

## 基于克隆反向学习灰狼优化算法的WSNs高效分簇路由方法

陈海燕

引用本文

陈海燕. 基于克隆反向学习灰狼优化算法的WSNs高效分簇路由方法[J]. 计算机科学, 2025, 52(12): 294-301.

CHEN Haiyan. Efficient Clustering Routing Method for WSNs Based on Clone Reverse Learning Grey Wolf Optimization Algorithm [J]. Computer Science, 2025, 52(12): 294-301.

---

### 相似文章推荐 (请使用火狐或 IE 浏览器查看文章)

Similar articles recommended (Please use Firefox or IE to view the article)

[RMSFF-SSD:基于重参数化与多尺度特征融合的遥感图像目标检测模型](#)

RMSFF-SSD:Remote Sensing Image Object Detection Model Based on Reparameterization and Multi-scale Feature Fusion

计算机科学, 2025, 52(11A): 241000184-7. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.241000184>

[基于多策略改进的电鳗觅食优化算法](#)

Multi-strategy Improved Electric Eel Foraging Optimization Algorithm

计算机科学, 2025, 52(11): 245-254. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.241100106>

[基于改进白鲸优化算法的三维DV-Hop定位算法](#)

Three Dimensional DV-Hop Location Based on Improved Beluga Whale Optimization

计算机科学, 2025, 52(6A): 240800125-9. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.240800125>

[多策略多维度融合改进的河马优化算法](#)

Hippo Optimization Algorithm Improved by Multi-strategy and Multi-dimensional Fusion

计算机科学, 2025, 52(6A): 240400145-8. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.240400145>

[视线引导与自专家克隆融合强化学习的无人船路径跟踪](#)

Line of Sight Guided Self Expert Cloning with Reinforcement Learning for Unmanned Surface Vehicle Path Tracking

计算机科学, 2025, 52(12): 239-251. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.250200059>

# 基于克隆反向学习灰狼优化算法的 WSNs 高效分簇路由方法

陈海燕

华东政法大学计算机科学与技术系 上海 201620

**摘要** 针对无线传感器网络簇路由中节点能耗不均衡与簇首选择优化问题,提出一种基于克隆反向学习灰狼优化的能耗均衡路由协议(Clone Reverse Learning Grey Wolf Optimizer-based Energy-Balanced Routing Protocol,CRLGWORP)。该算法在传统灰狼优化框架中引入克隆选择机制,通过复制优质个体增强种群多样性,并结合反向学习策略扩大解空间搜索范围,有效提升全局寻优能力。设计以网络平均剩余能量和簇首到基站平均距离为优化目标的自适应加权函数,根据网络能量分布动态调整权重,平衡能量效率与通信距离的优化重点。簇首选举阶段优先选取高能量且靠近基站的节点,数据传输阶段采用多跳梯度中继机制优化通信路径,降低长距离传输能耗。实验结果表明,与 LEACH,LEACH-C,HEED,FIGWO 和 HGWCSOA-OCHS 算法相比,该算法显著延长了网络生命周期,提升了节点能量均衡性。

**关键词** 无线传感器网络;克隆;反向学习;灰狼优化;能耗均衡;动态加权

**中图分类号** TP393

## Efficient Clustering Routing Method for WSNs Based on Clone Reverse Learning Grey Wolf Optimization Algorithm

CHEN Haiyan

Department of Computer Science and Technology,East China University of Political Science and Law,Shanghai 201620,China

**Abstract** To address the issues of uneven node energy consumption and optimal cluster head selection in clustering routing for WSNs,this paper proposes a Clone Reverse Learning Grey Wolf Optimizer-based Energy-Balanced Routing Protocol(CRLGWORP).This algorithm introduces a clone selection mechanism into the traditional grey wolf optimizer framework,enhancing population diversity by replicating high-quality individuals,and combines reverse learning strategies to expand the search space for solutions,effectively improving global optimization capabilities.An adaptive weighting function is designed with the objectives of maximizing the network's average residual energy and minimizing the average distance from cluster heads to the base station.The weights are dynamically adjusted based on the network's energy distribution to balance the optimization focus between energy efficiency and communication distance.In the cluster head election phase,nodes with high energy and proximity to the base station are prioritized.During the data transmission phase,a multi-hop gradient relay mechanism is employed to optimize communication paths,reducing energy consumption for long-distance transmissions.Experimental results demonstrate that,compared with LEACH,LEACH-C,HEED,FIGWO and HGWCSOA-OCHS algorithms,the proposed algorithm significantly extends the network lifespan and improves node energy balance.

**Keywords** Wireless sensor networks,Cloning,Reverse learning,Grey wolf optimizer,Energy balance,Dynamic weighting

## 1 引言

无线传感器网络(Wireless Sensor Networks,WSNs)作为泛在感知体系的基础设施,依托高密度部署的微型传感单元实现物理环境与数字空间的实时映射,其低功耗、自组织的特性使其在精准农业、设备健康监测等场景中具有不可替代性<sup>[1-3]</sup>。然而,受限于节点能量供给的有限性、拓扑结构的时变性及信道资源的竞争性,如何在保障数据时效性的前提下最大化网络生存周期,始终是 WSNs 路由设计的核心

命题<sup>[4-5]</sup>。层次化分簇架构通过局部数据聚合与多跳中继传输,在能效优化与规模扩展间取得了显著平衡,成为破解该难题的主流技术范式。本文系统地梳理了近年来 WSNs 能量优化领域的主流解决方案,通过深入分析现有文献在算法适应性以及网络负载均衡等方面的局限性,进而凸显本文方法在分簇调优、动态环境适应性和网络生命周期延长等方面的创新优势。

作为分簇路由的奠基性工作,(Low-Energy Adaptive Clustering Hierarchy,LEACH)协议<sup>[6]</sup>采用周期性随机簇首

到稿日期:2025-02-27 返修日期:2025-06-13

基金项目:上海市哲学社会科学项目一般课题(2021BFX003)

This work was supported by the General Project of Shanghai Philosophy and Social Science Program(2021BFX003).

通信作者:陈海燕(tom\_chy@163.com)

轮换机制分散能量消耗,但其均匀概率选举策略忽视了节点能量状态与空间分布的异质性,导致簇首负载不均衡与网络稳定性下降。后续研究通过多目标优化对此进行修正。文献[7]提出基于能量和可控簇规模的分簇路由协议,通过引入强盛节点筛选机制、自适应最优簇头数控制和基于簇头潜力因子的阈值优化,显著减少簇头数量;文献[8]针对智能路锥自组网,提出基于非随机后倾成簇的高效路由协议,通过中心扩展后倾成簇机制和跨层簇首选择算法,在减少组网开销的同时降低传输跳数;文献[9]提出了一种基于量子邻域优化的分簇路由协议,采用动态集中式分簇与分布式簇首轮换机制,结合节点能量、距离等多元因素优化网络负载均衡,提升了无线传感器网络的能耗效率并延长了生命周期。这些改进方案虽在特定维度提升了性能,但受制于启发式规则的局限性,未能系统性地消除随机性对能效的负面影响。

群体智能算法的引入为分簇路由的全局优化提供了新路径。典型工作如文献[10]提出的(Fitness Value based Improved Grey Wolf Optimizer, FIGWO)算法,通过能量-距离双目标适应度函数优化簇首选举,但其线性收敛机制易导致早熟收敛;文献[11]融合灰狼优化与乌鸦搜索算法(Hybrid Grey Wolf and Crow Search Optimization Algorithm-Based Optimal Cluster Head Selection, HGWCSOA-OCHS),采用混合位置更新策略增强搜索的多样性,但算法复杂度呈指数级增长;文献[12]构建基于灰狼优化的集中式分簇框架,通过全局信息交互生成最优中继路径,却背离了 WSNs 的分布式本质。

最新的相关分簇路由研究成果如 Zhang 等<sup>[13]</sup>提出了一种基于多父代差分进化和变步长局部搜索群智能的自适应分簇路由算法,以降低无线传感器网络的能耗并延长网络寿命。Akram 等<sup>[14]</sup>提出了一种基于 Q 学习和 K-means 聚类的能量高效机器学习分簇路由方法,以优化无线传感器网络的能耗并延长网络寿命。Xu 等<sup>[15]</sup>提出了一种基于多目标量子自适应灰狼优化的能量高效分簇路由算法,通过睡眠调度、簇头选择和优化多跳路由来显著延长网络寿命并降低时延和丢包率。Tong 等<sup>[16]</sup>提出了一种基于字典增强的聚类压缩感知路由协议(Dictionary-Enhanced Clustering Compressive Sensing Routing, DEC2R),通过优化分簇数量、构建低相干感知矩阵和智能簇头选择策略,提升了大规模无线传感器网络的能量效率和负载均衡性能。Liu 等<sup>[17]</sup>提出了一种基于混沌生态克隆飞蛾群算法的节能分簇路由协议,通过多目标优化显著提升了工业无线传感器网络的寿命并降低了时延和丢包率。Sun 等<sup>[18]</sup>提出了一种基于转发机制优化的分簇路由算法,通过差异化设计簇内/簇间通信规则,在无需参数调优的情况下显著提升了无线传感器网络的能量均衡性和网络寿命。Jin 等<sup>[19]</sup>提出了一种基于非均匀分簇的水声传感器网络能量均衡路由协议,通过分层跳数混合坐标定位、多因素簇头选举和优先级转发机制,解决了传统水下网络的热点问题并提升了数据传输效率。

上述方法在群智能驱动的分簇路由方面都取得阶段性研究成果,但仍存在以下不足:1)传统启发式算法对网络规模变化适应性不足;2)簇头节点能耗不均衡问题缺乏有效解决

方案;3)协议参数优化过程复杂,实用性受限。

本文提出克隆反向学习灰狼优化分簇算法(CRLG-WORP),通过两重机制创新突破传统算法的性能瓶颈。1)设计克隆-反向学习协同搜索架构,将克隆选择机制与反向学习策略深度耦合。通过精英个体的克隆扩增实现种群多样性强化,采用动态反向学习算子生成镜像解空间,有效规避传统 GWO 算法的早熟收敛问题。2)设计能量-距离双模态自适应加权函数,建立网络能量分布与拓扑结构的动态映射模型。该机制能够实现权重系数随节点剩余能量梯度自动调节,使簇首选举的优化重点从初始阶段的距离优先平滑过渡到后期阶段的能量均衡优先。

实验表明,本文方案相较于 LEACH, LEACH-C (Low-Energy Adaptive Clustering Hierarchy-Centralized), HEED (Hybrid Energy-Efficient Distributed Clustering Protocol), FIGWO, HGWCSOA-OCHS 等流行协议,能使网络生存周期延长 27.4%~124.5%,网络数据传输量提升 18.9%~44.6%以上。所提出的动态权重调节机制和克隆反向学习框架,为大规模 WSNs 的可持续运行提供了新的理论方法体系。

## 2 系统模型

图 1 展示了一个无线传感器网络的分簇结构,包括 3 个簇,每个簇由一个黑色圆点表示的簇头节点和多个粉色圆点表示的簇内节点组成。簇头节点负责收集和处理簇内节点的数据,并通过虚线连接将数据传输到位于图上方的网关。

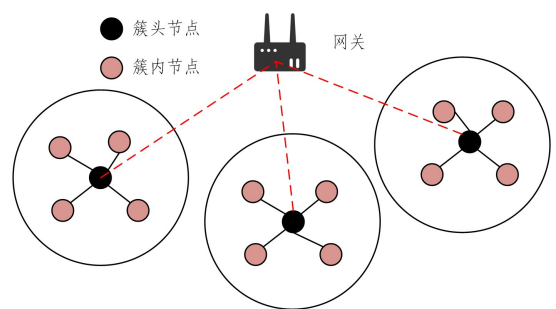


图 1 分簇网络架构

Fig. 1 Architecture of clustered network

### 2.1 网络模型

对于 WSNs 路由协议的开发与评估,本文对传感器节点和底层网络模型作出如下假设:1)基站位于监测区域几何中心,具备无限通信覆盖范围、持续供电能力及不受限的计算资源,传感器节点具有同构化初始能量,其通信带宽、计算能力及存储资源均严格受限<sup>[20]</sup>;2)节点集成动态功率控制模块,可依据目标节点距离自适应调节发射功率等级<sup>[21]</sup>;3)无线通信链路具有对称性。

网络拓扑结构:监测区域为边长为  $L=100\text{ m}$  的正方形区域,部署  $N$  个同构传感器节点。基站固定于监测区域中心,传感器节点随机均匀分布于  $100\text{ m}\times 100\text{ m}$  的正方形区域内,相邻节点可直接传输数据,非相邻节点通过多跳路由进行通信。能量充足时支持单跳传输,否则通过簇首节点进行多跳转发。同时,所有节点具备以下特性。

1) 通信能力。节点最大通信半径  $R_{\max} = \sqrt{2}L2$ , 确保网络全连通性。

2) 动态功率控制。根据目标节点距离  $d$ , 采用分段式发射功率调节策略。

3) 数据采集。节点周期性采集环境参数(温度/湿度等), 数据包长度固定为  $k$  bit。

分簇结构: 采用层次型分簇路由架构, 每轮通信周期包含以下阶段。

1) 簇头选举阶段。基于剩余能量与位置信息的混合加权选举机制。

2) 簇形成阶段。非簇头节点依据接收信号强度(RSSI)加入最近簇。

3) 稳定传输阶段。簇内节点单跳传输至簇头(CH), 簇头多跳中继至基站。

## 2.2 能量模型

本文采用经典一阶无线电能耗模型<sup>[22]</sup>进行节点能量消耗建模, 其通信能耗特性定义如下:

数据发送模块包含信号发送单元与信号放大单元, 在通信距离  $d$  m 下发送  $k$  bit 数据的能耗  $E_{TX}$  为:

$$E_{TX}(l, d) = \begin{cases} kE_{elec} + kE_{fs}d^2, & d \leq d_0 \\ kE_{elec} + kE_{mp}d^4, & d > d_0 \end{cases} \quad (1)$$

数据接收模块的能耗为:

$$E_{RX}(k) = kE_{elec} \quad (2)$$

数据处理模块可以降低数据冗余, 提高数据质量, 其能耗为:

$$E_{DA}(k) = kE_{da} \quad (3)$$

## 2.3 距离模型

假设簇头均匀分布在监测区域, 其到基站的平均距离为:

$$\overline{d_{CH-BS}} = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \sqrt{(x_{CH_i} - x_{BS})^2 + (y_{CH_i} - y_{BS})^2} \quad (4)$$

其中,  $M$  为当前轮次簇头数量,  $\overline{d_{CH-BS}}$  表示所有簇头到基站的平均距离。

## 2.4 目标函数模型

引入动态权重因子  $\omega_1, \omega_2$  (满足  $\omega_1 + \omega_2 = 1$ ), 构建适应度函数:

$$\mathcal{F} = \frac{\omega_1 \cdot \overline{E_{res}}}{\omega_2 \cdot \overline{d_{CH-BS}}} \quad (5)$$

其中,  $\overline{E_{res}}$  表示全网节点平均剩余能量,  $\overline{E_{res}} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N E_i$ 。根据网络生命周期阶段调整权重。

1) 初始阶段(节点能量充足):  $\omega_1 = 0.3, \omega_2 = 0.7$ , 优先缩短传输距离。

2) 衰退阶段(能量分布不均):  $\omega_1 = 0.7, \omega_2 = 0.3$ , 侧重能量均衡。

## 3 CRLGWORP 分簇算法

针对传统分簇算法在能耗均衡与簇首选择中的不足, 本章提出基于克隆反向学习灰狼优化(CRLGWORP)的分簇路由算法。通过引入克隆选择机制增强种群多样性, 结合反向学习策略扩展解空间搜索范围, 并设计动态加权双目标适应

度函数优化簇首选举与路由路径, 实现网络能耗均衡与生命周期延长。

### 3.1 种群初始化

CRLGWORP 算法以候选簇首集合为优化目标, 将灰狼种群中每个个体的位置向量映射为网络分簇方案。种群初始化过程如下。

1) 网络参数设定: 根据监测区域边长  $L$  与节点总数  $N$ , 随机生成初始簇首集合, 确保簇首数量  $M$  满足  $1 \leq M \leq N/10$ 。

2) 灰狼编码设计: 每个灰狼个体采用二进制编码, 维度为  $N$ , 编码位为 1 表示对应节点被选为簇首, 为 0 则表示普通节点。

### 3.2 计算分簇适应度

基于式(5)定义的多目标适应度函数, 对每个灰狼个体对应的分簇方案进行评价。

簇首筛选: 根据灰狼编码提取当前候选簇首集合, 剔除能量低于阈值  $E_{th} = 0.1E_{init}$  的节点。

非簇首分配: 普通节点依据接收信号强度(Received Signal Strength Indicator, RSSI)加入最近簇首, 形成簇内拓扑。

能耗计算: 根据式(1)一式(3)模拟单轮数据采集、融合与传输过程, 统计全网平均剩余能量  $\overline{E_{res}}$ 。

距离评估: 计算当前簇首到基站的欧氏距离均值  $\overline{d_{CH-BS}}$ 。

动态权重调整: 若节点剩余能量标准差  $\sigma_E > 0.3E_{init}$ , 则设  $\omega_1 = 0.7, \omega_2 = 0.3$ , 否则  $\omega_1 = 0.3, \omega_2 = 0.7$ 。

适应度赋值: 最终适应度值  $\mathcal{F} = \omega_1 \overline{E_{res}} (\omega_2 \overline{d_{CH-BS}})$ , 值越大表示分簇方案越优。

在权重因子  $\omega_1$  和  $\omega_2$  的设计中, 其自适应性体现在权重切换而非基于固定时间阶段, 通过实时监测节点剩余能量标准差  $\sigma_E$  的动态阈值 ( $0.3E_{init}$ ) 触发调整。当  $\sigma_E > 0.3E_{init}$  时, 判定网络进入能量分布不均的衰退状态, 自动提升能量均衡权重  $\omega_1$  至 0.7; 反之, 则保持初始阶段权重配置。这种设计结合了网络能耗状态的量化指标 ( $\sigma_E$ ) 与预设经验权重参数, 既实现了权重根据网络实际运行状态的动态调整, 又通过固定权重值明确区分了不同优化目标的优先级。初始阶段侧重距离优化, 以抑制能耗增速; 衰退阶段强化能量均衡, 以延缓节点失效。该复合机制在降低计算复杂度的同时, 有效平衡了多目标优化的实时响应需求与算法稳定性, 符合无线传感网络能耗特征的自适应调控要求。

### 3.3 位置更新

灰狼优化算法(Grey Wolf Optimizer, GWO)通过模拟灰狼群体社会等级与协作捕猎行为构建搜索机制<sup>[23]</sup>。在算法设计中, 种群个体依据适应度值被划分为 4 个等级层次:  $\alpha$  狼代表当前全局最优解,  $\beta$  和  $\delta$  狼分别对应次优个体与第三优候选解, 其余普通个体归类为  $\omega$  狼。算法迭代过程中, 由  $\alpha, \beta, \delta$  构成的领导层协同引导种群位置更新, 通过分层决策机制逐步逼近最优解空间。其中, 灰狼群体对目标的包围行为可通过数学建模表述为式(6)和式(7):

$$\mathbf{D} = |\mathbf{C} \cdot \mathbf{X}_p(t) - \mathbf{X}(t)| \quad (6)$$

$$\mathbf{X}(t+1) = \mathbf{X}_p(t) - \mathbf{A} \cdot \mathbf{D} \quad (7)$$

其中,  $\mathbf{X}$  为灰狼的位置;  $\mathbf{X}_p$  为猎物的位置;  $t$  为当前迭代的

次数; $\mathbf{D}$ 为一个取决于猎物与灰狼之间距离的向量; $\mathbf{A}$ 和 $\mathbf{C}$ 为对应的系数向量,计算式分别如式(8)和式(9)所示:

$$\mathbf{A}=2ar_1-a \quad (8)$$

$$\mathbf{C}=2r_2 \quad (9)$$

其中, $r_1$ 和 $r_2$ 为 $[0,1]$ 的一个随机数。 $a$ 为收敛因子,在算法执行过程中线性变化,如式(10)所示:

$$a(t)=2-\frac{2t}{Maxiter} \quad (10)$$

其中, $Maxiter$ 为算法最大迭代次数; $t$ 为算法当前执行到的迭代次数,其值为 $1\sim Maxiter$ 的整数。狩猎时,灰狼群体在3个最优解决方案,即 $\alpha$ 、 $\beta$ 和 $\delta$ 的带领下接近并包围猎物,利用这3头狼的位置来判断猎物的位置并逐渐靠近猎物,其位置更新方式如式(11)所示:

$$X(t+1)=\frac{X_1+X_2+X_3}{3} \quad (11)$$

其中, $X_1$ 、 $X_2$ 和 $X_3$ 的计算如下:

$$\begin{cases} D_\alpha = |C_1 \cdot X_\alpha - X| \\ D_\beta = |C_2 \cdot X_\beta - X| \\ D_\delta = |C_3 \cdot X_\delta - X| \end{cases} \quad (12)$$

$$\begin{cases} X_1 = X_\alpha - A_1 D_\alpha \\ X_2 = X_\beta - A_2 D_\beta \\ X_3 = X_\delta - A_3 D_\delta \end{cases} \quad (13)$$

### 3.4 克隆策略

为维持种群多样性,对领导层个体执行克隆扩增,具体如下。

1)精英克隆:选取前3个最优个体( $\alpha$ 、 $\beta$ 、 $\delta$ ),每个个体生成 $\lfloor \gamma \cdot PopSize \rfloor$ 个克隆副本。

2)超变异操作:随机对克隆副本的10%编码位取反( $0 \leftrightarrow 1$ ),生成局部扰动解。

3)克隆替换:若变异副本适应度优于原个体,则替换原位置;否则保留原解。

### 3.5 反向学习

在迭代后期引入反向学习增强全局搜索能力,具体方案如下。

1)反向解生成:对当前种群中适应度最低的20%个体,计算其反向解 $X'=1-X$ 。

2)竞争选择:比较原解 $X$ 与反向解 $X'$ 的适应度,保留较优者进入下一代种群。

3)动态触发:当连续5代最优适应度未提升时,激活反向学习策略。

### 3.6 算法流程

CRLGWORP算法的执行流程如算法1所示。

#### 算法1

Require:网络边长 $L$ ,节点数 $N$ ,初始能量 $E_{init}$ ,最大迭代次数 $M_{axiter}$ ,种群规模 $PopSize$

Ensure:最优分簇方案

1. 初始化阶段
2. 部署基站于 $(L/2, L/2)$
3. 随机部署 $N$ 个传感器节点,能量初始化为 $E_{init}$
4. 生成 $PopSize$ 个初始分簇方案(二进制编码)
5. 生成反向解扩充初始种群

6. while 迭代次数  $< M_{axiter}$ 且未达到收敛条件 do

7. 适应度评估

8. for 每个分簇方案 in 种群 do

9. 删除能量低于 $0.1 E_{mit}$ 的候选簇首

10. 普通节点按RSSI划分至最近簇首

11. 计算全网平均剩余能量 $E_{res}$

12. 计算簇首到基站平均距离 $d_{CH-BS}$

13. 根据 $\sigma_E$ 动态调整权重 $w_1, w_2$

14. 计算适应度 $F = (w_1 \times E_{res}) / (w_2 \times d_{CH-BS})$

15. end for

16. 领导层更新

17. 按适应度排序选取 $\alpha, \beta, \delta$ 狼

18. 位置更新与优化

19. 按式(6)一式(13)更新灰狼位置

20. 施加随机扰动增强探索能力

21. 执行克隆扩增( $\alpha, \beta, \delta$ )

22. 对低适应度个体生成反向解

23. 保留最优 $PopSize$ 个个体

24. 终止条件判断

25. if 最优解连续10代未更新 then

26. 跳出循环

27. end if

28. end while

29. 分簇路由执行

30. while 存活节点数  $> 50\%N$  do

31. 按最优分簇方案构建簇结构

32. 执行数据采集  $\rightarrow$  簇内聚合  $\rightarrow$  多跳传输

33. 监控节点能量状态

34. if 存活节点数  $\leq 50\%N$  then

35. 重新触发簇首选举

36. end if

37. end while

具体步骤如下。

步骤1 初始化网络参数:设置区域边长 $L$ 、节点数 $N$ 、初始能量 $E_{init}$ ,部署基站与传感器节点。

步骤2 生成初始灰狼种群:随机生成 $PopSize$ 个分簇方案,并预生成反向解扩充种群。

步骤3 适应度计算:根据式(5)评估每个分簇方案的适应度值。

步骤4 领导层排序:选择适应度前三的个体作为 $\alpha, \beta, \delta$ 狼。

步骤5 位置更新:按式(6)一式(13)更新灰狼位置,并施加随机扰动。

步骤6 克隆扩增:对 $\alpha, \beta, \delta$ 狼执行克隆与超变异,生成新候选解。

步骤7 反向学习:对低适应度个体生成反向解,择优保留。

步骤8 终止判断:若达到 $Maxiter$ 或最优解连续10代未更新,则输出最优分簇方案;否则返回步骤3。

步骤9 分簇通信:根据最优解划分簇结构,执行数据采集、融合与多跳传输。当50%节点能量耗尽时,重新触发簇首选举,直至全网节点失效。

该算法通过克隆策略保持种群多样性,反向学习策略增强全局搜索,利用动态权重机制平衡能量与距离优化目标,最终实现高效能耗均衡与网络寿命延长。

## 4 仿真分析

为验证所提 CRLGWORP 算法的性能优势,基于 MATLAB 2021a 平台搭建仿真环境,将本文算法与 LEACH<sup>[6]</sup>, LEACH-C<sup>[24]</sup>, HEED<sup>[25]</sup>, FIGWO<sup>[10]</sup>, HGWCSOA-OCHS<sup>[11]</sup> 算法进行对比实验。实验场景设置为 100 m×100 m 的监测区域,节点随机均匀分布,基站位于区域中心。参数配置如表 1 所列。EACH, LEACH-C, HEED 的网络实验参数均相同, FIGWO, HGWCSOA-OCHS, CRLGWORP 算法参数都是基于灰狼改进的,因此种群相关参数相同。实验运行 10 次,取其平均值作为最终的实验结果。

表 1 仿真实验参数

Table 1 Simulation experiment parameters

参数	取值
网络运行最大轮数	1500
节点初始能量/J	0.2
簇首数量比例/%	10
控制包长度/bit	200
数据包长度	4000
自由空间模型功率/(pJ/bit/m <sup>4</sup> )	10
发送和接收电路能耗 $E_{elec}$ /(nJ/bit)	50
数据融合能耗 $E_{da}$ /(nJ/bit)	5
多径衰减模型功率放大系数/(pJ/bit/m <sup>4</sup> )	0.0013
种群数量 $PopSize$	50
克隆比例 $\gamma$	0.2
最大迭代次数 $Maxiter$	100
传感器数量 $N$	50
传感器分布区域	100 * 100

### 4.1 网络生命周期比较

图 2 展示了 6 种分簇路由算法在监测周期内存活节点数量随轮次变化的对比结果。从曲线趋势可见:传统 LEACH 协议在 448 轮时,存活节点已全部失效,其根本缺陷在于随机轮转簇首机制导致高能量节点频繁承担中继任务,造成局部区域能量空洞效应;LEACH-C 算法通过引入基站协调的集中式簇首选择,将网络寿命延长至 615 轮,但其固定阈值公式难以适应动态能量分布,且在节点密集区域易产生簇间通信冲突;HEED 算法虽采用混合能量与通信成本指标(637 轮),但对多跳路由的路径损耗建模不足,后期会出现关键中继节点早逝导致的网络分割现象;FIGWO 算法虽通过改进灰狼优化达到 630 轮,但标准 GWO 的种群多样性缺失导致局部搜索停滞,未能充分利用节点空间分布特征。相比之下,本文 CRLGWORP 算法展现出显著优势,在 790 轮时才使得节点存活为零。其性能提升源于两方面创新:首先,克隆反向学习策略通过精英个体克隆扩增与反向解空间映射,有效克服了传统 GWO 的早熟收敛问题,使簇首选举始终集中在高能量、近基站的优质节点;其次,动态加权目标函数在网络衰退阶段自动增大剩余能量权重(从 0.3 提升至 0.7),抑制了 LEACH-C 等算法因固定权重导致的能量失衡。实验数据

表明,CRLGWORP 使首节点死亡时间延迟至第 743 轮(较 FIGWO 提升 25.3%)。

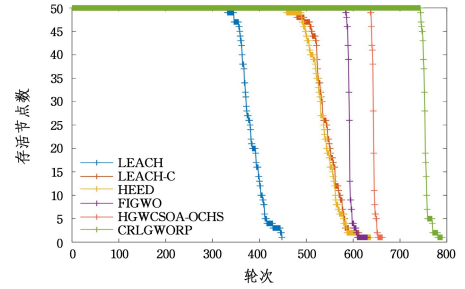


图 2 存活节点数量随轮次变化的对比

Fig. 2 Comparison of the number of surviving nodes changing with epochs

图 3 展示了 6 种分簇路由算法在不同节点死亡比例下的网络生存轮数对比。从三阶段数据可见,CRLGWORP 算法在首节点死亡(One)、半数节点死亡(Half)及全网失效(All) 3 个关键指标上均显著领先。首节点死亡轮数达到 743 轮,较 LEACH(331 轮)提升 124.5%,较次优的 FIGWO(583 轮)提升 27.4%,较 HGWCSOA-OCHS(636 轮)提升 16.8%;全网存活轮数达 790 轮,较 LEACH(448 轮)提升 76.3%,较 HEED(637 轮)提升 24.0%。这种跨越式性能突破源于 3 个核心设计:1)动态加权适应度函数在网络衰退阶段(Half 节点死亡后)将能量均衡权重从 0.3 提升至 0.7(见表 2 参数配置),有效抑制了 LEACH-C(615 轮)因固定阈值导致的能量黑洞扩散;2)克隆策略通过  $\alpha$  和  $\beta$  狼的定向扩增(克隆比例  $\gamma=0.2$ ),解决了 FIGWO(630 轮)因种群多样性不足产生的局部最优陷阱,使簇首集合始终包含最优能量-距离比节点;3)反向学习机制在迭代后期激活(当适应度停滞 5 代时),通过解空间镜像搜索突破了 HEED(637 轮)因多跳路径固化造成的拓扑分割限制。特别地,CRLGWORP 在 Half 节点死亡阶段仍保持 753 轮高效运行,较 LEACH(379 轮)提升 98.7%。实验证明,本文算法通过能量-距离双目标协同优化与智能搜索策略创新,实现了网络生命周期与稳定性的双重突破。

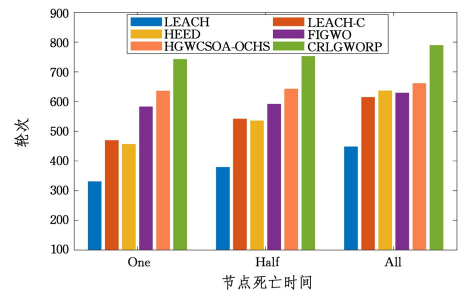


图 3 不同死亡节点比例下的轮数对比

Fig. 3 Comparison of the number of rounds under different proportions of death nodes

### 4.2 网络剩余能量比较

图 4 展示了不同分簇路由算法的平均剩余能量随轮次变化的趋势对比。从整体趋势看,所有算法的能量消耗曲线均呈单调递减,但下降速率与平稳性差异显著。LEACH 算法

在初始阶段(0—200 轮)能量骤降,曲线斜率最大,表明其随机簇首轮换机制导致高负载节点能量快速耗尽;LEACH-C 算法虽通过基站协调延缓了早期能量消耗,但在 300 轮后曲线加速下滑,反映出固定阈值策略无法适应网络动态衰退阶段的能量分布失衡;HEED 算法的曲线在中期(200—500 轮)呈现阶梯式下降,暴露出其多跳路径规划对关键中继节点的过度依赖,局部能量空洞引发连锁失效;HGWCOSA-OCHS 和 FIGWO 算法的曲线衰减速率较前三者平缓,但在 600 轮后出现陡降段,反映出标准的启发式优化因种群多样性缺失导致的次优簇首持续当选的问题。

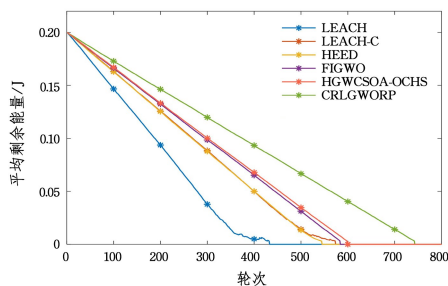


图 4 平均剩余能量对比

Fig. 4 Comparison of average remaining energy

CRLGWORP 算法曲线全程保持平缓下降,无显著陡降段,表现出最优能量维持能力。其优势来源于 3 方面机制:1)动态权重调整在网络衰退阶段强化能量均衡目标,避免了 LEACH-C/HEED 等算法因优化目标固化产生的局部过耗;2)克隆策略通过精英簇首方案的持续扩增,抑制了 FIGWO 因早熟收敛导致的低能量节点被迫当选现象;3)反向学习机制在后期迭代中重构簇首空间分布,突破了传统算法因路径依赖造成的能量消耗僵局。值得注意的是,当其他算法在 600 轮后能量濒临耗尽时,CRLGWORP 算法仍能维持平缓衰减趋势,验证了其通过多目标协同优化实现的全局能耗均衡特性。

#### 4.3 网络数据传输量比较

图 5 展示了 6 种分簇路由算法下簇首节点接收数据包量的对比情况。

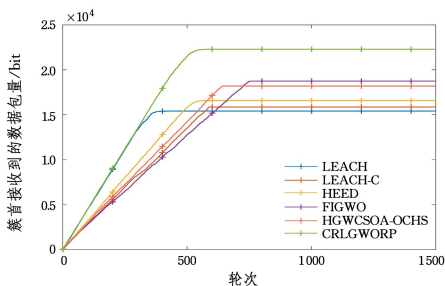


图 5 簇首节点接收数据包量对比

Fig. 5 Comparison of packet reception by cluster head nodes

从数据来看,CRLGWORP 算法的总数据包接收量为 22293 bit,较 LEACH(15417 bit)提升了 44.6%,较 LEACH-C(15867 bit)提升了 40.5%,较 HEED(16578 bit)提升了 34.5%,较 FIGWO(18748 bit)提升了 18.9%,较 HGWCOSA-OCHS(18197 bit)提升了 22.5%。这种性能优势主要归因于 CRLGWORP 算法的克隆反向学习机制和动态加权目

标函数能够持续优化簇首选择与多跳路由路径,避免节点能量过早耗尽导致的通信中断。同时,梯度多跳中继机制有效减少了长距离传输的能耗,使簇首节点能够更高效地接收和转发数据包,从而显著提升了网络整体数据吞吐量。

#### 4.4 改进 GWO 算法的性能比较

图 6 展示了 3 种改进灰狼优化(GWO)算法(FIGWO, HGWCOSA-OCHS,以及本文提出的 CRLGWORP)在无线传感器网络分簇路由中的所有节点死亡时运行轮次的对比。从结果来看,CRLGWORP 的网络生命周期达到 790 轮,显著优于 FIGWO(630 轮)和 HGWCOSA-OCHS(647 轮)。CRLGWORP 的优势在于,其创新性地结合了克隆选择机制与反向学习策略,增强了全局搜索能力,同时通过能量-距离双模态加权函数实现了动态簇首选择,有效平衡了节点能耗分布。相比之下,FIGWO 缺乏动态权重调整机制,而 HGWCOSA-OCHS 虽结合了灰狼优化与乌鸦搜索,但未充分考虑能量与拓扑的动态关联,导致性能提升有限。因此,CRLGWORP 在算法设计与性能优化方面均表现出显著优势。

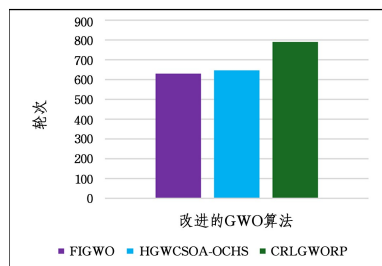


图 6 改进 GWO 算法的性能比较

Fig. 6 Performance comparison of improved GWO algorithm

#### 4.5 各算法运行时间比较

图 7 对比了 6 种算法(LEACH, LEACH-C, HEED, FIGWO, HGWCOSA-OCHS 和 CRLGWORP)的运行时间。从结果来看,LEACH 的运行时间最短,为 1.33s,其次是 LEACH-C(1.86s)和 HEED(2.32s),而基于灰狼优化算法(FIGWO, HGWCOSA-OCHS 和 CRLGWORP)的运行时间较长,分别为 4.54s,4.62s 和 3.83s。尽管 CRLGWORP 的运行时间长于传统算法(LEACH, LEACH-C 和 HEED),但在基于灰狼优化的算法中,CRLGWORP 表现最优,其运行时间最短。这表明 CRLGWORP 在保证性能提升的同时,通过优化搜索策略有效降低了计算复杂度,展现了其在算法效率与性能之间的良好平衡。

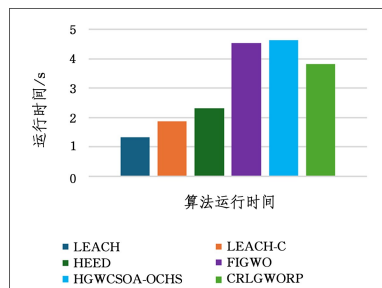


图 7 不同算法运行时间比较

Fig. 7 Comparison of running time with different algorithms

**结束语** 本文针对无线传感器网络(WSNs)分簇路由中节点能耗不均衡与簇首选择优化问题,提出了一种基于克隆反向学习灰狼优化的能耗均衡路由算法(CRLGWORP)。该算法通过引入克隆选择机制和反向学习策略,增强了种群多样性并扩大了解空间搜索范围,有效提升了全局寻优能力。同时,设计了以网络平均剩余能量和簇首到基站平均距离为优化目标的自适应加权函数,动态调整权重以平衡能量效率与通信距离的优化重点。实验结果表明,CRLGWORP算法在延长网络生命周期、提升节点能量均衡性以及增加网络数据传输量方面均显著优于 LEACH, LEACH-C, HEED, FIGWO, HGWCSOA-OCHS 等现有算法。

尽管 CRLGWORP 算法在多个方面取得了显著进展,但仍存在一些问题和改进空间。首先,算法在计算复杂度方面仍有优化空间,特别是在大规模网络中的应用,如何进一步降低计算开销是一个重要的研究方向。其次,本文的实验场景主要基于二维平面网络,未来可以扩展到三维空间或复杂地形环境,以验证算法的普适性和鲁棒性。此外,算法的动态权重调整机制虽然有效,但其参数设置和调整策略仍需进一步优化,以适应不同网络环境 and 应用需求。

未来的研究方向包括以下几个方面:1)探索更高效的种群初始化方法和位置更新策略,以进一步提升算法的收敛速度和全局搜索能力;2)研究多目标优化与多智能体协同机制的结合,以应对更复杂的网络环境和多任务需求;3)将 CRLGWORP 算法与其他先进的路由协议或优化算法进行融合,以进一步提升网络性能和适应性;4)在实际应用场景中进行大规模部署和验证,以评估算法在实际环境中的表现和可行性。

## 参考文献

- [1] SIDDIQ A, GHAZWANI Y J. Hybrid optimized deep neural network based intrusion node detection and modified energy efficient centralized clustering routing protocol for wireless sensor network[J]. IEEE Transactions on Consumer Electronics, 2024, 70(3): 6303-6313.
- [2] ZHENG S, HUO J, YANG J, et al. An energy-efficient multi-hop routing protocol for 3D bridge wireless sensor network based on secretary bird optimization algorithm[J]. IEEE Sensors Journal, 2024, 24(22): 38045-38060.
- [3] ZHOU L, ZHANG M, WEI Q, et al. Energy Distance Function-Based Improved K-Means for Clustering Routing Algorithm[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2024, 11(22): 36763-36774.
- [4] XIE W, SHEN X, WANG C, et al. Adaptive Energy-Efficient Clustering Mechanism for Underwater Wireless Sensor Networks Based on Multi-Dimensional Game Theory[J]. IEEE Sensors Journal, 2024, 24(16): 26616-26629.
- [5] PAN J Z, CHEN T Y, WANG C Y, et al. A clustering routing protocol for WSN in multi-base station environment[J]. Computer Applications and Software, 2023, 40(9): 99-103.
- [6] WANG L F, YANG K J, GUO X D, et al. Improved ant colony clustering routing protocol based on sector link policy[J]. Computer Engineering and Design, 2024, 45(9): 2620-2626.
- [7] WANG N, GE Y H, WANG J. An energy and controllable cluster size based clustering routing protocol[J]. Fire Control & Command Control, 2024, 49(11): 95-102.
- [8] CHEN L, YU X L, CHEN W, et al. Efficient clustered routing protocol for intelligent road cone ad-hoc networks based on non-random clustering[J]. Journal of Computer Applications, 2024, 44(3): 869-875.
- [9] GAO H Y, CHEN S C, SUN Z G, et al. Clustering routing protocol based on quantum coyote optimization in wireless sensor networks[J]. Journal of Harbin Engineering University, 2024, 45(10): 2034-2040.
- [10] ZHAO X, ZHU H, ALEKSIC S, et al. Energy-efficient routing protocol for wireless sensor networks based on improved grey wolf optimizer[J]. KSII Transactions on Internet and Information Systems, 2018, 12(6): 2644-2657.
- [11] SUBRAMANIAN P, SAHAYARAJ J M, SENTHILKUMAR S, et al. A hybrid grey wolf and crow search optimization algorithm-based optimal cluster head selection scheme for wireless sensor networks[J]. Wireless Personal Communications, 2020, 113(2): 905-925.
- [12] DANESHVAR S M M H, MOHAJER P A A, MAZINANI S M. Energy-efficient routing in WSN: A centralized cluster-based approach via grey wolf optimizer[J]. IEEE Access, 2019, 7: 170019-170031.
- [13] ZHANG W, LAN Y, LIN A, et al. An Adaptive Clustering Routing Protocol for Wireless Sensor Networks Based on a Novel Memetic Algorithm[J]. IEEE Sensors Journal, 2025, 25(5): 8929-8941.
- [14] AKRAM M, BAZAI S U, GHAFOOR M I, et al. EEMLCR: Energy-Efficient Machine Learning-based Clustering and Routing for Wireless Sensor Networks[J]. IEEE Access, 2025, 13: 70849-70871.
- [15] XU M, ZU Y, ZHOU J. Energy-Efficient Clustering Routing for WSNs based on Multi-Objective Quantum Adaptive Grey Wolf Optimization[J]. IEEE Sensors Journal, 2025, 13: 70849-70871.
- [16] TONG J, SHOU S, WANG H. A Dictionary-enhanced Clustering Compressive Sensing Routing Protocol for Large-scale WSNs[J]. IEEE Sensors Journal, 2025, 25(4): 7445-7456.
- [17] LIU X, CAO Q, JIN B, et al. CNCMSA-ERCP: An Innovative Energy Efficient Clustering Routing Protocol for Improving the Performance of Industrial IoT[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2024, 12(9): 11827-11840.
- [18] SUN Q, PANG J, WANG X, et al. A Clustered Routing Algorithm Based on Forwarding Mechanism Optimization[J]. IEEE Sensors Journal, 2024, 24(22): 38071-38081.
- [19] JIN Z, LI H, WANG Y, et al. Energy-balanced Routing Protocol with Nonuniform Clustering for Underwater Acoustic Sensors Networks[J]. IEEE Sensors Journal, 2024, 24(22): 38082-38091.
- [20] LI C R, WANG X J, XIE J L, et al. Routing algorithm for railway monitoring linear WSN based on improved PSO[J]. Journal

on Communications, 2022, 43(5):155-165.

[21] MAHESHWARI P, SHARMA A K, VERMA K. Energy efficient cluster based routing protocol for WSN using butterfly optimization algorithm and ant colony optimization[J]. Ad Hoc Networks, 2021, 110:102317.

[22] DEL-VALLE-SOTO C, MEX-PERERA C, NOLAZCO-FLORES J A, et al. Wireless sensor network energy model and its use in the optimization of routing protocols[J]. Energies, 2020, 13(3):728.

[23] SHARMA I, KUMAR V, SHARMA S. A comprehensive survey on grey wolf optimization[J]. Recent Advances in Computer Science and Communications (Formerly: Recent Patents on Computer Science), 2022, 15(3):323-333.

[24] HEINZELMAN W, CHANDRAKASAN A, BALAKRISHNAN H. An application-specific protocol architecture for wireless mi-

cro-sensor networks[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2017, 1(4):660-670.

[25] YOUNIS O, FAHMY S, HEED; A Hybrid, Energy-Efficient, Distributed Clustering Approach for Ad Hoc Sensor Networks [J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2004, 3(4):366-379.



**CHEN Haiyan**, born in 1978, master, associate professor. His main research interests include information security, artificial intelligence and big data.

(责任编辑:何杨)

## 智汇青城 数启新篇——CCF 呼和浩特会员活动中心成立

2025 年 11 月 15 日, CCF 呼和浩特会员活动中心(以下简称: CCF 呼和浩特)成立大会在呼和浩特举行。

CCF 秘书长唐卫清会上发言, 表示呼和浩特会员活动中心的成立是 CCF 全国布局中的重要一环, 意味着 CCF 的智库、科普资源、教育培训和顶级科技学术活动将在内蒙古地区实现更系统、更深入的落地。“这不仅是一个组织的建立, 更是一个赋能平台的诞生”唐卫清秘书长强调, “活动中心未来的发展, 必须文化建设与业务开展并重, 内部管理在追求业务的同时更要注入人文关怀。一定要将会员的感受和需求放在核心位置, 真正策划和组织会员喜闻乐见的活动。”

选举会议由成立筹备组组长、内蒙古工业大学杨国林教授主持选举环节。经过规范有序的选举流程, CCF 呼和浩特首届执行委员会与监督委员会产生(名单附后)。内蒙古农业大学计算机与信息工程学院院长、教授付学良当选为首任主席。

付学良发言表示, CCF 呼和浩特后续将为呼和浩特乃至全内蒙古的 CCF 会员搭建一个更广阔的舞台, 创造多元化的交流与合作机会。未来将紧密依托 CCF 总部的强大资源, 结合本地产业特色与学术优势, 在学术研究、技术应用、人才培育和产业推动等方面积极作为, 助力每一位会员的成长, 为区域数字经济发展贡献智慧与力量。

CCF 会员与分部工委主任李贝、会员部主任富蕾以及来自 CCF 长春、西安、兰州、广州等多个兄弟分部的代表到场祝贺, 共同见证了这一重要时刻。

附: 首届 CCF 呼和浩特执行委员会 & 监委会人员名单(按姓氏拼音排序):

### 执行委员会主席:

付学良 内蒙古农业大学计算机与信息工程学院院长、教授

### 副主席:

孟 毅 伊利集团低碳发展管理总监

张怀文 内蒙古大学教授, 内蒙古自治区纪检监察大数据实验室主任

### 秘书长:

王步钰 内蒙古农业大学教授、智慧养殖重点实验室主任

### 执行委员:

段卫军 内蒙古智迈科技有限公司总经理

梁 波 内蒙古日报社新闻编辑、运营科科长

李 霞 内蒙古圣牧高科牧业有限公司数智管理中心总经理

喻大华 内蒙古科技大学自动化与电气工程学院院长、教授

智 敏 内蒙古师范大学计算机科学与技术学院副院长、教授

### 监督委员会主席:

旭 日 内蒙古商贸职业学院信息技术系主任

### 监委会委员:

吕文超 内蒙古欧加教育科技有限公司总经理

谢秀兰 内蒙古工业大学智能科学与技术学院网络工程系副主任、副教授