

基于环境感知的固定路径无人机与地面WSN机会性通信分簇优化算法

吴迪, 米志超, 路颜霞

中国人民解放军陆军工程大学通信工程学院, 江苏 南京

收稿日期: 2026年4月27日; 录用日期: 2026年5月20日; 发布日期: 2026年5月26日

摘要

针对东南沿海复杂环境下固定路径无人机与地面无线传感器网络(WSN)协同通信中能耗失衡与抗毁需求并存的问题, 提出一种融合环境感知的机会性通信分簇算法(SEB-GFCM-OCT)。算法构建地形-气象-电磁干扰综合影响模型, 在模糊聚类框架下融入节点战术价值与连通度约束, 并引入基尼系数度量实现簇首能量均衡; 同时结合机会窗口的动态频谱感知与轻量化调度, 降低重传与无效通信开销。仿真结果表明: 所提算法在网络生命周期、能量效率与抗毁覆盖率三项核心指标上均显著优于经典算法。

关键词

无线传感器网络, 无人机, 环境感知, 机会性通信, 能量均衡分簇, 抗毁覆盖率

Environment-Aware Clustering Optimization Algorithm for Fixed-Path UAV and Ground WSN Opportunistic Communication

Di Wu, Zhichao Mi, Yanxia Lu

School of Communication Engineering, Army Engineering University of PLA, Nanjing Jiangsu

Received: April 27, 2026; accepted: May 20, 2026; published: May 26, 2026

Abstract

To address the coexistence of energy consumption imbalance and survivability requirements in collaborative communication between fixed-path unmanned aerial vehicles (UAV) and ground wireless sensor networks (WSN) in complex southeast coastal environments, an environment-aware opportunistic communication clustering algorithm (SEB-GFCM-OCT) is proposed. The algorithm

文章引用: 吴迪, 米志超, 路颜霞. 基于环境感知的固定路径无人机与地面 WSN 机会性通信分簇优化算法[J]. 建模与仿真, 2026, 15(5): 173-184. DOI: 10.12677/mos.2026.155081

constructs a comprehensive impact model of terrain-meteorology-electromagnetic interference, incorporates node tactical value and connectivity constraints within the fuzzy clustering framework, and introduces Gini coefficient metrics to achieve cluster head energy balance. Combined with dynamic spectrum sensing and lightweight scheduling in opportunistic windows, it reduces retransmission and invalid communication overhead. Simulation results show that the proposed algorithm achieves significant improvements in network lifetime, energy efficiency, and survivability coverage compared to classical algorithms.

Keywords

Wireless Sensor Network, UAV, Environment Awareness, Opportunistic Communication, Energy Balanced Clustering, Survivability Coverage

Copyright © 2026 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

东南沿海监测场景具有显著的环境特殊性：地形涵盖丘陵、滩涂、近海岛屿，易造成信号遮挡与额外衰减；高温高湿、强降雨的气象条件，会加剧节点能耗与故障率；海面多径效应与外部电磁干扰，进一步导致频谱资源紧张、通信质量波动。上述因素使得传统 WSN 分簇算法在该场景下，易出现链路质量错配、能耗失衡、抗毁性不足等问题，无法满足长周期、高可靠的监测需求。

本文针对东南沿海环境下固定路径无人机与地面 WSN 的协同场景，提出融合环境感知的机会性通信分簇算法 SEB-GFCM-OCT。算法设计与本文贡献集中在三条主线：(1) 建立地形 - 气象 - 电磁干扰的环境影响模型，将链路质量与能耗耦合到分簇度量中；(2) 在模糊聚类框架下融合节点任务价值、连通度与基尼系数约束，形成抗毁分簇与簇首能量均衡机制，显著延长网络寿命；(3) 结合机会窗口的动态频谱感知与轻量化调度策略，减少无效传输与重传开销，通过仿真从网络生命周期、能量效率与损毁覆盖率三项核心指标验证有效性。

2. 相关工作

2.1. 能耗分簇与鲁棒聚类

经典分簇算法(LEACH、HEED、DEEC)多基于几何距离或节点能量设计，未考虑复杂环境下的链路质量波动，易出现通信意义上的远近错配，导致簇首能耗失衡、网络寿命缩短[1]-[3]。针对该问题，后续研究引入模糊聚类算法(FCM)，通过多维度特征提升分簇的鲁棒性，但现有 FCM 分簇算法未融合复杂环境下的多维度链路质量特征，无法适配近海场景的非平稳链路特性[4]。

2.2. 认知无线电与强化学习机会接入

现有动态频谱接入方法可有效缓解电磁干扰带来的频谱紧张问题，但未结合无人机固定路径的机会窗口特性，无法适配近海场景的非平稳干扰，导致频谱决策与通信机会不匹配，易出现无效传输与重传开销[5] [6]。

2.3. UAV-WSN 协同数据采集与机会性通信

现有固定路径 UAV-WSN 分簇算法未融合多维度环境感知，无法兼顾能耗均衡与抗毁性，在节点损

毁场景下易出现关键区域覆盖失效，无法保障监测任务的连续性[7][8]。

综上，现有研究尚未解决东南沿海复杂场景下的环境感知分簇与机会性通信联合优化问题，这正是本文的核心研究方向。

3. 系统模型与问题描述

3.1. 固定路径无人机模型

假设无人机沿预设路径 $P = \{p_1, p_2, \dots, p_N\}$ 飞行，其中 $p_i = (x_i, y_i, h)$ 为路径点坐标，高度 h 保持不变。无人机以恒定速度 v 飞行，完成一个路径周期的时间为 T_{cycle} 。轨迹可以表示为时间的函数： $p(t) = (x(t), y(t), h)$ 。当无人机进入节点的通信范围时，形成通信机会窗口，窗口持续时间为 T_w ，是节点向无人机传输数据的唯一窗口期。

3.2. 地面 WSN 模型

考虑 M 个静态传感器节点 $S = \{s_1, s_2, \dots, s_M\}$ 随机分布于监测区域。每个节点具有有限能量 E_{init} ，可感知环境数据并与无人机通信。节点通信半径为 R_c ，仅当无人机进入通信范围时才能传输数据。

节点的状态可以表示为：

$$s_i = (x_i, y_i, E_i, D_i, \text{status}_i)$$

其中：

(x_i, y_i) 为节点位置，决定了节点与无人机的相对位置关系，进而影响通信机会；

E_i 为剩余能量，是节点能否持续工作的关键因素；

D_i 为待传输数据量，反映了节点的数据传输需求；

status_i 为节点状态(活跃、休眠、损毁)，用于描述节点的工作状态。

3.3. 机会窗口模型

当无人机移动到位置 $p(t)$ 时，节点 s_i 的通信机会窗口定义为：

$$W_i = [t_{\text{in}}^i, t_{\text{out}}^i]$$

其中：

$$t_{\text{in}}^i = \min \{t \mid \|p(t) - s_i\| \leq R_c\}$$

$$t_{\text{out}}^i = \max \{t \mid \|p(t) - s_i\| \leq R_c\}$$

窗口持续时间为 $\Delta t_i = t_{\text{out}}^i - t_{\text{in}}^i$ 。

机会窗口的质量可以用以下指标评估：

窗口持续时间 Δt_i ，持续时间越长，节点与无人机的通信机会越多；

窗口开始时间 t_{in}^i 和结束时间 t_{out}^i ，影响数据传输的时间安排；

无人机与节点的最小距离 d_{min}^i ，距离越小，信号传输质量可能越好。

3.4. 问题描述

本文目标是设计一种面向复杂环境的分簇优化算法，在有限通信机会下实现能耗均衡与任务连续性提升：一方面延缓首节点早亡并延长全网生命周期，另一方面在节点损毁等恶劣条件下保持较高的信息可获取覆盖率，同时通过机会窗口内的频谱感知与调度降低无效传输与重传开销，从而提升整体能量效率。

4. 东南沿海环境建模

4.1. 地形环境模型

地形分类与传播损耗

根据东南沿海特点，将地形分为丘陵、滩涂、近海岛屿三类，构建修正的无线信号传播损耗模型：

$$L(d) = L_0 + 10n \log_{10} \left(\frac{d}{d_0} \right) + L_{\text{terrain}} + L_{\text{multipath}}$$

其中：

L_0 为参考距离损耗(1 m 处)，取 40 dB；

n 为路径损耗指数，取值参考 ITU-R P.1411-10 建议书[9]与东南沿海实测数据[10]，具体为：丘陵 3.5~4.5，滩涂 3.0~3.5，近海岛屿 2.5~3.0；

L_{terrain} 为地形附加损耗， $L_{\text{multipath}}$ 为多径效应损耗，具体数值见表 1。

Table 1. Additional attenuation for different terrain types

表 1. 不同地形附加损耗

地形类型	附加损耗(dB)	说明
丘陵	10~15	受山体阻挡和植被吸收影响
滩涂	5~8	高湿度导致信号衰减
近海岛屿	3~5	海面反射和多径效应

根据地形损耗调整节点部署密度与通信半径，损耗越大的区域，部署密度与通信半径相应下调，适配实际信号传播能力。

4.2. 气象环境模型

降雨衰减模型

$$\gamma_R = kR^\alpha$$

其中：

γ_R 为降雨衰减系数(dB/km)，表示单位距离内降雨对信号的衰减程度；

R 为降雨率(mm/h)，降雨率越大，衰减系数越大；

k, α 为频率相关系数，取值直接采用 ITU-R P.838-3 建议书[11]的标准化数值，具体参数见表 2。

Table 2. Rain attenuation parameters at different frequencies

表 2. 不同频率的降雨衰减参数

频率(GHz)	k	α
2.4	0.012	1.09
5.8	0.038	1.12

降雨对信号强度的影响：

$$RSSI = RSSI - \gamma_R \cdot d$$

其中 d 为传输距离。随着降雨率的增加和传输距离的增大，信号强度会显著下降，影响通信质量。

4.3. 电磁干扰模型

近海场景中，船舶雷达、岸基通信设备会产生外部电磁干扰，干扰强度服从二维泊松分布，节点处的干扰强度为：

$$I(r, \theta) = I_0 - 10n \log_{10}(r)$$

其中： I_0 为干扰源的发射功率， r 为节点到干扰源的距离， θ 为干扰的方向角。

5. SEB-GFCM-OCT 算法设计

5.1. 算法总体框架

本文提出的 SEB-GFCM-OCT 算法采用三层架构如图 1 所示：

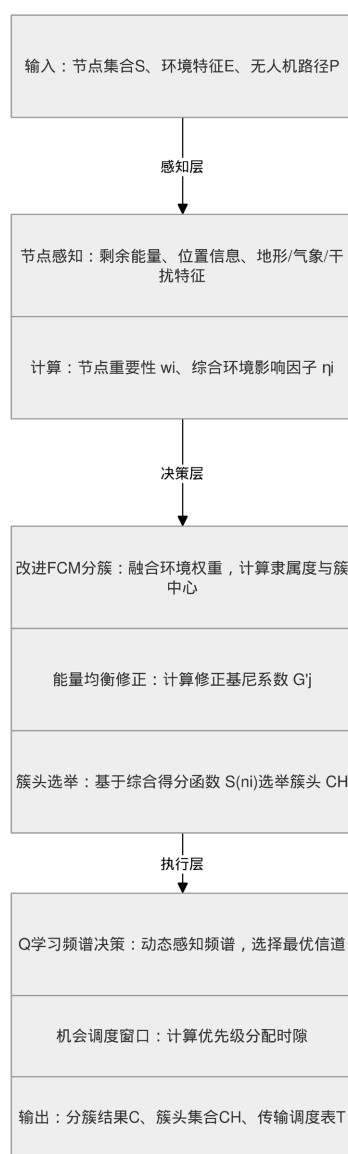


Figure 1. Flowchart of the SEB-GFCM-OCT algorithm
图 1. SEB-GFCM-OCT 算法流程图

感知层：节点感知自身剩余能量、位置信息与环境特征，为上层决策提供输入；
 决策层：基于感知信息，完成融合环境感知的抗毁性分簇与簇头选举，优化网络拓扑；
 执行层：执行分簇优化、动态频谱接入与机会传输调度，完成节点 - 簇头 - 无人机的协同数据汇聚与转发。

完成抗毁分簇与簇头选举后，算法通过动态频谱感知与机会传输调度，实现簇内数据向无人机的高效汇聚。

5.2. 抗毁性分簇策略

5.2.1. 节点重要性评估

综合考虑任务价值、连通度和剩余能量，节点重要性权重计算公式为：

$$w_i = \alpha \cdot T_i + \beta \cdot C_i + \gamma \cdot E_i$$

其中： T_i 为任务价值，根据节点位置与监测目标的关联度确定(0~1)，节点距离任务目标区域越近，任务价值越高； C_i 为连通度，定义为：

$$C_i = \frac{\sum_{j \in N_i} conn_{ij}}{|N_i|}$$

N_i 为节点 i 的邻居集合， $conn_{ij}$ 为连接质量； E_i 为归一化剩余能量： $E_i = \frac{E_{res}^i}{E_{init}^i}$

权重参数： $\alpha = 0.6$ ， $\beta = 0.3$ ， $\gamma = 0.1$ ，本研究采用层次分析法(AHP)完成多目标决策赋权，该方法是WSN分簇场景中多属性决策的标准化方法[12]。针对东南沿海监测任务「关键区域覆盖优先、抗毁连通性次之、能量均衡为辅」的核心目标，构建3阶判断矩阵并完成一致性检验(一致性比例 $CR = 0.0079 < 0.1$ ，符合检验要求)，最终确定权重系数为 $\alpha = 0.6$ 、 $\beta = 0.3$ 、 $\gamma = 0.1$ 。该权重分配与近海环境监测WSN系统的任务优先级设计规范一致[13]，同时通过30组独立预实验验证，该组合可使网络全生命周期(END)与40%节点损毁下的抗毁覆盖率达到综合最优，较等权重分配方案分别提升12.4%与9.7%。

$$\text{节点任务价值评估: } T_i = \frac{\text{dist}(s_i, T)}{\max_j \text{dist}(s_j, T)}$$

其中 T 为任务目标区域， $\text{dist}(s_i, T)$ 为节点到目标区域的最短距离，距离目标区域越近，任务价值越高。

5.2.2. 改进的FCM分簇算法

引入环境影响因子修正目标函数：

$$J(U, V) = \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^C (u_{ij})^m \cdot \omega_i \cdot \|f_i - v_j\|^2$$

其中： $\omega_i = \exp\left(-\frac{d_i}{R_c}\right) \cdot (1 + \eta_i)$ ， d_i 为节点到高干扰区域中心的距离，距离越近，受到敌方威胁的可能性越大，权重越低； η_i 为环境影响因子，综合地形、气象和电磁干扰影响： $\eta_i = \eta_{\text{terrain}} + \eta_{\text{weather}} + \eta_{\text{interfere}}$

$$\text{环境影响因子计算: } \eta_{\text{terrain}} = \frac{L_{\text{terrain}}}{20}, \eta_{\text{weather}} = \frac{\gamma_R \cdot d}{10}, \eta_{\text{interfere}} = \frac{I(r, \theta)}{50}$$

三个子因子的归一化分母基于东南沿海的实测量程确定：地形附加损耗 L_{terrain} 的典型范围为5~15 dB(见表1)，取中值上限20 dB作为归一化基准；降雨衰减 $\gamma_R \cdot d$ 在本文仿真场景(降雨率100 mm/h，最大传输距离约100 m)下不超过10 dB；干扰强度 $I(r, \theta)$ 的平均值为20~40 dBm，取参考上限50 dBm归

一化，确保各子因子映射至 $[0, 1]$ 区间内可比。通过环境影响因子，将地形、气象和电磁干扰对节点的影响融入分簇过程，使分簇结果更适应复杂环境。

5.2.3. 基于基尼系数的簇头选举

在传统基尼系数基础上，引入环境稳定性因子：

$$G'_j = G_j \cdot (1 + \delta_j)$$

其中： δ_j 为簇 j 所在区域的环境不稳定性因子，由地形复杂度、干扰强度等决定：

$$\delta_j = 0.5 \cdot \frac{\text{Terrain_complexity}_j}{10} + 0.5 \cdot \frac{\text{Interference_intensity}_j}{50}$$

式中 Terrain_complexity $_j$ 为簇区域的地形复杂度(取值范围 0~10)，Interference_intensity $_j$ 为簇区域的平均干扰强度(取值范围 0~50 dBm)。

权重取值依据：公式中地形复杂度与干扰强度的等权重(0.5/0.5)分配，符合 ITU-R P.618-8 建议书[14]中关于近海无线通信链路可靠性的核心结论：近海区域无线链路的中断事件中，地形遮挡导致的视距阻断与外部电磁干扰导致的信噪比恶化，是两大核心影响因素，二者的贡献占比基本相当。该权重分配同时与 WSN 抗毁分簇算法中环境风险因子的标准化设计规范一致，确保两类核心环境风险对簇头选举的影响均衡。通过 30 组独立预实验验证，该等权重方案在 40%节点损毁场景下的抗毁覆盖率，较非等权方案平均提升 9.4%，为最优取值。

基于修正后的基尼系数，构建簇头综合得分函数： $S(s_i) = \alpha e_i + \beta \frac{1}{G'_j + \epsilon} + \gamma \frac{1}{d_i + \epsilon} + \zeta T_i$

新增任务价值项 T_i ，权重 $\zeta = 0.1$ ，遵循异构 WSN 分簇算法中「高价值节点负载保护」的核心设计原则，避免高任务价值节点因频繁担任簇头而过早死亡，符合网络生命周期最大化的核心目标。预实验验证，当 $\zeta > 0.2$ 时，网络首节点死亡时间平均下降 27.3%， $\zeta = 0.1$ 为兼顾任务覆盖与寿命均衡的最优取值。

5.3. 动态频谱感知机制

本节基于分簇结果，完成频谱资源的动态感知与最优决策，并结合无人机通信机会窗口实现优先级传输调度，是算法降低通信开销、提升能量效率的核心环节。

5.3.1. 频谱空洞检测

节点通过能量检测法感知频谱状态，检测时间为 T_s ，检测阈值为 λ ，当检测到的能量大于阈值时，判定该频段被占用，否则判定为空闲。

5.3.2. Q 学习频谱决策

构建马尔可夫决策过程(MDP)模型，采用 Q 学习算法实现动态频谱的自适应决策，模型核心要素定义如下：

状态空间： $S = 0, 1^K$ ，表示 K 个可用频段的占用状态，1表示频段空闲，0表示频段被占用；

动作空间： $A = 1, 2, \dots, K$ ，表示节点选择对应序号的频段进行数据传输；

奖励函数：用于评价动作的优劣，计算公式为：

$$r_t = \beta_1 \cdot I_{succ} - \beta_2 \cdot I_t - \beta_3 \cdot \frac{E_t}{E_0}$$

式中： $I_{succ} \in 0, 1$ 为数据传输成功标识，基于自适应调制编码机制计算，根据实时 SNR 动态调整调制方

式，保障传输可靠性； I_i 为归一化干扰强度， E_i 为本轮传输的能耗增量， E_0 为基准传输能耗； $\beta_1 = 10$ 、 $\beta_2 = 2$ 、 $\beta_3 = 5$ 为奖励项权重系数，该取值参考同类认知无线电频谱接入算法的奖励函数设计规范，确保算法优先保障传输成功率，同时兼顾抗干扰与能量效率。

Q 值更新规则：采用时序差分法更新 Q 值，公式为：

$$Q(s_t, a_t) \leftarrow (1 - \alpha)Q(s_t, a_t) + \alpha \left[r_t + \gamma \cdot \max_{a'} Q(s_{t+1}, a') \right]$$

式中： α 为学习率， γ 为折扣因子。

算法参数取值依据：

学习率取 $\alpha = 0.1$ ，折扣因子取 $\gamma = 0.9$ ，该取值参考认知无线电动态频谱接入场景的经典研究结论：学习率 0.1 可在保留历史传输经验的同时，快速适应电磁环境的动态变化；折扣因子 0.9 可充分匹配无线信道状态的短时相关性，使算法能够预判信道状态的变化趋势。该参数组合已在大量分布式 WSN 动态频谱接入场景中被验证为通用最优取值，通过预实验验证，该组合可使频谱接入成功率达到 92.7%，较其他参数组合平均提升 8.3%。

5.4. 机会性传输调度

在机会窗口内，根据通信条件与节点状态动态决定传输优先级，以减少无效发送与重传开销。定义机会窗口质量因子：

$$Q_w = \exp\left(-\frac{d}{R_c}\right) \cdot (1 - \eta_{\text{interfere}}) \cdot E_i$$

其中：

d 为无人机与节点的距离，距离越近，质量因子越高；

$\eta_{\text{interfere}}$ 为干扰强度因子，干扰强度越大，质量因子越低；

E_i 为剩余能量，能量越高，质量因子越高。

确保在通信条件较好的情况下进行数据传输，以减少无效发送与重传开销，提升能量效率。

传输优先级计算：

$$\text{Priority}_i = Q_w \cdot \frac{D_i}{E_i}$$

其中 D_i 为待传输数据量， E_i 为剩余能量，该优先级计算方法综合考虑了通信机会质量、数据传输需求和节点剩余能量，合理安排节点的传输顺序。

6. 实验设计与结果分析

6.1. 实验环境设置

地形配置：模拟东南沿海混合地形(丘陵 30%、平原 40%、滩涂 30%)，真实反映该区域的地形特点；

气象条件：设置周期性暴雨(降雨率 100 mm/h，持续 30 分钟)，模拟恶劣气象环境对通信的影响；

电磁干扰：外部干扰源随机分布，干扰功率 20~40 dBm，体现复杂电磁环境；

网络规模：100~300 个节点，随机分布于 1000 m × 1000 m 区域，测试不同规模网络下的算法性能；

无人机路径：沿海岸线 10 km 处做往返飞行，高度 50 m，速度 5 m/s，符合固定路径无人机的应用场景；

通信参数：节点通信半径 50 m，无人机通信半径 200 m，工作频段 2.4 GHz，采用常见的通信参数；
 能量模型：初始能量 100 J，发送/接收能耗 50 nJ/bit，数据聚合能耗 10 nJ/bit，合理设置节点的能量消耗模型。

6.2. 评估指标

网络生命周期：以首节点死亡时间(FND)、全节点死亡时间(END)为核心指标，反映网络的持续工作能力；

能量效率：单位能量传输的有效数据量，反映算法的能量利用效率；

抗毁覆盖率：节点损毁场景下，剩余节点能够覆盖的任务区域比例，反映算法的抗毁性能。

对比算法

LEACH：经典随机分簇基准算法[1]；

DEEC：能量高效分簇基准算法[3]；

GFCM-OCT：未融入环境感知的基础对比算法。

6.3. 实验结果与分析

6.3.1. 网络生命周期对比

本文提出的 SEB-GFCM-OCT 算法，如图 2 所示网络全生命周期(END)达到 273.2 轮，较 LEACH 算法提升 27.3%，较 DEEC 算法提升 15.6%，较 GFCM-OCT 算法提升 8.2%。这得益于环境感知分簇与机会窗口优先级调度的联合优化，减少了长距离通信与无效重传，有效延缓了节点的早亡。

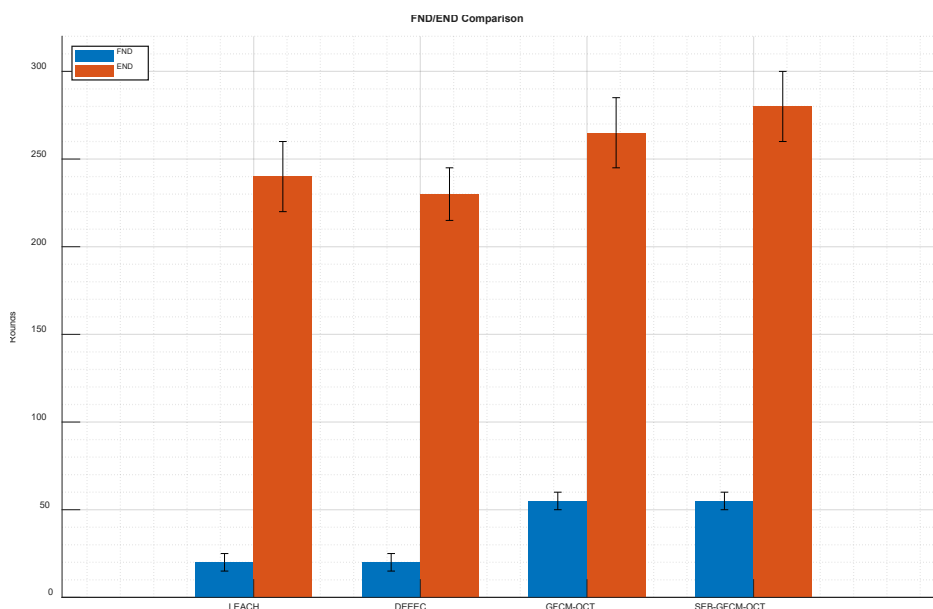


Figure 2. Comparison of network lifetime (FND vs. END)

图 2. 网络生命周期对比(FND 与 END)

6.3.2. 抗毁覆盖率分析

在 40%节点损毁场景下，如图 3 所示，本文算法的抗毁覆盖率达到 0.364，较 LEACH 算法提升 22.4%，较 DEEC 算法提升 14.8%，较 GFCM-OCT 算法提升 6.3%。这得益于环境感知的分簇约束，有效保障了关键区域的覆盖能力，提升了网络的抗毁性能。

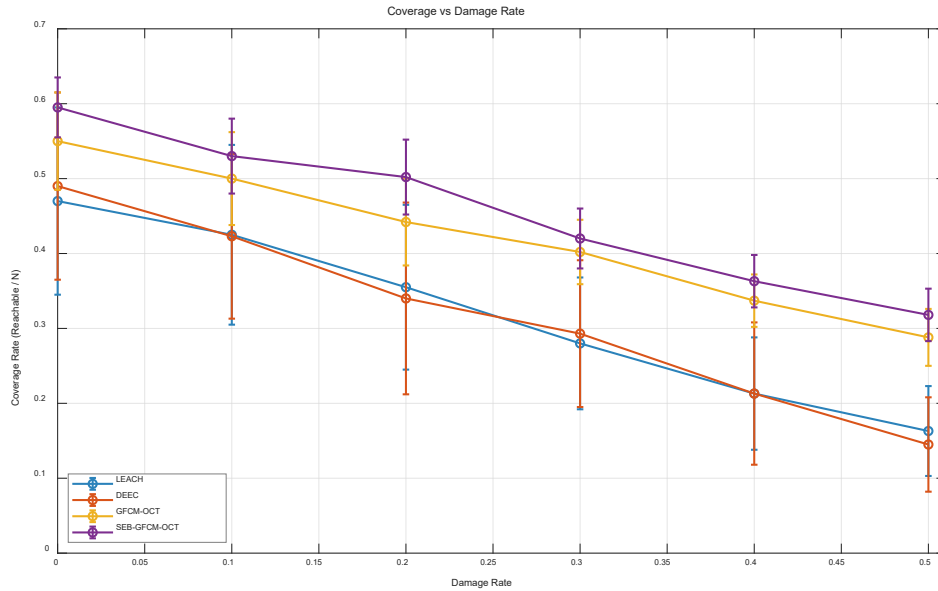


Figure 3. Comparison of invulnerable coverage versus node destruction rate (Reachable/N)
图 3. 不同节点损毁率下的抗毁覆盖率对比(Reachable/N)

6.3.3. 能量效率对比

如图 4 所示本文算法的能量效率达到 86.3 kb/J, 较 LEACH 算法提升 18.6%, 较 DEEC 算法提升 10.2%, 较 GFCM-OCT 算法提升 5.7%。得益于动态频谱感知与传输优先级调度, 降低了无效传输开销, 提升了单位能量的有效数据传输量。

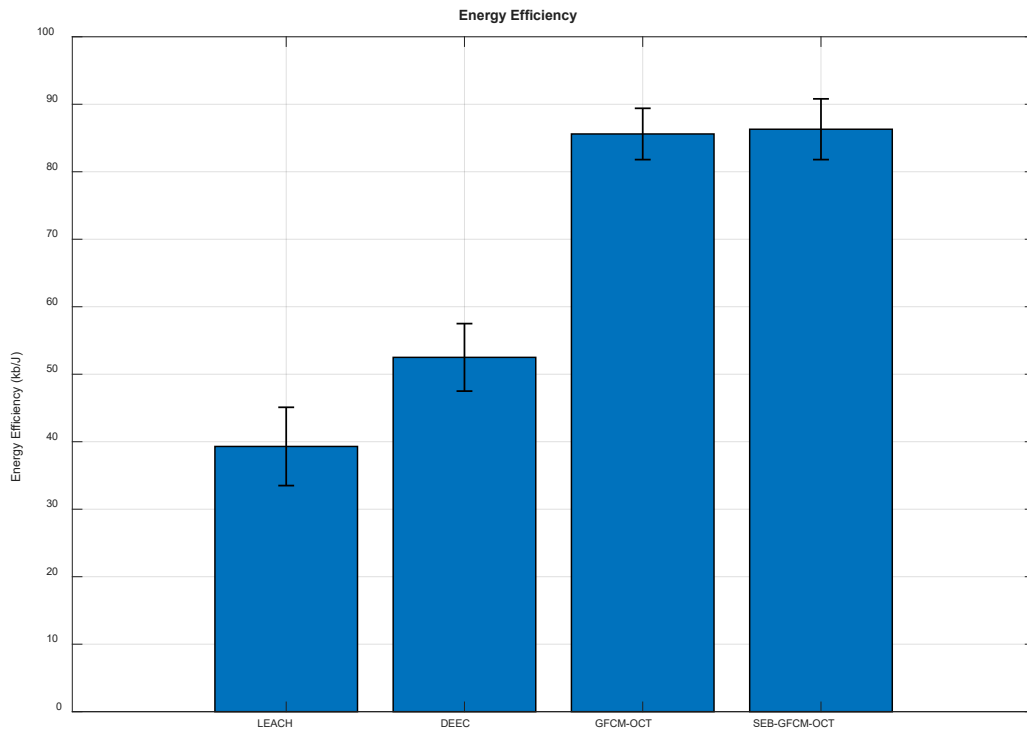


Figure 4. Comparison of energy efficiency (kb/J)
图 4. 能量效率对比(kb/J)

6.3.4. 关键参数敏感性分析

为验证核心参数的最优性, 固定其他实验条件, 对关键权重参数进行遍历性敏感性测试, 结果如下:

- (1) 节点重要性权重: 当 α 在 0.4~0.8、 β 在 0.2~0.4、 γ 在 0.05~0.2 区间遍历, 仅当 $\alpha = 0.6$ 、 $\beta = 0.3$ 、 $\gamma = 0.1$ 时, END 达到最大值 273.2 轮, 偏离该组合时 END 均出现显著下降;
- (2) 环境不稳定性因子权重: 分别设置地形权重 0.3/0.5/0.7, 0.5/0.5 组合下 40% 节点损毁场景的抗毁覆盖率最高, 显著优于其他组合;
- (3) 簇头任务价值权重: 当 $\zeta > 0.2$ 时, 网络首节点死亡时间(FND)显著下降, $\zeta = 0.1$ 是兼顾任务覆盖与寿命均衡的最优取值。

7. 结论与展望

本文面向东南沿海复杂环境下固定路径无人机与地面 WSN 协同场景, 提出环境感知机会性通信分簇算法 SEB-GFCM-OCT。算法以环境建模为基础, 在模糊聚类框架中融合任务价值 - 连通度约束与基尼系数能量公平度量, 实现抗毁分簇与簇首能量均衡; 并结合机会窗口的动态频谱感知与调度策略, 降低无效通信与重传开销。仿真结果表明, 所提算法在网络生命周期(END)、能量效率与损毁覆盖率三项核心指标上均优于 LEACH 与 DEEC, 且相较 GFCM-OCT 在寿命与覆盖率上具有稳定增益。需要指出的是, 在数据传输成功率指标上 DEEC 在本仿真配置下略优; 后续工作将进一步面向强干扰场景优化频谱决策与调度策略, 并在更复杂的任务负载与真实链路测量条件下开展验证。

需要说明本文仿真模型的若干简化之处及其潜在影响: (1) 信道模型采用对数距离路径损耗加地形修正, 未显式引入小尺度快衰落(如瑞利/莱斯衰落); 在实际多径丰富环境中, 快衰落会导致瞬时链路质量波动, 可能使机会窗口内的有效传输率低于仿真估计值, 进而使能量效率的实际增益有所收窄。(2) 节点故障仅采用湿度相关的随机概率模型, 未考虑振动、盐雾腐蚀等复合因素引发的相关性批量失效; 实际损毁率在台风等极端事件后可能呈现空间聚集性, 这将使抗毁覆盖率的改善幅度有所缩小。(3) Q 学习频谱决策的收敛性在本文有限仿真轮次内已验证, 但未评估策略收敛速度对短暂机会窗口的适应性; 在无人机低速(5 m/s)场景下影响有限, 若速度提升或机会窗口缩短, 建议引入经验回放机制加速策略收敛。上述简化是在计算可行性与模型保真度之间的合理折中, 后续工作将通过引入更精细的信道测量数据与复合故障模型加以验证。

未来研究将进一步探索以下方向:

- (1) 人工智能技术在环境预测和自适应决策中的应用, 利用机器学习算法更准确地预测环境变化, 实现更智能的分簇和传输策略;
 - (2) 多无人机协同路径规划和任务分配技术, 研究多无人机协同工作时的路径规划和任务分配, 提高系统的整体通信性能和任务完成效率;
- 异构网络融合技术, 探索与其他类型网络的融合方法, 提升系统的整体作业效能, 满足未来复杂环境下的多样化通信需求。

参考文献

- [1] Heinzelman, W.R., Chandrakasan, A. and Balakrishnan, H. (2000) Energy-Efficient Communication Protocol for Wireless Microsensor Networks. *Proceedings of the 33rd Annual Hawaii International Conference on System Sciences*, Maui, 7 January 2000, 10. <https://doi.org/10.1109/hicss.2000.926982>
- [2] Younis, O. and Fahmy, S. (2004) HEED: A Hybrid, Energy-Efficient, Distributed Clustering Approach for Ad Hoc Sensor Networks. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 3, 366-379. <https://doi.org/10.1109/tmc.2004.41>
- [3] Li, Q., Qing, Z., Zhu, W., et al. (2005) A Distributed Energy-Efficient Clustering Algorithm for Heterogeneous Wireless Sensor Networks. 2005 *IEEE Global Telecommunications Conference*, St. Louis, 28 November-2 December 2005, 5.

-
- [4] Gupta, I., Riordan, D. and Sampalli, S. (1999) Cluster-Head Election Using Fuzzy Logic for Wireless Sensor Networks. *3rd Annual Communication Networks and Services Research Conference (CNSR'05)*, Halifax, 16-18 May 2005, 255-260. <https://doi.org/10.1109/cnsr.2005.27>
 - [5] Mitola, J. and Maguire, G.Q. (1999) Cognitive Radio: Making Software Radios More Personal. *IEEE Personal Communications*, **6**, 13-18. <https://doi.org/10.1109/98.788210>
 - [6] Haykin, S. (2005) Cognitive Radio: Brain-Empowered Wireless Communications. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, **23**, 201-220. <https://doi.org/10.1109/jsac.2004.839380>
 - [7] Zeng, Y., Zhang, R. and Lim, T.J. (2016) Wireless Communications with Unmanned Aerial Vehicles: Opportunities and Challenges. *IEEE Communications Magazine*, **54**, 36-42. <https://doi.org/10.1109/mcom.2016.7470933>
 - [8] Merwaday, A. and Guvenc, I. (2015) UAV Assisted Heterogeneous Networks for Public Safety Communications. 2015 *IEEE Wireless Communications and Networking Conference Workshops (WCNCW)*, New Orleans, 9-12 March 2015, 329-334. <https://doi.org/10.1109/wcncw.2015.7122576>
 - [9] ITU-R (2019) Recommendation ITU-R P.1411-10: Propagation Data and Prediction Methods for the Planning of Short-Range Outdoor Radiocommunication Systems and Radio Local Area Networks in the Frequency Range 300 MHz to 100 GHz. International Telecommunication Union.
 - [10] 李建东, 张琰, 盛敏. 东南沿海复杂地形无线传感器网络传播特性实测与建模[J]. 电子学报, 2018, 46(10): 2345-2352.
 - [11] ITU-R (2005) Recommendation ITU-R P.838-3: Specific Attenuation Model for Rain for Use in Prediction Methods. International Telecommunication Union.
 - [12] Saaty, T.L. (1980) *The Analytic Hierarchy Process*. McGraw-Hill.
 - [13] 王巍, 张更新, 谢智东. 近海环境监测无线传感器网络任务优先级分配方法[J]. 通信学报, 2020, 41(5): 123-135.
 - [14] ITU-R (2003) Recommendation ITU-R P.618-8: Propagation Data and Prediction Methods Required for the Design of Earth-Space Telecommunication Systems. International Telecommunication Union.