

刘焯, 韩冰青. 基于混合策略的麻雀搜索算法优化分簇路由协议[J]. 智能计算机与应用, 2026, 16(3): 27-33. DOI: 10.20169/j. issn. 2095-2163. 25091701

基于混合策略的麻雀搜索算法优化分簇路由协议

刘焯, 韩冰青

(南京审计大学 计算机学院, 南京 211815)

摘要: 针对 LEACH 协议簇头选举随机性强、网络能耗不均衡的问题, 提出一种基于改进麻雀搜索算法的 WSN 分簇路由协议—LEACH-PBSSA。该算法采用 Piecewise 混沌映射对种群进行初始化, 充分利用混沌序列的遍历性与随机性, 有效提升初始解空间多样性; 在麻雀搜索算法的发现者、跟随者更新阶段, 引入蝴蝶优化算法的气味引导机制, 改进麻雀种群位置更新策略, 提高 SSA 算法全局探索与局部开发能力; 综合考虑节点能量、密度、距离、历史负载四个因子改进适应度值, 选出最优簇首。仿真结果表明, 相较于 LEACH、PEGASIS 以及 FIGWO 协议, 该算法能有效延长网络生存周期, 降低节点能耗, 提升网络负载均衡性。

关键词: 无线传感器网络; 簇首选择; 麻雀搜索算法; 混沌映射; 蝴蝶优化算法

中图分类号: TP393

文献标志码: A

文章编号: 2095-2163(2026)03-0027-07

Clustering routing protocol optimization based on Sparrow Search Algorithm with a hybrid strategy

LIU Ye, HAN Bingqing

(School of Computer Science, Nanjing Audit University, Nanjing 211815, China)

Abstract: Aiming at the issues of high randomness in cluster head election and uneven energy consumption in the Low Energy Adaptive Clustering Hierarchy (LEACH) protocol, an improved algorithm integrating intelligent optimization and chaotic theory—LEACH-PBSSA is proposed. The population initialization is implemented through Piecewise chaotic mapping, which fully utilizes the ergodicity and randomness of chaotic sequences to improve the diversity of the initial solution space. In the discoverer update phase of the sparrow search algorithm, the odor-guided mechanism from the butterfly optimization algorithm is incorporated to establish a hybrid position update strategy, and a nonlinear weight function is applied to dynamically balance global exploration and local exploitation capabilities. Additionally, the fitness function is enhanced by comprehensively considering four critical factors—node energy, density, distance, and historical load—to optimize cluster head selection. The simulation results demonstrate that compared with the LEACH, PEGASIS, and FIGWO protocols, this algorithm can effectively prolong the network lifetime, reduce node energy consumption, and enhance network load balancing.

Key words: wireless sensor network; cluster head selection; Sparrow Search Algorithm; chaotic mapping; butterfly optimization algorithm

0 引言

无线传感器网络 (WSN) 是一种由大量分布在空间中的无线传感器节点组成的自组织网络系统。节点多依赖有限电池供电, 常部署于偏远或恶劣环境, 难以更换能源。如何在有限的能量预算下最大化网络的性能和寿命, 成为了无线传感器网络设计

和优化中的一个核心挑战。

为了降低能耗并延长无线传感器网络的使用寿命, 许多研究人员致力于研究和改进网络的路由算法。LEACH^[1] 协议是首个提出的低功耗自适应分簇路由协议, 通过循环随机选择簇头节点, 均衡全网能耗, 但未考虑如何确定最佳簇首数量以实现网络完整覆盖。文献[2] 提出 TEEN 协议, 主要是通过

基金项目: 国家自然科学基金 (61402231)。

作者简介: 刘焯 (2000—), 女, 硕士研究生, 主要研究方向: 无线传感网。

通信作者: 韩冰青 (1979—), 男, 博士, 副教授, 硕士生导师, 主要研究方向: 智能计算, 无线传感网。Email: hbsqy@163.com。

收稿日期: 2025-09-17

设定硬阈值 (HT) 和软阈值 (ST) 来控制数据的传输, 以实现能量高效的通信, 该算法可能会导致数据的丢失。文献[3]提出 HEED 算法, 其通过分布式策略选取剩余能量高且邻居节点多的节点作为簇首, 但其等规模分簇因忽略与基站距离, 导致近基站簇首数据中继过载, 形成“热点区域”。文献[4]指出, 无线传感器网络的分簇问题属于非确定性多项式问题, 传统方法难以高效求解。采用群智能优化算法可在合理时间内获得近似最优的分簇方案。文献[5]采用遗传算法对簇首选举概率进行迭代优化, 利用选择、交叉和变异操作动态调整候选解, 寻找簇首的最优解。文献[6]基于蚁群算法, 将簇首间距离和剩余能量作为信息素浓度, 计算各簇首被选择作为下一跳的概率, 形成簇间路由。

上述研究提出的分簇路由协议在降低网络能耗与延长网络寿命方面有一定效果, 但在簇首规模优化与选举机制的均衡上仍需深入研究^[7]。为此, 本文提出了一种基于混合策略改进的麻雀搜索路由优化算法, 通过对种群初始位置进行混沌化处理, 显著增强算法的全局搜索性能, 有效规避早熟收敛问题; 该算法融合麻雀搜索算法与蝴蝶气味引导机制, 在平衡局部开发与全局探索能力的基础上, 求解最优簇首数量, 并综合能量、密度、距基站距离等多维度选取簇首, 建立更合理的分簇机制, 显著降低能耗并延长网络稳定运行时间。

1 系统模型

1.1 网络模型

本文提出如下假设^[8], 以便后续工作的进行:

- (1) 所有传感器节点以随机均匀分布方式部署于监测区域, 具备全局唯一标识符 (ID)。
- (2) 网络采用同构节点架构, 各节点初始能量储备、通信半径及数据处理能力均一致。
- (3) 节点完成部署后进入静止状态, 位置信息不可变更。

1.2 能耗模型

节点间通信能量消耗采用自由空间与多径衰减复合模型, 可由如下数学公式进行计算。

节点将 l 比特数据传输至距离为 d 的接收端所消耗的能量为:

$$E_{Tx}(l, d) = \begin{cases} l \cdot E_{elec} + l \cdot \epsilon_{fs} \cdot d^2, & d < d_0 \text{ (自由空间模型)} \\ l \cdot E_{elec} + l \cdot \epsilon_{mp} \cdot d^4, & d \geq d_0 \text{ (多径衰减模型)} \end{cases} \quad (1)$$

节点接受 l bit 节点所需能耗为:

$$E_{Rx}(l) = l \cdot E_{elec} \quad (2)$$

节点融合 l bit 节点所需能耗为:

$$E_{Da}(l) = l \cdot E_{da} \quad (3)$$

其中, ϵ_{fs} 、 ϵ_{mp} 表示自由空间与多径衰减复合模型的能耗参数; d_0 表示距离阈值, 计算公式为:

$$d_0 = \sqrt{\epsilon_{fs} / \epsilon_{mp}} \quad (4)$$

2 基于增强型麻雀优化策略的分簇路由协议

本文提出了一种基于增强型麻雀优化策略的分簇路由协议-LEACH-PBSSA, 算法按轮执行, 每个工作周期包含簇结构建立与信息稳定传输两个时序阶段。在分簇构建阶段, 通过 PBSSA 算法实现最优簇首节点集合的筛选, 随后非簇首节点依据拓扑特征自主加入邻近簇首形成稳定簇群。

2.1 最优簇首数目

簇首数量直接决定网络性能, 过多会加速能耗, 过少则导致覆盖不足与通信延迟^[9]。因此, 确定最佳簇首规模是提升性能的关键, 而能耗更是影响网络寿命的核心因素。

本文中网络能耗可分为: 非簇首节点向簇首节点发送数据, 簇首节点接受来自成员节点的数据, 簇首节点进行数据融合、簇首节点向基站发送数据。该网络一轮耗能的具体公式如下。

非簇首节点发送数据的能耗为:

$$E_{mbr} = (N - k) \cdot [E_{elec} \cdot l + \epsilon_{fs} \cdot l \cdot d_{toCH}^2] \quad (5)$$

假设节点均匀分布在边长为 $M \times M$ 的正方形区域内, 总节点数为 N , 簇首数目为 k , 将网络均匀划分为 k 个簇, 每个簇近似为一个圆形区域, 因此可得每个簇内非簇首节点到簇首距离的平方为:

$$d_{toCH}^2 = \frac{M^2}{2\pi k} \quad (6)$$

簇首节点的总能耗为:

$$E_{CH} = l \cdot \left(\frac{N}{k} - 1 \right) + k \cdot l \cdot E_{Da} \left(\frac{N}{k} - 1 \right) + k(l \cdot E_{elec} + \epsilon_{mp} \cdot l \cdot d_{BS}^4) \quad (7)$$

总能耗为:

$$E_{total} = E_{CH} + E_{mbr} = 2(N - k) \cdot l \cdot E_{elec} + \frac{(N - k) \cdot \epsilon_{fs} \cdot l \cdot M^2}{2\pi k} + k \cdot l \cdot E_{elec} + k \cdot \epsilon_{mp} \cdot l \cdot d_{BS}^4 \quad (8)$$

整理上述公式, 对其合并、求导、最小化, 最终可得最优簇首数为:

$$k = \sqrt{\frac{N \cdot \epsilon_{fs} \cdot M^2}{2\pi \cdot \epsilon_{mp} \cdot d_{BS}^4}} \quad (9)$$

2.2 适应度函数

适应度函数是评估候选簇头的核心指标^[10]。针对传统 LEACH 协议因随机选择簇头而导致的能耗不均问题^[11],本文设计了一种多目标加权适应度函数,并采用麻雀搜索算法对其进行全局优化,从而综合权衡能量、负载与拓扑稳定性^[12]。本算法将节点映射为“麻雀”,以其能量、位置等属性初始化种群,作为麻雀搜索的起点,通过后续搜索和优化过程,逐步找到最优的簇头节点和簇结构。

本文提出一个多目标适应度函数以优化簇头选举,该函数由能量、距离、节点密度及历史负载四个因子构成,公式如下:

$$F = \alpha \cdot f_1 + \beta \cdot f_2 + \gamma \cdot f_3 + \delta \cdot f_4 \quad (10)$$

其中, $\alpha, \beta, \gamma, \delta$ 表示适应度函数的权重系数,且满足 $\alpha + \beta + \gamma + \delta = 1$ 。

2.2.1 能量因子

能量因子 (f_1) 表征节点当前能量与网络平均能量的相对关系,旨在优先选择剩余能量高的节点作为簇头,避免低能量节点因负载过重而过早失效^[13]。数学定义为:

$$f_1 = \frac{E_{\text{current}}}{E_{\text{avg}}} + \lambda \cdot \left(1 - \frac{|E_{\text{current}} - E_{\text{avg}}|}{E_{\text{max}} - E_{\text{min}}} \right) \quad (11)$$

其中, E_{current} 表示候选节点当前能量; E_{avg} , E_{max} , E_{min} 分别表示网络中节点的平均、最大、最小能量; λ 为能量均衡调节系数, λ 取 0.2。

2.2.2 距离因子

距离因子 (f_2) 就是通过最小化簇内通信与簇头到基站的距离^[14-15],即通过优化通信路径来减少整体能耗,并平衡簇头间的负载,防止远距离簇头能量过快耗尽。

$$f_2 = \frac{1}{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N d_{i-\text{CH}} + d_{\text{CH-BS}}} \quad (12)$$

其中, $d_{i-\text{CH}}$ 表示簇内节点到候选簇头的欧氏距离, $d_{\text{CH-BS}}$ 表示候选簇头到基站的距离。

2.2.3 节点密度因子

节点密度因子 (f_3) 反映当前节点所在区域的节点密集程度。通过动态调节簇首密度以优化网络性能:在节点密集区防止簇头过多导致的信道竞争与能量浪费^[16];在节点稀疏区避免因覆盖不足引发的长距离通信能耗。数学定义公式为:

$$f_3 = \frac{1}{1 + \frac{C_{\text{neighbor}}}{C_{\text{avg}}}} \quad (13)$$

其中, C_{neighbor} 表示当前节点感知半径以内的节点数目, C_{avg} 表示网络中单簇平均节点数目。

2.2.4 历史负载因子

历史负载因子 (f_4) 旨在通过限制节点担任簇首的频率,防止其因被重复选择而能量过早耗尽,以此均衡全网能耗,延长网络寿命。定义公式为:

$$f_4 = 1 - \frac{1}{T_{\text{CH-history}}} \quad (14)$$

其中, $T_{\text{CH-history}}$ 表示当前簇头节点历史担任簇头的次数。

2.3 增强型麻雀搜索算法 (PBSSA)

2.3.1 Piecewise 混沌映射

麻雀搜索算法 (SSA) 虽然在收敛特性和解精度方面优于传统优化方法,但存在迭代后期易早熟收敛、全局搜索能力下降及种群多样性不足的局限^[17]。SSA 初始种群采用随机方式生成,难以在复杂解空间中保证分布质量,易陷入局部最优。为此,引入混沌映射代替随机初始化,利用其遍历性、非线性等特性,使麻雀种群在解空间中分布更均匀,从而提升全局搜索能力和收敛效率。

混沌映射是生成混沌序列的工具,常见的混沌映射有 Logistic 映射、Tent 映射、Henon 映射等。本文采用具有高遍历性与均匀分布特性的 Piecewise 混沌映射来生成初始序列,其公式如下:

$$x(i+1) = \begin{cases} \frac{x(i)}{p}, & 0 \leq x(i) < p \\ \frac{x(i) - p}{0.5 - p}, & p \leq x(i) < 0.5 \\ \frac{1 - p - x(i)}{0.5 - p}, & 0.5 \leq x(i) < 1 - p \\ \frac{1 - x(i)}{p}, & 1 - p \leq x(i) < 1 \end{cases} \quad (15)$$

其中, $x(i)$ 表示混沌映射随机位置; p 在区间 $[0.3, 0.4]$ 实验效果更优,故本文研究中在实验部分将 p 设为 0.4。序列初始值 $x_0 \in (0, 1)$, 且 $x_0 \notin \{0, 0.5, 1, 0\}$ 。

将混沌映射得到的麻雀种群进行位置初始化,公式为:

$$S_{i,j} = L_j + x_{(i-1) \times D + j} \times (U_j - L_j) \quad (16)$$

其中, $S_{i,j}$ 表示每一只麻雀初始化后的位置, U_j, L_j 分别表示解空间的上下界限。

2.3.2 融合蝴蝶算法更新麻雀位置

蝴蝶优化算法 (BOA) 是一种基于群体智能的

元启发式优化算法,由 Arora 等学者于 2019 年首次提出^[18]。蝴蝶通过化学受体感知花蜜释放的气味分子浓度梯度,动态调整飞行路径以定位最优食物源。每只蝴蝶释放的气味强度与其适应度值正相关,适应度越高,气味浓度越强,越接近全局最优解;蝴蝶感知到气味浓度梯度后决定移动方向,随着迭代次数的增加,逐渐向高浓度区域趋近。

其全局搜索公式为:

$$x_i^{t+1} = x_i^t + (r^2 \cdot g^* - x_i^t) \cdot f_i \quad (17)$$

麻雀搜索算法中,发现者群体承担全局探索的关键职能,其位置更新策略高度依赖于随机扰动策略及步长衰减机制^[19]。随着迭代进程的推进,这种固定模式的随机扰动会导致搜索步长呈现非适应性衰减,迭代次数越多,指数会快速衰减直至 0,很容易使算法陷入局部最优^[20]。受蝴蝶优化算法启发,引入气味浓度引导机制,使发现者移动时不仅考虑当前位置的适应度,还要参考邻域气味浓度,从而更精准地导向潜在最优解区域。

气味浓度公式为:

$$f_i = c \cdot \left(\frac{1}{F_i + \epsilon} \right)^a \quad (18)$$

其中, c 表示气味浓度系数, $c = 0.01$; 指数参数 $a = 0.1$; 为避免除零错误,极小值 $\epsilon = 10^{-10}$ 。

引入蝴蝶气味浓度引导机制,显著增强了发现者向高适应度区域移动的方向性和效率,高适应度个体更快收敛,低适应度个体保留探索能力,有效避免了算法在迭代过程中陷入局部极值,加快收敛速度。发现者个体的位置更新公式为:

$$x_i^{t+1} = \begin{cases} x_i^t + (r^2 \cdot X_{tbest} - X_i^t) \cdot f_i, & R_2 < S_T \\ x_i^t + Q \cdot L, & R_2 \geq S_T \end{cases} \quad (19)$$

其中, X_{tbest} 表示第 t 次迭代全局最优的位置, f_i 表示第 i 个发现者的气味浓度。

跟随者根据发现者的香味浓度比例调整移动步长,形成自适应聚集。根据发现者的适应度赋予不同的吸引力权重,高适应度个体对跟随者的引导作用更强。

对每个发现者的香味浓度进行归一化,对此表示为:

$$w_j = \frac{f_j}{\sum_{k=1}^{PD} f_k} \quad (20)$$

跟随者的移动方向为所有发现者位置的加权平均偏移,具体公式为:

$$X_i^{t+1} = X_i^t + \sum_{j=1}^{PD} w_j \cdot (X_j - X_i^t) \quad (21)$$

其中, PD 表示发现者个数。

2.4 数据传输

在数据传输阶段,簇头通过轮询机制按需分配时隙采集成员节点数据,未被分配的节点暂时休眠,减少空闲时隙占用,从而提升网络吞吐性能^[21]。接收到簇内节点发送的数据后,簇首节点进行数据融合,簇头根据与基站的相对距离,自主选择单跳传输或多跳中继方式转发数据至基站,该机制通过动态路径优化,有效缓解部分簇头因长距离通信导致的能量消耗不均衡问题。

3 PBSSA 算法流程

综上,初始化各参数,再用 Piecewise 混沌映射初始化麻雀种群;将蝴蝶优化算法中全局搜索策略和气味浓度搜索策略融入到 SSA 的位置更新过程中,以提升其搜索效率;根据适应度函数,利用改进的 SSA 寻找最优簇头集合,具体流程如下。

步骤 1 设置种群大小、最大迭代次数;初始化各参数。

步骤 2 根据改进 pwlcmap 映射和式(15)初始化麻雀种群和位置,生成遍历性高、分布均匀种群。

步骤 3 根据式(10),计算各粒子的适应度值。

步骤 4 麻雀进行全局搜索,引入蝴蝶优化算法改进发现者搜索策略,根据式(20)更新发现者位置。

步骤 5 麻雀开始进行局部搜索,根据式(21)更新跟随者位置。

步骤 6 执行麻雀位置更新后,更新适应度值,比较,更新全局最佳位置和最佳适应度值。

步骤 7 判断是否达到最大迭代次数,若没有,返回 Step4 继续迭代,否则,输出最优簇头群体。

改进的麻雀搜索算法流程如图 1 所示。

4 仿真实验与分析

通过仿真工具 Matlab 2023b 构建无线传感器网络仿真实验平台,验证基于增强型麻雀搜索算法(PBSSA)改进的分簇路由算法。实验区域为 100 m×100 m 的矩形区域,随机部署 100 个同构传感器节点,节点位置通过均匀随机分布生成且保证坐标不重复。汇聚节点(Sink Node)固定于区域中心,坐标为(50,50)。仿真最大迭代次数为 $T_{max} = 20$ 。实验参数设置见表 1。

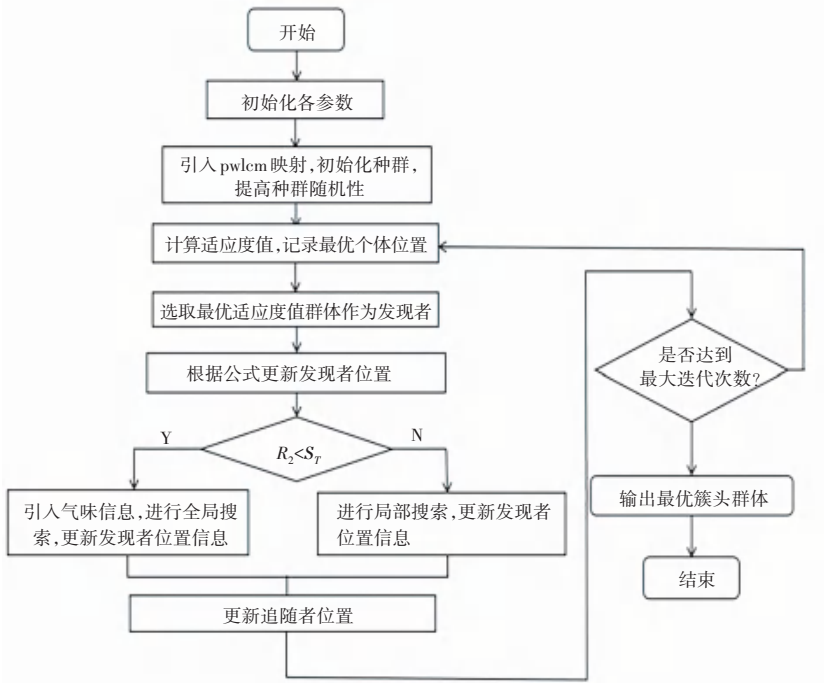


图 1 PBSSA 流程图

Fig. 1 Flow chart of PBSSA

表 1 仿真实验参数

Table 1 Simulation experiment parameters

仿真参数名称	取值
监测区域大小/m ²	100×100
节点数目	100
网络最大运行轮数	2 000
基站位置	(50, 50)
节点初始能量/J	0.5
数据融合能耗 $E_{Da} / (nJ \cdot bit^{-1})$	50
自由空间模型的能耗系数 $\epsilon_{fs} / (pJ \cdot bit^{-1} \cdot m^{-2})$	10
多径衰减模型的能耗系数 $\epsilon_{mp} / (pJ \cdot bit^{-1} \cdot m^{-4})$	0.001 3
$\alpha, \beta, \gamma, \delta$	0.4, 0.3, 0.2, 0.1
能量因子系数 λ	0.2
警戒阈值 S_T	0.6

4.1 网络生命周期对比

图 2 为 LEACH-PBSSA 与 LEACH、PEGASIS、FIGWO 各分簇路由算法的节点存活数量的对比实验图。依据实验结果显示,相较于其他 3 种协议,本文算法能有效提升网络生命周期。LEACH 协议于 644 轮首次出现死亡节点,在第 1 139 轮,节点几乎全部失效。而 PEGASIS 协议在第 1 043 轮后死亡节点增加,大约仅用 200 轮就达到峰值。由灰狼优化算法改进的 FIGWO 算法整体表现比传统分簇算法好,虽然前期有部分死亡节点,但是曲线变化趋势较为平稳,网络在第 787 轮首次检测到死亡节点,随后

至第 1 364 轮时所有节点均已死亡。相比之下, LEACH-PBSSA 算法节点相对稳定,展现出了更强的鲁棒性,于第 883 轮首次监测到失效节点,第 1 481 轮最后一个节点死亡,显著地提高了网络的生命周期。这是由于 LEACH 簇头随机选择,未考虑节点的能量和位置,导致网络过早衰亡。PEGASIS 协议虽通过链式结构降低全局能耗,但关键节点的过度负载造成节点快速衰亡。FIGWO 协议通过适应度函数优化簇首选择,优选高能量、近基站节点,但灰狼算法本身易陷入局部最优。而本文提出的 LEACH-PBSSA 算法通过蝴蝶气味浓度机

制改进麻雀优化算法,避免陷入局部最优,并通过适应度函数能选出综合性能更优的簇首,从而延长了网络生命周期。

首节点死亡时间和末节点死亡时间是评估网络能量均衡性与整体寿命的关键指标。与 LEACH、FIGWO 协议相比,本文提出的算法将第一个死亡节点出现的时间延迟了 28.69%、10.87%,极大地提高了网络的鲁棒性。虽然 PEGASIS 协议第一个死亡节点出现的时间较晚,但局部区域因能量空洞引发的节点急速衰亡,导致网络覆盖能力快速衰减与拓扑结构失衡,网络寿命也因此受到影响。而对于末节点死亡时间,相较于前 3 种算法,LEACH-PBSSA 分别推迟了 23.09%、13.09%、7.90%。综上所述可以看出,本文算法全面延长了网络寿命。

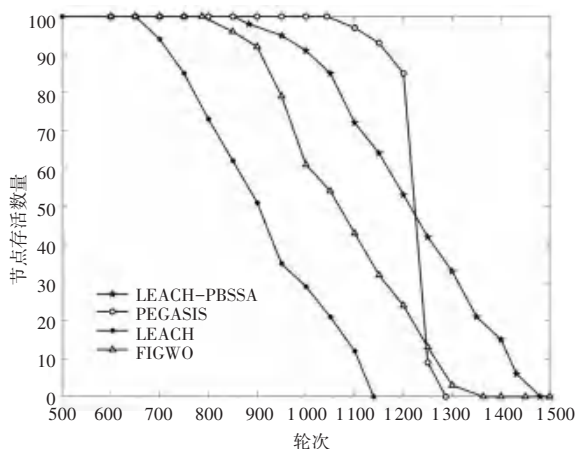


图2 存活节点数量图

Fig. 2 Variation in the number of surviving nodes

4.2 网络剩余能量比较

图3为4种算法的网络能耗对比图。从图3中可以看出,相较于本文算法,LEACH、PEGASIS、FIGWO 三种算法的能量消耗明显更快。

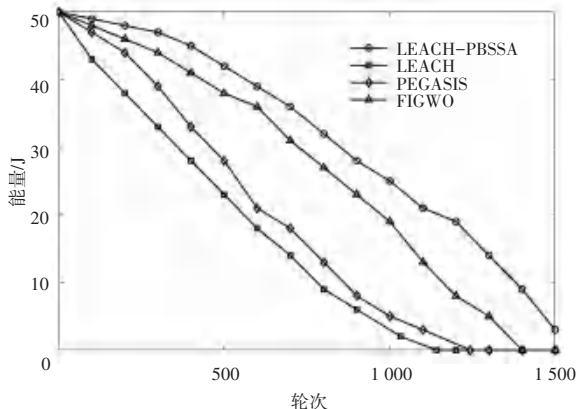


图3 网络剩余能量对比图

Fig. 3 Comparison of residual network energy

在网络运行中期-第 800 轮,LEACH 协议剩余

能量为 11.73 J,占网络总能量的 23.46%;PEGASIS 协议剩余能量为 18.26 J,占网络总能量的 36.52%;FIGWO 协议剩余能量为 27.64 J,占网络总能量的 55.28%;本文算法剩余能量 31.91 J,占网络总能量的 63.82%。在网络运行后期,LEACH 协议于 1 141 轮次能量耗尽,PEGASIS 协议于 1 251 轮次能量耗尽,FIGWO 协议于 1 383 轮能量耗尽,而本文提出的算法在 1 500 轮仍保有 6%的剩余能量。由此可见,LEACH-PBSSA 算法通过 Piecewise 混沌映射初始化种群提升了初始解的多样性与质量,将蝴蝶优化算法融入发现者搜索阶段强化了全局寻优能力,把能量均衡性与网络负载作为簇头选举的核心指标,将节点剩余能量、位置分布及通信距离作为动态调整参数,实现了网络能耗的有效降低。

5 结束语

针对无线传感器网络分簇优化与能耗均衡问题,本文研究提出了一种基于改进麻雀搜索算法的 LEACH-PBSSA 协议。通过 Piecewise 混沌映射初始化种群,有效提升了初始解的多样性,增强全局搜索能力;在发现者阶段引入蝴蝶气味浓度机制,强化了麻雀种群全局探索能力;结合多维适应度函数,实现了最优簇首集合的选举。在稳定传输阶段,采用轮询调度机制收集簇内信息,避免了传统时隙分配的冗余损耗,显著提高了网络吞吐量。仿真结果表明,与 LEACH、PEGASIS、FIGWO 协议相比,在网络能耗、生存周期等核心性能指标方面,本文算法均展现出显著优势,有效减少了网络能量损耗,延长了生命周期,增加了稳定运行时长。

参考文献

- [1] MA Y J, DU H, ZHENG S Y, et al. High-entropy approach vs. traditional doping strategy for layered oxide cathodes in Alkali-Metal-Ion batteries: A comparative study [J]. Energy Storage Materials, 2025, 79: 104295.
- [2] ANJALI, GARG A, SUHALI. Distance Adaptive Threshold sensitive Energy Efficient sensor Network (DAPTEEN) protocol in WSN[C]// Proceedings of 2015 International Conference on Signal Processing, Computing and Control (ISPC). Piscataway, NJ: IEEE, 2015: 114-119.
- [3] 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.
- [4] WANG Zhendong, SHAO Liwei, YANG Shuxin, et al. A cooperative model based on reinforcement learning and metaheuristic algorithms of routing protocols in wireless sensor networks[J]. Computer Networks, 2023, 236:11001.
- [5] 荣威,张屹,王帅,等.基于改进遗传算法的无线传感器网络

- 覆盖优化[J]. 传感器与微系统, 2024, 43(6):141-144.
- [6] 陈鹏, 王向文, 孙充. 基于改进蚁群算法的WSN分簇路由协议的研究[J]. 计算机仿真, 2022, 39(5):366-369.
- [7] 杨佳, 刘晓丽, 许强. 一种新的异构无线传感器网络分簇路由协议[J]. 传感器与微系统, 2020, 39(4):121-124.
- [8] 王宁, 葛宜豪, 王军. 一种基于能量和可控簇规模的分簇路由协议[J]. 火力与指挥控制, 2024, 49(11):95-102.
- [9] 高洪元, 陈世聪, 孙志国, 等. 无线传感器网络中基于量子郊狼优化的分簇路由协议[J]. 哈尔滨工程大学学报, 2024, 45(10):2034-2040.
- [10] 刘晓悦, 郑新颖. 基于改进蜣螂优化模糊C均值的WSN分簇路由算法[J]. 仪表技术与传感器, 2025(1):105-111.
- [11] 魏瑶坤, 康运江, 王丹伟, 等. 融合混沌映射和麻雀搜索的PSO图像分割算法[J]. 制造业自动化, 2025, 47(1):121-128.
- [12] 侯华, 蔡剑平, 周佳明. 基于混沌改进灰狼优化的WSNs分簇路由算法[J]. 传感器与微系统, 2024, 43(12):140-144.
- [13] 王丽芳, 杨康杰, 郭晓东, 等. 基于扇形链路策略的改进蚁群分簇路由协议[J]. 计算机工程与设计, 2024, 45(9):2620-2626.
- [14] 王振东, 王建兰, 王俊岭, 等. 融合多策略学习型麻雀搜索算法的UWSN覆盖优化[J]. 传感技术学报, 2024, 37(8):1424-1433.
- [15] 柯雨彤, 汪洲, 王伟森, 等. 基于复合混沌自适应麻雀搜索算法的路径规划[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2025(6):36-42.
- [16] 乐明皓, 李凌. 多策略融合的改进麻雀搜索算法及其AGV路径规划应用[J]. 国外电子测量技术, 2024, 43(7):129-139.
- [17] WANG Zongyao, PENG Qiyang, RAO Wei, et al. An improved sparrow search algorithm with multi-strategy integration[J]. Scientific Reports, 2025, 15(1):25678.
- [18] 杨开明, 王艺霖, 徐文光, 等. 基于改进麻雀搜索算法的PID参数整定系统设计[J]. 现代电子技术, 2024, 47(12):21-25.
- [19] 南敬昌, 黄菊, 张慧妹. 改进蝴蝶算法的神经网络天线建模[J]. 电子测量与仪器学报, 2023, 37(12):166-175.
- [20] 陈建东, 聂斌, 雷银香, 等. 多策略增强型麻雀搜索算法[J]. 现代信息科技, 2023, 7(13):39-45.
- [21] ZHOU Yaosheng, HAN Guirong, WEI Zi'ang, et al. Optimal trajectory planning of robot energy consumption based on improved sparrow search algorithm[J]. Measurement and Control, 2024, 57(7):1014-1021.