

面向多目标探测的无线传感器网络资源调度方法

李琦^{1,2}, 韦道知¹, 王希^{1,3}, 谢家豪¹

(1. 空军工程大学防空反导学院, 710043, 西安; 2. 中国人民解放军第93605部队, 102100, 北京;

3. 西安卫星测控中心, 710043, 西安)

摘要: 针对传统无线传感器网络在协同探测跟踪目标过程中,资源调度模型要素考虑不周全、求解算法寻优能力弱、收敛速度慢等问题,首先,综合考虑了影响无线传感器探测网络效能的约束条件,设计了优化调度指标评价体系,并提出了指标描述的量化方法;接着,在此基础上以传感器探测网络效能收益最大为原则,建立了完善的资源调度模型;最后,通过引入混沌映射思想、正余弦算法、自适应权重因子,对象群优化算法进行了改进,并应用到模型的求解当中。仿真结果表明:所提出的资源优化调度方案能够有效提升无线传感器资源的利用率,并能选取合适的传感器资源来完成探测任务;改进后的象群优化算法与基本象群优化算法相比,迭代次数减少了41次,求解精度提高了124%,运行时间缩短了57%。

关键词: 无线传感器网络;目标探测;资源调度;效能收益;指标评价;改进象群优化算法

中图分类号: TP212 **文献标志码:** A

DOI: 10.7652/xjtuxb202312018 **文章编号:** 0253-987X(2023)12-0179-11

Resource Scheduling Method for Multi-Target Detection-Oriented Wireless Sensor Networks

LI Qi^{1,2}, WEI Daozhi¹, WANG Xi^{1,3}, XIE Jiahao¹

(1. School of Air Defense and Anti-Missile, Air Force Engineering University, Xi'an 710043, China; 2. 93605th Chinese People's Liberation Army, Beijing 102100, China; 3. Xi'an Satellite Measurement and Control Center, Xi'an 710043, China)

Abstract: For the traditional wireless sensor networks, it is found that, during the collaborative detection and tracking of targets, the elements in the resource scheduling model are not well-considered, the solution algorithm is weak in finding the optimal, and the convergence speed is slow. For these problems, and considering the constraints affecting the effectiveness of the wireless sensor detection network, the optimization scheduling index evaluation system was designed and the method to quantify the index description was proposed. Then, an improved resource scheduling model was built based on the principle of maximizing the effectiveness of the sensor detection network. At last, the elephant herding optimization algorithm was improved by introducing the chaotic mapping idea, positive cosine algorithm, and adaptive weighting factor and applied to solve the model. The simulation results show that the proposed resource scheduling model has been improved and applied to the model solution. The simulation results show that the proposed resource optimization scheduling scheme can increase the utilization rate of wireless sensor re-

sources effectively and select the suitable sensor resources to complete the detection tasks, and that the improved elephant herding optimization algorithm reduces the number of iterations by 41 times, improves the solution accuracy by 124%, and shortens the running time by 57%, compared with the basic elephant herding optimization algorithm, effectively improving the solution accuracy and speed of the algorithm.

Keywords: wireless sensor networks; target detection; resource scheduling; efficiency gains; evaluation metrics; improved elephant herding optimization algorithms

无线传感器网络(wireless sensor networks, WSNs)是通过无线通信建立网络连接,将大量目标感知传感器设备分布式地部署在目标监测区域内形成的网络。因其具有良好的动态性、可扩展性和灵活性,常被应用在战场侦察、灾后搜救、跟踪定位等目标监测任务中。随着高技术信息化的发展,其在交通控制、智能家居、智慧农业等领域也发挥着重要作用^[1-2]。然而,在目标监测任务中,如果 WSNs 网络对各个传感器设备以及整个系统管理不当,就会出现目标分配冗杂、能源消耗多、资源浪费等问题。面对日益复杂的目标属性和探测环境,如何利用无线传感器网络中的有限资源,尽可能高效、精确、快速地进行目标探测资源优化调度,已成为重要的研究方向^[3-4]。

目标探测过程中,无线传感器网络资源调度问题的本质是在综合考虑传感器设备自身性能、相互关联、预期目的等多约束条件下,基于某种原则建立模型并求解最优调度方案的多目标优化问题^[5]。当前,国内外学者围绕此问题开展了广泛研究。文献[6-7]提出了基于信息论的算法,并采用信息熵来评价调度的性能。文献[8]提出了线性规划方法,将调度建模成由跟踪精度和匹配传感器资源矩阵组成的优化问题。然而,在不考虑目标跟踪精度的情况下,该方法的检测性能较差。为提高传感器资源的跟踪精度,文献[9]提出了一种基于后验克拉美-罗下界和拦截概率因子的传感器网络调度方法,将传感器资源的拦截概率控制在阈值域内,但由于模型中的目标函数是非凸的,直接采用梯度下降法不可行。文献[10]首先提出了综合考虑目标损失风险和传感器资源辐射风险的风险评估模型,然后设计了与该模型相关的传感器网络调度方案,但由于目标损失风险与传感器资源辐射风险的比值是固定的,该方法在目标损失风险与传感器资源辐射风险比值变化时性能下降明显。文献[11]采用随机分配传感器对目标进行检测和跟踪的方法,解决了低信噪比下的多目标跟踪问题。文献[12]把动态联

盟理论引入到无线传感器网络管理当中,根据不同时刻的环境态势组建相应时刻的最优联盟,由该联盟完成对目标的探测。针对 WSNs 资源优化调度问题,虽然上述文献均提出了一些解决方案,但在动态复杂环境下,由于对资源优化调度模型的构建要素考虑不全面,过多注重某一单方面性能约束指标的影响,缺少任务效能整体收益考虑,且同时对约束指标的定量、权重考虑不清,因而导致调度模型缺乏说服力。此外,在实际应用中,由于算法本身的随机特征,存在控制参数设置过多、计算复杂、求解效率不高、容易陷入局部最优等缺陷。

针对以上问题,本文提出了一种基于任务效能收益最优的 WSNs 网络资源优化调度策略,建立了以 WSNs 网络效能收益最大为目标的资源优化调度模型,并采用改进后的象群优化算法对模型进行求解,最后通过仿真实验验证了模型和算法的有效性。

1 传感器网络资源调度模型的建立

本文将无线传感器探测网络资源优化调度问题视为具有多约束条件的动态优化过程,从单个传感器设备的自身感知性能、工作效率、负载损耗、任务优先级以及多个传感器资源相互间的关联出发,动态分析影响整个 WSNs 网络效能收益的复杂约束指标,利用模糊层次分析法对这些评价指标进行量化分析,以任务效能收益最大化为目标建立调度模型。

1.1 约束条件评价指标分析

(1)探测精度约束。探测精度是衡量一个传感器资源是否合适的主要标准,定义探测精度评价指标 $p_k^{i,j}$ 的表达式如下

$$p_k^{i,j} = \frac{\text{tr}(P_k^{i,j})}{\sum_{i=1}^n \text{tr}(P_k^{i,j})} \quad (1)$$

式中: $p_k^{i,j} \in (0,1)$; $P_k^{i,j}$ 为第 i 个传感器在 k 时刻得到目标 j 的目标状态最小二乘估计的误差阵; $\text{tr}(\cdot)$ 表示矩阵的迹。

(2)探测可视化约束。可视性分析是判断传感器能否探测目标的必要手段,定义可视性评价指标 $v_k^{i,j}$ 如下

$$v_k^{i,j} = \begin{cases} 1, & \text{在 } k \text{ 时刻传感器 } i \text{ 对目标 } j \text{ 可视} \\ 0, & \text{在 } k \text{ 时刻传感器 } i \text{ 对目标 } j \text{ 不可视} \end{cases} \quad (2)$$

(3)探测负载约束。当传感器 i 对目标进行探测时,所消耗的能量评价指标 c_k^i 定义如下

$$c_k^i = -\exp\left(\frac{l_k^i}{\mu_1 r_k^i + \mu_2}\right) \quad (3)$$

式中: $c_k^i \in (0,1]$; l_k^i 为 k 时刻传感器 i 的最大探测距离; r_k^i 为 k 时刻传感器 i 同时探测到的目标个数; μ_1 和 μ_2 为常数,取值分别为0.01和0.1。

(4)探测效率约束。对资源优化调度区间内传感器的交接次数进行统计,有利于判断WSNs网络的工作效率。与此同时,限制传感器之间的交接次数对减少调度时间、能量损耗以及控制调度成本起着十分重要的作用^[13]。定义 $h_k^{i,j}$ 为设备切换次数评价指标,表示传感器 i 在 k 时刻的累计切换次数。将相邻两个传感器的探测跟踪矩阵对应元素进行“异或”逻辑运算,可得到传感器之间切换次数 $h_k^{i,j}$ 的表达式如下

$$h_k^{i,j} = \sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^J x_{ij}^{\Delta T} \oplus x_{ij}^{\Delta T+k} \quad (4)$$

式中: $x_{ij}^{\Delta T}$ 为 ΔT 时间段内传感器的探测跟踪矩阵; $x_{ij}^{\Delta T+k}$ 为 $\Delta T+k$ 时间段内传感器的探测跟踪矩阵。

(5)任务优先级约束。目标威胁等级和传感器与目标之间的相对距离,直接影响着WSNs资源调度任务优先级的决策。在传感器探测跟踪目标过程中,任务优先级评价指标 $g_k^{i,j}$ 的表达式定义如下

$$g_k^{i,j} = M_k^i \theta \left(1 - \frac{\sqrt{(x_k^i - x_k^j)^2 + (y_k^i - y_k^j)^2 + (z_k^i - z_k^j)^2}}{D_{\max}} \right) \quad (5)$$

式中: M_k^i 为 k 时刻目标 j 的威胁等级,参照文献^[14]由高到低依次为最重要目标、次重要目标、重要目标、一般重要目标、不重要目标,其威胁程度对应的权重集为 $M = (0.127\ 9, 0.047\ 3, 0.169\ 4, 0.298\ 0, 0.315\ 3)$; θ 为目标威胁度指标权重,取值为0.5; (x_k^i, y_k^i, z_k^i) 为传感器 i 在 k 时刻的坐标位置; (x_k^j, y_k^j, z_k^j) 为传感器 j 在 k 时刻的坐标位置; $D_{\max}$ 为传感器探测的最大距离。

(6)协同覆盖范围约束。增大协同覆盖范围,不但能扩大目标监测区域,降低传感器资源之间的交接次数,而且能有效提升目标监测区域重合处的探测精

度,增强可信度。协同覆盖范围与探测效果成正比,是WSNs资源优化调度的重要约束条件。传感器之间间距越大且相差越小,协同探测的效果越好,定义协同探测范围 q 的表达式如下

$$q = \frac{\bar{R}_{12 \dots n}}{\delta_{12 \dots n}} \quad (6)$$

式中: $\bar{R}_{12 \dots n}$ 为传感器1、2、 $\dots$ 、 n 之间距离的平均值; $\delta_{12 \dots n}$ 为传感器1、2、 $\dots$ 、 n 之间距离的标准差。

1.2 采用模糊层次分析法确定的约束指标权重

由于WSNs网络协同探测多目标过程中,资源优化调度约束评价指标难以定量且属于不同量纲范畴,不能通过直接加权的方式得到目标函数,因此,本文采用模糊层次分析法^[15-18]对各指标进行量化计算。实现的过程主要包括:分析影响目标完成的因素,对影响因素上下层关系进行划分并建立评估模型,对同层影响因素进行量化评价并利用判断矩阵求解。建立的指标评估模型如图1所示。

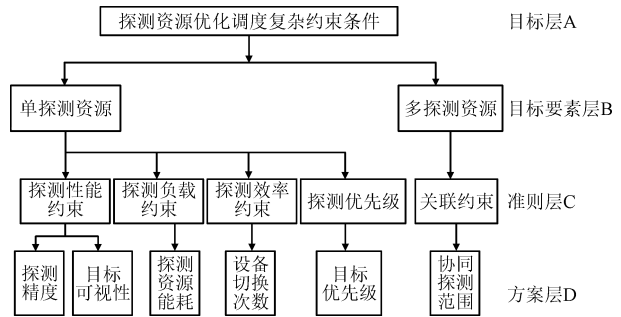


图1 探测资源优化调度约束指标等级评估模型

Fig. 1 Detection resources scheduling constraint indicator ranking assessment model

根据图1所示,将WSNs资源优化调度约束评价指标分为A、B、C、D4层,运用9标度法对各指标间的权重作出判断举证^[19],如表1所示。

表1 9标度法参数

Table 1 9 Scalar method parameters

标度	含义
1	表示2个因素相比,具有同样重要性
3	表示2个因素相比,一个比另一个稍微重要
5	表示2个因素相比,一个比另一个明显重要
7	表示2个因素相比,一个比另一个强烈重要
9	表示2个因素相比,一个比另一个极端重要
2,4,6,8	表示上述2相邻判断标度的中值
倒数	若 α_{ij} 表示因素 i 与因素 j 的重要性比较,则 $\alpha_{ji} = \frac{1}{\alpha_{ij}}$ 表示因素 j 与因素 i 的重要性比较

(1)目标要素 B 层对目标 A 层判断矩阵为

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 1 & 1 \end{bmatrix} \tag{7}$$

(2)准则 C 层对目标要素 B 层判断矩阵为

$$\mathbf{B}_1 = \begin{bmatrix} 1 & 4 & 2 & 3 \\ \frac{1}{4} & 1 & 1 & 2 \\ \frac{1}{2} & 1 & 1 & 2 \\ \frac{1}{3} & \frac{1}{2} & \frac{1}{2} & 1 \end{bmatrix}; \mathbf{B}_2 = [1] \tag{8}$$

(3)方案 D 层对准则 C 层判断矩阵为

$$\mathbf{C}_1 = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 1 & 1 \end{bmatrix} \tag{9}$$

$$\mathbf{C}_2 = [1] \tag{10}$$

$$\mathbf{C}_3 = [1] \tag{11}$$

$$\mathbf{C}_4 = [1] \tag{12}$$

$$\mathbf{C}_5 = [1] \tag{13}$$

(4)约束指标权重计算。定义一致性指标 I ,如下所示

$$I = \frac{\lambda_{\max} - N}{N - 1} \tag{14}$$

式中： $\lambda_{\max}$ 为判断矩阵的最大特征根； N 为矩阵的阶数。当 $I = 0$ 时，判断矩阵一致； I 的值越大，判断矩阵的一致性越差。

定义一致性比率 R ，如下所示

$$R = \frac{I}{S} \tag{15}$$

式中： S 为平均随机一致性指标，通过查找表 2 可确定其对应的数值^[20]。当 $R < 0.1$ 时，认为判断矩阵的一致性可以接受，否则需要修正。

表 2 平均随机一致性指标

Table 2 Average random index

N	1	2	3	4	5	6	7	8	9
S	0	0	0.58	0.90	1.21	1.24	1.32	1.41	1.54

经计算，各判断矩阵的权重、 $\lambda_{\max}$ 及 R 分别为

$$\mathbf{W}_A = [0.5 \ 0.5]^T; \lambda_{\max A} = 2; R = 0 \tag{16}$$

$$\begin{cases} \mathbf{W}_{B_1} = [0.487 \ 0.183 \ 0.213 \ 0.117]^T \\ \lambda_{\max B_1} = 4.096 \ 8; R = 0.035 \ 9 \end{cases} \tag{17}$$

$$\mathbf{W}_{B_2} = [1]^T; \lambda_{\max B_2} = 1; R = 0 \tag{18}$$

$$\mathbf{W}_{C_1} = [0.5 \ 0.5]^T; \lambda_{\max C_1} = 2; R = 0 \tag{19}$$

$$\mathbf{W}_{C_2} = [1]^T; \lambda_{\max C_2} = 1; R = 0 \tag{20}$$

$$\mathbf{W}_{C_3} = [1]^T; \lambda_{\max C_3} = 1; R = 0 \tag{21}$$

$$\mathbf{W}_{C_4} = [1]^T; \lambda_{\max C_4} = 1; R = 0 \tag{22}$$

$$\mathbf{W}_{C_5} = [1]^T; \lambda_{\max C_5} = 1; R = 0 \tag{23}$$

式中： $\mathbf{W}$ 为对应矩阵的正规化特征向量。可以看出，所有的 R 值均小于 0.1，符合一致性检验，因此，判断矩阵的特征向量可作为资源优化调度的权向量。方案元素层约束指标权重如表 3 所示。

表 3 方案元素层约束指标权重

Table 3 Weights of binding indicators at the programmatic

element level	
方案层指标	指标权重
探测精度	0.121 75
目标可视性	0.121 75
传感器能耗	0.091 50
切换次数	0.106 50
目标优先级	0.058 50
协同覆盖范围	0.500 00

1.3 基于最大效能收益的 WSNs 资源调度方案

综合上述多目标探测过程中影响 WSNs 效能收益的复杂约束条件，定义效能收益函数 $e_k^{i,j}$ 如下

$$e_k^{i,j} = \alpha_1 \frac{\sum_{i=1}^n \alpha_k^i r_k^{i,j}}{n} + \alpha_2 r_q \tag{24}$$

式中： α_1 和 α_2 分别为单传感器与多传感器的约束指标权重系数； r_q 为协同探测覆盖范围指标评分， $r_q = q$ ； α_k^i 为传感器 i 在 k 时刻的动作状态，表示如下

$$a_k^i = \begin{cases} 0, & \text{传感器不工作} \\ 1, & \text{传感器工作} \end{cases} \tag{25}$$

$r_k^{i,j} = \beta_1 r_{p_k}^{i,j} + \beta_2 r_{v_k}^{i,j} + \beta_3 r_{e_k}^i + \beta_4 r_{h_k}^{i,j} + \beta_5 r_{g_k}^{i,j}$ 为 k 时刻传感器 i 执行决策后所获得的收益，其中， β_1 、 β_2 、 β_3 、 β_4 和 β_5 为探测精度、目标可视性、传感器能耗、切换次数、目标优先级 5 个约束指标的权重系数； $r_{p_k}^{i,j}$ 为探测精度约束指标评分， $r_{p_k}^{i,j} = p_k^{i,j}$ ； $r_{e_k}^i$ 为能耗约束指标评分， $r_{e_k}^i = c_k^i$ ； $r_{g_k}^{i,j}$ 为调度优先级约束指标评分， $r_{g_k}^{i,j} = g_k^{i,j}$ ； $r_{v_k}^{i,j}$ 和 $r_{h_k}^{i,j}$ 分别为目标的可视性约束指标评分和切换次数约束指标评分，表达式如下

$$r_{v_k}^{i,j} = \begin{cases} 0, & v_k^{i,j} = 0 \\ -1, & v_k^{i,j} = 1 \end{cases} \tag{26}$$

$$r_{h_k}^{i,j} = \begin{cases} 0, & h_k^{i,j} \leq t \text{ 时刻传感器 } i \text{ 累计最大切换次数} \\ -1, & h_k^{i,j} > t \text{ 时刻传感器 } i \text{ 累计最大切换次数} \end{cases} \tag{27}$$

当评价指标确定后，资源优化调度就变成了求解多目标分配问题。当用 n 个传感器对 m 个目标进行探测时，其中传感器 i 能同时跟踪 t_i 个目标，在 k 时刻的传感器调度方案为维度为 $n \times m$ 的 0—1 矩

阵 U_k , 当第 i 行第 j 列元素 $x_k^{i,j}=1$ 时, 表示探测资源 i 在 k 时刻对目标 j 探测; 当 $x_k^{i,j}=0$ 时, 表示探测资源 i 在 k 时刻不对目标 j 探测。建立调度模型, 如下所示

$$\begin{cases} \bar{X} = \operatorname{argmax}(e_k^{i,j} x_k^{i,j}) \\ \text{s. t. } \sum_{j=1}^n x_{ij} = t_i; \sum_{i=1}^m x_{ij} \geq 1 \end{cases} \quad (28)$$

式中: $\bar{X}$ 为调度方案最优解。

2 传感器网络资源调度算法设计

在构建 WSNs 资源优化调度模型后, 需要采用优化算法对模型进行求解, 才能得到最终的资源优化调度方案。

近年来, 一种新的群智能算法被引入, 即受大象放牧行为启发的大象放牧优化算法。该算法由 Wang 等于 2015 年提出^[21], 因具有良好的收敛特性和寻找最优解的潜力, 能够探索比许多其他自然启发算法更好的最优解^[22-23]。基于象群算法全局优化能力强、控制参数少、实现策略简单等优点, 本文在其基础上进行改进, 为 WSNs 资源调度提供稳定可靠的求解算法。当采用象群算法求解资源优化调度方案时, 一个大象位置即一种资源调度方案, 由于该调度方案为 0-1 矩阵, 因此在对大象进行搜索时, 产生新位置的方式可看作是以该调度矩阵为基础生成新矩阵, 且新矩阵与原有矩阵之间仅有少数元素不同, 其适应度为资源优化调度目标函数相关的函数。

2.1 基本象群算法(EHO)

基本象群优化算法(elephant herding optimization algorithm, EHO)主要包括部落更新操作和部落分离操作 2 个过程。

(1)部落更新操作。来自不同部落的大象在其女族长的领导下一同生活, 其他大象的位置都根据女族长和自身的位置进行更新, 位置更新公式如下所示

$$x_{\text{new, ci, } d} = x_{\text{ci, } d} + \alpha(x_{\text{best, ci, } d} - x_{\text{ci, } d})\gamma \quad (29)$$

式中: $x_{\text{new, ci, } d}$ 和 $x_{\text{ci, } d}$ 分别为大象 j 在部落(c_i)中第 d 个维度的新位置 and 旧位置, 其中 $1 \leq d \leq D$, D 为搜索空间的总维数; $x_{\text{best, ci, } d}$ 为女族长的位置; α 代表部落中女族长对大象个体的影响因子, 取值范围为 $\alpha \in [0, 1]$; γ 用来增加每一代的种群多样性, $\gamma \in [0, 1]$ 。

女族长的位置根据部落中心的位置进行更新, 如下所示

$$x_{\text{best, ci, } d} = \beta x_{\text{center, ci, } d} \quad (30)$$

式中: β 为 0 和 1 之间的随机数, 控制着部落中心对女族长位置的影响。其中, 部落中心位置定义为

$$x_{\text{center, ci, } d} = \frac{1}{n_{\text{ci}}} \sum_{j=1}^{n_{\text{ci}}} x_{\text{ci, } j, d} \quad (31)$$

式中: n_{ci} 为部落中大象的数量。

(2)部落分离操作。当部落中适应度最差的个体(公象 α_i)成熟时, 它将远离部落, 此时需在空间中进行随机搜索以增加全局搜索性能, 其位置更新表达式为

$$x_{\text{worst, ci, } d} = x_{\text{min}} + (x_{\text{max}} - x_{\text{min}} + 1)p \quad (32)$$

式中: x_{max} 和 x_{min} 分别为种群中大象搜索位置的上、下限; p 为 0 到 1 之间的随机数。

2.2 改进象群算法(ASCEHO)

象群算法同其他智能算法一样, 也存在一定的局限性。主要包括: ①种群多样性差。基本 EHO 算法在初始化种群时采用的是随机方式, 但这种方式并没有基于先验知识, 因而导致种群出现多样性差的问题。而种群多样性差必然会影响后续的全局搜索寻优过程, 也会对最优解的质量有一定影响。②容易陷入局部最优。基本 EHO 算法在迭代过程中容易早熟, 导致经常出现在局部最优解附近搜索求解的情况; 与此同时, 现有的改进方法并不能有效避免全局和局部寻优的盲目性。因此, 为改善基本象群算法的寻优能力, 本文提出了 3 点改进措施。

(1)混沌映射策略。初始种群在解空间中分布越均匀, 算法搜索到最优值的概率就越大。混沌映射策略因其遍历性、非重复性等特点被广泛用于群智能优化算法的初始种群生成中^[24]。Tent 混沌映射的公式表达如下

$$Z_{k+1} = \begin{cases} Z_k/0.4, & 0 \leq Z_k < 0.4 \\ (1 - Z_k)/0.6, & 0.6 \leq Z_k < 1 \end{cases} \quad (33)$$

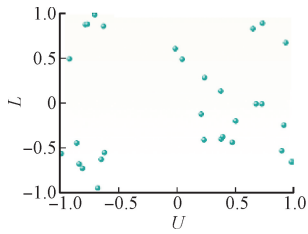
式中: Z_k 为随机产生的初始值; Z_{k+1} 为混沌映射后产生的初始值。

将得到的混沌序列映射到搜索空间中, 得到

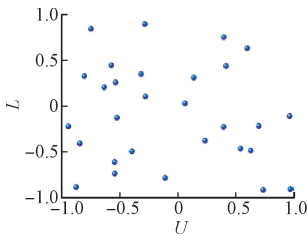
$$x_{\text{ci, } j, d} = L + (U - L)Z_{\text{ci, } j, d} \quad (34)$$

式中: $x_{\text{ci, } j, d}$ 为部落中第 j 只大象在 d 维的位置; U 、 L 分别为搜索空间的上、下界; $Z_{\text{ci, } j, d}$ 为式(33)产生的混沌序列。

图 2(a)和 2(b)分别给出了初始种群规模为 30 时, 随机生成和基于 Tent 混沌映射 2 种方法得到的种群分布。由图可见, 采用基于 Tent 映射初始化方法得到的种群在搜索空间范围内的分布更均匀。



(a) 随机初始化种群分布



(b) Tent 映射初始化种群分布

图 2 不同初始化方法得到的种群分布图

Fig. 2 Population distribution with different initialization methods

(2) 正余弦算法。正余弦算法(sine cosine algorithm, SCA)是 Mirjalili 于 2016 年提出的、利用正余弦函数的数学模型使解震荡性地趋于最优解的一种方法。该算法根据正余弦函数与单位圆的关系进行迭代,通过正余弦函数遍历单位圆模拟算法寻优过程,其遍历性特点可以防止算法陷入局部最优^[25]。本文在搜索阶段融入正余弦算法更新搜索位置,在该阶段,大象以正余弦方式移动,融入 SCA 算法的全局搜索位置更新模型如下

$$x_{\text{new}, \text{ci}, j, d} =$$

$$\begin{cases} x_{\text{ci}, j, d} + \gamma_1 \sin(\gamma_2) | \gamma_3 x_{\text{best}, \text{ci}, d} - x_{\text{ci}, j, d} |, \gamma_4 < 0.5 \\ x_{\text{ci}, j, d} + \gamma_1 \cos(\gamma_2) | \gamma_3 x_{\text{best}, \text{ci}, d} - x_{\text{ci}, j, d} |, \gamma_4 \geq 0.5 \end{cases} \quad (35)$$

式中: $\gamma_2 \in (0, 2\pi)$ 、 $\gamma_3 \in (0, 2)$ 、 $\gamma_4 \in (0, 1)$ 为均匀分布的随机数; $x_{\text{best}, \text{ci}, d}$ 为当前最优解个体的位置; γ_1 为控制参数,可写为

$$\gamma_1 = a \left(1 - \frac{t}{T_{\max}} \right) \quad (36)$$

式中: a 为常数; t 为当前迭代次数; $T_{\max}$ 为最大迭代次数。

(3) 自适应权重因子。在算法的开发阶段通过引入自适应权重因子,以提高局部寻优能力,并将自适应权重因子应用于改进象群算法开发阶段的全部方程中。自适应权重因子的计算公式如下所示

$$\sigma = \sin\left(\frac{\pi t}{2T_{\max}}\right) + \cos\left(\frac{\pi t}{2T_{\max}}\right) - 1 \quad (37)$$

因此,开发阶段最差个体位置更新如下所示

$$x_{\text{new}, \text{worst}, \text{ci}, d} = \frac{x_{\text{worst}, \text{ci}, d} + x_{\text{new}, \text{ci}, j, d}}{2 + \sigma} \quad (38)$$

式中: $x_{\text{worst}, \text{ci}, d}$ 为部落中适应度最差个体的位置。

2.3 算法流程图

基于改进后象群优化算法的多传感器资源调度求解流程如图 3 所示。

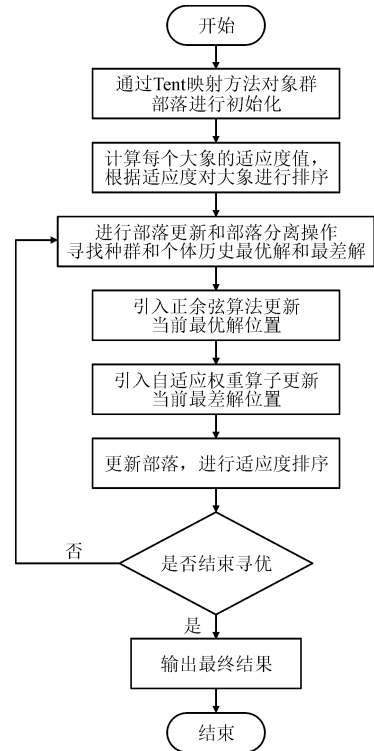


图 3 改进象群优化算法流程图

Fig. 3 Flowchart of the improved elephant herding optimization algorithm

3 仿真实验结果与分析

3.1 仿真条件

为验证本文所提算法的有效性,分别从算法性能优势以及调度方案求解两个方面进行仿真对比。仿真参数设置如下:侦察卫星 8 颗, X 波段地基雷达 1 个, L 波段球载雷达 1 个, 空基预警机 1 个。仿真环境为 64 位 Windows 11 操作系统, 采用的软件为 Matlab R2019a。ASCEHO 算法参数设置为: 种群容量 $N=50$, 最大迭代次数 $T_{\max}=100$, 上界 $U=5$, 下界 $L=-5$, 无线传感器网络部署及感知能力如表 4 所示。

表 4 无线传感器网络部署及感知能力

Table 4 Wireless sensor network deployment and sensing capabilities

传感器类型	(经度, 纬度)/(°)	高度/m	探测半径/m	X、Y、Z 方向观测误差标准差/m	探测容量
卫星 1	(108.80, 34.50)	3 000	30 000	1.0	10
卫星 2	(108.90, 35.20)	15 000	35 000	1.2	10
卫星 3	(108.70, 35.75)	17 000	55 000	1.0	10
卫星 4	(108.40, 35.75)	14 500	40 000	0.8	10
卫星 5	(108.20, 35.60)	22 500	45 000	0.9	10
卫星 6	(108.00, 35.75)	15 000	50 000	1.3	10
卫星 7	(107.90, 35.25)	10 000	40 000	1.0	10
卫星 8	(107.80, 34.75)	1 000	45 000	1.1	10
雷达 1	(107.70, 34.50)	0	4 000	1.4	10
雷达 2	(108.30, 35.75)	0	5 000	1.6	10
预警机	(108.40, 34.50)	500	7 000	1.3	10

3.2 算法改进前后优化结果对比

图 4 给出了在搜索阶段采用不同算法更新搜索位置的仿真结果。从图中可以看出,采用正余弦算法更新搜索阶段位置的 EHO 算法的适应度值高于基本 EHO 算法,同时收敛速度也更快。图 5 给出了搜索阶段采用不同更新算法得到的迭代次数、运行时间和求解精度对比图,从图中可以看出,AS-CEHO 算法在迭代次数、运行时间和求解精度 3 个方面均优于 EHO 算法,其主要原因是大象以正余弦方式移动寻找食物,在每一次迭代中根据式(35)中 γ_1 、 γ_2 、 γ_3 的值来更新全局搜索的距离和方向,进一步缩小搜索区域,优化了全局搜索阶段的优化速度和求解质量。仿真结果进一步验证了采用正余弦算法更新搜索阶段种群位置的优越性。

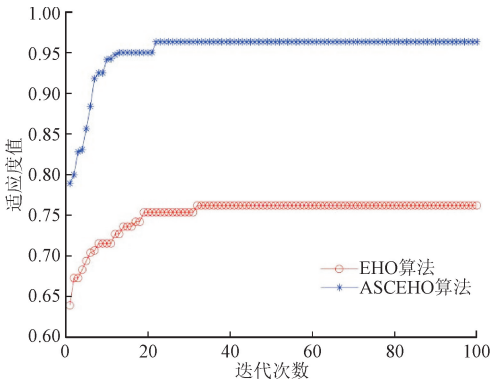


图 4 不同更新算法在搜索阶段的适应度值对比

Fig. 4 Comparison of fitness values of different updating algorithms in search phase

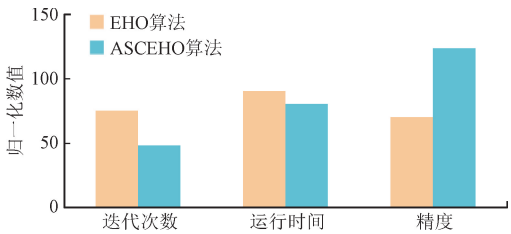


图 5 不同更新算法在搜索阶段的迭代次数、运行时间和求解精度对比

Fig. 5 Comparison of the number of iterations, running time and solution accuracy of different updating algorithms in the search phase

图 6 给出了在开发阶段引入自适应权重因子后 2 种算法的适应度值曲线对比。从图中可以看出,在开发阶段引入自适应权重因子后,ASCEHO 算法的适应度值与 EHO 算法相比有所提高,且经过较少的迭代次数便能达到最优值,因此收敛速度也优于 EHO 算法。

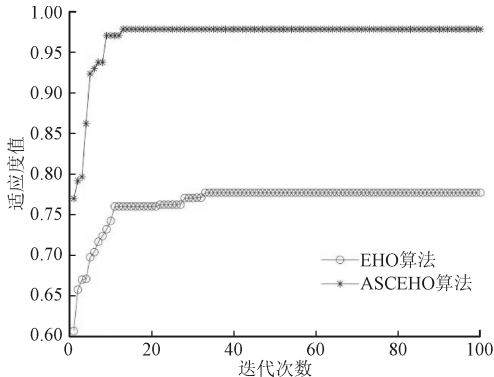


图 6 不同更新算法在开发阶段的适应度值对比

Fig. 6 Comparisons of adaptation values with different algorithms in development phase

图 7 给出了开发阶段 2 种算法的迭代次数、运行时间和求解精度对比图,从图中可以看出,在开发阶段引入自适应权重因子后,ASCEHO 算法的迭代次数、算法运行时间和算法求解精度均优于 EHO 算法,这是因为将自适应权重因子应用于 ASCEHO 算法开发阶段的全部方程中,在为种群注入足够多样性的同时,也避免了任何解停滞的可能性。

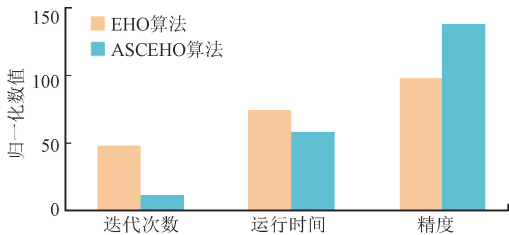


图 7 不同更新算法在开发阶段的迭代次数、运行时间和求解精度对比

Fig. 7 Comparison of the number of iterations, running time and solution accuracy of different updating algorithms in the development stage

为进一步说明本文所提 ASCEHO 算法的优越性,采用本文算法与基本象群算法(EHO)、长期记忆象群算法(LMEHO)、基于自适应合作觅食与分散觅食策略的象群算法(ADEHO)、鲸鱼算法(WOA)、粒子群算法(PSO)进行求解,对比了目标价函数的适应度值和算法的迭代次数、运行时间以及求解精度。图 8 给出了采用上述不同算法求解目标函数的适应度值对比曲线。图 9 给出了不同算法的迭代次数、运行时间和求解精度对比曲线。

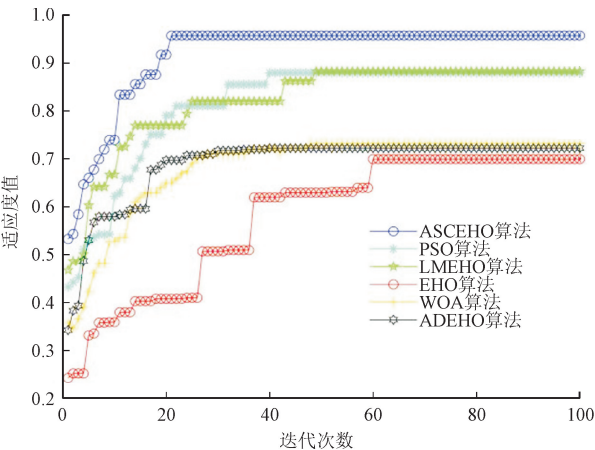


图 8 不同算法的适应度值对比

Fig. 8 Comparisons of adaptation values with different algorithms

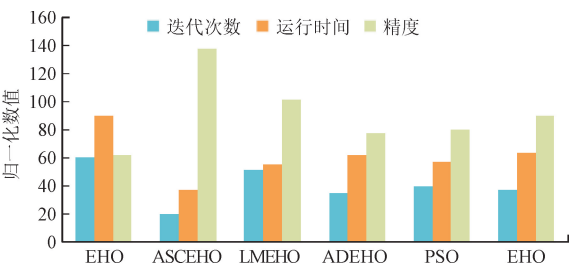


图 9 不同算法迭代次数、运行时间和求解精度对比

Fig. 9 Comparison of the number of iterations, running time and solution accuracy with different algorithms

由图 8 可见,尽管所有的算法最终都能收敛到定值,但收敛速度和最终收敛值存在一定差异。相比于其他算法,ASCEHO 算法能更快地得到最优解,即收敛速度最快,且最终收敛值为 0.98,表明了 ASCEHO 算法的优越性。EHO 算法收敛速度最慢,且最终收敛值为 0.68。这是因为改进后的算法对每个阶段存在的劣势都进行了改进,从而优化了解的质量。

从图 9 中不同算法的迭代次数、运行时间和求解精度对比结果可见,ASCEHO 算法的迭代次数、运行时间和求解精度均优于其他算法,与 EHO 算法相比,迭代次数减少了 41 次,求解精度提高了 124%,运行时间减少了 57%。其主要原因是采用 Tent 混沌序列对种群进行初始化,初始化效果优于随机初始化结果,这就使得算法在后续搜索和开发阶段能够重点关注搜索空间中的信息区域以选择基本特征,避免了不相关特征。

综上所述,ASCEHO 算法通过正余弦算法在搜索阶段对种群的位置进行更新,在开发阶段引入自适应权重因子更新位置方程来不断寻找新的有前景的区域,有助于防止算法陷入局部最优,改进了基本 EHO 算法的局部搜索。

3.3 算法改进前后优化结果对比分析

(1)传感器网络探测跟踪目标数量对比。为进一步验证本文所提 ASCEHO 算法在求解优化调度模型中的有效性,将 ASCEHO 算法与 EHO 算法、SCAEHO 算法、ADEHO 算法、LMEHO 算法得到的探测跟踪目标数量进行对比分析,结果如图 10 所示。

从图 10 可以看出,不同算法下探测跟踪目标数量存在差异,总体来看,采用 ASCEHO 算法时,每个传感器设备探测跟踪的目标数较为均衡,不存在某一个传感器空载过久或者一直过载的情况,每个传感器

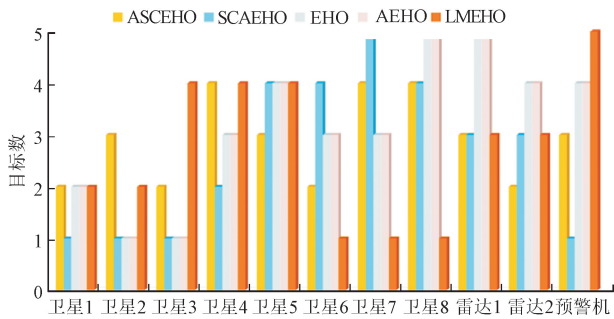


图 10 不同算法下探测跟踪目标数对比

Fig. 10 Comparison of the number of targets detected and tracked with different algorithms

表 5 多目标探测过程中 WSNs 资源优化调度方案

Table 5 Optimal resource scheduling scheme for WSNs during multi-target detection

目标	传感器序号				
	ASCEHO 算法	ADEHO 算法	SCAEHO 算法	EHO 算法	LMEHO 算法
T_1	1,3,5,8,11	1,2,4,8	2,3,6,10	4,10	1,10
T_2	2,4,5,7,11	2,5,7,10,11	1,8,9	1,2,5,7,10	2,3,4
T_3	3,6,7,9,10	1,4,6,7,9,10	2,5,8	3,5,6,11	6
T_4	4,6,8,9,11	3,4,8,9	1,2,3,9	4,5,7	1,5
T_5	2,5,8,9,10	1,3,5,8	2,9	3,4	3

从表 5 可见,ASCEHO 算法在求解优化调度方案时具有明显优势。采用 ASCEHO 算法生成的方案对目标进行探测跟踪,资源的使用较为均衡,每个目标均有 5 个传感器进行探测跟踪。而在其他改进 EHO 算法生成的调度方案中,探测资源的利用率极不均衡,如 ADEHO 算法中对某一个目标的探测跟踪过程中存在传感器重复利用的情况,造成了资源的浪费,以及 LMEHO 算法生成的调度方案中存在传感器资源利用率较低的情况。

4 结 论

本文从目标探测过程中的无线传感器资源优化调度问题出发,综合考虑了单传感器资源效能约束和多传感器资源相互关联约束等评价指标,并基于模糊层次分析法对评价指标进行量化,建立了以目标探测的 WSNs 网络综合效能收益最大为准则的资源优化调度模型,最后基于改进象群算法对模型求解,并通过仿真实验进行验证,得到以下主要结论。

(1)基于传感器资源相互关联约束指标建立调度模型,一定程度上提高了资源优化调度模型的可靠性和说服力,通过合理的调度,能够有效解决无线

平均负责探测跟踪 2.7 个目标,无线传感器网络负载较小,因此能效较高。而采用其他算法时,有的存在某一传感器执行对所有目标的探测跟踪,有的探测跟踪 1 个目标后停止工作,均会造成目标探测跟踪数量的不均衡,导致目标探测网络的能耗增加,负载较大。

(2)WSNs 资源优化调度方案对比。在对探测跟踪目标数量开展分析后,进一步分析了不同算法下目标探测 WSNs 的资源调度方案,将本文提出的 ASCEHO 算法与 EHO 算法、SCAEHO 算法、ADEHO 算法、LMEHO 算法得到的资源优化调度方案进行对比分析,结果如表 5 所示。

传感器网络资源利用率低的问题,并提高目标监测系统的探测效果。

(2)所提算法有效改善了算法容易陷入局部最优的问题,提高了计算效率,并使资源优化调度问题能够在有限时间内获得最优解。

参考文献:

[1] PANG Ce, SHAN Ganlin. The prediction formula and a risk-based sensor scheduling method in target detection with guiding information [J]. Defence Technology, 2020, 16(2): 447-452.

[2] MA Chen, SHANG Xia, WAN Yujun, et al. Multi-sensor resource management and intelligent target tracking strategy generation and evaluation based on ant colony algorithm [J]. Journal of Physics: Conference Series, 2022, 2337(1): 012014.

[3] RAVAGO N, JONES B A. Risk-aware sensor scheduling and tracking of large constellations [J]. Advances in Space Research, 2021, 68(6): 2530-2550.

[4] 安雷,李召瑞,吉兵. 辐射风险和多目标跟踪精度约束下的传感器调度方法 [J]. 现代防御技术, 2021, 49(6): 56-67, 83.

AN Lei, LI Zhaorui, JI Bing. Sensor scheduling method under radiation risk and multitarget tracking accuracy

- cy constraints [J]. *Modern Defense Technology*, 2021, 49(6): 56-67, 83.
- [5] 张立韬, 周赤非. 一种支撑反导精度链需求的多传感器资源调度方法 [J]. *军事运筹与系统工程*, 2020, 34(1): 5-12.
- ZHANG Litao, ZHOU Chifei. A multi-sensor resource scheduling method based on accuracy-chain requirement of missile defense [J]. *Military Operations Research and Systems Engineering*, 2020, 34(1): 5-12.
- [6] WANG Huan, GE Jianjun, ZHANG De, et al. Sensor selection for target tracking based on single dimension information gain [J]. *The Journal of Engineering*, 2019, 2019(20): 6562-6565.
- [7] 毛诚晨. 基于信息论的一维距离像目标识别 [D]. 成都: 电子科技大学, 2017.
- [8] 尹海兵, 张宏斌, 薄逢卯. 基于线性规划的航空机载多传感器管理算法研究 [J]. *西北工业大学学报*, 2017, 35(S1): 32-35.
- YIN Haibing, ZHANG Hongbin, BO Fengmao. Study of the algorithm in airborne multi-sensor management based on linear programming [J]. *Journal of North-western Polytechnical University*, 2017, 35(S1): 32-35.
- [9] LUO Ruining, HUANG Shucui, ZHAO Yan, et al. Threat assessment method of low altitude slow small (LSS) targets based on information entropy and AHP [J]. *Entropy*, 2021, 23(10): 1292.
- [10] PANG Ce, SHAN Ganlin. Risk-based sensor scheduling for target detection [J]. *Computers & Electrical Engineering*, 2019, 77: 179-190.
- [11] EBENEZER S P, PAPANDREOU-SUPPAPPOLA A. Generalized recursive track-before-detect with proposal partitioning for tracking varying number of multiple targets in low Snr [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2016, 64(11): 2819-2834.
- [12] TUYISHIMIRE E, BAGULA B A. A novel management model for dynamic sensor networks using diffusion Sets [C]//2020 Conference on Information Communications Technology and Society (ICTAS). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2020: 1-6.
- [13] SUN Haiquan, XIA Wei, WANG Zhilong, et al. Agile earth observation satellite scheduling algorithm for emergency tasks based on multiple strategies [J]. *Journal of Systems Science and Systems Engineering*, 2021, 30(5): 626-646.
- [14] 黄威龙, 何涛. 空中目标威胁度分析与评估方法 [J/OL]. *指挥控制与仿真*: 1-11 [2023-03-14]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/32.1759.TJ.20221229.1232.010.html>.
- HUANG Weilong, HE Tao. Airborne target threat degree analysis and assessment method [J/OL]. *Command Control & Simulation*: 1-11 [2023-03-14]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/32.1759.TJ.20221229.1232.010.html>.
- [15] KAUR M, GUPTA S. The determinants of bank selection criteria of SMEs: a fuzzy analytic hierarchy approach [J]. *Journal of Science and Technology Policy Management*, 2023, 14(2): 352-359.
- [16] LIU Bo, LONG Wenbiao, XIA Haibao, et al. Threat degree sorted of multi-protected-target in air combat platform [J]. *Advances in Computer, Signals and Systems*, 2016, 1(1): 8-12.
- [17] CHEN C Y, HUANG J J. Deriving fuzzy weights from the consistent fuzzy analytic hierarchy process [J]. *Mathematics*, 2022, 10(19): 3499.
- [18] 何能波, 吴红朴, 孙金, 等. 基于模糊层次分析法的ADC模型导弹部队装备保障效能评估 [J]. *指挥控制与仿真*, 2022, 44(6): 41-45.
- HE Nengbo, WU Hongpu, SUN Jin, et al. Evaluation of missile force equipment support effectiveness based on ADC model [J]. *Command Control & Simulation*, 2022, 44(6): 41-45.
- [19] 任云良. 基于1-9标度法的交互性资产绩效管理评价体系 [J]. *实验技术与管理*, 2017, 34(11): 259-262.
- REN Yunliang. Evaluation system for interactive asset performance management based on 1-9 scaling method [J]. *Experimental Technology and Management*, 2017, 34(11): 259-262.
- [20] 王刚, 严振华, 施端阳. 基于模糊层次分析法的区域防空目标威胁等级研究 [J]. *舰船电子对抗*, 2021, 44(2): 45-47.
- WANG Gang, YAN Zhenhua, SHI Duanyang. Study of threat level of regional air defense target based on fuzzy analytic hierarchy process [J]. *Shipboard Electronic Countermeasure*, 2021, 44(2): 45-47.
- [21] REN Xinrui, YU Jianbo, LV Zhaomin. Support vector machine optimization via an improved elephant herding algorithm for motor energy efficiency rating [J]. *Mathematical Biosciences and Engineering: MBE*, 2022, 19(12): 11957-11982.
- [22] MEENA N K, PARASHAR S, SWARNKAR A, et al. Improved elephant herding optimization for multiobjective DER accommodation in distribution systems [J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2018, 14(3): 1029-1039.

[23] ELHOSSEINI M A, EL SEHIEMY R A, RASH-WAN Y I, et al. On the performance improvement of elephant herding optimization algorithm [J]. Knowledge-Based Systems, 2019, 166: 58-70.

[24] 肖义平, 赵云峰. 基于混沌映射和高斯扰动的改进粒子群算法 MPPT 控制策略研究 [J/OL]. 电源学报: 1-13 [2023-03-14]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/12.1420.TM.20230224.0938.002.html>.
XIAO Yiping, ZHAO Yunfeng. Research on MPPT control strategy based on chaotic mapping and Gaussian perturbation with improved particle swarm algorithm [J/OL]. Journal of Power Supply: 1-13 [2023-03-14]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/12.1420.TM.20230224.0938.002.html>.

[25] LI Changlun, LIANG Ke, CHEN Yuan, et al. An exploitation-boosted sine cosine algorithm for global optimization [J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2023, 117, Part B: 105620.

(编辑 李慧敏 刘杨)