

DOI: 10.13382/j.jemi.B2408040

# 基于改进 BKA 算法优化的 WSN 定位算法\*

彭 铎 王永龙 张彩银 张明虎

(兰州理工大学计算机与通信学院 兰州 730050)

**摘要:**针对无线传感器网络非测距节点定位算法中,由于多跳距离和平均跳距估计方法存在仅进行简单计算而缺乏有效误差修正的缺陷,造成计算误差累积,进而导致定位精度较低的问题,提出了一种改进黑翅鸢算法-三维距离向量跳 (IBKA-3DDV-Hop) 定位算法。首先,为减少跳数量化误差,利用多通信半径细化节点间跳数,然后引入跳距修正因子对跳距进行误差补偿。其次,在改进黑翅鸢算法中利用最优拉丁超立方机制 (OLHS) 优化种群初始化,克服种群随机初始化的盲目性,并通过精英反向学习策略生成反向种群,进一步优化初始种群质量。最后在 BKA 的迁徙行为中融入 Levy 飞行策略增强算法寻优和全局搜索能力,避免算法陷入局部最优。仿真结果表明,相比传统 3DDV-Hop 算法、多通信半径算法、GOOSE-3DDV-Hop 算法以及 WOA-3DDV-Hop 算法,所提出的 IBKA-3DDV-Hop 定位算法的归一化定位误差平均降低了 22%、17%、11% 与 6% 左右,有效提高了非测距节点定位算法的定位精度。

**关键词:**非测距节点定位;黑翅鸢算法;最优拉丁超立方;精英反向学习;Levy 飞行

**中图分类号:** TN92 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.5015

## Optimized WSN localization algorithm based on improved BKA

Peng Duo Wang Yonglong Zhang Caiyin Zhang Minghu

(School of Computer and Communication, Lanzhou University of Technology, Lanzhou 730050, China)

**Abstract:** Aiming to address the issue of suboptimal positioning accuracy in non-ranging node localization algorithms for wireless sensor networks, particularly in the context of multi-hop distance and average hop distance estimation methods that are limited in their capacity to rectify errors, resulting in the propagation of computational errors and consequent reduction in positioning accuracy, an improved black-winged kite algorithm-3D distance vector-hop (IBKA-3DDV-Hop) localization algorithm is proposed. First, to reduce the hop quantization error, the number of hops between nodes is refined by using the multi-communication radius, and then the hop distance correction factor is introduced to compensate for the error of hop distance. Secondly, the optimal latin hypercube mechanism (OLHS) is employed to optimize the population initialization in the improved black-winged kite algorithm. This approach overcomes the limitations of random initialization and generates a reverse population through the Elite Reverse Learning strategy, which further enhances the quality of the initial population. In conclusion, the Levy flight strategy is integrated into the migration behavior of BKA. This integration serves to optimize and enhance the algorithm's global search capability, thereby preventing the algorithm from attaining a local optimum. The simulation results demonstrate that, in comparison with the conventional 3DDV-Hop algorithm, multi-communication radius algorithm, GOOSE-3DDV-Hop algorithm, and WOA-3DDV-Hop algorithm, the proposed IBKA-3DDV-Hop localization algorithm reduces the normalized localization error by approximately 22%, 17%, 11%, and 6%, respectively. This improvement effectively enhances the accuracy of the non-ranging node localization algorithm.

**Keywords:** non-ranging node localization; BKA algorithm; optimal Latin hypercube; elite reverse learning; Levy flight

## 0 引言

无线传感器网络(wireless sensor networks, WSN)由大量微型传感器节点组成,能通过节点协作感知、采集并处理网络覆盖区域中的目标信息<sup>[1]</sup>,并将信息发送给终端。WSN 凭借其独特的优势,在环境监测、智慧城市、灾害救援和目标追踪等领域展现出了巨大的应用潜力和价值。节点定位技术是 WSN 中的一项核心技术,也是该领域当前研究的热点和重点<sup>[2]</sup>。

WSN 节点定位技术主要分为两类:以到达时间(time of arrival, TOA)、到达时间差(time difference of arrival, TDOA)、接收信号强度指示(received signal strength indication, RSSI)、到达角(angle of arrival, AOA)等技术为主的基于测距的定位算法<sup>[3]</sup>;以近似三角形内点测试(approximate point-in-triangulation, APIT)、多维尺度最大后验概率估计(multidimensional scaling MAP, MDS-MAP)、距离向量跳(distance vector-hop, DV-Hop)等技术为主的非测距定位算法<sup>[4-5]</sup>。前者需要测定节点之间的各种参数,定位精度虽高,但需要额外的硬件,因此不适合大规模的网络部署。后者则无需距离参数,虽然定位误差相对较大,但是适合大规模的网络部署<sup>[6]</sup>。对于节点定位来说,位置信息的精确性不仅是数据解读的基石,更是决定其实际应用效果的关键要素,失去位置信息的数据是没有价值的<sup>[7]</sup>,因此,制定有效的定位算法成为一个热门的研究课题<sup>[8]</sup>。

三维 DV-Hop(3DDV-Hop)是一种典型的测距无关类的定位算法,是其从二维平面向三维空间的扩展<sup>[9]</sup>,具有较高的实用性,但存在定位精度不高的缺点。智能优化算法相比于传统的定位方法而言,其复杂度低、优化结果较为准确,因此被广泛应用于 WSN 定位中<sup>[10]</sup>。

近年来,国内外研究人员在提升非测距节点定位精度方面取得了显著进展。文献[11]提出了一种 3DDV-Hop 改进算法,该算法利用最大路径搜索算法获取最优路径,并利用非线性周期调整机制和精英协作策略改进沙猫群优化算法(sand cat swarm optimization, SCSO),显著提升了定位精度。文献[12]提出了一种使用最优锚节点结合余弦定理优化其余锚节点到未知节点间距离的方法,减少了算法的运算量,降低了平均定位误差。文献[13]提出了一种基于改进狮群优化算法(loin swarm optimization, LSO)的 3DDV-Hop 定位方法,该算法具有较高的定位精度。但改进过程中并未考虑平均跳数和跳距误差较大造成定位精度低的情况。文献[14]提出了一种利用遗传-禁忌搜索法改进的 3DDV-Hop 定位算法,首先改进平均跳距和跳数,之后将禁忌搜索引入遗传算法中,提升了算法的寻优能力和准确性。但未考虑算法

初始种群的分布方式和质量对于算法寻优能力的影响。文献[15]提出了一种优化跳数和跳距的改进定位算法,通过细化通信跳数并改进信标节点的跳距计算方法,调整权重以确定未知节点的跳距。这种方法虽然在一定程度上提高了节点的定位精度,但无法完全消除信标节点引入的估计距离误差。

针对 3DDV-Hop 定位算法,由于跳数和平均跳距计算方法的缺陷,造成计算误差累积,导致的定位精度较低的问题,提出一种基于改进黑翅鸢算法(improved black-winged kite algorithm, IKBA)的定位方法。首先,通过细化跳数、添加修正因子对节点间跳数和平均跳距进行改进和修正。其次,为了解决由于算法种群多样性差,进而影响算法收敛速度和寻优能力的问题,提出一种改进黑翅鸢算法,在提高算法的寻优能力的同时保持原有的收敛速度。最后,提出了一种 IBKA-3DDV-Hop 算法,解决了 3DDV-Hop 算法定位精度低的问题。

## 1 黑翅鸢算法(BKA)原理

BKA 算法是一种受自然启发的新型元启发式算法<sup>[16]</sup>,BKA 算法具有独特的生物启发性,不但模拟了黑翅鸢在自然界中的飞行和捕食行为,还模拟了它们对自然环境变化和目標位置的高度适应性。

BKA 算法自身引入了柯西变异策略,增加算法在全局搜索阶段的寻优能力,有助于算法跳出局部最优解。同时,BKA 集成了一种 Leader 策略,模拟了黑翅鸢种群中领导者的领导作用,确保算法能够有效利用当前的最佳解并加快算法的收敛速度。BKA 算法主要由以下 3 个阶段组成。

### 1.1 初始化

初始化阶段,BKA 由式(1)产生初始解。

$$X_i = X_{\min} + \text{rand}(X_{\max} - X_{\min}) \quad (1)$$

式中: $X_{\max}$ 和 $X_{\min}$ 分别为搜索空间的最大和最小值; $\text{rand}$ 是在 $[0,1]$ 之间的随机值。

### 1.2 攻击行为

黑翅鸢是草原上的一种猛禽,它们在飞行中展现出卓越的狩猎技巧,会根据风速灵活地调整翅膀和尾巴的角度,以盘旋姿态静静观察猎物,并在恰当的时机迅猛俯冲发起攻击。BKA 算法巧妙地模拟了黑翅鸢的两种狩猎策略。1)模拟黑翅鸢在空中盘旋时不断调整自身位置的行为。黑翅鸢会在空中灵活地移动,寻找最佳的攻击位置,一旦到达最佳攻击位置,便俯冲向目标。2)模拟黑翅鸢在空中盘旋搜索猎物的过程。黑翅鸢会不断地在空中巡视,搜寻最易捕获的目标。一旦发现理想猎物,它便会立即调整姿态,发起攻击。

攻击行为的数学模型为:

$$y_{i+1}^{i,j} = \begin{cases} y_i^{i,j} + n \times (1 + \sin(r)) \times y_i^{i,j}, p < r \\ y_i^{i,j} + n \times (2r - 1) \times y_i^{i,j}, \text{其他} \end{cases} \quad (2)$$

$$n = 0.05 \times e^{-2 \times (\frac{t}{T})^2} \quad (3)$$

式中:  $y_i^{i,j}$  和  $y_{i+1}^{i,j}$  分别为第  $i$  只黑翅鸢在第  $t$  步和第  $t+1$  步迭代中在第  $j$  个维度上的位置;  $p$  为常数;  $T$  为迭代总数;  $t$  为当前已完成的迭代次数。

### 1.3 迁徙行为

鸟类迁徙是自然界中一种极为复杂且深受多种环境因素,诸如气候条件与食物供应等影响的行为模式。在这一壮丽而精密的过程中,领头鸟占据着非常重要的地位,其优秀的导航和对位置的判断能力往往对迁徙的成功与否起着决定性的作用。BKA 算法融合了鸟类迁徙的这一特性,并引入了 Leader 策略来模拟这一过程。

当现行种群的适应度值低于随机选取的另一种群时,这预示着当前领导者的引领能力可能不足以支撑种群的迁徙需求。因此,该领导者将被替换,加入普通迁徙种群之中。相反,若现行种群的适应度值显著优于随机种群,则表明当前的领导者具备出色的引领能力,能够确保种群沿正确的方向迁徙。

这一策略的核心在于其动态性,能够根据实际情况灵活调整领导者的选择,确保迁徙队伍始终在最优领导者的引领下前行,从而大幅提升迁徙的成功率。迁徙行为的数学模型为:

$$y_{i+1}^{i,j} = \begin{cases} y_i^{i,j} + C(0,1) \times (y_i^{i,j} - L_i^j), F_i < F_{ri} \\ y_i^{i,j} + C(0,1) \times (L_i^j - m \times y_i^{i,j}), \text{其他} \end{cases} \quad (4)$$

$$m = 2 \times \sin(r + \frac{\pi}{2}) \quad (5)$$

式中:  $L_i^j$  表示第  $t$  次迭代中第  $j$  维的黑翅鸢得分领先者;  $y_i^{i,j}$  和  $y_{i+1}^{i,j}$  分别代表第  $i$  只黑翅鸢在第  $t$  步和第  $t+1$  步迭代中在第  $j$  个维度上的位置;  $F_i$  为当前种群中任意一个体的适应度值;  $F_{ri}$  为任意一个体的随机位置的适应度值。

$C(0,1)$  为柯西变异。一维柯西分布是具有两个参数的连续概率分布。一维柯西分布的概率密度函数为:

$$f(x, \delta, \mu) = \frac{1}{\pi} \frac{\delta}{\delta^2 + (x - \mu)^2}, -\infty < x < \infty \quad (6)$$

## 2 IBKA-3DDV-Hop 算法

IBKA-3DDV-Hop 算法首先对 BKA 算法的种群多样性和寻优能力进行改进。然后通过修正因子修正跳距误差的方法对算法进行优化。

### 2.1 改进 BKA 算法

1) 最优拉丁超立方 (optimal latin hypercube

sampling, OLHS) 优化种群多样性

在智能优化算法计算未知节点位置的过程中,种群分布会影响到算法收敛速度和寻优能力。BKA 算法使用随机分布的初始化,使初始种群具有随机性和盲目性,增加寻优时间,降低寻优效率,从而对定位性能产生影响。

OLHS 是一种高级的抽样技术,通过优化空间中采样点的位置,进一步提高抽样的效率和精度<sup>[17]</sup>。OLHS 可以弥补普通抽样方法随着采样点个数的增加从而丢失部分采样区域的缺点,其采样点比之有更好的均匀性和均衡性<sup>[18]</sup>。OLHS 在每一维内交换元素,因为在维度内交换只改变维度间的组合,而不会改变每一维中的抽样结果。在衡量充盈度时,使用评价函数  $F$  表示:

$$F = \left[ \sum_{i=1}^s N_i d_i^{-p} \right]^{\frac{1}{p}} \quad (7)$$

式中:  $p$  为正整数;  $d$  为距离值;  $N$  为由  $d$  分隔的点对的数量;  $s$  为不同距离值的数量。

在 BKA 算法中引入 OLHS 时,先将黑翅鸢种群平均分成若干个相同的抽样区间,并在每个抽样区间中随机抽取一个黑翅鸢个体组成搜索空间,其公式如下:

$$OLHS = \max_{w_i, w_j \in X} d(w_i, w_j) \quad (8)$$

式中:  $X$  为黑翅鸢种群集合;  $w_i, w_j$  为抽样区间中的两个不同点;  $d(w_i, w_j)$  为点  $w_i$  和  $w_j$  之间的特征距离。当 BKA 算法生成初始种群时,将此种群作为算法的初始输入,此时的式(1)更新为:

$$X_i = X_{\min} + OLHS \cdot (X_{\max} - X_{\min}) \quad (9)$$

式中:  $X_{\max}$  和  $X_{\min}$  分别为搜索空间的最大和最小值; OLHS 为通过最优拉丁超立方抽样的得到的相对位置参数。

由于 OLHS 遵循最大最小距离准则,对于每一个黑翅鸢个体而言其相较于之前抽样的几个黑翅鸢个体的最小值为该个体的特征距离,运用 OLHS 能够使这一特征距离保持最大,进而促使黑翅鸢种群在整体搜索空间内呈现出更为均匀的离散分布状态,有效避免出现过度聚集的情况,以此来确保种群分布的均匀性和随机性。

优化后的种群分布示意图如图 1 所示,图 1(a) 为随机初始化分布,图 1(b) 为最优拉丁超立方初始化分布。

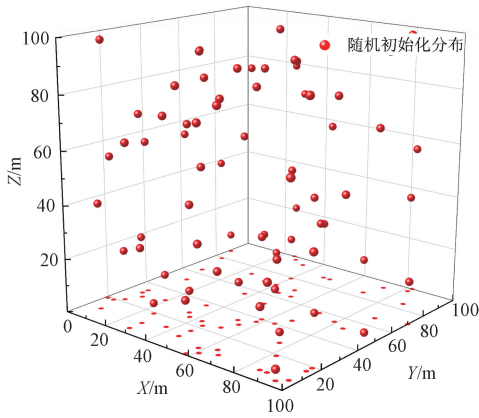
### 2) 精英反向学习策略优化种群质量

精英反向学习策略会基于当前解生成一个反向解,通过比较这两个解的目标函数值,选择性能更优的解进行下一次迭代。这种方法有助于在优化过程中保持种群的多样性,同时促进解的快速收敛。假设  $x \in [a, b]$  且  $x \in R$ , 其反向数为:

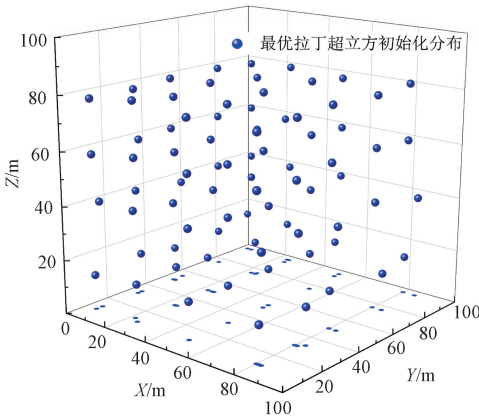
$$x^* = a + b - x \quad (10)$$

若点  $p = (x_1, x_2, \dots, x_N)$  为任意  $N$  维搜索空间中的点,其中每个维度的  $x_i$  都属于区间  $x \in [x_{\min}, x_{\max}]$ 、





(a) 随机初始化分布  
(a) Random initialization distribution



(b) 最优拉丁超立方初始化分布  
(b) Optimal Latin hypercube initialization distribution

图 1 初始化分布效果对比

Fig. 1 Comparison of initialization distribution effects

$x_i \in [a_i, b_i]$ , 则其反向解为:

$$\begin{cases} \mathbf{P}^* = (\mathbf{x}_1^*, \mathbf{x}_2^*, \dots, \mathbf{x}_D^*) \\ \mathbf{x}_i^* = x_{\min} + x_{\max} - x_i \end{cases} \quad (11)$$

式中:  $\mathbf{P}^*$  为对点  $p$  每个维度的坐标进行反向操作得到的反向点;  $\mathbf{x}_i^*$  为每个维度的反向坐标。

将精英反向学习策略引入黑翅鸢算法时, 首先利用 OLHS 在搜索空间内确定个体的相对位置, 再结合搜索空间的实际范围生成反向解, 通过比较更新后个体和原个体的适应度, 选择适应度较好的个体作为最终的个体位置, 以保留更优的个体, 提高种群的整体质量。改进后黑翅鸢种群初始化公式在式(9)的基础上更新为:

$$\mathbf{X}_i = \mathbf{X}_{\min} + \text{OLHS} \cdot (\mathbf{X}_{\max} - \mathbf{X}_{\min}) \quad (12)$$

$$\mathbf{X}'_i = \text{OLHS} \times (\mathbf{X}_{\min} + \mathbf{X}_{\max}) + \mathbf{X}_i \quad (13)$$

式中:  $\mathbf{X}_i$  代表第  $i$  个黑翅鸢个体的初始位置;  $\mathbf{X}'_i$  代表第  $i$  个个体对应的反向解;  $\mathbf{X}_{\min}$  为搜索空间的最小值; OLHS 为最优拉丁超立方抽样得到的相对位置参数;  $\mathbf{X}_{\max}$  为搜索空间的最大值。

在生成黑翅鸢个体位置的反向解后, 通过比较原始位置和更新后位置的适应度来决定保留哪一个位置, 若原始位置的适应度值小于更新后位置的适应度值 (即原始位置更优), 那么保留原始位置。否则, 使用更新后的位置来更新黑翅鸢个体的位置。比较公式为:

$$\mathbf{X}_i = \begin{cases} \mathbf{X}'_i, \text{fit}(\mathbf{X}'_i) < \text{fit}(\mathbf{X}_i) \\ \mathbf{X}_i, \text{其他} \end{cases} \quad (14)$$

式中:  $\mathbf{X}_i$  代表第  $i$  个黑翅鸢个体的初始位置;  $\mathbf{X}'_i$  代表第  $i$  个个体对应的反向解;  $\text{fit}(\mathbf{X}'_i)$  表示更新后位置  $\mathbf{X}'_i$  的适应度值;  $\text{fit}(\mathbf{X}_i)$  表示原始位置  $\mathbf{X}_i$  的适应度值。

### 3) Levy 飞行策略

Levy 飞行策略是一种随机搜索策略, 其原理基于具有重尾特性的 Levy 分布。Levy 飞行策略允许算法在迭代过程中进行偶然的长距离跳跃, 以及更多的短距离局部搜索<sup>[19]</sup>。这种策略能够帮助算法跳出局部最优解, 探索更广泛的搜索空间, 适用于解决全局优化问题。由于 Levy 飞行的长距离跳跃特性, 它可以使黑翅鸢种群在迁徙行为阶段时探索到远离当前位置的潜在有利领导者, 从而提高找到全局最优解的概率。这种策略是在传统的局部搜索方法之外的有益补充, 可以有效地平衡算法的探索和开发行为<sup>[20]</sup>。Levy 飞行的随机步长生成公式为:

$$\text{Levy}(\lambda) = \alpha \times \frac{\mu \times \sigma}{|\nu|^{1/\lambda}} \quad (15)$$

$$\sigma_\mu = \left( \frac{\Gamma(1 + \lambda) \cdot \sin(\pi\lambda/2)}{2^{(\lambda-1)/2} \cdot \lambda \cdot \Gamma((1 + \lambda)/2)} \right)^{1/\lambda} \quad (16)$$

式中:  $\mu \sim N(0, \sigma_\mu^2)$ ;  $\nu \sim N(0, 1)$ ;  $\Gamma(X)$  为 Gamma 函数。使用 Levy 飞行后的黑翅鸢个体迁徙行为领导者更新公式由式(4)更新为:

$$\mathbf{y}_{i+1}^j = \mathbf{y}_i^j + \mathbf{L}(s) \cdot (\mathbf{L}_i^j - m \times \mathbf{y}_i^j) \quad (17)$$

$$\mathbf{L}(s) = \frac{\lambda \Gamma(\lambda) \sin(\pi\lambda/2)}{\pi} \cdot \frac{1}{s^{1+\lambda}} \quad (18)$$

式中:  $\mathbf{y}_{i+1}^j$  为个体下一次更新的位置;  $\mathbf{y}_i^j$  为个体当前迭代的位置;  $\mathbf{L}(s)$  为 Levy 飞行步长;  $\mathbf{L}_i^j$  为个体中领导者的位置;  $\sin(\pi\lambda/2)$  为相位调节项;  $\lambda$  为常数。由于 Levy 飞行的步长分布遵循幂定律, 即大多数步长较短, 但偶尔会出现较长的步长。这种分布使得 Levy 飞行的运动轨迹具有高度的随机性和不可预测性。因此在当前位置  $\mathbf{y}_i^j$  的基础上加入一个随机方向  $(\mathbf{L}_i^j - m \times \mathbf{y}_i^j)$ , 即可让黑翅鸢种群进行一次随机距离和方向的搜索, 融入“多数短跳+偶尔长跳”的重尾特性, 从而找到更有利的领导者  $\mathbf{y}_{i+1}^j$ 。

### 2.2 改进 BKA 算法描述

利用最优拉丁超立方和精英反向学习策略优化种群多样性和质量, 并利用 Levy 飞行跳出局部最优解的改进 BKA 算法。改进 BKA 算法步骤如下。

步骤 1) 初始化 BKA 参数, 使用最优拉丁超立方初始化黑翅鸢种群, 优化种群分布;

步骤 2) 对种群进行排序, 选取精英个体求出精英种群的反向种群, 并与精英种群合并形成新的初始种群;

步骤 3) 黑翅鸢的攻击行为, 利用不同的攻击方式进行全局探索和搜索;

步骤 4) 黑翅鸢的迁移行为, 利用 Levy 飞行搜索更广泛搜索空间中的最优领导者, 使算法跳出局部最优解;

步骤 5) 迭代结束。

改进 BKA 算法的流程如图 2 所示。

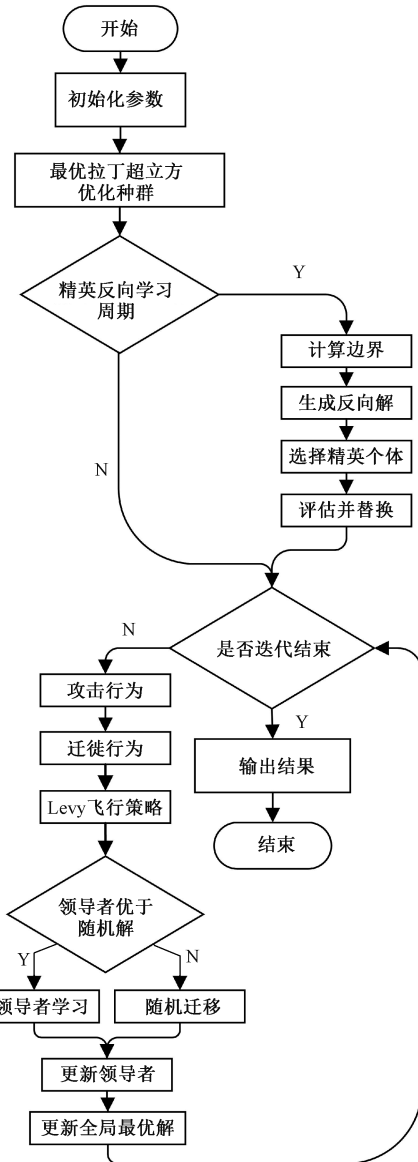


图 2 IBKA 算法流程

Fig. 2 IBKA algorithm flowchart

### 2.3 3DDV-Hop 算法优化

#### 1) 细化通信半径

通信半径内节点分布如图 3 所示, 以锚节点 A 作为

坐标原点,  $R$  为通信半径, 点  $B$ 、 $C$ 、 $D$  为锚节点 A 通信范围内的跳数为 1 的未知节点。由于  $AB$ 、 $AC$ 、 $AD$  之间的直线距离相差较大, 传统的广播方式储存的跳数就会随之增大。为解决这一问题, 对锚节点 A 的通信半径进行细化, 锚节点 A 通信半径设置为  $r = \frac{R}{4}$ 、 $r = \frac{R}{2}$ 、 $r = \frac{3R}{4}$ 、 $r = \frac{4R}{4}$ 。

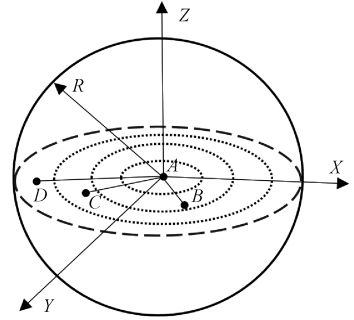


图 3 通信半径内节点分布

Fig. 3 Node distribution diagram within communication radius

#### 2) 跳距加权设计

由 3DDV-Hop 误差分析可知, 节点间平均跳距计算的误差在很大程度上影响定位的性能。因此, 通过添加修正因子的方式对平均跳距的误差进行修正。

未知节点到锚节点的距离  $d_{i,j}$  为平均跳距  $Hop_{i,j}$  和最小跳数  $h_{i,j}$  的乘积:

$$d_{i,j} = Hop_{i,j} \cdot h_{i,j} \quad (19)$$

节点间的实际距离可由其坐标计算得到:

$$d'_{i,j} = \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2 + (z_i - z_j)^2} \quad (20)$$

根据式 (19) 和 (20) 可得节点间实际距离的误差  $D_{i,j}$  为:

$$D_{i,j} = |d_{i,j} - d'_{i,j}| \quad (21)$$

由距离误差  $D_{i,j}$  可得修正因子  $\gamma$  为:

$$\gamma = \frac{\sum_{i \neq j} D_{i,j}}{\sum_{i \neq j} h_{i,j}} \quad (22)$$

此时, 引入修正因子  $\gamma$  可得优化后的平均每跳距离为:

$$Hop'_{i,j} = \frac{\sum_{i \neq j} Hop_{i,j} - \gamma}{n} \quad (23)$$

使用式 (23) 中的平均跳距  $Hop'_{i,j}$  对节点间的估计距离  $d$  进行计算:

$$d = Hop'_{i,j} \cdot h_{i,j} \quad (24)$$

#### 3) 坐标优化

利用改进 BKA 算法对未知节点位置估计进行优化, 能够很好的减小误差。此时, 未知节点坐标的求解问题可以转换为适应度函数最优值的求解问题, 其适应度函

数为：

$$F = \sum_1^n \sqrt{(x - x_i)^2 + (y - y_i)^2 + (z - z_i)^2} - d_i$$

(25)

经过式(25)计算后得到的最佳适应度的解,即为最佳位置坐标。

IBKA-3DDV-Hop 算法的步骤如下：

步骤 1) 设定实验中所需的参数；

步骤 2) 对通信半径进行细化,由式(23)计算平均每跳距离；

步骤 3) 利用得到的平均跳距计算进行距离估计；

步骤 4) 设定初始种群数、迭代次数等参数,引入最优拉丁超立方初始化和精英反向学习机制优化多样性,生成并存储种群信息；

步骤 5) 计算目标函数值；

步骤 6) 黑翅鸢的攻击行为,利用不同的攻击方式进行全局探索和搜索；

步骤 7) 黑翅鸢的迁移行为,利用 Levy 飞行机制,搜索更广泛搜索空间中的最优领导者；

步骤 8) 重复步骤 5)~7),直到寻到最优个体即未知节点坐标。

3 仿真分析

3.1 实验参数设置

为检验算法的性能,利用 MATLAB 2018b 进行仿真实验。在选取对比算法时侧重对速度、鲁棒性等连续优化问题的性能对比,因此聚焦于智能优化算法这一轻量级范畴内的对比,而非需要大量计算资源的机器学习和深度学习方法。选取鲸鱼优化算法(whale optimization algorithm, WOA),因其参数少易实现,具有独特的搜索机制(包围猎物、气泡网攻击、随机搜索),鲸鱼算法的全局搜索能力和优化能力突出所以是被广泛应用的热门优化算法。鹅优化算法(GOOSE algorithm, GOOSE)收敛速度快求解精度高,且具有与 BKA 算法类似的算法机制,能够更清晰的对比出 BKA 算法的改进效果。并与传统 3DDV-Hop 算法和传统多通信半径算法进行对比,凸显所提算法的性能。实验设置是在 Window10 操作系统上实现的,CPU 为 i5-9300H@ 2.40 GHz 和 2 GB RAM。实验参数配置如表 1 所示,设定所有算法均运行 30 次,初始种群数为 50,迭代次数为 500 次。

3.2 评价指标

在实验阶段,通过调整锚节点数、通信半径以及节点总数,来测试并验证所提出算法的可行性和有效性。为了客观地量化评估性能,采用了各节点的归一化定位误差作为核心评价指标,其计算公式如下：

表 1 实验参数设置

参数设定	数值
网络环境/m	100×100×100
总节点数	70~130
锚节点数	10~45
通信半径/m	20~50
初始化跳数	0
运行循环次数	500
节点能量	充足
节点分布	随机分布

$$error = \frac{1}{N} \sum_i^n \frac{\sqrt{(x - x_i)^2 + (y - y_i)^2 + (z - z_i)^2}}{R}$$

(26)

式中： $(x,y,z)$  为计算得到的待定位节点坐标； $(x_i,y_i,z_i)$  为真实的待定位节点坐标； $R$  为最大通信半径； $N$  为待定位节点个数。

3.3 实验结果及分析

图 4 所示为在不同锚节点个数、不同节点总数以及不同通信半径的场景中,5 种算法的平均归一化误差。在锚节点数量、通信半径以及节点总数等场景参数发生变化的情况下,IBKA-3DDV-Hop 算法相较于其他 4 种算法有较好的定位精度。证明 IBKA-3DDV-Hop 算法能够灵活适应不同场景的变化,表现出更强的鲁棒性和更出色的定位精度。

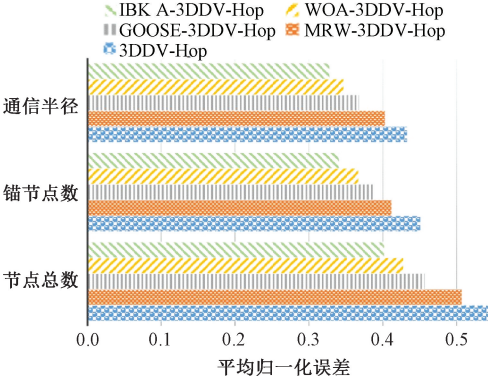


图 4 不同场景的平均归一化误差

Fig. 4 Average normalized error in different scenarios

这是由于所提算法通过优化种群初始化和种群质量,增强了算法的寻优效率,通过 Levy 飞行结合 BKA 算法本身集成的柯西变异和 Leader 策略有效平衡了算法的探索和开发行为。并且使用修正因子对跳距误差进行修正,进一步提升了定位精度。

1) 不同锚节点数量对定位精度的影响

在 WSN 覆盖区域内随机布撒 150 个节点,锚节点个数从 10 个变化至 45 个时,对比 5 种算法的定位精度,如

图5所示。从图5可以看出,随着锚节点数量的增加,IBKA-3DDV-Hop 在对比算法中具有较好的定位精度,归一化定位误差始终保持最小。

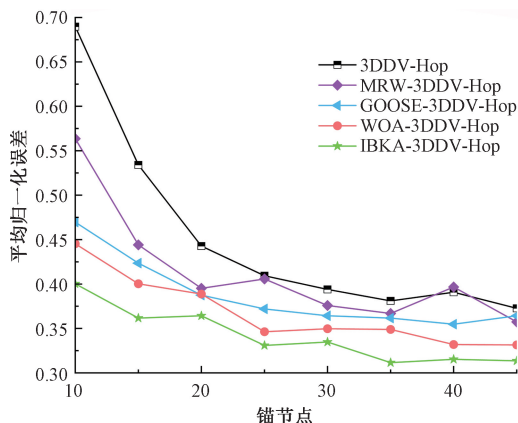


图5 不同锚节点数量对定位精度的影响

Fig.5 The impact of different numbers of anchor nodes on localization accuracy

随着锚节点的数量逐渐增加,5种算法的平均归一化定位误差均呈现出总体下降的趋势。平均归一化定位误差的降低是由于锚节点数量的增加,意味着有更密集的参考点,使得距离估计更加准确,所以各节点的平均跳距误差降低,从而提高了未知节点和锚节点之间距离估计的准确性。在相同的参数设置下,本文提出的 IBKA-3DDV-Hop 算法在所有对比算法中的平均归一化定位误差最低,相对于 3DDV-Hop 算法,平均误差降低 24%;相对于多通信半径算法,平均误差降低 17%;相对于 GOOSE-3DDV-Hop 算法,平均误差降低 13%;相对于 WOA-3DDV-Hop 算法,平均误差降低 7%。

## 2) 不同通信半径对定位精度的影响

在 WSN 覆盖区域内随机布撒 150 个节点,设置锚节点数量为 30 个,通信半径从 20 m 递增到 50 m,结果如图 6 所示。

从图 6 可以观察到,随着通信范围的递增,5 种算法的平均归一化误差呈现出整体下降的趋势。这种下降趋势是由于通信半径与跳数之间存在类似负相关的关系,即通信半径的扩大会使跳数减少,进而使得未知节点的定位误差降低。在相同的实验参数下,本文提出的 IBKA-3DDV-Hop 算法在所有对比算法中的归一化定位误差最低,相对于 3DDV-Hop 算法、多通信半径算法、GOOSE-3DDV-Hop 算法以及 WOA-3DDV-Hop 算法,归一化定位误差分别降低了约 22%、16%、11%和 6%。

## 3) 不同节点总数对定位精度的影响

在 WSN 覆盖区域内随机布撒 30 个锚节点,通信半径设置为 30 m,当节点总数从 70 个变化到 130 个时,结果如图 7 所示。

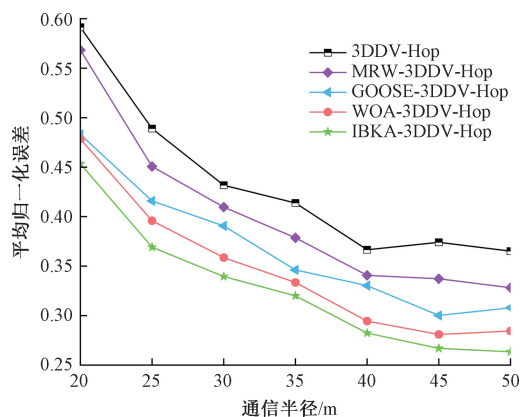


图6 不同通信半径对定位精度的影响

Fig.6 The impact of different communication radius on localization accuracy

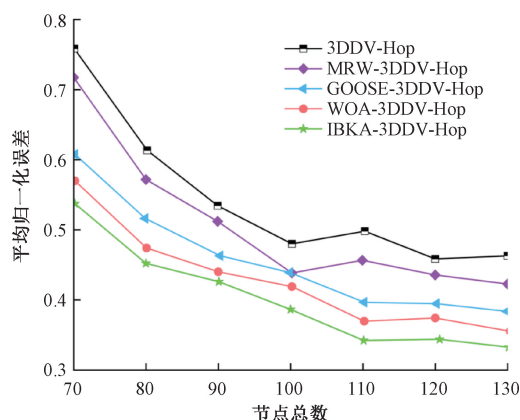


图7 不同节点总数对定位精度的影响

Fig.7 The impact of different total node counts on localization accuracy

从图 7 可以观察到,随着节点总数的递增,5 种算法的定位误差整体呈现出下降趋势。这种趋势是由于当节点总数增加时,未知节点可以同更多的节点进行信息交换,从而获取到更多的辅助信息,使得定位误差降低。在相同的实验条件下,在所有对比算法中,IBKA-3DDV-Hop 算法的归一化定位误差最低,相对于其他 4 种对比算法,归一化定位误差分别降低了约 23%、18%、11%和 7%。

## 4) 不同噪声强度对定位精度的影响

在 WSN 覆盖区域内随机布撒 200 个节点,其中 30 个锚节点,通信半径设置为 30 m,当噪声强度系数从 0.1 变化到 0.5 时,结果如图 8 所示。

从图 8 可以观察到,随着噪声系数的递增,5 种算法的平均归一化误差整体呈现出上升趋势。这种趋势是由于当噪声系数变大时,环境干扰加剧,导致节点间距离信息估计的准确性下降,从而导致定位误差变大。在 3DDV-Hop 算法和 MRW-3DDV-Hop 算法中,未知节点通



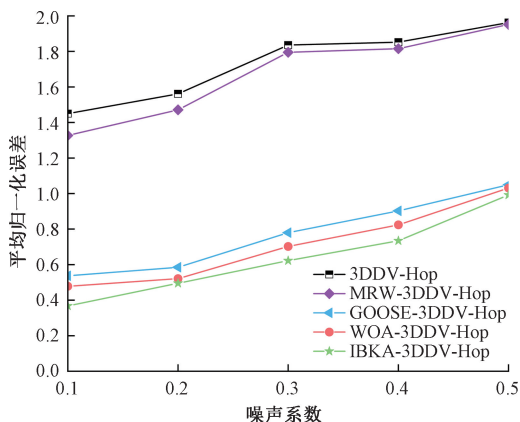


图 8 不同噪声强度对定位精度的影响

Fig. 8 The impact of different noise intensities on localization accuracy

过锚节点的多跳信息获取位置信息,通过最小二乘法求解坐标值。每跳的误差会随跳数逐级累积,噪声越大,单跳测距误差越大,所以噪声导致的异常距离值会使坐标的求解偏离真实解。而智能优化算法的种群在解空间内广泛分布,噪声影响被分散,且智能优化算法的步长调节机制在初期探索阶段能够跳过部分噪声干扰,在后期收敛阶段能更加逼近真实解。IBKA-3DDV-Hop 算法在具备上述优势的同时,IBKA 算法的黑翅鸢个体能够被独立评估,异常测量值能够被多数正常值覆盖,因此它的最优解不会受到单次噪声的影响,降低环境噪声的影响。

在相同的实验条件下,在所有对比算法中,IBKA-3DDV-Hop 算法的归一化定位误差最低,相对于 GOOSE-3DDV-Hop 算法和 WOA-3DDV-Hop 算法,归一化定位误差分别降低了约 13% 和 8%。

### 3.4 算法分析

#### 1) 算法性能分析

为了验证所提出算法的有效性,通过实验仿真对不同节点总数、不同锚节点个数以及不同通信半径下对算法的性能影响进行了分析,如图 9 所示。折线三角形接近坐标轴中心点的程度,能够反应其性能的好坏。越接近中心点说明其平均归一化误差越小,定位的精度越高。从图 9 可以看出,IBKA-3DDV-Hop 算法的折线三角形相比其他 4 种算法最接近中心点,说明其定位精度最高。

#### 2) 算法复杂度分析

为了全面评价算法的性能,仅考虑定位精度是不够的,还必须对算法的复杂度进行深入分析。假设  $n$  为节点总数,  $m$  为锚节点数量。已知的 3DDV-Hop 算法的时间复杂度达到了  $O(n^3)$ 。基于多通信半径的 3DDV-Hop 算法,其时间复杂度上比 3DDV-Hop 算法增加  $O(n \cdot m)$ 。而本文提出的 IBKA-3DDV-Hop 算法与 3DDV-Hop 算法进行比对,其时间复杂度增加了  $O(n \cdot m) + O(n^2)$ 。

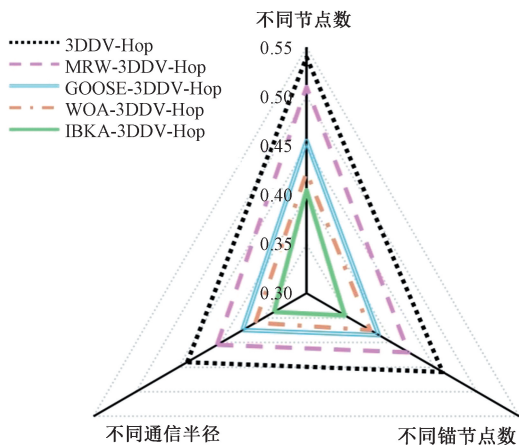


图 9 不同场景对比

Fig. 9 Comparison of different scenarios

为直观地对算法进行时间维度的分析,图 10 所示为通信半径为 30 m,锚节点数 30 个,节点总数从 200 个增加到 500 个时,本文中各算法在不同节点总数下的平均时耗。由图 10 可以看出,原始 3DDV-Hop 算法与多通信半径算法的运行时间最短。而本文提出的 IBKA-3DDV-Hop 算法的运行时间相较 GOOSE 算法和 WOA 算法略有增加,这是由于对算法的主要部分进行了优化改进,虽然提升了算法的定位精度,但算法的计算成本有所增加。但是随着半导体技术的发展为 WSN 定位算法提供了更高效的硬件支持,使得 WSN 节点在能耗方面有了显著的降低,所以并不影响算法的实际应用。

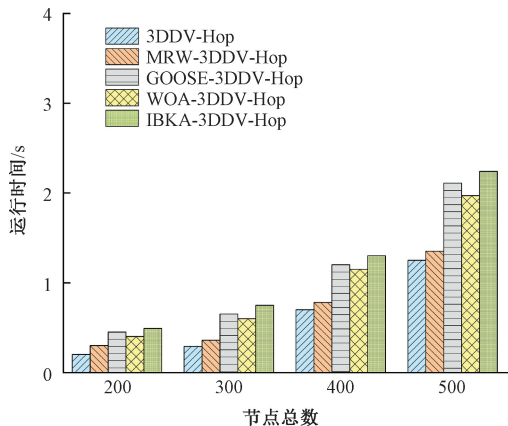


图 10 算法运行时间

Fig. 10 Algorithm runtime

## 4 结 论

针对 3DDV-Hop 算法在三维空间中,由于计算误差累计,导致定位精度较低的问题,提出了一种基于改进黑翅鸢算法的三维 WSN 定位算法。算法通过细化跳数和添加修正因子的方式对 3DDV-Hop 中的节点间跳数和平



均跳距进行改进和修正。然后采用改进 BKA 算法计算待定位节点位置的最优解。为进一步提高 BKA 算法的优化性能,使用最优拉丁超立方和精英反向学习策略优化初始种群的多样性,最后加入 Levy 飞行策略提高了算法的全局搜索能力,同时平衡了算法的探索和开发行为。仿真结果表明,所提算法较其他算法的定位精度有明显提升。需要注意的是,仿真所考虑的场景较为理想化,在实际应用中,定位精度将会受到多种环境因素的影响。未来将进一步研究如何在复杂环境中提高算法的定位精度。

## 参考文献

- [1] 江美娟, 刘锡祥, 盛广润. 基于多维缩放和自适应加权迭代的 WSN 定位算法[J]. 电子测量与仪器学报, 2025, 39(5): 29-39.  
JIANG M J, LIU X X, SHENG G R. Localization algorithm for wireless sensor networks based on multidimensional scaling and adaptive weighting iteration [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2025, 39(5): 29-39.
- [2] PHOEMPHON S, SO-IN C, LEELATHAKUL N. Improved distance estimation with node selection localization and particle swarm optimization for obstacle-aware wireless sensor networks[J]. Expert Systems with Applications, 2021, 175: 114773-114773.
- [3] 陈静, 张晓龙. 基于 MVO-SVR 的室内指纹定位算法[J]. 电子测量与仪器学报, 2024, 38(9): 45-53.  
CHEN J, ZHANG X L. Indoor fingerprint positioning algorithm based on MVO-SVR[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2024, 38(9): 45-53.
- [4] SANKARANARAYANAN S, VIJAYAKUMAR R, SWAMINATHAN S, et al. Node localization method in wireless sensor networks using combined crow search and the weighted centroid method [J]. Sensors, 2024, 24(15): 4791-4791.
- [5] 卢秀丽, 胡天濡, 冀松, 等. 基于改进蝙蝠优化算法的无线传感器网络定位研究[J]. 国外电子测量技术, 2023, 42(6): 103-109.  
LU X L, HU T R, JI S, et al. Research on wireless sensor network location based on improved bat optimization algorithm [J]. Foreign Electronic Measurement Technology. 2023, 42(6): 103-109.
- [6] 曹鹏飞, 王秀英, 孟庆斌. 融合测距修正和哈里斯鹰优化的 DV-Hop 定位算法[J]. 电子测量技术, 2023, 46(11): 166-172.  
CAO P F, WANG X Y, MENG Q B. DV-Hop localization algorithm combining ranging correction and Harris hawks optimization [J]. Electronic Measurement Technology, 2023, 46(11): 166-172.
- [7] SHEN X Y, XU B Y, SHEN H M. Indoor localization system based on RSSI-APIT algorithm [J]. Sensors, 2023, 23(24): 9620.
- [8] 潘志远, 卜凡亮. 基于蜣螂算法优化的 DV-Hop 定位算法[J]. 电子测量与仪器学报, 2023, 37(7): 33-41.  
PAN ZH Y, BU F L. DV-Hop localization algorithm optimized based on dung beetle optimizer [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2023, 37(7): 33-41.
- [9] 唐德红, 王一多, 马新国. 斯蒂芬森迭代改进 DV-Hop 的无线传感器节点定位[J]. 吉林大学学报(工学版), 2022, 52(12): 3015-3021.  
TANG D H, WANG Y D, MA X G. Sensor node localization mechanism based on improved DV-Hop algorithm [J]. Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition), 2022, 52(12): 3015-3021.
- [10] 彭铎, 张倩, 陈江旭, 等. 多策略改进 MPA 在无线传感器网络中的应用[J]. 仪表技术与传感器, 2024(5): 119-126.  
PENG D, ZHANG Q, CHEN J X, et al. Application of multi-policy improved MPA in wireless sensor networks [J]. Instrument Technique and Sensor, 2024(5): 119-126.
- [11] 苗凯, 苟平章. 一种基于距离修正与改进沙猫群的三维 DV-Hop 定位算法[J]. 电讯技术, 2025, 65(2): 322-328.  
MIAO K, GOU P ZH. A 3D DV-hop location algorithm based on distance correction and improved sand cat group optimization [J]. Telecommunication Engineering, 2025, 65(2): 322-328.
- [12] 张晶, 贺媛媛. 融合正弦优化与跳距优化的 DV-Hop 定位算法 [J]. 计算机工程与科学, 2022, 44(4): 645-653.  
ZHANG J, HE Y Y. A DV-Hop positioning algorithm combining sine and cosine optimization and hop distance optimization [J]. Computer Engineering & Science, 2022, 44(4): 645-653.
- [13] JI F L, JIANG M Y. Three-dimensional dv-hop localization based on improved lion swarm optimization algorithm [C]. 2020 IEEE/CIC International Conference on Communications in China (ICCC 2020). IEEE, 2020: 40-45.

- [14] 余修武, 黄露平, 刘永, 等. 遗传-禁忌搜索优化的三维 DV-Hop 定位算法[J]. 北京邮电大学学报, 2021, 44(4): 75-81.  
YU X W, HUANG L P, LIU Y, et al. Three-dimensional DV-Hop location algorithm based on genetic-tabu search optimization in WSN[J]. Journal of Beijing University of Posts and Telecommunications, 2021, 44(4): 75-81.
- [15] 时雨农, 刘海隆. 基于跳数与跳距优化的三维 DV-Hop 定位算法研究[J]. 传感技术学报, 2022, 35(8): 1080-1085.  
SHI Y N, LIU H L. Research on 3D DV-Hop algorithm based on the optimization of hop number and hop distance[J]. Chinese Journal of Sensors and Actuators. 2022, 35(8): 1080-1085.
- [16] WANG J, WANG W C, HU X X, et al. Black-winged kite algorithm: A nature-inspired meta-heuristic for solving benchmark functions and engineering problems[J]. Artificial Intelligence Review, 2024, 57(4): 98-98.
- [17] 陈禹, 陈磊, 黄凯阳. 多策略改进的蜣螂优化算法及其应用[J/OL]. 无线电通信技术, 1-12[2025-06-23]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/13.1099.tn.20240902.1420.004.html>.  
CHEN Y, CHEN L, HUANG K Y. Multi-strategy improved dung beetle optimizer and its application[J/OL]. Radio Communications Technology. 1-12[2025-06-23]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/13.1099.tn.20240902.1420.004.html>.
- [18] WANG Q Y, NAKASHIMA T, LAI C G, et al. Modified algorithms for fast construction of optimal Latin-hypercube design[J]. IEEE Access, 2020, 8: 191644-191658.
- [19] 李英顺, 于昂, 李茂, 等. 基于 KLDA-IDBO-BP 的装甲车发动机故障诊断[J]. 兵工学报, 2025, 46(3): 107-115.  
LI Y SH, YU ANG, LI M, et al. Fault Diagnosis of Armored Vehicle Engine Based on KLDA-IDBO-BP[J]. Acta Armamentarii. 2025, 46(3): 107-115.
- [20] DHAWALE P G, KAMBOJ V K, BATH S K. A Levy flight-based strategy to improve the exploitation capability of arithmetic optimization algorithm for engineering global optimization problems[J]. Transactions on Emerging Telecommunications Technologies, 2023, 34(4): 4739.

## 作者简介



**彭铎**, 1998 年于甘肃工业大学获得学士学位, 2009 年于兰州理工大学获得硕士学位, 2019 年于兰州理工大学获得博士学位, 现为兰州理工大学副教授, 主要研究方向为无线传感器网络、光纤通信。

E-mail: pengduo7642@163.com

**Peng Duo** received his B. Sc. degree from Gansu University of Technology in 1998, M. Sc. degree from Lanzhou University of Technology in 2009, and Ph. D. degree from Lanzhou University of Technology in 2019. He is now an associate professor of Lanzhou University of Technology. His main research interests include wireless sensor networks and optical fiber communication.



**王永龙**(通信作者), 2023 年于兰州理工大学获得学士学位, 现为兰州理工大学硕士研究生, 主要研究方向为无线传感器网络。

E-mail: wylong0505@163.com

**Wang Yonglong** (Corresponding author) received his B. Sc. degree from Lanzhou University of Technology in 2023. He is now a M. Sc. candidate at Lanzhou University of Technology. His main research interest includes wireless sensor networks.



**张彩银**, 2020 年于兰州工业学院获得学士学位, 现为兰州理工大学硕士研究生, 主要研究方向为无线传感器网络。

E-mail: 1559792873@qq.com

**Zhang Caiyin** received his B. Sc. degree from Lanzhou Institute of Technology in 2020. He is now a M. Sc. candidate at Lanzhou University of Technology. His main research interests include wireless sensor networks.



**张明虎**, 2006 年于天水师范学院获得学士学位, 2012 年于兰州大学获得硕士学位, 2021 年于中国科学院大学获得博士学位, 现为兰州理工大学副教授, 主要研究方向为物联网、计算机视觉、遥感图像处理。

E-mail: zhangmh@lut.edu.cn

**Zhang Minghu** received his B. Sc. degree from Tianshui Normal University in 2006, the M. Sc. degree from Lanzhou University in 2012, and the Ph. D. degree from University of Chinese Academy of Sciences in 2021. He is now an associate professor at Lanzhou University of Technology. His main research interests include Internet of Things, computer vision, and remote sensing image processing.