij} 描述, v_j 表示第 j 批目标的打击价值,第 i 个火力单元对第 j 批目标的毁伤概率为 p_{ij} ,打击匹配度为 m_{ij} ,打击风险度为 r_{ij} 。 x_{ij} 表示第 i 个单元与第 j 个目标的匹配关系,如果匹配,则 $x_{ij} = 1$,否则 $x_{ij} = 0$ 。

联合火力打击目标分配的最优目标是发挥海上跨平台协同作战能力,其评价指标主要有对敌方目标的毁伤价值、对目标的打击匹配性和对目标的打击风险性。所以,将对敌方目标的毁伤价值最大、打击匹配性最大及打击风险性最小作为联合火力打击目标分配方案优选优化的重要性能指标。

(1) 目标价值收益最大指标

该指标主要是引导目标分配方案向着编队整体作战效能最大化的方向搜索,使各火力单元尽量攻击作战价值高的目标。第 i 个火力单元对第 j 批目标的毁伤概率为 p_{ij} ,目标 i 的价值为 v_j ,则目标作战价值为 v_j 。因此,在进行目标分配时,尽量使得总收益最大,即

$$E_{\max} = \sum_{j=1}^m \left(1 - \prod_{i=1}^n (1 - p_{ij})^{x_{ij}} \right)^{v_j} \quad (7)$$

(2) 打击匹配性最大指标

该指标主要是引导目标分配方案向着火力单元对目标的打击匹配程度最大化的方向搜索,使各火力单元尽量攻击与其匹配性高的目标。 x_{ij} 表示第 i 个火力单元是否攻击第 j 个目标,第 i 个火力单元对第 j 批目标的打击匹配度为 m_{ij} 。因此,在进行目标分配时,尽量使得各火力单元对各目标的打击匹配性之和最大,即

$$M_{\max} = \sum_{j=1}^m \sum_{i=1}^n x_{ij} \cdot m_{ij} \quad (8)$$

(3) 打击风险性最小指标

该指标主要是引导目标分配方案向着火力单元对目标的打击风险程度最小化的方向搜索,使各火力单元尽量攻击打击风险较小的目标。 x_{ij} 表示第 i 个火力单元是否攻击第 j 个目标,第 i 个火力单元对第 j 批目标的打击风险概率为 r_{ij} 。因此,在进行目标分配时,尽量使得各火力单元对各目标的打

击风险性之和最小,即

$$R_{\min} = \sum_{j=1}^m \sum_{i=1}^n x_{ij} \cdot r_{ij} \quad (9)$$

2.1 种群个体的编码

BBO算法搜索的实质是对可行解连续区间的搜索,本文采用基于粒度划分的直接取整法来对可行解空间的可行解分量进行处理。采用自然数编码进行粒子的编码,将目标数量与火力单元种类的乘积作为种群个体的长度,种群中个体可行解的各个分量是为各个目标分配的相应火力单元种类的数量,按顺序依次排列。同时因为编队作战时携带的各型火力单元的数量是一定的,个体的编码还要满足一定的等式约束,即每型火力单元攻击各个目标的数量之和必须等于给定数量。比如,目标数量 m 为 3,打击单元种类 n 为 2,则各有 6、10 枚导弹,个体编码为 $[(1, 2), (4, 3), (1, 5)]$,具体含义为:第 1 型导弹攻击第 1 个目标数量为 1,第 1 型导弹攻击第 2 个目标数量为 4,第 1 型导弹攻击第 3 个目标数量为 1;第 2 型导弹攻击第 1 个目标数量为 2,第 2 型导弹攻击第 2 个目标数量为 3,第 2 型导弹攻击第 3 个目标数量为 5。

2.2 性能指标函数值的计算

采用加权等效法将多目标优化模型转化为全局约束优化模型,权重参数^[16]可由军事打击行动的专家先验知识^[17-18]确定,性能指标函数计算方法为

$$f_{\max} = \omega_1 \cdot E + \omega_2 \cdot M - \omega_3 \cdot R \quad (10)$$

约束条件如下

$$\sum_{j=1}^n x_{ij} = m_i \quad x_{ij} \geq 0$$

$$i = 1, 2, \dots, n; j = 1, 2, \dots, m \quad (11)$$

式中。 $\omega_1, \omega_2, \omega_3$ 为加权系数。利用惩罚函数法^[19]先把等式约束优化问题转化成无约束优化问题,然后用改进BBO算法对分配方案进行优化。

3 仿真验证与分析

算例:敌方目标数量为 4,对应的作战价值为 $v_j = (0.49, 0.26, 0.15, 0.10)$,我方武器型号共 4 种,数量分别为 16、8、8、52 枚。

算例想定中参数设置如表 1 所示。根据作战想定中定下的作战决心。仿真算例中,相比较于火力打击的匹配性最大和风险性最小,目标价值收益更为重要,所以根据专家经验,目标函数权重向量 $(\omega_1, \omega_2, \omega_3)$ 设置为 $(0.6, 0.2, 0.2)$ 。

表 1 火力-目标分配参数

Table 1 Firepower-target allocation parameters

火力单元	目标 1			目标 2			目标 3			目标 4		
	毁伤	风险	匹配									
	概率	概率	指数									
1	0.10	0.80	0.35	0.60	0.10	0.10	0.20	0.15	0.60	0.45	0.05	0.30
2	0.30	0.20	0.20	0.10	0.25	0.30	0.50	0.25	0.20	0.25	0.10	0.20
3	0.50	0.30	0.40	0.30	0.50	0.60	0.60	0.35	0.40	0.30	0.15	0.20
4	0.20	0.40	0.50	0.50	0.70	0.20	0.40	0.50	0.60	0.20	0.20	0.40

优化算法的参数设置如下:种群的个数为 100,突变率为 0.06,终止条件设置为 200 次。将改进的 Tdv-BBO 算法与 BBO 算法分别用于联合火力打击目标分配方案的优化;图 3 展示了 2 种方法寻优过程中目标函数值随迭代次数的变化。

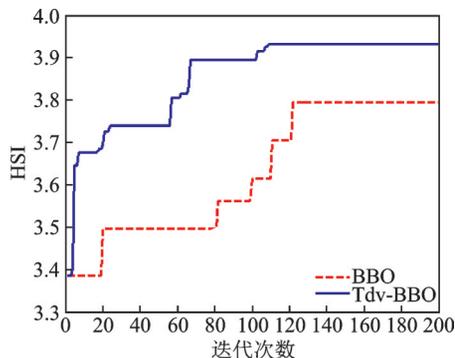


图 3 HSI 随迭代次数的变化

Fig.3 HSI changes with the number of iterations

使用遗传算法(Genetic algorithm, GA)、BBO、Tdv-BBO、改进协方差矩阵迁移模型的生物地理学优化算法(Biogeography-based optimization with covariance matrix based migration, CMM-DE/BBO)^[20-21]及改进灰狼算法(Improved grey wolf optimizer, IGWO)^[22]分别对联合火力打击目标分配方案进行全局优化,分别独立运行 10 次仿真程序,结果如表 2 所示。

因为在体系对抗过程中对系统智能决策的时效性要求较高,所以需要对优化算法的运行时间进行比较分析。表 3 展示了 5 种智能优化算法寻优至性能指标函数值为 3.5 时的火力分配组合方案的算法运行时间对比,可以看出改进的 Tdv-BBO 算法的时间最短。

改进的 Tdv-BBO 算法优化得到的最终火力目

标分配方案如表 4 所示。

表 2 不同方法下的搜索结果对比

Table 2 Comparison of search results between different methods

算法	最优	最差	平均
GA	3.665 0	3.385 2	3.637 0
BBO	3.795 1	3.705 1	3.768 1
Tdv-BBO	3.932 4	3.932 4	3.932 4
CMM-DE/BBO	3.907 6	3.902 1	3.906 6
IGWO	3.765 5	3.765 5	3.765 5

表 3 各算法优化时间对照

Table 3 Comparison of optimization time of each algorithm

算法名称	Tdv-BBO	BBO	GA	CMM-DE/ BBO	IGWO
CPU时间/s	1	1.225	3.016	1.175	1.046

表 4 最优火力目标分配方案

Table 4 Comparison of allocation plans between different methods

目标	火力单元1	火力单元2	火力单元3	火力单元4
1	15	0	0	0
2	0	0	2	3
3	0	2	1	24
4	1	6	5	25

4 结 论

联合火力打击目标分配决策作为指挥员任务规划的末端环节,对战局有决定性影响。本文采用毁伤收益最大、打击匹配性最大、打击风险度最小原则,采用加权求和法建立性能指标函数计算模型,使用改进BBO算法对其求解。实例仿真结果表明:Tdv-BBO改善了算法的种群多样性,从而可以提高算法的优化性能,在更短的时间内可搜索得到更优的可行解。通过改进算法的优化可以为决策者提供比BBO算法和GA算法更有价值的一组火力-目标分配方案,具有良好的装备应用前景。

参考文献:

[1] 宣贺君,向勇,和晓强,等.联合火力打击中武器目标分配问题的多目标优化模型及算法[J].信阳师范学院学报(自然科学版),2019,32(4):664-669.
XUAN Hejun, XIANG Yong, HE Xiaoqiang, et al. Multi-objective optimization model and algorithm for weapon-target assignment problem in joint fire[J]. Journal of Xinyang Normal University (Natural Science Edition), 2019, 32(4): 664-669.

[2] 张勇涛,余静,张松良.基于改进粒子群算法的联合

火力打击目标分配研究[J].指挥控制与仿真,2010,32(1):41-44.
ZHANG Yongtao, YU Jing, ZHANG Songliang. Research on the target assignment for joint fires attack based on improved particle swarm optimization[J]. Command Control & Simulation, 2010, 32(1): 41-44.

[3] HOCHBA D S. Approximation algorithms for NP-hard problems[J]. ACM Sigact News, 1997, 28(2): 40-52.

[4] TAO F, ZHANG L, LAILI Y. Configurable intelligent optimization algorithm: Design and practice in manufacturing[M]. U.K.: Springer Publishing Company, 2014.

[5] 罗佳,薛青,王之腾,等.作战仿真中火力分配优化算法研究[J].计算机仿真,2013,30(10):62-66.
LUO Jia, XUE Qing, WANG Zhiteng, et al. Algorithm research on fire distribution optimization for combat simulation[J]. Computer Simulation, 2013, 30(10): 62-66.

[6] 王光源,徐鹏飞,赵勇.基于粒子群优化算法求解火力分配问题[J].舰船电子工程,2013,33(11):34-36.
WANG Guangyuan, XU Pengfei, ZHAO Yong. A solution of weapon-target assignment problems based on particle swarm optimization[J]. Ship Electronic Engineering, 2013, 33(11): 34-36.

[7] SIMON D. Biogeography-based optimization[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2009, 12(6): 702-713.

[8] 张国辉,聂黎,张利平.生物地理学优化算法理论及其应用研究综述[J].计算机工程与应用,2015,51(3):12-17.
ZHANG Guohui, NIE Li, ZHANG Liping. Review on biogeography-based optimization algorithm and applications[J]. Computer Engineering and Applications, 2015, 51(3): 12-17.

[9] 马萍,刘思含,孙根云,等.基于邻域引力学习的生物地理学优化算法[J].计算机工程与应用,2018,54(22):35-41.
MA Ping, LIU Sihan, SUN Genyun, et al. Neighbor force learning biogeography-based optimization[J]. Computer Engineering and Applications, 2018, 54(22): 35-41.

[10] 刘林,郑江.改进生物地理学算法求解柔性作业调度问题[J].计算机工程与应用,2016,52(18):228-234.
LIU Lin, ZHENG Jiang. Improved biogeography-based optimization algorithm for flexible job-shop scheduling problem[J]. Computer Engineering and Applications, 2016, 52(18): 228-234.

[11] MA Haiping. Analysis of the behavior of migration models for biogeography-based optimization[J]. Infor-

- mation Sciences, 2010, 180(18): 3444-3464.
- [12] MA Haiping, LI Xue, LIN Shengdong. Analysis of migration rate models for biogeography based optimization[J]. Journal of Southeast University (Natural Science Edition), 2009, 39(S1): 16-21.
- [13] 罗锐涵, 陈娟, 王齐. 改进生物地理学算法对正丁烷异构反应模型的优化[J]. 化工学报, 2018, 69(3): 1158-1166.
- LUO Ruihan, CHEN Juan, WANG Qi. Kinetic model optimization of n-butane isomerization by improved biogeography optimization algorithm[J]. CIESC Journal, 2018, 69(3): 1158-1166.
- [14] 王齐, 陈娟, 李全善, 等. 改进生物地理学优化算法及其在PID控制器参数中的优化[J]. 南京理工大学学报, 2017, 41(4): 519-525.
- WANG Qi, CHEN Juan, LI Quanshan, et al. PID parameter optimization based on improved biogeography-based optimization[J]. Journal of Nanjing University of Science and Technology, 2017, 41(4): 519-525.
- [15] ZHONG Yun, YAO Peiyang, ZHANG Jieyong, et al. Formation and adjustment of manned/unmanned combat aerial vehicle cooperative engagement system [J]. Journal of Systems Engineering and Electronics, 2018, 29(4): 756-767.
- [16] MA Jiali, PARK J H, XU Shengyuan. Finite-time adaptive control of high-order nonlinear systems with unknown control coefficients and actuator fault[J]. International Journal of Robust and Nonlinear Control, 2020, 30(17): 7750-7765.
- [17] 马志军, 吉玉洁. 基于贝叶斯网络的舰艇对空作战训练效果评估研究[J]. 舰船电子工程, 2016, 36(6): 28-32.
- MA Zhijun, JI Yujie. Training evaluation of surface warship anti-air defence based on bayesian network [J]. Ship Electronic Engineering, 2016, 36(6): 28-32.
- [18] WU Zhaoxin, WU Haolin, LI Hui, et al. Improving maneuver strategy in air combat by alternate freeze games with a deep reinforcement learning algorithm [J]. Journal of Mathematics, 2020(1): 1-17.
- [19] CHANG C T. An efficient approach for the Sâ-shaped penalty function[J]. International Transactions in Operational Research, 2021, 28(1): 493-511.
- [20] CHEN X, TIANFIELD H, DU W, et al. Biogeography-based optimization with covariance matrix based migration[J]. Applied Soft Computing, 2016, 45: 71-85.
- [21] 徐琴. 改进人工鱼群算法的船舶航行路线设计[J]. 舰船科学技术, 2020, 42(18): 31-33.
- XU Qin. Navigation route design of ships based on improved artificial fish swarm algorithm[J]. Ship Science and Technology, 2020, 42(18): 31-33.
- [22] 龙文, 赵东泉, 徐松金. 求解约束优化问题的改进灰狼优化算法[J]. 计算机应用, 2015, 35(9): 2590-2595.
- LONG Wen, ZHAO Dongquan, XU Songjin. Improved grey wolf optimization algorithm for constrained optimization problem[J]. Journal of Computer Applications, 2015, 35(9): 2590-2595.

(编辑:张蓓)