

# 基于改进 PSO 的铁路监测线性无线传感器网络路由算法

李翠然, 王雪洁, 谢健骊, 吕安琪

(兰州交通大学电子与信息工程学院, 甘肃 兰州 730070)

**摘要:** 为了解决铁路监测场景中线性无线传感器网络的节点间能耗不均衡导致的网络生命周期短、数据传输时延大的问题, 提出了一种基于粒子群优化理论和广度优先搜索的路由算法。以候选簇头节点的相对能耗、簇头间距和簇头负载为指标构建适应度函数, 通过调整惯性权重系数增强粒子群算法局部搜索能力, 获得簇头最优解集; 构建能耗与时延驱动的路径成本函数, 基于广度优先搜索获得源节点到 sink 节点的最优主路径; 设计基于 Markov 决策过程 (MDP) 模型的 Q-learning 备选路径更新与路由维护机制。仿真结果表明, 所提算法能够有效均衡节点间能耗, 在延长网络生命周期和降低数据传输时延方面具有较优的性能。

**关键词:** 铁路环境监测; 线性无线传感器网络; 粒子群优化; 广度优先搜索; 均衡能耗

**中图分类号:** TP393

**文献标志码:** A

**DOI:** 10.11959/j.issn.1000-436x.2022109

## Routing algorithm for railway monitoring linear WSN based on improved PSO

LI Cuiran, WANG Xuejie, XIE Jianli, LYU Anqi

School of Electronic and Information Engineering, Lanzhou Jiaotong University, Lanzhou 730070, China

**Abstract:** To solve the problems of short network lifetime and large data transmission delay, caused by unbalanced node energy consumption of linear wireless sensor network in railway monitoring scenario, a routing algorithm based on particle swarm optimization theory and breadth first search was proposed. The fitness function was constructed based on the relative energy consumption, spacing and load of candidate cluster heads. The local search ability of particle swarm algorithm was enhanced by adjusting the inertia weight coefficient to set up the cluster head optimal set. Meanwhile, a path cost function driven by energy consumption and delay was built up, and the optimal main path from the source node to the sink node was obtained by breadth first search. Lastly, a Q-learning alternative path updating and route maintenance mechanism based on discrete Markov decision process (MDP) was designed. Simulation results show that the proposed algorithm can balance the node energy consumption effectively, and has also advantages in prolonging the network lifetime and reducing the data transmission delay.

**Keywords:** railway environment monitoring, linear wireless sensor network, particle swarm optimization, breadth first search, energy consumption-balanced

## 0 引言

近年来, 无线传感器网络 (WSN, wireless sensor network) 在铁路、河流、矿井等链状区域的环境监测中得到了广泛应用<sup>[1-2]</sup>。在链状区域监测中, 节点

呈线性分布, 构成线性无线传感器网络 (LWSN, linear wireless sensor network), 越靠近 sink 节点能耗越大, 由此导致了“能量空洞”问题<sup>[3]</sup>。此外, WSN 具有较强的应用相关性, 铁路沿线环境监测场景下的 LWSN 还需考虑数据传输的实时性要求<sup>[4]</sup>。如

**收稿日期:** 2022-02-10; **修回日期:** 2022-03-22

**基金项目:** 国家自然科学基金资助项目 (No.62161016); 甘肃省科技计划基金资助项目 (No.20JR10RA273)

**Foundation Items:** The National Natural Science Foundation of China (No.62161016), Science and Technology Project of Gansu Province (No.20JR10RA273)

何有效地均衡节点能耗、降低传输时延是铁路沿线 LWSN 高效数据传输亟待解决的关键问题。

分簇路由协议通过构建层次型网络结构实现资源的均衡分配,提高网络能效,以最大化网络生命周期<sup>[5]</sup>。已有不少学者基于深度强化学习<sup>[6]</sup>、模糊逻辑算法<sup>[7]</sup>及群智能优化算法<sup>[8-10]</sup>等对 WSN 分簇路由展开研究,但相比于平面网状拓扑结构,LWSN 传输路径较单一。簇头是 WSN 的重要节点,一旦簇头故障,易造成 LWSN 数据传输中断;同时,簇头的能耗远大于簇成员节点,若没有合理的能耗均衡策略,易造成簇头的能量过早耗尽而死亡<sup>[11-12]</sup>。Ali 等<sup>[13]</sup>、Kong 等<sup>[14]</sup>分别对石油和天然气管道、超高压输电线路等链状区域进行能耗均衡的路由优化,但针对监测网络的负载不均衡及其数据的实时传输问题并未给出解决方法,对铁路监测环境的适应性较差。面向铁路监测场景提出的 LWSN 路由算法较少考虑簇头负载、簇头间距等参数对能耗均衡的影响以及由此引起的监测网络生命周期特性的变化<sup>[15]</sup>,缺乏节点能耗与监测网络传输时延的定量分析<sup>[16]</sup>,在算法普适性方面有所欠缺。此外,在监测网络运行后期,由于个别节点能量耗尽可能导致数据传输中断,因此设计合理的备选路径更新与路由维护机制是十分必要的。以上研究内容对实现铁路沿线监测数据的高效可靠传输、保障乘客安全、降低列车事故或中断交通概率、促进高铁智能无线通信技术的发展具有重大意义。

基于此,本文根据铁路沿线 LWSN 部署特点及应用需求,提出一种基于粒子群优化(PSO, particle swarm optimization)理论和广度优先搜索的节能路由算法。该算法研究思路为采用节点沿平行于轨道线两侧的非均匀部署方式;通过选取剩余能量较高的节点作为初始粒子并结合线性递减惯性权重策略,有效避免粒子群优化算法易陷入局部最优的缺陷;以均衡节点能耗为优化目标构建适应度函数并完成优化分簇。同时,考虑节点传输能耗与时延,构建路径成本函数并根据簇头剩余能量动态调整路径成本函数;采取低能量节点保护机制和基于 Q-learning 的备选路径更新机制,缓解铁路环境监测区域狭长易造成的传输中断,在延长网络生命周期、降低网络时延的同时提高网络的可靠性。

## 1 相关工作

针对 WSN 能耗问题,已有大量研究成果。文

献[17]提出了基于等比数列递增的 LWSN 能耗均衡部署策略,可有效提高网络能耗均衡性。LEACH (low energy adaptive clustering hierarchy)<sup>[18]</sup>协议通过周期性的簇头轮换平衡节点能耗,但仍存在簇头分布不均、网络负载不均等问题,导致靠近 sink 节点的簇头能耗过大。文献[19]在 LEACH 基础上提出了改进的 EEUC (energy-efficient uneven clustering) 非均匀分簇协议,成簇阶段考虑了节点剩余能量、簇头间负载以均衡簇头能耗,但不适用于大规模网络。文献[16]提出了铁路监测 WSN 非均匀分簇协议,基于簇头能耗、簇头数目和簇成员节点数目间的关系,构建了直线轨道监测区域内的非均匀分簇模型以解决 LWSN “能量空洞”问题,但未考虑簇头节点的更新。文献[20]在网络模型中引入了移动汇聚节点,可以沿着特定移动轨迹收集各个簇头节点的数据,优化了数据传输路径。然而,铁路沿线通常呈三维地形,无法支持汇聚节点的随机移动。文献[15]根据铁路沿线 WSN 节点采集信息的重要等级,提出了数据包转发模型和数据包排队模型,以减小高优先级数据的传输时延,但忽略了转发节点的负载均衡问题,当个别节点负载过重死亡时,并没有备选路由维护传输路径。文献[21]提出了一种基于强化学习的路由协议,在路由协议设计中考虑节点剩余能量和链路质量,提高了网络对动态环境的适应能力并延长了网络寿命。

PSO 算法具有实现容易、参数少、收敛速度快等优势,已广泛用于 WSN 分簇路由算法<sup>[22]</sup>。文献[23]提出了 POFC (PSO optimized fuzzy C-means) 算法,基于 PSO 优化模糊 C 均值的初始聚类中心,根据簇成员节点的剩余能量和相对距离构建适应度函数以更新簇头,并使用猫群算法搜索最优传输路径,但最优分簇数及最佳传输距离的值仅适用于平面拓扑 WSN 场景,且选举簇头时并未考虑相邻簇头间距离的均衡性。文献[24]通过改进 PSO 算法构建非均匀簇结构,并调整惯性权重,该算法在分簇和构建路径时未考虑簇头负载,能量有效性有待提高。文献[25]提出基于改进 PSO 算法的分簇路由机制,利用节点剩余能量、位置构建适应度函数,优化簇头选举,并基于最小生成树建立平面拓扑结构下的多跳路径,但频繁的簇头轮换使转发节点及传输路径不断更新,会增加额外的能量消耗,且该算法未对网络时延性能进行分析。文献[26]分析了最小化最大能耗与最小化最大端到端时延之间的权衡关系,提出的分簇策略通过考

虑能耗和时延找到最优簇头，但其研究的平面拓扑缺乏对铁路链状区域的适应性。

基于以上论述，现有 WSN 分簇路由算法研究主要以节点能耗或负载均衡为优化目标，针对 LWSN 监测场景综合考虑能耗与时延的研究较少，且均未考虑主路径故障时备选路径的维护，无法满足铁路沿线监测网络的应用需求。

## 2 算法模型与假设

在链状区域中，一般采用双侧节点部署<sup>[27]</sup>。双侧部署减少了节点数量，且避免了传输路径过于单一的问题。以铁路环境监测为应用场景的节点部署模型如图 1 所示，令节点沿平行于轨道线的两侧部署，节点类型分为两类：簇头 (CH, cluster head) 节点和簇成员 (CM, cluster member) 节点。越靠近 sink 节点的 CH 节点通信负担越重，为避免个别节点因过早死亡而造成的传输中断，距离 sink 节点越近则节点分布越密集。图 1 中，节点以公比为  $q$  的等比方式部署，令 CH 节点数目为  $N$ ，记为  $c_1, c_2, \dots, c_N$ ，CM 节点数目为  $M$ ，CM 节点  $n_1, n_2$  间的水平距离为  $dt_1$ ，则  $n_j, n_{j+1}$  间的水平距离  $dt_j$  为

$$dt_j = dt_1 q^{j-1}, j = 1, 2, \dots, N + M, 0 < q < 1 \quad (1)$$

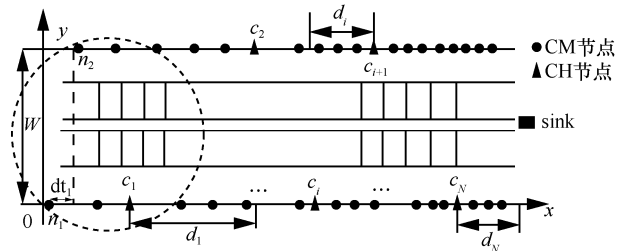


图 1 节点部署模型

CM 将采集的信息发送至距离最近的 CH 节点  $c_i$ ， $c_i$  在各自时分多址 (TDMA, time division multiple access) 时隙将接收的信息融合后传输至下一跳 CH 节点，并以多跳的方式传输至 sink。

假设铁路环境监测 LWSN 中的节点具有如下性质<sup>[16]</sup>：sink 节点能量不受限，各节点初始能量相同，且只考虑节点发送、接收数据时的能耗。根据节点能量消耗模型<sup>[28]</sup>，WSN 节点发送、接收  $l$  bit 数据的能量消耗分别为

$$E_{TX}(l, d) = \begin{cases} lE_{elec} + l\varepsilon_{fs}d^2, & d < d_0 \\ lE_{elec} + l\varepsilon_{amp}d^4, & d \geq d_0 \end{cases} \quad (2)$$

$$E_{RX}(l) = lE_{elec} \quad (3)$$

其中， $E_{elec}$  为发送电路、接收电路传输单位比特数据的能耗； $\varepsilon_{fs}$  和  $\varepsilon_{amp}$  分别为自由空间信道和多径衰减信道模型的功率放大系数， $d_0 = \sqrt{\frac{\varepsilon_{fs}}{\varepsilon_{amp}}}$  为距离阈值， $d$  为收发端的距离。

## 3 算法设计

### 3.1 基于改进 PSO 的非均匀分簇

#### 3.1.1 传统 PSO 算法

PSO 是一种群智能优化算法，利用个体间的协作与信息共享搜索局部最优值以获取全局最优值，可有效解决 WSN 优化分簇问题<sup>[29]</sup>。基本 PSO 算法的数学描述为<sup>[24]</sup>：设粒子群规模为  $K$ ，搜索空间为  $D$  维，粒子  $i(1 \leq i \leq K)$  的位置为  $X_i=(x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD})$ ，且以  $V_i=(v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iD})$  的速度飞行。假设粒子  $i$  当前搜索到的局部最优解为  $P_i=(p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{iD})$ ，所有粒子获取的全局最优解为  $P_g=(p_{g1}, p_{g2}, \dots, p_{gD})$ 。在迭代过程中，各粒子根据  $P_i$  和  $P_g$  更新其速度与位置，分别为

$$v_{id}(t+1) = \omega v_{id}(t) + \varphi_1 \text{rand}(p_{id}(t) - x_{id}(t)) + \varphi_2 \text{rand}(p_{gd}(t) - x_{id}(t)) \quad (4)$$

$$x_{id}(t+1) = x_{id}(t) + v_{id}(t+1), 1 \leq i \leq K \quad (5)$$

其中， $\varphi_1$  和  $\varphi_2$  分别为认知学习因子和社会学习因子， $\omega$  为惯性权重， $\text{rand} \in (0, 1)$ 。

#### 3.1.2 改进 PSO 算法与 CH 选举

##### 1) 粒子初始化

传统 PSO 算法中随机选取初始粒子易使算法陷入局部最优。改进 PSO 算法选取剩余能量较高的粒子优化分簇。各节点将剩余能量及其位置信息发送至 sink 节点，由 sink 节点实现分簇优化及路径选择。sink 节点读取各节点通信范围内邻节点的剩余能量，并筛选能量大于邻节点平均剩余能量  $E_{bi}$  的节点存入集合  $R$ 。 $E_{bi}$  可表示为

$$E = \frac{1}{N_{bi} + 1} \left( \sum_{j=1}^{N_{bi}} E_r(j) + E_r(i) \right) \quad (6)$$

其中， $N_{bi}$  为 CM 节点  $n_i$  的邻节点数， $E_r(i)$  和  $E_r(j)$  分别为  $n_i$  及其邻节点  $n_j$  的剩余能量。sink 节点从集合  $R$  随机选择  $N$  个节点，作为一组候选 CH，即一个粒子，多组候选 CH 的集合即初始粒子群。

##### 2) 基于能耗均衡的适应度函数

适应度函数可评估每组候选 CH 与最优 CH 集

的接近程度，周期更新候选 CH 集的局部最优与全局最优值。相比 CM 节点，CH 承担的通信任务重、能耗大。CH 单跳传输距离的差异性越小，能耗越均衡，此外，簇规模（簇内节点数）也会影响 CH 能耗。因此，将候选 CH 相对能耗、候选 CH 间距标准差和候选 CH 负载标准差作为粒子质量评价指标。

CH 相对能耗是候选 CH 平均每轮次能耗与 CM 平均能耗的比值。令  $E_c(c_i, c_{i+1})$  和  $E_c(c_i, \text{sink})$  分别为候选 CH 节点  $c_i$  传输数据至下一跳  $c_{i+1}$  和 sink 节点时的能耗， $N$  个候选 CH 的  $E_c(c_i, c_{i+1})$ 、 $E_c(c_i, \text{sink})$  之和为该组候选 CH 总能耗  $E_c^{\text{CH}}$ ； $E_c(\text{CM}, c_i)$  为簇内 CM 节点发送数据至 CH 的能耗，其总能耗为  $E_c^{\text{CM}}$ 。 $E_c^{\text{CH}}$  和  $E_c^{\text{CM}}$  的表达式分别为

$$E_c^{\text{CH}} = \sum_{i=1}^N E_c(c_i, c_{i+1}) + \sum_{i=1}^N E_c(c_i, \text{sink}) = \sum_{i=1}^N \left( 2 \sum_{j=1}^i N_{c_j} l E_{\text{elec}} + \sum_{j=1}^i N_{c_j} l \varepsilon_{\text{fs}} d_i^2 \right) + \sum_{i=1}^N (E_{\text{TX}}(l, d_{i\_sink})) \quad (7)$$

$$E_c^{\text{CM}} = \sum_{i=1}^M E_c(\text{CM}, c_i) = \sum_{i=1}^M (l E_{\text{elec}} + l \varepsilon_{\text{fs}} d_{i\_ch}^2) \quad (8)$$

其中， $N_{c_j}$  为第  $j$  个簇内的成员节点数， $d_{i\_ch}$  为 CM 节点到各自 CH 的距离， $d_i$  和  $d_{i\_sink}$  分别为当前候选 CH 节点  $c_i$  距下一跳  $c_{i+1}$  和 sink 节点的传输距离， $d_{i\_sink}$  具体计算式为

$$d_{i\_sink} = \sqrt{(d_i + d_{i+1} + \dots + d_N)^2 + \left(\frac{W}{2}\right)^2} \quad (9)$$

其中， $W$  为图 1 中的轨道宽度。则相对能耗 Enc 为

$$\text{Enc} = \frac{E_c^{\text{CH}}}{N} \left( \frac{E_c^{\text{CM}}}{M} \right)^{-1} \quad (10)$$

候选 CH 间距标准差 Dist 反映了 CH 间传输距离的差异性，其计算式为

$$\text{Dist} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (\bar{d} - d_i)^2}{N}} \quad (11)$$

其中， $d_i$  差异越小，各 CH 消耗的能量越均衡。

$\bar{d} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N d_i$  表示各个候选 CH 间距的均值。

当 CH 通信负担过重时，节点能耗较高。令  $E_r(c_i)$  为  $c_i$  的剩余能量，则  $c_i$  的负载  $w_i$  可定义为

$$w_i = \frac{N_{c_i}}{E_r(c_i)} \quad (12)$$

候选 CH 负载均值  $\bar{w}$  及其标准差 Load 的表达式分别为

$$\bar{w} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N w_i \quad (13)$$

$$\text{Load} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\bar{w} - w_i)^2} \quad (14)$$

基于上述粒子质量评价指标，对候选 CH 集采用加权方法建立多目标适应度函数

$$f = \alpha \text{Enc} + \beta \text{Dist} + \gamma \text{Load} \quad (15)$$

其中， $\alpha$ 、 $\beta$ 、 $\gamma \in (0, 1)$  分别为能耗、间距及负载权重系数， $\alpha + \beta + \gamma = 1$ 。当候选 CH 相对能耗、候选 CH 间距标准差和候选 CH 负载标准差越小，适应度函数值越小，分簇结果越优。

### 3) 线性分布约束下的粒子位置与速度更新

铁路沿线环境监测场景下，节点呈线性分布，粒子的搜索空间降为一维。算法迭代过程中，粒子的位置与速度更新式(4)和式(5)可分别简化为式(16)和式(17)

$$v_i(t+1) = \omega v_i(t) + \varphi_1 \text{rand}(p_i(t) - x_i(t)) + \varphi_2 \text{rand}(p_g(t) - x_i(t)) \quad (16)$$

$$x_i(t+1) = x_i(t) + v_i(t+1), \quad 1 \leq i \leq K \quad (17)$$

初始化后的粒子，根据式(15)计算其适应度函数，在迭代过程中根据式(17)更新粒子位置，并根据式(16)更新下次迭代时粒子的速度，所得适应度值最小的粒子即最优解，该组的候选 CH 节点即最优 CH 集。

### 4) 线性递减惯性权重

迭代计算时，式(18)中惯性权重  $\omega$  可依据前一轮速度调整本轮的搜索能力。 $\omega$  较大时，算法全局搜索能力较强； $\omega$  较小时，算法局部搜索能力较强。针对 PSO 算法易陷入局部最优，采用线性递减惯性权重法<sup>[25]</sup>，动态调整  $\omega$  以获取更均衡的 CH 节点。 $\omega$  可表示为

$$\omega = \begin{cases} \omega_{\min} + \frac{(\omega_{\max} - \omega_{\min})(f_i - f_{\min})}{f_{\text{avg}} - f_{\min}}, & f_i \leq f_{\text{avg}} \\ \omega_{\max}, & f_i > f_{\text{avg}} \end{cases} \quad (18)$$

其中， $\omega_{\min}$  和  $\omega_{\max}$  分别为最大和最小惯性权重， $f_{\min}$  和  $f_{\text{avg}}$  分别为本轮迭代候选 CH 适应度值的最小值和平均值。当初始时刻的候选 CH 适应度值与全局最优粒子适应度  $f_{\min}$  差值较大时，所得  $\omega$  较大；反之，当候选 CH 趋于最优时， $\omega$  向全局最优靠近的

速度减小，以进行精细搜索。

基于改进 PSO 的非均匀分簇算法如算法 1 所示。

**算法 1** 基于改进 PSO 的非均匀分簇算法

输入 LWSN 节点  $\{n_1, n_2, \dots, n_{N+M}\}$

输出 CH 节点  $\{c_1, c_2, \dots, c_N\}$

- 1) PSO 算法初始化，确定粒子数、 $\varphi_1$ 、 $\varphi_2$  和最大迭代次数  $T$  的值
- 2) for  $i=1:1:N+M$
- 3) 利用式(6)计算  $E_{bi}$
- 4) if  $E_r(i) > E_{bi}$
- 5) 将  $n_i$  加入  $R$
- 6) end if
- 7) end for
- 8) for  $j=1:1:K$
- 9) 从  $R$  中随机选取  $N$  个节点构成一个粒子
- 10) end for
- 11) for  $t=1:1:T$
- 12) 利用式(15)计算局部最优解  $p_i$  和全局最优解  $p_g$
- 13) 利用式(16)和式(17)分别更新粒子的速度和位置
- 14) 利用式(18)更新惯性权重  $\omega$
- 15) end for

### 3.2 基于广度优先搜索的路由算法

铁路沿线 LWSN 可抽象为加权有向图  $G=(V,E)$ ，CH 集是图  $G$  中的顶点  $V=\{c_1, c_2, \dots, c_N\}$ ，图  $G$  中的边  $e=\{c_i, c_j\} \in E$  表示  $c_i$  与  $c_j$  间的传输路径。广度优先搜索基本思想为： $V$  可分为已求出最短路径的节点集合  $S$  与未确定节点集合  $U$ ，从源节点出发依次搜索距离最小的下一跳 CH 节点，更新与其相邻的节点的距离，并将其加入  $S$ ，直至  $U$  为空<sup>[30]</sup>。与之不同的是，本文构建了能耗与时延驱动的路径成本函数，并将其作为广度优先搜索路由算法准则。

#### 3.2.1 路径成本函数

为实现对监测的有效预警，铁路沿线 LWSN 应具备较高的实时性。路径的端到端时延与转发次数即传输跳数成正比<sup>[26]</sup>，因此，本文以传输跳数来衡量网络传输时延。此外，由式(2)和式(3)可知，WSN 节点接收、发送数据的能耗与节点间的距离及数据量有关。在构建 LWSN 路径成本函数时，可通过调节接收、发送节点间距从而改变传输跳数，同时为延长网络生命周期，路径成本还应考虑节点能耗的均衡性。

$c_i$  接收数据的能耗为

$$E_{Rc}(c_i) = \sum_{j=1}^i N_{c_j} E_{elec} \quad (19)$$

$c_i$  发送数据至  $c_j$  的能耗为

$$E_{Tc}(c_i, c_j) = \sum_{j=1}^i N_{c_j} E_{TX}(l, d_{ij}) \quad (20)$$

其中， $d_{ij}$  为  $c_i$  到  $c_j$  的传输距离，可以表示为

$$d_{ij} = \begin{cases} d_i + d_{i+1} + \dots + d_{j-1}, & (i+j)\%2=0 \\ \sqrt{d_i + d_{i+1} + \dots + d_{j-1} + W^2}, & \text{其他} \end{cases} \quad (21)$$

$c_i$  的总能耗  $E_c(c_i, c_{i+1})$  可以表示为

$$E_c(c_i, c_j) = E_{Rc}(c_i) + E_{Tc}(c_i, c_j) = \sum_{j=1}^i N_{c_j} (lE_{elec} + E_{TX}(l, d_{ij})) \quad (22)$$

综合考虑传输过程中 CH 剩余能量、能耗、每跳 CH 间的传输距离，构建 CH 路径成本函数  $\text{cost}_{ij}$  为

$$\text{cost}_{ij} = \lambda_1 \frac{E_c(c_i, c_j)}{E_0} + \lambda_2 \frac{d_{ij}}{d_0} \quad (23)$$

其中， $\lambda_1$ 、 $\lambda_2 \in (0,1)$  分别为能耗因子、距离因子， $E_0$  为节点初始能量。网络运行后期，节点剩余能量逐渐减少， $\lambda_1$ 、 $\lambda_2$  需动态更新，可表示为

$$\begin{aligned} \lambda_1 &= 1 - \frac{E_r(c_i)}{E_0} \\ \lambda_2 &= 1 - \lambda_1 \end{aligned} \quad (24)$$

#### 3.2.2 路由算法设计

本文设计的路由算法同时考虑节点传输能耗与时延，基于广度优先搜索选取最优的多跳主路径，并在主路径失败后选择备选路径，以实现高效可靠的数据传输。

基于广度优先搜索的路由算法如算法 2 所示。

**算法 2** 基于广度优先搜索的路由算法

输入 利用算法 1 选取的最优 CH 节点  $\{c_1, c_2, \dots, c_N\}$

输出  $c_1$  至 sink 节点的最优路径

- 1) 初始化  $S=\{c_1\}$ ， $\text{cost}_1=0$ ； $U=\{c_2, c_3, \dots, c_N\}$ ， $\text{cost}_2=\text{cost}_3=\dots=\text{cost}_N=\infty$ ，以  $c_1$  为源节点，令  $i=1$ ， $c_{N+1}$  为 sink 节点
- 2) while  $i < N+1$
- 3) for  $j=i+1:1:N+1$
- 4) if  $d_{ij} < \text{最大通信范围 } d_r$
- 5) 利用式(23)计算  $\text{cost}_{ij}$ ，从  $U$  中选取

- 成本值最小的  $c_i$  的下一跳  $c_k$
- 6) 将  $c_k$  加入  $S$
  - 7) end if
  - 8) end for
  - 9) 以  $c_k$  为新的中间节点  $k \rightarrow i$
  - 10) end while
  - 11) 利用式(23)从  $S$  选取  $c_1$  至 sink 节点的成本值最小的多跳路径, 并删除  $S$  中不在路径上的节点
  - 12) 返回  $S$

### 3.3 基于离散 MDP 的 Q-learning 备选路径更新与路由维护

铁路环境监测区域狭长, 当个别 CH 能量过低或出现故障时, 易造成传输中断。为此, 将 LWSN 路由维护问题建模为离散 Markov 决策过程(MDP, Markov decision process) 模型, 并设计了基于 Q-learning 的低能量节点保护与备选路径更新机制, 如图 2 所示。

#### 3.3.1 基于 Q-learning 的备选路径更新

Q-learning 的基本思想是 Agent 通过不断与环境交互, 以达到自主选择最优动作的目标<sup>[31]</sup>。每个 CH 可视为一个 Agent, LWSN 即建模为多 Agent 系统, 每个 Agent 在其邻近的 CH 中选择下一跳, 以建立最优的备选路径。在 LWSN 中, 状态  $S_{c(i)}$  为  $c_i$  及其相邻簇头的剩余能量、传输距离等信息; CH 在  $t$  时刻根据环境状态  $S_{c(i)}$  选择动作  $a_{c(ij)}$ ,  $r(S_{c(ij)}^t, a_{c(ij)}^t)$  和  $Q(S_{c(ij)}^t, a_{c(ij)}^t)$  分别表示选择  $c_j$  作为下一跳的立即奖赏和累计奖赏, 则

$$r(S_{c(ij)}^t, a_{c(ij)}^t) = \frac{1}{\text{cost}_{ij}} \quad (25)$$

$t+1$  时刻  $Q$  值更新为

$$Q(S_{c(ij)}^{t+1}, a_{c(ij)}^{t+1}) = Q(S_{c(ij)}^t, a_{c(ij)}^t) + \delta(r(S_{c(ij)}^t, a_{c(ij)}^t) - Q(S_{c(ij)}^t, a_{c(ij)}^t)) \quad (26)$$

其中,  $\delta$  为路径更新学习因子。初始时刻  $Q$  值为 0, 各 CH 收到相邻 CH 的学习信息, 并根据信息选择下一跳, Agent 根据接收的反馈信息获得立即奖赏

值来更新  $Q$  值, 并不断重复执行动作和状态转移, 直至  $Q(S_{c(ij)}, a_{c(ij)})$  满足终止条件。

#### 3.3.2 路由维护

为避免低能量节点担任 CH, 在每一轮数据传输完成后, sink 节点将 CH 剩余能量  $E_r(c_i)$  与能量阈值  $E_{th}$  进行比较, 若  $E_r(c_i)$  小于  $E_{th}$ , 则簇内更新 CH。  $E_{th}$  可表示为

$$E_{th} = \frac{1}{N+M} \sum_{i=1}^{N+M} E_r(i) \quad (27)$$

设定路径更新阈值  $\Delta e$ ,  $\Delta e$  表示  $c_i$  传输数据至下一跳所需的最小能量, 可表示为

$$\Delta e = E_c(c_i, c_{i+1}) \quad (28)$$

$$E_c(c_i, c_{i+1}) = l \left( 2 \sum_{k=1}^i N_{ck} E_{elec} + \sum_{k=1}^i N_{ck} \epsilon_{fs} d_i^2 \right) \quad (29)$$

若  $c_i$  满足式(30), 即说明主路径失败, 从集合  $S$  中删除该节点。

$$E_r(c_i) < \Delta e \quad (30)$$

为了减少分簇过程中的能量消耗, 不改变网络分簇结构, 在该簇内找到竞选能力值  $C_E$  最大的  $c_j$  担任新簇头,  $C_E$  如式(31)所示。主路径失败后执行 3.3.1 节的 Q-learning 路由算法, 完成备选路径更新。

$$C_E(j) = \frac{E_r(j)}{d_{j\_ch}} \quad (31)$$

基于 Q-learning 的备选路径更新与路由维护算法如算法 3 所示。

**算法 3** 基于 Q-learning 的备选路径更新与路由维护算法

输入 算法 2 选取的  $S$  中各节点的  $E_r(c_i)$ ,  $d_{ij}$

输出 备选路径

阶段 1 路由维护

- 1) for  $i=1:1:N+M$
- 2) 利用式(27)计算能量阈值  $E_{th}$
- 3) end for
- 4) for  $i=1:1:N$
- 5) if  $E_r(c_i) < E_{th}$

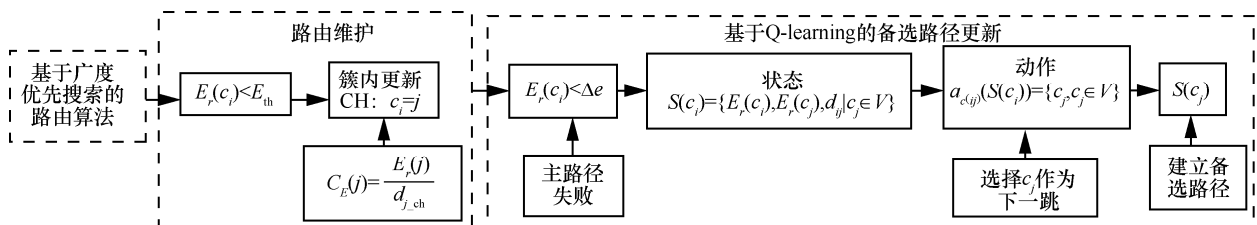


图 2 备选路径更新与路由维护模型

- 6) 利用式(31)计算  $c_i$  簇成员节点的竞选能力值  $C_E$
- 7) 选取  $C_E$  最大的节点更新簇头
- 8) end if
- 9) end for
- 阶段 2 备选路径更新
- 10) for  $i=1:1:N$
- 11) 利用式(28)计算路径更新阈值  $\Delta e$
- 12) if  $E_r(c_i) < \Delta e$
- 13) 根据阶段 1 更新簇头
- 14) repeat
- 15)  $j=i+1$
- 16) 利用式(25)计算选择  $c_j$  作为下一跳的立即奖赏值
- 17) 利用式(26)更新  $Q$  值
- 18)  $j=j+1$
- 19) until  $Q$  值满足终止条件
- 20) end if
- 21) end for

#### 4 仿真结果及分析

利用 MATLAB 仿真工具对本文设计的算法进行仿真分析,比较 EEUC 算法<sup>[19]</sup>、分组传输机制<sup>[4]</sup>、POFC 算法<sup>[23]</sup>、IPSO (improved PSO) 分簇路由算法<sup>[24]</sup>与本文算法的性能,并验证本文算法在均衡节点能耗、延长网络生命周期、降低传输时延等方面的有效性。具体仿真参数如表 1 所示。

表 1 仿真参数

参数	取值
监测区域长度 $L/m$	1 000
监测区域宽度 $W/m$	15
sink 节点位置/m	(1 010, 7.5)
节点数目	100
数据包大小/bit	1 000
初始能量/J	0.5
粒子数	20
最大迭代次数 $T$	50
$\varphi_1=\varphi_2$	2
$E_{elec}/(nJ \cdot bit^{-1})$	50
$\epsilon_{fs}/(pJ \cdot (bit \cdot m^2)^{-1})$	10
$\epsilon_{amp}/(pJ \cdot (bit \cdot m^4)^{-1})$	0.001 3
$q$	0.95
$\delta$	0.8

#### 4.1 适应度权重系数对分簇的影响

适应度权重系数  $\alpha$ 、 $\beta$  及  $\gamma$  分别体现了 CH 能耗、CH 间距及 CH 负载对分簇的影响。节点剩余能量均方差越小,网络中节点能耗越均衡。

##### 4.1.1 剩余能量均方差

为均衡网络整体能耗,比较不同适应度权重系数对网络剩余能量均方差的影响,以得到合理的适应度函数权重系数。图 3 中,当主要分析 CH 能耗对分簇的影响时,能耗系数  $\alpha$  取值较大,取  $\alpha=0.7$ ,令  $\beta=0.2$ 、 $\gamma=0.1$ ;当主要考虑 CH 间距对分簇的影响时,间距系数  $\beta$  较大,取  $\beta=0.7$ ,令  $\alpha=0.2$ 、 $\gamma=0.1$ ;当主要考虑 CH 负载对分簇的影响时,负载系数  $\gamma$  较大,取  $\gamma=0.7$ ,令  $\alpha=0.2$ 、 $\beta=0.1$ ;当  $\alpha$ 、 $\beta$  及  $\gamma$  对分簇的影响较均衡时,权重系数取值差距减小,令  $\alpha=0.4$ 、 $\beta=0.3$ 、 $\gamma=0.3$ ,并与  $\alpha=\beta=\gamma=1/3$  时的情况进行对比。

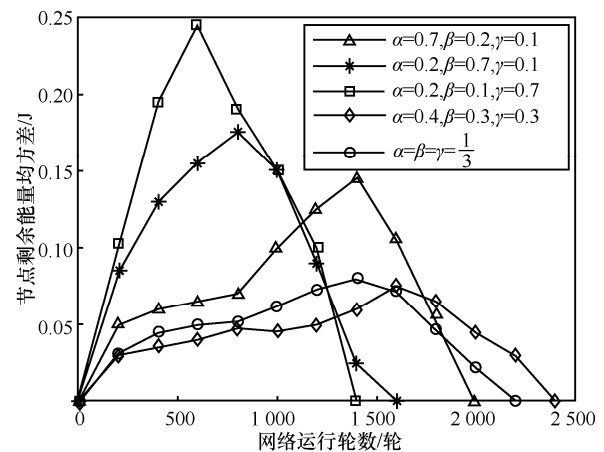


图 3 节点剩余能量均方差对比

由图 3 可知,当  $\alpha$  较小时,曲线变化幅度较大,表明节点的剩余能量均方差较大;当  $\alpha$  较大,但  $\beta$ 、 $\gamma$  较小时,曲线变化幅度有所减小;当权重系数  $\alpha$ 、 $\beta$ 、 $\gamma$  的差异性较小时,曲线变化平缓;当权重系数取值为  $\alpha=0.4$ 、 $\beta=0.3$ 、 $\gamma=0.3$  时对应的均方差最小,此时网络生命周期最长。

##### 4.1.2 分簇结构

图 4 为不同适应度权重系数对分簇结果的影响。表 2 给出了不同分簇结果中  $c_i$  距相邻下一跳  $c_{i+1}$  的最大和最小 CH 间距  $\max(d_i)$  和  $\min(d_i)$ ,最多和最少 CM 节点数目  $\max(N_{ci})$  和  $\min(N_{ci})$ 。表 2 数据显示,当  $\alpha$  值较大,但  $\beta$ 、 $\gamma$  对分簇影响较小时,  $\max(d_i)$  与  $\min(d_i)$  之间的差值为 229.58 m,  $\max(N_{ci})$  与  $\min(N_{ci})$

之间的差值为16, 由于CH间距差异较大且CM节点数目差异较大造成CH负载不均衡, 如图4(a)所示; 当 $\beta$ 值较大时, CH间距缩小, 规模最小的簇仅加入了6个CM节点, 3个规模较大的簇吸引了53%的节点, 导致CH负载不均衡, 如图4(b)所示; 当 $\gamma$ 值较大, 但 $\alpha$ 、 $\beta$ 对分簇影响较小时, CM节点数目差异较小, 但CH位置趋于单侧部署且CH间距差异大、传输路径单一, 导致网络稳健性差, 如图4(c)所示; 当权重系数 $\alpha$ 、 $\beta$ 、 $\gamma$ 取值的差异性较小时, CH节点位置分布均匀且CM节点数目差异小, CH负载较均衡, 如图4(d)和图4(e)所示, 且图4(d)的CH负载均衡性能最优。因此, 在后面的仿真分析中, 选取适应度权重系数值为 $\alpha=0.4$ 、 $\beta=0.3$ 、 $\gamma=0.3$ 。

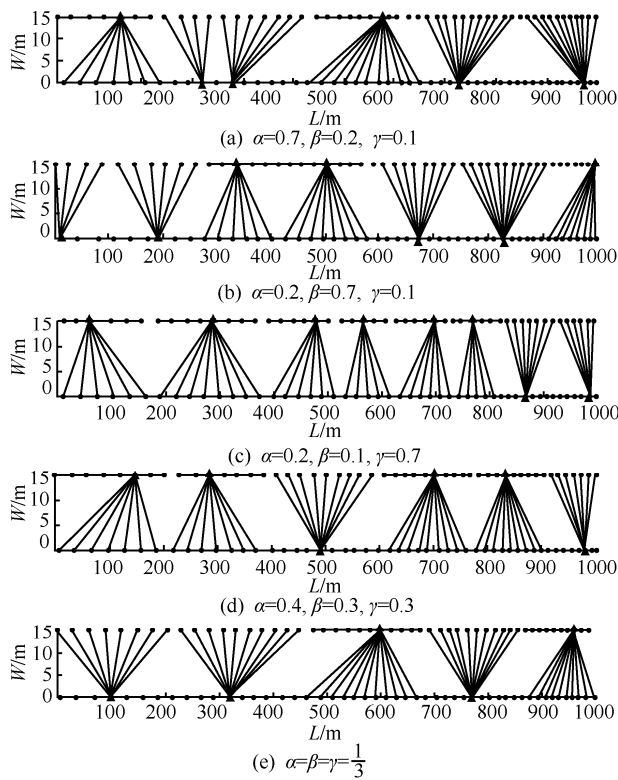


图4 不同适应度权重系数值对分簇结果的影响

表2 不同分簇结果对比

$\alpha, \beta, \gamma$	$\max(d_i)/m$	$\min(d_i)/m$	$\max(N_{ci})$	$\min(N_{ci})$
0.7, 0.2, 0.1	281.70	52.12	21	5
0.2, 0.7, 0.1	171.56	147.46	20	6
0.2, 0.1, 0.7	227.94	68.70	15	10
0.4, 0.3, 0.3	209.74	132.10	19	14
$\frac{1}{3}, \frac{1}{3}, \frac{1}{3}$	281.71	171.56	22	14

图5为CH节点能耗随迭代次数的变化。由图5可知, 不同权重系数对应的CH平均最低能耗分别为:  $\alpha=0.7, \beta=0.2, \gamma=0.1$ 的CH能耗为0.0266 J;  $\alpha=0.2, \beta=0.7, \gamma=0.1$ 的CH能耗为0.0285 J;  $\alpha=0.2, \beta=0.1, \gamma=0.7$ 的CH能耗为0.0314 J;  $\alpha=0.4, \beta=0.3, \gamma=0.3$ 的CH能耗为0.0236 J;  $\alpha=\beta=\gamma=\frac{1}{3}$ 的CH能耗为0.0247 J。 $\alpha=0.4, \beta=0.3, \gamma=0.3$ 的CH能耗值相比其他权重系数对应的CH能耗值分别降低了11.28%、17.19%、24.84%、4.45%。

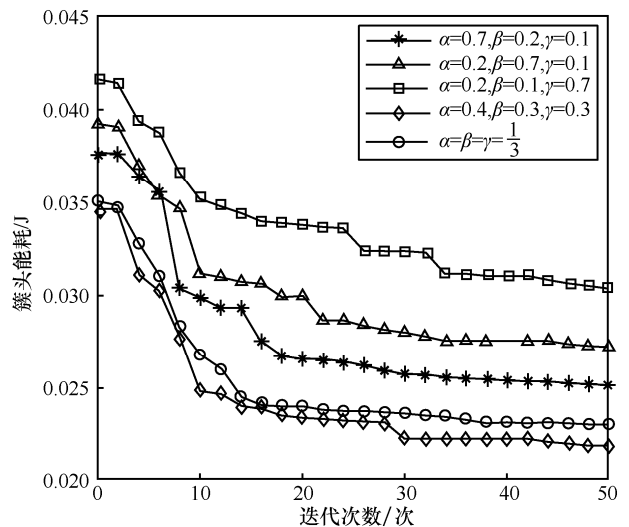


图5 CH节点能耗随迭代次数的变化

## 4.2 节点剩余能量

网络运行过程中节点平均剩余能量对比如图6所示。EEUC算法根据概率选取簇头时仅考虑了CH与sink节点的距离; IPSO算法基于改进粒子群算法优化分簇, 在CH选取及构建路径时忽略了整体负载均衡; 在分组传输机制中, 网络中的数据通过多跳独立路径传输至sink节点, CH位置固定且各节点能耗不均匀; POFC算法计算最优分簇数时, 假设CH与sink节点的距离均小于 $d_0$ , 所得最优分簇数不适用于链状监测区域, 导致CH分布不合理, 且分簇数发生变化时, 重新成簇会增加额外的能量消耗。图6表明, 与EEUC算法、IPSO算法、分组传输机制和POFC算法相比, 本文算法选择CH及构建非均匀分簇时考虑了网络能耗均衡, 且根据节点剩余能量动态调整传输路径, 并对低能量节点建立保护机制, 因此能量消耗速度较慢, 节点具有较多的剩余能量。

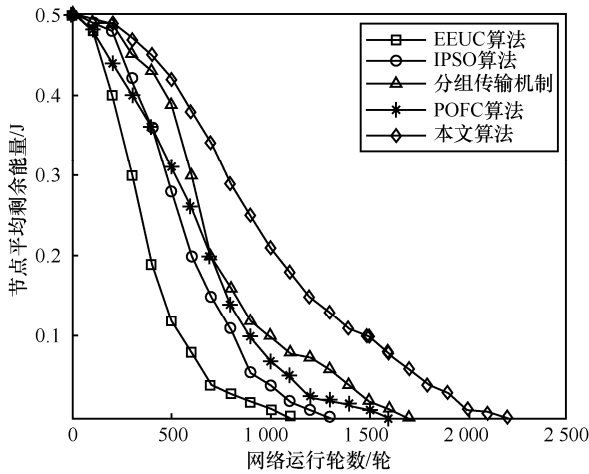


图 6 节点平均剩余能量对比

### 4.3 网络生命周期

网络生命周期对比如图 7 所示。随着网络运行，网络中死亡节点数逐渐增加，直至节点全部死亡。本文将网络中 30%节点死亡时的轮数定义为网络生命周期。相比于 EEUC 算法、IPSO 算法、分组传输机制和 POFC 算法，本文算法的网络生命周期分别延长 155.8%、66.7%、36.5%和 49.6%。这是因为本文算法结合 PSO 及广度优先搜索思想，综合考虑 CH 能耗、间距及负载对网络整体能耗的影响，并采用基于 Q-learning 的备选路径更新机制，对低能量节点或故障节点进行路由维护，极大地延长了网络生命周期。

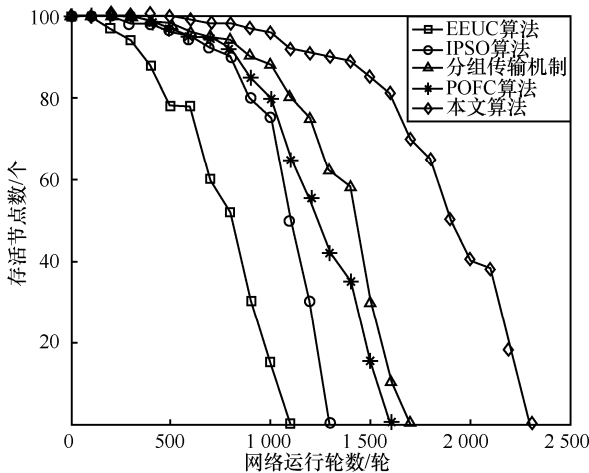


图 7 网络生命周期对比

### 4.4 网络传输时延

式(24)中 $\lambda_1$ 和 $\lambda_2$ 分别体现了能耗因子和距离因子对路径成本的影响。当 $\lambda_1$ 取值较大时，改进路由算法趋于选取能耗较低的路径；当 $\lambda_2$ 取值较大时，改进路由算法趋于选取跳数较少的传输路径。图 8、图 9 分别对比了不同 $\lambda_1$ 、 $\lambda_2$ 取值下 CH 节点平均剩余

能量、节点平均跳数的变化情况。表 3 给出了不同 $\lambda_1$ 、 $\lambda_2$ 取值下运行至 1 000 轮时节点的平均剩余能量、前 1 000 轮的数据传输平均跳数和网络生命周期。

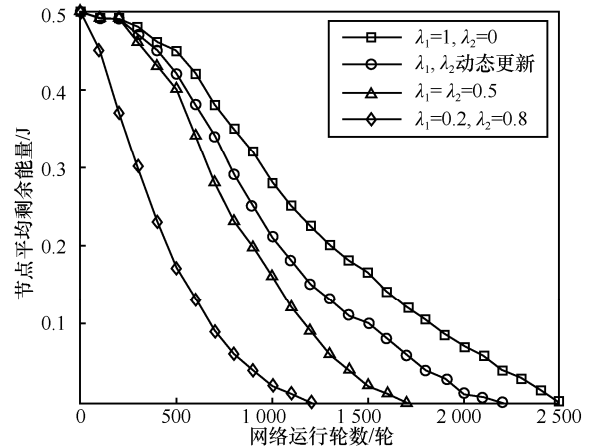


图 8 节点平均剩余能量对比

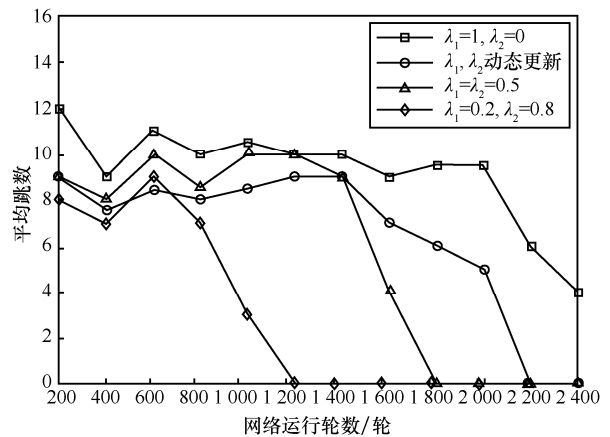


图 9 节点平均跳数对比

表 3 网络传输时延与能耗均衡

$\lambda_1$ 、 $\lambda_2$ 取值	平均剩余能量/J	平均跳数	网络生命周期/轮
$\lambda_1=1, \lambda_2=0$	0.283	10.5	2 485
$\lambda_1, \lambda_2$ 动态更新	0.214	8.3	2 130
$\lambda_1=\lambda_2=0.5$	0.167	9.1	1 582
$\lambda_1=0.2, \lambda_2=0.8$	0.026	7.6	1 096

由图 8、图 9 及表 3 数据可知，当 $\lambda_1=1, \lambda_2=0$ 时，所选路径能耗最小（平均剩余能量最多），网络生命周期也最长，但此时的平均跳数最大；当 $\lambda_1=0.2, \lambda_2=0.8$ 时，平均跳数最少且在 8 左右波动，但节点平均剩余能量最少，网络生命周期最短。相比于这 2 种情况，当 $\lambda_1=\lambda_2=0.5$ 时，网络能耗与时延达到了一定程度的均衡；随着网络的运行，节点平均剩余能量对网络生命周期的影响更显著，当网络运行至约 1 000 轮时，网络节点迅速死亡。若 $\lambda_1$ 、

$\lambda_2$  动态更新, 网络运行至 1 000 轮时节点平均剩余能量为 0.214 J, 比 $\lambda_1=0.2$ 、 $\lambda_1=0.5$  时分别提高 0.188 J、0.047 J, 比 $\lambda_1=1$  时降低 0.069 J。当 $\lambda_1$ 、 $\lambda_2$  动态更新时, 节点平均跳数为 8.3, 低于 $\lambda_1=1$ 、 $\lambda_1=0.5$  时的 10.5 和 9.1, 高于 $\lambda_1=0.2$  时的 7.6, 因此, 本文算法设计的路径成本函数权值动态更新, 优化了 CH 节点平均剩余能量与平均跳数的关系, 在二者之间达到了良好的折中。

基于上述分析, 令初始路径成本因子 $\lambda_1=\lambda_2=0.5$ , 并自适应动态更新。EEUC 算法、分组传输机制、IPSO 算法、POFC 算法与本文设计算法的平均跳数对比如图 10 所示。EEUC、IPSO、POFC 算法在数据传输阶段仅以节点能耗均衡为目标优化传输路径; 本文算法构建了能耗与时延驱动的路径成本函数, 并基于广度优先搜索选取最优的多跳传输路径, 前 800 轮平均跳数最小。当网络运行至约 1 100 轮时, EEUC 算法由于网络能量耗尽跳数减小至 0; IPSO 算法部分 CH 死亡, CH 负载及传输距离增大, 跳数减少的同时能耗增加; POFC 算法根据预设的节点传输距离计算的初始跳数值较大, 使参与数据传输的节点数目较多, 随着网络运行轮次的增加节点能耗增加, 维持正常通信的 CH 数目减少, 平均跳数也随之减少。分组传输机制中数据通过多条独立的路径传输至 sink 节点, 传输时延明显较小, 但该算法中 CH 位置固定, 当网络运行至约 1 600 轮时, 部分 CH 节点死亡, 平均跳数减少, 每一跳的传输距离将增大, 节点能耗急剧增加。可见, 本文算法在均衡网络能耗、延长网络生命周期、降低传输时延等方面具有明显优势。

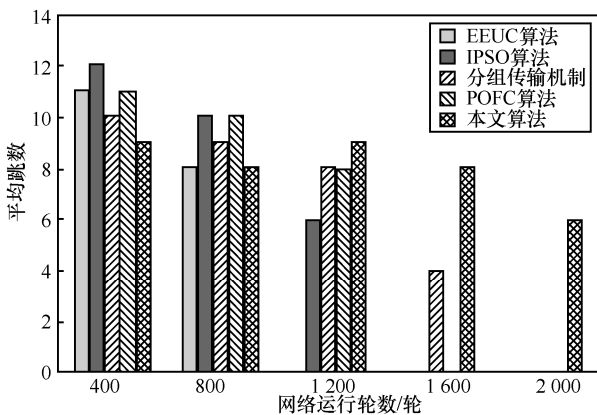


图 10 不同算法的平均跳数对比

## 5 结束语

本文提出了一种适用于链状监测区域的基于 PSO 优化的线性 WSN 分簇路由算法。改进 PSO 算法综合考虑能耗、距离及负载多个因素构建非均匀

分簇, 低能量节点的保护机制也使网络能耗更加均衡; 数据传输阶段基于节点剩余能量、能耗与传输距离规划路径, 加入路径成本函数权重系数的动态更新后, 可根据节点剩余能量自适应调整路径; 考虑到路由维护, 本文算法还建立了基于 Q-learning 的备选路径更新机制。仿真结果表明, 本文算法与 EEUC 算法、IPSO 算法、分组传输机制、POFC 算法相比, 能够有效均衡全局网络能耗、延长网络生命周期、降低传输时延。下一步研究将借助强化学习工具对算法的拓扑网络进行优化设计, 进一步加快成簇阶段的收敛速度、降低路由成本。

## 参考文献:

- [1] KUMAR S A A, OVSTHUS K, KRISTENSEN L M. An industrial perspective on wireless sensor networks—a survey of requirements, protocols, and challenges[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2014, 16(3): 1391-1412.
- [2] 胡长俊, 袁树杰. 矿井 WSN 自适应能量有效及能耗均衡的数据收集方法[J]. 北京邮电大学学报, 2018, 41(2): 86-91.
- [3] HU C J, YUAN S J. An adaptive data collection method of energy efficiency and energy consumption balance in WSN for coal mines[J]. Journal of Beijing University of Posts and Telecommunications, 2018, 41(2): 86-91.
- [4] REN J, ZHANG Y X, ZHANG K, et al. Lifetime and energy hole evolution analysis in data-gathering wireless sensor networks[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2016, 12(2): 788-800.
- [5] LV X J, LI J, SHI T Y, et al. Topology analysis based on linear wireless sensor networks in monitoring of high-speed railways[C]//Proceedings of 2016 Chinese Control and Decision Conference (CCDC). Piscataway: IEEE Press, 2016: 1797-1802.
- [6] 刁鹏飞, 王艳娇. 基于节点休眠的水下无线传感器网络覆盖保持分簇算法[J]. 电子与信息学报, 2018, 40(5): 1101-1107.
- [7] DIAO P F, WANG Y J. Coverage-preserving clustering algorithm for underwater sensor networks based on the sleeping mechanism[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2018, 40(5): 1101-1107.
- [8] ZHU B T, BEDEER E, NGUYEN H H, et al. UAV trajectory planning in wireless sensor networks for energy consumption minimization by deep reinforcement learning[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2021, 70(9): 9540-9554.
- [9] AHMED S, GUPTA S, SURI A, et al. Adaptive energy efficient fuzzy: an adaptive and energy efficient fuzzy clustering algorithm for wireless sensor network-based landslide detection system[J]. IET Networks, 2021, 10(1): 1-12.
- [10] RATHEE M, KUMAR S, GANDOMI A H, et al. Ant colony optimization based quality of service aware energy balancing secure routing algorithm for wireless sensor networks[J]. IEEE Transactions on Engineering Management, 2021, 68(1): 170-182.
- [11] POONGUZHALI P K, ANANTHAMOORTHY N P. Improved energy efficient WSN using ACO based HSA for optimal cluster head selection[J]. Peer-to-Peer Networking and Applications, 2020, 13(4): 1102-1108.
- [12] PAVANI M, TRINATHA RAO P. Adaptive PSO with optimised firefly algorithms for secure cluster-based routing in wireless sensor networks[J]. IET Wireless Sensor Systems, 2019, 9(5): 274-283.
- [13] LAHANE S R, JARIWALA K N. A novel cross-layer cross-domain routing model and its optimization for cluster-based dense WSN[J]. Wireless Personal Communications, 2021, 118(4): 2765-2784.

- [12] MARTINAA M, SANTHI B, RAGHUNATHAN A. An energy-efficient and novel populated cluster aware routing protocol (PCRP) for wireless sensor networks (WSN)[J]. Journal of Intelligent & Fuzzy Systems, 2020, 39(6): 8529-8542.
- [13] ALI S, ASHRAF A, QAISAR S B, et al. SimpliMote: a wireless sensor network monitoring platform for oil and gas pipelines[J]. IEEE Systems Journal, 2018, 12(1): 778-789.
- [14] KONG P Y, WANG J C, TSENG K S, et al. An adaptive packets hopping mechanism for transmission line monitoring systems with a long chain topology[J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 2021, 124: 106394.
- [15] 端嘉盈. 铁路沿线线性无线传感器网络路由协议研究[J]. 铁道标准设计, 2019, 63(3): 158-164.  
DUAN J Y. Research on routing protocols for linear wireless sensor networks along railway lines[J]. Railway Standard Design, 2019, 63(3): 158-164.
- [16] 吕安琪, 李翠然, 谢健骊, 等. 铁路监测 WSN 网络的非均匀优化分簇算法[J]. 铁道学报, 2019, 41(11): 72-78.  
LYU A Q, LI C R, XIE J L, et al. Optimization of non-uniform clustering in WSN for railway monitoring[J]. Journal of the China Railway Society, 2019, 41(11): 72-78.
- [17] 赵亚娟. 基于等比数列递增的线性 WSNs 网络部署方案[J]. 中国电子科学研究院学报, 2018, 13(4): 389-393.  
ZHAO Y J. Deployment scheme of linear wireless sensor networks based on increment of equal number sequence[J]. Journal of China Academy of Electronics and Information Technology, 2018, 13(4): 389-393.
- [18] SINGH S K, KUMAR P, SINGH J P. A survey on successors of LEACH protocol[J]. IEEE Access, 2017, 5: 4298-4328.
- [19] GOU P Z, LI F Z, LI Z, et al. Improved LEACH protocol based on efficient clustering in wireless sensor networks[J]. Journal of Computational Methods in Sciences and Engineering, 2019, 19(3): 827-838.
- [20] 沙超, 邱建美, 陆天宇, 等. 面向能耗均衡的传感网单移动 Sink 数据收集方法[J]. 北京邮电大学学报, 2016, 39(1): 102-106.  
SHA C, QIU J M, LU T Y, et al. Data gathering method based on one mobile sink for balanced energy consumption in sensor networks[J]. Journal of Beijing University of Posts and Telecommunications, 2016, 39(1): 102-106.
- [21] LI X G, HU X Y, ZHANG R Q, et al. Routing protocol design for underwater optical wireless sensor networks: a multiagent reinforcement learning approach[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2020, 7(10): 9805-9818.
- [22] YANG J, LIU F G, CAO J N. Greedy discrete particle swarm optimization based routing protocol for cluster-based wireless sensor networks[J]. Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing, 2017: doi.org/10.1007/s12652-017-0515-3.
- [23] 孙爱晶, 李世昌, 张艺才. 基于 PSO 优化模糊 C 均值的 WSN 分簇路由算法[J]. 通信学报, 2021, 42(3): 91-99.  
SUN A J, LI S C, ZHANG Y C. WSN clustering routing algorithm based on PSO optimized fuzzy C-means[J]. Journal on Communications, 2021, 42(3): 91-99.
- [24] 李童悦, 马文平. WSN 中基于非线性自适应 PSO 的分簇策略[J]. 计算机科学, 2018, 45(5): 44-48.  
LI T Y, MA W P. Clustering method in wireless sensor networks using non-linear adaptive PSO algorithm[J]. Computer Science, 2018, 45(5): 44-48.
- [25] 武小年, 张楚芸, 张润莲, 等. WSN 中基于改进粒子群优化算法的分簇路由协议[J]. 通信学报, 2019, 40(12): 114-123.  
WU X N, ZHANG C Y, ZHANG R L, et al. Clustering routing protocol based on improved PSO algorithm in WSN[J]. Journal on Communications, 2019, 40(12): 114-123.
- [26] HUYNH T T, DINH-DUC A V, TRAN C H. Delay-constrained energy-efficient cluster-based multi-hop routing in wireless sensor networks[J]. Journal of Communications and Networks, 2016, 18(4): 580-588.
- [27] CHEN G Z, MENG Q C, ZHANG L. Chain-type wireless sensor network node scheduling strategy[J]. Journal of Systems Engineering and Electronics, 2014, 25(2): 203-210.
- [28] BEHERA T M, MOHAPATRA S K, SAMAL U C, et al. Residual energy-based cluster-head selection in WSNs for IoT application[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2019, 6(3): 5132-5139.
- [29] AZHARUDDIN M, JANA P K. Particle swarm optimization for maximizing lifetime of wireless sensor networks[J]. Computers & Electrical Engineering, 2016, 51: 26-42.
- [30] 高梅, 王丙元. 图论在无线传感网络路由协议中的应用研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2020, 34(7): 25-31.  
GAO M, WANG B Y. Research of graph theory in wireless sensor network routing protocol[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2020, 34(7): 25-31.
- [31] 朱斐, 许志鹏, 刘全, 等. 基于可中断 Option 的在线分层强化学习方法[J]. 通信学报, 2016, 37(6): 65-74.  
ZHU F, XU Z P, LIU Q, et al. Online hierarchical reinforcement learning based on interrupting Option[J]. Journal on Communications, 2016, 37(6): 65-74.

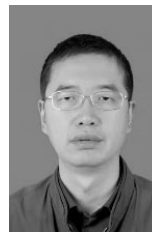
### 作者简介



李翠然 (1975- ), 女, 山西黎城人, 博士, 兰州交通大学教授、博士生导师, 主要研究方向为高铁智能无线通信、无线传感器网络、协同通信技术等。



王雪洁 (1995- ), 女, 甘肃天水人, 兰州交通大学硕士生, 主要研究方向为无线传感器网络。



谢健骊 (1972- ), 男, 甘肃陇西人, 博士, 兰州交通大学教授、博士生导师, 主要研究方向为铁路无线通信、认知无线网络、车载自组网等。



吕安琪 (1994- ), 女, 辽宁盖州人, 兰州交通大学博士生, 主要研究方向为无线传感器网络。