



移动扫码阅读

赵清, 杨维, 张立亚, 等. 灾后煤矿物联网无人机辅助节能数据采集方法[J]. 煤炭科学技术, 2023, 51(8): 228-238.

ZHAO Qing, YANG Wei, ZHANG Liya, *et al.* UAV-assisted energy-efficient data gathering method of mine IoT after disaster[J]. Coal Science and Technology, 2023, 51(8): 228-238.

灾后煤矿物联网无人机辅助节能数据采集方法

赵清¹, 杨维¹, 张立亚^{1,2}, 胡青松³

(1. 北京交通大学 电子信息工程学院, 北京 100044; 2. 煤炭科学技术研究院有限公司, 北京 100013;

3. 中国矿业大学 信息与控制工程学院, 江苏 徐州 221008)

摘要: 煤矿物联网在煤矿生产监测控制和灾害预测预警中具有重要意义。然而, 煤矿物联网在数据传输过程中很容易受到煤矿事故的影响, 事故往往会导致部分物联网节点损毁, 残存的物联网节点受限于较低的数量和能量约束, 难以完成对事故巷道中大量监测数据的采集和传输任务。为了保证灾后煤矿物联网可靠、节能的数据通信, 构建了一种无人机(UAV, Unmanned Aerial Vehicle)辅助的分簇式煤矿物联网通信系统架构。在此架构基础上, 提出了一种基于分簇和 A* 搜索的 UAV 辅助数据采集方法。首先, 利用物联网节点的能耗和 UAV 的路径长度构造目标函数, 通过分别绘制节点到簇中心的距离方差、UAV 数据采集的路径长度和不同 K 值之间的关系图来确定最优分簇数 K 。然后, 采用 K 均值算法将所有物联网节点划分为 K 个簇。接着, 通过综合考虑物联网节点的数据采集能耗和 UAV 的数据采集能耗, 将 UAV 的路径规划问题建立一个最小化煤矿物联网数据采集系统整体能耗的优化问题, 并提出了一种改进的 A* 搜索 UAV 数据采集路径规划算法。在该算法中, 利用指针网络将 UAV 的起始点和所有分簇的信息输入到 A* 网络中, A* 网络输出的一组簇头和簇头访问顺序即为 UAV 的飞行路径。仿真结果表明, 与平面式 UAV 数据采集方法相比, 所提方法显著降低了 UAV 的能耗; 与两种分簇式 UAV 数据采集方法相比, 所提方法有效降低了物联网节点的平均能耗和总能耗。因此, 所提 UAV 辅助的数据采集方法改善了灾后煤矿物联网系统的能耗问题, 延长了网络生存期, 对于提高灾后煤矿物联网数据采集系统的可靠性起到了重要作用。

关键词: 无人机; 煤矿物联网; 应急通信; 数据采集; 路径规划

中图分类号: TD76; TP242

文献标志码: A

文章编号: 0253-2336(2023)08-0228-11

UAV-assisted energy-efficient data gathering method of mine IoT after disaster

ZHAO Qing¹, YANG Wei¹, ZHANG Liya^{1,2}, HU Qingsong³

(1. School of Electronic and Information Engineering, Beijing Jiaotong University, Beijing 100044, China; 2. China Coal Research Institute, Beijing 100013, China; 3. School of Information and Control Engineering, China University of Mining and Technology, Xuzhou 221008, China)

Abstract: Mine Internet of Things (MIoT) is of great significance in mine production monitoring and disaster prediction. However, the MIoT is easily affected by mine accidents in data transmission. Accidents often lead to the damage of IoT nodes (IoTN). The surviving IoTNs are limited by low quantity and energy, so it is difficult to complete the task of collecting and transmitting a large number of monitoring data in the roadway. In order to ensure the reliable and energy-efficient data communication of MIoT after disaster, an unmanned aerial vehicle (UAV)-assisted clustered MIoT communication system architecture is established. Based on this, an UAV-assisted data gathering method based on clustering and A* search is proposed. Firstly, the energy consumption of IoTNs and the path length of UAV are considered to construct the objective function. The optimal K is determined by plotting the relationship between the variance distance from the node to the cluster center and the path length of UAV data gathering and different K values. Then the K -means algorithm is used to divide all IoTNs into K clusters. Next, by considering the data gathering energy consumption of UAV and IoTNs, the path planning problem

收稿日期: 2022-07-19 责任编辑: 周子博 DOI: 10.13199/j.cnki.cst.2022-1151

基金项目: 国家自然科学基金面上资助项目(51874299)

作者简介: 赵清(1993—), 女, 湖北襄阳人, 博士研究生。Tel: 010-51682162, E-mail: 18111042@bjtu.edu.cn

of UAV is established as an optimization problem to minimize the overall energy consumption of MIoT system, and an improved A* search algorithm for UAV data collection path planning is proposed. In this algorithm, the starting point of UAV and all clustering information are input into A* network by using the pointer network. A group of sorted cluster heads output by A* network is the flight path of UAV. Simulation results show that compared with the flat-based UAV data gathering method, the proposed data gathering method significantly reduces the energy consumption of UAV; Compared with two clustered-based UAV data acquisition methods, the proposed method effectively reduces the average and total energy consumption of IoTNs. Therefore, the proposed UAV-assisted data gathering method improves the energy consumption of the MIoT system after disaster, prolongs the network lifetime, and plays an important role in improving the reliability of the MIoT data gathering system after disaster.

Key words: unmanned aerial vehicles (UAV); Mine Internet of Things (MIoT); emergency communication; data gathering; path planning

0 引 言

相关数据显示,近5年中国累计发生煤矿事故共计2157起,累计造成3830人死亡,现阶段我国的煤矿安全形势仍然十分严峻^[1]。根据《煤矿安全规程》的规定,事故救援前必须进行灾区侦察。事故后,有线通信网络由于线路中断和停电而无法使用,可以采用以无线传感器网络(WSN, Wireless Sensor Network)为关键技术的煤矿物联网(MIoT, Mine Internet of Things)进行网络重构,进而恢复事故区域的通信联系^[2-3]。然而,事故通常会损毁大量的物联网节点(IoTN, IoT node)和无线接入(APs, access point)设备,剩余的可用节点受限于较低的能量,往往无法满足灾后可靠的数据采集和传输过程。无人机(UAV, Unmanned Aerial Vehicle)具有体积小、视距传输、自主避障和实时定位的优势。利用UAV可以快速进入灾后事故现场采集和传输环境信息^[4-5],这对于确保地面指挥中心快速了解灾后现场信息、开展科学救援工作具有重要意义。

目前,关于煤矿物联网数据采集方法已有大量的研究。一方面,基于多跳传输的煤矿物联网数据采集方法根据不同的应用需求和网络环境设计合理的路由协议。为了提高网络的稳定性和传输效率,任鹏等^[6]提出了一种能耗均衡的煤矿井下巷道WSN跨层路由协议。该协议利用分簇技术在多跳传输模式下,通过分析数据多对一的不对称性问题,提出了一种簇头有效分布密度的方法,以解决网络能耗不均现象。针对灾后煤矿井下物联网节点能量难以补充的情况,文献^[7]中提出了一种基于两阶段簇头选举的节能分簇路由协议。在网络运行阶段,通过周期性比较各簇头节点剩余能量和阈值能量的大小来决定是否更换簇头。文献^[8]提出了一种能耗均衡的煤矿物联网灾后重构自适应非均匀分簇算法,用于解决灾后物联网节点能量异构的问题,该算法在

簇间路由阶段采用多跳传输,并选取权值最优簇头作为中继节点。

另一方面,将机器人或者UAV作为移动汇聚(Sink)节点,通过规划的路径采集所有物联网节点的数据。机器人或UAV的使用显著降低了节点间多跳传输所造成的能量消耗,增加了网络的寿命,降低了传输延迟。在基于UAV-WSN的系统中,文献^[9]提出了一种UAV辅助的簇头选举算法,该算法基于节点的剩余能量选举新的簇头,并从簇头候选节点中排除能量最低的节点。李起伟等^[10]基于栅格法对矿山灾后特殊环境建模,提出了一种基于改进的概率路径搜索算法,实现了矿山应急救援机器人的自主避障和路径选择。此外,宣丽萍等^[11]针对传统露天矿区人工巡检存在的实际问题,建立了UAV巡检模型,并提出了一种基于蚁群算法的UAV巡检路径规划策略。

现阶段,关于UAV在煤矿物联网中的应用研究主要集中在定位^[12-13]和硬件分析^[14-15]方面,针对UAV辅助下的灾后煤矿物联网数据采集方法的研究极少。在灾后矿井中利用UAV进行辅助数据采集存在以下2个关键问题:首先,由于UAV自身携带的能量有限,UAV的服务范围将会受限于矿井巷道长时间、大范围的飞行限制;其次,存活的物联网节点的电池寿命是有限的,而且大部分情况下很难更换电池,频繁的与UAV进行数据通信将会导致节点能量迅速耗尽,进而中断与UAV的数据传输。因此,UAV和物联网节点的能效优化是灾后煤矿物联网数据采集中亟待解决一个关键问题。综合以上分析,构建了一种UAV辅助的灾后分簇式煤矿物联网(UAV-CMIoT, UAV-Assisted Clustering Mine IoT)系统架构,并提出了一种基于分簇和A*搜索的UAV辅助数据采集方法(UCAS, UAV-assisted data gathering method based on Clustering and A* Search),旨在降低物联网节点和UAV数据采集的整体能耗,延长

灾后煤矿物联网系统的网络生存期,提高灾后煤矿物联网系统数据采集的可靠性。

1 灾后煤矿物联网系统模型

1.1 网络模型

构建一种灾后 UAV 辅助的分簇式煤矿物联网系统架构,如图 1 所示,将灾后巷道区域设为一个长为 L 、宽为 W 的带状矩形空间,假设灾后仅利用 1 架救援 UAV 进行数据采集。存活的 N 个物联网节点随机分散在整个网络中,用于事故现场环境参数的采集和传输。假设灾后巷道内所有的 AP 设备都损毁,仅在巷道口部署了一个 Sink 节点。存活的物联网节点按照一定的分簇算法划分为 K 个簇,每个簇内仅选择一个节点作为簇头,成员节点将采集的数据传输至所属簇头。然后, UAV 以一个恒定速度 v_{UAV} 从起始点 S_0 处出发,按照一定的采集路径遍历所有簇头以进行数据采集,最后回到起始点 S_0 。

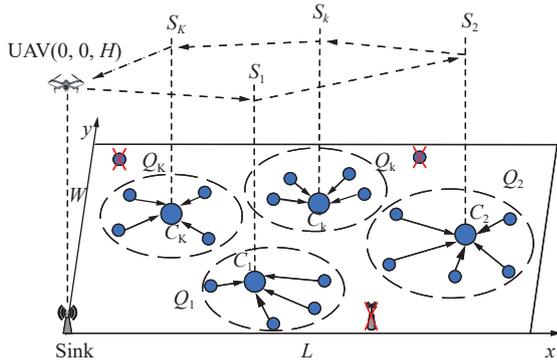


图 1 无人机辅助的灾后分簇煤矿物联网网络

Fig.1 UAV-assisted CMIoT networking after disaster

将簇集合表示为 $\{Q_1, Q_2, \dots, Q_k, \dots, Q_K\}$, 每个簇包含的节点数表示为 $|Q_k|$, $k \in [1, K]$, 簇头集合表示为 $\{C_1, C_2, \dots, C_k, \dots, C_K\}$ 。将 UAV 的采样点集表示为 $\{S_1, \dots, S_K\}$ 。采用三维坐标系定义所有节点和 UAV 的位置, 则簇 Q_k 的簇头坐标为 $C_k(x_k, y_k, 0)$ 。假设 UAV 在簇头 C_k 正上方处进行数据采集, 则采样点 S_k 的坐标为 (x_k, y_k, H) , 其中, H 为 UAV 飞行的固定高度。簇 Q_k 中第 n 个成员节点 S_k^n 的坐标为 $(x_k^n, y_k^n, 0)$, $n = 1, \dots, |Q_k| - 1$ 。假设 Sink 知道所有存活节点的初始信息, 每个物联网节点具有唯一的 ID 和相同的通信半径 r_0 , 且节点在通信范围内可以与其他节点或 UAV 交换信息。此外, 所有节点根据现有定位算法^[16]计算并存储节点的位置信息, UAV 配备有 GPS 设备可以实时定位。由于在灾后矿井环境中节点的电池很难更换, 因此物联网节点如果初始能量耗尽, 节点就会死亡。

1.2 信道模型

基于图 1 所示的 UAV-CMIoT 系统架构, 当 UAV 在采样点 S_k 悬停时, 对应簇头 C_k 与 UAV 之间的视距链路概率计算^[17]如下:

$$P_{\text{LoS}} = \frac{1}{1 + \eta \exp(-\beta[\theta' - \eta])} \quad (1)$$

其中, η 和 β 为由环境决定的常数, 这里取值为 $\eta = 10$, $\beta = 0.03$; θ' 为 UAV 相对于簇头 C_k 的仰角, $\theta' = \frac{180}{\pi} \sin^{-1}\left(\frac{H}{d_k}\right)$, 其中, d_k 为 C_k 与 S_k 之间的距离。假设 UAV 每次的采样点都为簇头的正上方, 因此, $d_k = H$ 。簇头 C_k 与 UAV 之间的平均路损表示为

$$\bar{L}_{\text{loss}} = P_{\text{LoS}} \bar{L}_{\text{LoS}} + P_{\text{NLoS}} \bar{L}_{\text{NLoS}} \quad (2)$$

其中, P_{NLoS} 为非视距链路概率, $P_{\text{NLoS}} = 1 - P_{\text{LoS}}$ 。 \bar{L}_{LoS} 和 \bar{L}_{NLoS} 分别为视距和非视距链路的平均路损, 表示为

$$\bar{L}_{\text{LoS}} = 10\alpha \log_{10} \left(\frac{4\pi f_c H}{c} \right) + \xi_{\text{LoS}} \quad (3)$$

$$\bar{L}_{\text{NLoS}} = 10\alpha \log_{10} \left(\frac{4\pi f_c H}{c} \right) + \xi_{\text{NLoS}} \quad (4)$$

其中, α 为路径损耗指数, $\alpha = 2$; c 为光速; f_c 为载波频率; ξ_{LoS} 和 ξ_{NLoS} 分别为视距和非视距自由空间下的额外平均路损。因此, C_k 到 UAV 的数据传输速率可以计算为

$$R_{C_k} = B \log_2 \left(1 + \frac{P_{C_k}}{\bar{L}_{\text{loss}} N_0} \right) \quad (5)$$

其中, B 为可用带宽; N_0 为噪声功率谱密度; P_{C_k} 为簇头 C_k 的发射功率。

1.3 物联网节点能耗模型

采用一阶无线电模型计算物联网节点的能耗^[18]。发射节点的能耗包括发射电路和功率放大器 2 部分, 而接收节点的能耗由接收电路产生。如果发射节点和接收节点之间的距离小于阈值, 则采用自由空间模型。否则, 采用多径衰落模型。在图 1 中, 成员节点 S_k^n 向簇头 C_k 传输 l -bit 数据的能耗计算如下:

$$E_k^n = \begin{cases} lE_{\text{elec}} + l\varepsilon_{\text{fs}} d_{n,C_k}^2, & d_{n,C_k} \leq d_0 \\ lE_{\text{elec}} + l\varepsilon_{\text{mp}} d_{n,C_k}^2, & d_{n,C_k} > d_0 \end{cases} \quad (6)$$

其中, E_{elec} 为发射或接收 1 bit 数据所消耗的电路能量。 d_{n,C_k} 为成员节点 n ($n = 1, \dots, |Q_k| - 1$) 与簇头 C_k 之间的距离。 d_0 是距离阈值, $d_0 = \sqrt{\varepsilon_{\text{fs}} / \varepsilon_{\text{mp}}}$ 。 ε_{fs} 和 ε_{mp} 分别表示自由空间模型和多径衰落模型的射频放大器的能量参数。因此, 簇头 C_k 接收 l -bit 数据的能耗计算为

$$E_k = lE_{\text{elec}} \quad (7)$$

假设所有成员节点每轮的数据采集量均为 l bit, 则簇头 C_k 向 UAV 传输数据所消耗的能量表示为

$$E_{C_k} = P_{C_k} T_{C_k} = P_{C_k} \frac{(|Q_k| - 1)l}{R_{C_k}} \quad (8)$$

其中, T_{C_k} 为 UAV 在 S_k 处悬停的时间。

在一轮完整的数据采集任务中, 成员节点将数据传输给各自的簇头, 簇头再将数据转发给 UAV, 则所有物联网节点的总能耗 E_{IoTIN} 表示为

$$E_{\text{IoTIN}} = \sum_{k=1}^K \sum_{n=1}^{|Q_k|-1} (E_k^n + nE_k) + \sum_{k=1}^K E_{C_k} \quad (9)$$

1.4 UAV 能耗模型

如图 1 所示, 当 UAV 以固定速度 v_{UAV} 飞到采样点 S_k 后, 它传输一个信标帧, 将相应的簇头 C_k 从睡眠模式唤醒到活动模式。然后, 簇头 C_k 开始通过时分多址从其成员节点收集数据, 并将收集的数据转发给 UAV。UAV 一轮数据采集的能耗主要由飞行能耗和采样能耗组成, 其中, UAV 的采样能耗包括悬停能耗和通信能耗。

UAV 的悬停功率^[17] 计算如下

$$P_{\text{hover}} = \sqrt{\frac{(m_{\text{tot}}g)^3}{2\pi r_p^2 n_p \rho}} \quad (10)$$

其中, g 为地球引力; ρ 为空气密度; n_p 为旋翼数量; r_p 为旋翼半径; m_{tot} 为 UAV 的质量。为了便于分析, 假设 UAV 每次的悬停时间等于簇头到 UAV 的数据传输时间。则 UAV 在 S_k 处的采样能耗计算为

$$E_{S_k} = T_{C_k} (P_{\text{hover}} + P_{\text{com}}) = \frac{D_{C_k}}{R_{C_k}} (P_{\text{hover}} + P_{\text{com}}) \quad (11)$$

其中, P_{hover} 和 P_{com} 分别为 UAV 的悬停功率和通信功率; D_{C_k} 为簇头 C_k 向 UAV 传输的总数据量。

假设水平移动功率为 UAV 飞行速度 v_{UAV} 的线性函数, 表示为

$$P_{\text{move}} = \frac{P_{\text{max}} - P_{\text{idle}}}{v_{\text{max}}} v_{\text{UAV}} + P_{\text{idle}} \quad (12)$$

其中, v_{max} 为 UAV 的最大飞行速度; P_{max} 和 P_{idle} 分别为 UAV 在全速移动和空闲状态时的硬件功率。由于 UAV 需要在采样点悬停后出发, 因此 UAV 的飞行能耗由悬停能耗和移动能耗组成, 则 UAV 的飞行能耗计算如下

$$E_{\text{flight}} = T_{\text{flight}} (P_{\text{hover}} + P_{\text{move}}) \quad (13)$$

其中, T_{flight} 为 UAV 飞行的总时间, 表示为

$$T_{\text{flight}} = \frac{1}{v_{\text{UAV}}} \sum_{i=0}^K \sum_{j=0, j \neq i}^K d_{S_i, S_j} L_{S_i, S_j}, \quad \forall S_i, S_j \in S \quad (14)$$

式中, $S = \{S_0, S_1, \dots, S_K\}$, S_k 由 C_k 确定, d_{S_i, S_j} 为 S_i 与 S_j 之间的欧氏距离, $d_{S_i, S_j} = \|S_i - S_j\| = \|C_i - C_j\|$ 。 L_{S_i, S_j} 为一个二进制指示函数, 如果 UAV 从点 S_i 移动到点 S_j , $L_{S_i, S_j} = 1$, 否则, $L_{S_i, S_j} = 0$ 。

因此, UAV 一轮数据采集的总能耗表示如下

$$E_{\text{UAV}} = E_{\text{flight}} + \sum_{k=1}^K E_{S_k} \quad (15)$$

2 灾后物联网节点分簇算法

在图 1 所示的系统中, 如果分簇数 K 过大, 形成的分簇越多, 会增加灾后 UAV 采集的簇头数, 导致 UAV 的能耗显著增加; 如果分簇数 K 过小, 由于灾后巷道狭长的地理特点, 则不能保证所有的成员节点都在簇头的覆盖范围内。因此, 提出一种基于 K 均值的分簇算法实现对灾后物联网节点的划分, 旨在将 N 个节点划分为 K 个簇, 并保证灾后煤矿物联网系统中簇内的节点尽可能紧凑, 不同簇间的节点尽可能分离。

2.1 改进的 K 均值物联网节点分簇算法

使用欧式距离作为分簇的相似性度量, 将节点到簇中心的距离作为优化的目标函数。在图 1 中, 假设簇集合为 $Q = \{Q_1, \dots, Q_k, \dots, Q_K\}$, 则 Q_k 中第 n 个节点 S_k^n 到其簇中心 $S_C^k(X_k, Y_k, 0)$ 的距离计算为

$$d_k^n = \sqrt{(x_k^n - X_k)^2 + (y_k^n - Y_k)^2 + (z_k^n - Z_k)^2} \quad (16)$$

根据节点到簇中心的距离, 通过多次迭代得到节点间距最小的最优簇。则分簇的目标函数为

$$U = \min \sum_{k=1}^K \sum_{n=1}^{|Q_k|} d_k^n \quad (17)$$

因此, 基于 K 均值的灾后物联网节点分簇算法描述如下:

- 1) 确定灾后物联网节点数 N 和分簇数 K 。
- 2) 从 N 个物联网节点中随机选择 K 个节点作为初始簇中心。由于初始簇中心影响分簇结果和迭代次数, 因此, K 个初始簇中心之间的距离必须大于预先设定的距离阈值 d_{th} 。假设选择了 p ($0 < p < K$) 个初始簇中心, 则在选择第 $p+1$ 个簇中心时, 只有与 p 个簇中心之间距离至少为 d_{th} 的节点才有可能被选中。
- 3) 对于剩余的每个节点, 根据式 (18) 计算其到每个簇中心 S_C^k 的距离, 并选择距离最近的簇加入。为了保证覆盖度, 新加入簇的节点到簇头的距离必须小于通信半径 r_0 。
- 4) 在完成所有节点的划分后, 更新每个簇的簇中心 S_C^k , 新的簇中心的坐标为簇内节点坐标的平均

值,此时完成一轮迭代。

5) 将新的簇中心作为相似性度量,重复步骤3)和4),直到每个簇内的节点不再变化,完成对所有节点的分簇。

2.2 最优 K 值确定

从图1中可以看出,在巷道大小一定的情况下,随着 K 的增加,簇内节点之间的距离越来越小,因此节点与簇头之间的传输距离逐渐减小,节点的能耗自然变小。但是,与此同时,UAV 需要访问的簇头数量增加,UAV 的轨迹长度变长,UAV 的能耗也随之增加。因此, K 值的优化需要综合考虑 IoTN 的能耗和 UAV 的轨迹长度因素。其目标函数如下

$$\min(K) = \min \left[\phi \left(\sum_{k=1}^K \sum_{n=1}^{|Q_k|} E_k^n \right) + (1-\phi) \sum_{k=1}^K d_{\text{UAV} \rightarrow k} \right] \quad (18)$$

其中, ϕ 为一个加权因子,用来权衡 IoTN 能耗和 UAV 轨迹长度,设置 $\phi = 0.5$; E_k^n 为 Q_k 中节点 S_k^n 的能耗; $d_{\text{UAV} \rightarrow k}$ 为 UAV 到簇 Q_k 中心的距离。

假设 K 的取值为 $[K_{\min}, K_{\max}]$, ($0 < K_{\min} \leq K \leq K_{\max} < N$), 通过绘制此区间内成本与 K 的关系图,得到影响成本函数的值。这里使用节点到簇中心的距离方差,即距离误差平方和 (S_{SE} , Sum of Squared Errors) 作为成本函数,计算如下

$$S_{\text{SE}} = \sum_{k=1}^K \sum_{n=1}^{|Q_k|} \|S_k^n - S_c^k\|_2^2 \quad (19)$$

S_{SE} 体现了分簇后各簇内节点的密集程度, S_{SE} 值越小,各簇内的样本点越密集。选择最优 K 的依据是:当 K 小于最优簇数时, K 的增加大大加快了每个簇内节点的收敛性,从而大大降低了节点的 S_{SE} 。当 K 达到最佳簇数时,通过增加 K 得到的收敛迅速变小,因此 S_{SE} 急剧下降,然后随着 K 的继续增加而逐渐趋于平缓。这意味着 S_{SE} 与 K 之间的关系曲线呈肘形,与此拐点对应的值即为最优 K 。

S_{SE} 与 K 的关系如图2所示。 S_{SE} 表示普通节点到簇中心的传输距离的方差,是影响灾后节点传输能耗的关键指标。考虑一个 $N = 500$ 的灾后网络场景,考虑其他分簇算法的设置比例 $K = 20\%N$, 这里 K 的取值为 $[0.01N, 0.5N]$ 。随着 K 的增大,簇内节点间距变小,普通节点到簇中心的传输距离变小,因此 S_{SE} 变小。从图2可以看出,当 $K = 5$ 时, S_{SE} 的值达到 5×10^6 ; 当 $K = 15$ 时, S_{SE} 的值减小到 2×10^6 , 减小了近 50%。显然, $K = 25$ 是 S_{SE} 和 K 的拐点,当 $K \leq 25$ 时, S_{SE} 有非常明显的下降趋势, $K > 25$ 时, S_{SE} 的下降趋势趋于平缓。

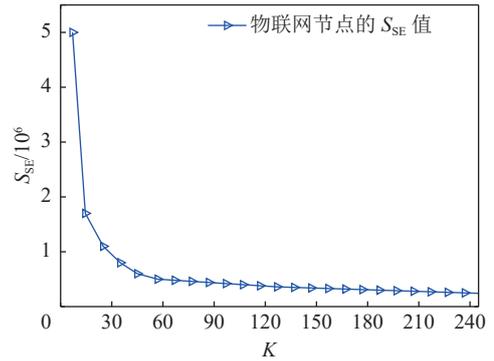


图2 不同 K 值下物联网节点能耗的 S_{SE}

Fig.2 S_{SE} of IoTNs with different values of K

图3是 UAV 数据采集轨迹长度与 K 之间的关系,它间接反映了 UAV 的能耗随 K 的增加而增加。从图3中可以看出,与 S_{SE} 与 K 之间的关系不同,图3中无拐点。UAV 数据采集的轨迹长度随着 K 值的增大而增大,呈单向增长趋势。因此,结合图2和图3,该场景下选择最优的分簇数为 $K = 25$ 。

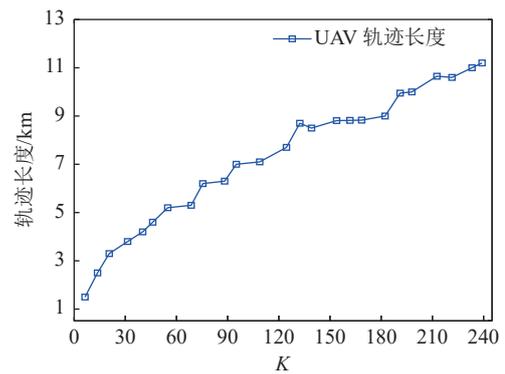


图3 不同 K 值下 UAV 的路径长度

Fig.3 Trajectory length of the UAV with different values of K

3 灾后 UAV 数据采集路径规划算法

如图1所示,灾后所有节点划分为 K 个簇,UAV 需要在巷道内按照一定的路径采集所有分簇 $\{Q_1, Q_2, \dots, Q_K\}$ 的数据。给定 UAV 的初始位置 S_0 , 则 UAV 原始飞行路径表示为 $Q = \{S_0, Q_1, \dots, Q_K\}$ 。定义灾后 UAV-CMIoT 系统的总能耗为一轮数据采集下 IoTN 总能耗与 UAV 总能耗之和,结合式(10)和(16),计算如下

$$E_{\text{tot}} = \omega \left[\sum_{k=1}^K \sum_{n=1}^{|Q_k|-1} (E_k^n + nE_k) + \sum_{k=1}^K E_{C_k} \right] + (1-\omega) \left(E_{\text{flight}} + \sum_{k=1}^K E_{S_k} \right) \quad (20)$$

其中, ω ($0 \leq \omega \leq 1$) 为调节灾后 IoTN 能耗和 UAV 能耗的权重系数,这里取值为 0.5。

为了最小化 UAV-CMIoT 系统的总能耗 E_{tot} ，将 UAV 规划后的数据采集路径表示为 $T = \{\pi_0, \pi_1, \dots, \pi_k\}$ ，其中 π_t 表示 UAV 原始路径 Q 中任一节点位于 T 的第 t 位置。因此，对于一个给定的输入路径 Q ，根据链式法则，输出路径 T 的概率可以由条件概率的乘积进行因式分解，即

$$P_{\theta}(T|Q) = \prod_{t=0}^K P(\pi_t|\pi_0, \dots, \pi_{t-1}, Q) \quad (21)$$

其中， t 为时间步长，由 θ 参数化的 $P_{\theta}(T|Q)$ 是决定 UAV 采集顺序的随机策略。条件概率 $P(\pi_t|\cdot)$ 根据 UAV 原始飞行路径 $Q = \{S_0, Q_1, \dots, Q_K\}$ 和在先前时刻访问过的簇，对任一簇在 t 时刻被访问的概率进行建模^[19]。经过训练的 θ 可以给灾后 UAV-CMIoT 系统能耗 E_{tot} 低的路径分配较高概率，给系统能耗 E_{tot} 高的路径分配较低的概率。因此，采用强化学习 (RL, Reinforcement Learning) 算法训练最优模型策略 θ^* ，可以获得概率最大的 UAV 最优采集路径 T 。

3.1 改进的 A*搜索路径规划算法

在给定分簇数 K 的情况下，灾后 UAV 数据采集路径规划问题可以看做是一个序列决策问题，提出了一种改进的 A*搜索算法来求解灾后 UAV 数据采

集的最优路径规划问题，首先利用指针网络对所有的分簇节点顺序进行建模，然后利用传统的路径搜索算法 A*算法从各个簇内选择能耗最低的一组簇头节点。

基于 A*搜索的灾后 UAV 数据采集路径规划流程如图 4 所示，其中，输入序列 $\{S_0, Q_1, Q_2, \dots, Q_K\}$ 由 UAV 的起始点和所有分簇组成，输出序列 $\{S_0, S_1, S_2, \dots, S_K, S_0\}$ 为所选的一组簇头的访问顺序，即 UAV 的数据采集路径。在图 4 中，编码器和解码器网络组成了 A*搜索的指针网络。编码器网络用于获取 Q 中每个元素的表示。首先，采用能够学习长期依赖关系的长短时记忆 (Long Short-Term Memory, LSTM) 单元来构造递归神经网络 (Recurrent Neural Network, RNN) 作为编码器^[20]。 Q 中的每一项，包括起始位置 S_0 和簇集合 $\{Q_1, Q_2, \dots, Q_K\}$ ，都被转换为一个 D 维向量空间，使得策略能够在转换后的空间中更有效地提取有用的特征。然后，嵌入向量被输入 LSTM 单元。在每个编码步骤中，LSTM 单元读取一个嵌入项，并输出一个潜在记忆状态。最后，将输入序列 Q 转换为潜在记忆状态的一个序列 $\varepsilon = \{e_0, \dots, e_K\}$ ， $e_K \in \mathbb{R}^D$ ， e_K 为网络中形成的 K 个分簇结构。

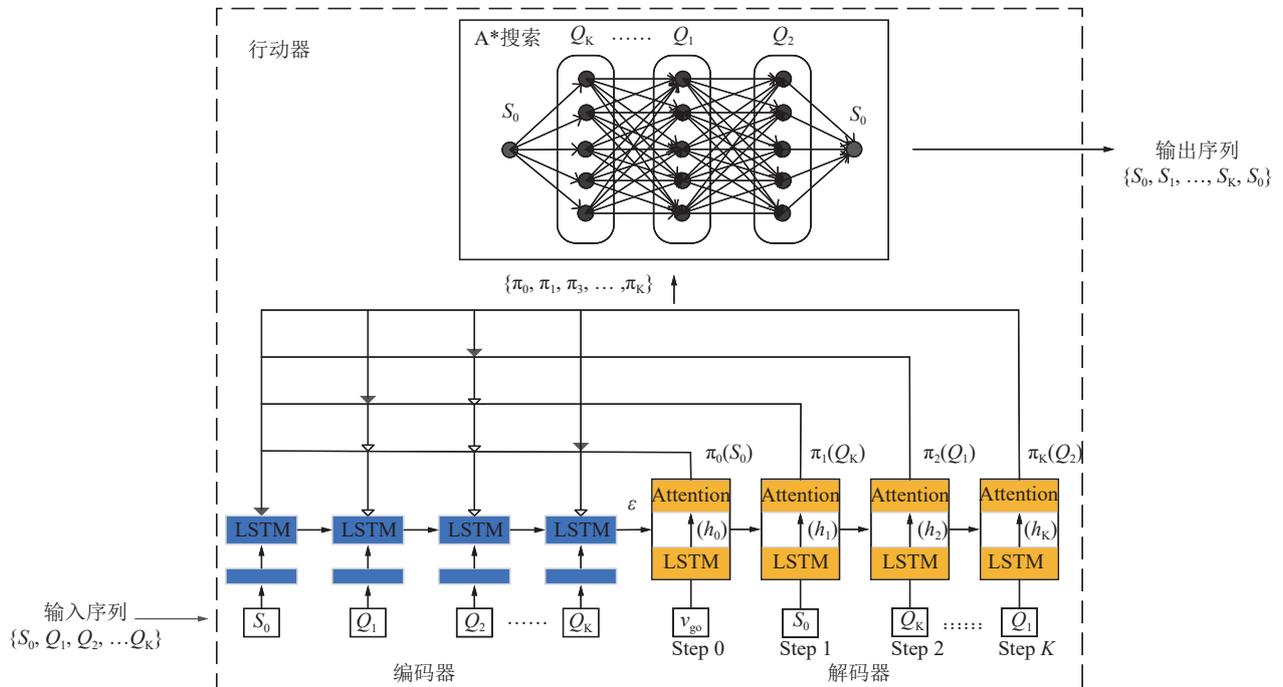


图 4 基于 A*搜索的灾后 UAV 数据采集路径规划流程

Fig.4 A* search -based flowchart for UAV data gathering path planning after disaster

在图 4 中，编码器的输出 $\{e_0, \dots, e_K\}$ 被提供给解码器网络。在每个解码时刻 t ，LSTM 单元输出包含先前时刻知识的隐藏状态 $h_t \in \mathbb{R}^D$ 。然后，解码器采用

注意力机制^[21]，基于 h_t 和 $\{e_0, \dots, e_t\}$ 输出一个访问决策 π_t 。在解码时刻 t ，选择具有最大条件概率 $P(\pi_t|\cdot)$ 的相关元素作为要采集的节点，计算如下

$$u_j^t = \begin{cases} \varphi \tanh(\mathbf{W}_1 e_j + \mathbf{W}_2 h_t), & \text{if } j \notin \{\pi_0, \dots, \pi_{t-1}\} \\ -\infty, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (22)$$

其中, $\mathbf{W}_1, \mathbf{W}_2 \in \mathbb{R}^{D \times D}$ 为注意力矩阵; $\varphi \in \mathbb{R}^{1 \times D}$ 为注意力向量; $\mathbf{W}_1, \mathbf{W}_2$ 和 φ 由 θ 表示, θ 为 A* 网络中的可学习参数; u_j^t 为时刻 t 的节点 $j(e_j)$ 相关联的得分。

通过归一化指数函数计算原始路径 $Q = \{S_0, Q_1, \dots, Q_K\}$ 中还未被访问节点的条件概率, 即

$$P(\pi_t = j | \pi_0, \dots, \pi_{t-1}, Q) = \frac{\exp(u_j^t)}{\sum_{m \notin \{\pi_0, \dots, \pi_{t-1}\}} \exp(u_m^t)}, j \in m \quad (23)$$

其中, 概率 $P(\pi_t = j | \cdot)$ 为模型在解码时刻 t 指向节点 j 的程度。

根据解码器网络的输出序列, 为所有簇构建一个搜索图, 其中每一层由一个簇的节点组成。第一层的开始位置和最后一层的结束位置都是 S_0 。因此, 创建的图形总共有 $(K+2)$ 层。采用 A* 算法从每个簇中查找最优簇头, 构建从起始位置到结束位置的总能耗成本 E_{tot} 最小的路径。在每次迭代中, A* 算法需要计算遍历路径的成本和将路径延伸到末端所需的估计成本, 以确定将其部分路径扩展到更长的路径中^[22]。任一节点 m 根据以下函数被选择访问

$$f(m) = g(m) + h(m) \quad (24)$$

其中, $g(m)$ 为 UAV 从起始节点 S_0 移动到候选节点 m 时系统的准确能耗; $h(m)$ 为 UAV 从候选节点 m 到终点 S_0 的估计能耗。然后, 从候选节点中选择 $f(m)$ 值最小的节点作为下一个要访问的节点。

A* 算法的实现主要是维护两个列表。OPEN 列表包含作为检查的候选节点。CLOSED 列表包含已检查的节点。位于任意层的任意节点的邻居节点定义为其上一层和下一层中的所有节点。此外, 每个节点都有一个指向其父节点的指针, 由映射 COME_FROM 实现。因此, 改进的 A* 搜索 UAV 路径规划算法描述如下:

1) 根据输入序列 $T = \{\pi_0, \pi_1, \dots, \pi_K\}$ 构建一个搜索图;

2) 初始化 OPEN、CLOSED 表和 COME_FROM, $f(S_0) = 0$, 将初始点 S_0 添加到 OPEN 表中;

3) 在 OPEN 表中查找具有最小 $f(q)$ 值的节点 q , 获取节点 q 的所有邻节点, 对任一邻节点 m 计算总能耗成本, 即 $c_{\text{ost}} = g(q) + E(q \rightarrow m)$, 其中, $E(q \rightarrow m)$ 表示 UAV 从节点 q 到节点 m 产生的能耗。

4) 如果邻节点 m 在 OPEN, 且 $c_{\text{ost}} < g(m)$, 则将节点 m 从 OPEN 中移除; 如果邻节点 m 在 CLOSED 中, 且

$c_{\text{ost}} < g(m)$, 则将节点从 CLOSED 中移除。否则, 令 $g(m) = c_{\text{ost}}$, $f(m) = g(m) + h(m)$, 将节点 m 添加至 OPEN 中, 其父节点设置为 q 。

5) 重复 3) 和 4), 直到 OPEN 表为空, 如果 $q = S_0$, 则通过 COME_FROM 构建从 S_0 到 S_0 的一条路径, 输出最小能耗 E 和新的采集路径 T 。

3.2 参数优化策略

为了找到一条良好的飞行轨迹, 需要得到可以从样本中训练出来的最优模型参数 θ^* 。由于标签数据决定了模型的性能, 因此对于所提出的 UAV 轨迹问题, 选择 RL 中的行动器-评判器方法^[23] 来获取高质量标签数据, 其具有学习速率快, 适用于持续性学习的 UAV 路径规划问题。将 UAV 看作一个智能体, 对其状态、动作、奖励和训练描述如下:

状态: 所有分簇节点的坐标 $(x_k, y_k, 0)$ 、UAV 的位置 $(x_{\text{UAV}}, y_{\text{UAV}}, H)$ 、当前 t 时刻 UAV-CMIoT 系统的总能耗 E_{tot} 。

动作: 表示当前 t 时刻要选择的下一个簇 Q_k , 以及该簇的簇头 S_k 。将式 (23) 右侧的输出和由 A* 搜索选择的簇头 S_k 作为每一步的动作。

奖励: 为了最小化 UAV-CMIoT 系统总能耗, 将奖励函数设计为式 (22) 中总能耗的负数, 即 $-E_{\text{tot}}$ 。

训练: 行动器-评判器方法包括行动器网络和评判器网络。行动器网络即为 3.1 节中的 A* 网络。评判器网络由 ψ 参数化, 具有与 A* 搜索编码器相同的架构。然后, 通过两个完全连接的修正线性单元将其隐藏状态解码为基线预测^[24]。

将模型训练的目标 $J(\theta|Q)$ 设为能耗值 E_{tot} 的期望, 定义为

$$J(\theta|Q) = \mathbb{E}_{T \sim p_{\theta}(Q)} [E_{\text{tot}}] \quad (25)$$

然后, 采用策略梯度和随机梯度下降法优化参数 θ , 则式 (27) 的梯度 $\nabla_{\theta} J(\theta|Q)$ 可由蒙特卡洛策略梯度算法^[25] 求得, 计算为

$$\nabla_{\theta} J(\theta|Q) = \mathbb{E}_{T \sim p_{\theta}(Q)} [(E_{\text{tot}} - V_{\psi}(Q)) \nabla_{\theta} \log p_{\theta}(T|Q)] \quad (26)$$

其中, $V_{\psi}(Q)$ 用于减少梯度变化的基线函数, 该函数由评判器网络实现。假设训练样本服从 B 个独立同分布, 则式 (28) 可以用蒙特卡罗采样近似为

$$\nabla_{\theta} J(\theta|Q) \approx \frac{1}{B} \sum_{i=1}^B (E_i^{\text{tot}} - V_{\psi}(Q_i)) \nabla_{\theta} \log p_{\theta}(T_i|Q_i) \quad (27)$$

最后, 利用随机梯度下降训练评判器网络的参数 ψ , 则在预测值 $V_{\psi}(Q_i)$ 和实际能耗 E_i^{tot} 之间的均方差目标 $L(\psi)$ 可以定义为

$$L(\psi) = \frac{1}{B} \sum_{i=1}^B (V_{\psi}(Q_i) - E_i^{\text{tot}})^2 \quad (28)$$

4 仿真结果和分析

4.1 仿真设置

考虑灾后煤矿物联网网络场景为一个 $5 \text{ m} \times 500 \text{ m}$ 的带状区域。由于事故会破坏原有固定部署方式, 为了更贴合实际应用场景, 假设灾后所有的物联网节点随机分散在此区域内。节点初始能量为 100 J 。其他仿真参数^[11-12,18]设置如下。

物联网节点数 $N/\text{个}$	500
分簇数 $K/\text{个}$	25
通信半径 r_c/m	8
距离阈值 d_{th}/m	18
每bit数据电路传输能耗 $E_{\text{elec}}/\text{nJ}$	50
放大器能耗参数 $\epsilon_{fs}/(\text{pJ} \cdot \text{bit}^{-1} \cdot \text{m}^{-2})$	10
放大器能耗参数 $\epsilon_{mp}/(\text{pJ} \cdot \text{bit}^{-1} \cdot \text{m}^{-2})$	0.001 3
簇头发射功率 $P_{C_k}/(\text{dBm} \cdot \text{Hz}^{-1})$	21
带宽 B/MHz	1
噪声功率 $N_0/(\text{dBm} \cdot \text{Hz}^{-1})$	-174
载波频率 f_c/GHz	2
UAV 飞行高度 H/m	10
额外路损 $\xi_{\text{LoS}}, \xi_{\text{NLoS}}/\text{dB}$	1, 2
UAV 飞行速度 $v_{\text{UAV}} = v_{\text{max}}/(\text{m} \cdot \text{s}^{-1})$	5
UAV 质量 m_{tot}/g	500
UAV 旋翼半径 r_p/m	0.2
UAV 旋翼数量 n_p	4
UAV 最大功率 P_{max}/W	5
UAV 悬停功率 P_{idle}/W	0
UAV 通信功率 P_{com}/W	0.013
传输数据量 l/kb	20 ~ 40

此外, 采用 Python3.7 和 Pytorch1.4 在谷歌云平台的虚拟实例上来实现所提出的模型。在编码器和解码器网络模型中采用大小为 512 的批梯度下降和隐藏单元数为 128 的 LSTM 单元。行动器和评判器的网络参数均由 Xavier 方法初始化, 并由 Adam 优化器训练, 初始学习率为 0.000 1, 每 5 000 步衰减 0.96。为了得到训练数据集, 首先, 从 $\text{torch.normal}(v, \text{std})$ 中采样得到每个簇内的节点, 其中, v 是平均值, std 是恒定标准差。每个 v 从 $\text{torch.rand}()$ 函数中随机采样, 用以确定每个簇在二维空间中的位置。然后, 分别使用 25 个簇和 45 个簇的实例来训练模型, 其中, $K=25$ 的模型训练 100 000 步, $K=45$ 模型训练

200 000 步。在 $K=25$ 模型的每个训练步骤中, 分别从 25 个高斯分布 $\text{torch.rand}()$ 函数中采样 25 个均值。最后, 利用这些值分布生成 25 个簇的一组集合, 即问题实例, 其中每个簇内节点数为 25。测试数据集也以相同的方式生成。

为了评估所提 UCAS 方法的有效性, 选择了 3 种比较方法: ①平面式 UAV 数据采集方法, 记为 UVA, 在 UVA 中, UAV 直接访问所有的物联网节点; ②基于贪婪搜索的 UAV 分簇式数据采集方法, 记为 UCGS, 在 UCGS 中, 采用传统最优簇头比例^[26]设置簇头数为 $K = 20\%N$, UAV 的路径规划基于贪婪搜索 (GS, greedy search)^[27]实现; ③基于最近邻 (NN, nearest neighbor)^[28]启发式算法的 UAV 分簇式数据采集方法, 记为 UCNN。以上 3 种方法中的其他参数与 UCAS 方法相同。

4.2 物联网节点能耗分析

将 UAV 在事故巷道飞行一次, 采集所有簇头的的数据, 并将数据传输到巷道口 Sink 的过程称为一轮完整的数据采集。设置数据包大小为 20 ~ 25 kB, 图 5 和图 6 分别描绘了 UVA、UCGS、UCNN 和 UCAS 四种方法下物联网节点的平均能耗、总能耗的变化曲线。其中, 物联网节点的平均能耗定义为每一轮数据采集中物联网节点的总能耗与存活节点数的比值。

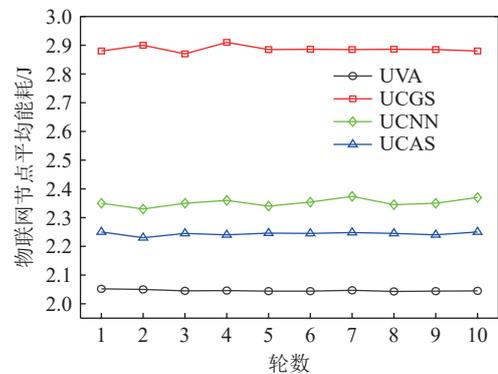


图 5 物联网节点的平均能耗

Fig.5 Average energy consumption of sensor nodes at each round

从图 5 可以看出, UVA 方法下 IoTN 的平均能耗最小, 约为 2.05 J, UCGS 方法下 IoTN 的平均能耗最高, 约为 2.89 J, UCNN 和 UCAS 方法下的 IoTN 平均能耗分别约为 2.33、2.245 J。在 UVA 中, IoTN 能耗包括数据采集消耗和与 UAV 的数据通信消耗。由于所有的 IoTN 都不需要向其他节点传输数据, 也不需要中继其他节点的数据, 因此 UVA 中的 IoTN 的能耗最小。而在 UCGS、UCNN 和 UCAS 中, IoTN 的能耗包括成员节点的能耗和簇头的能耗, 其中成

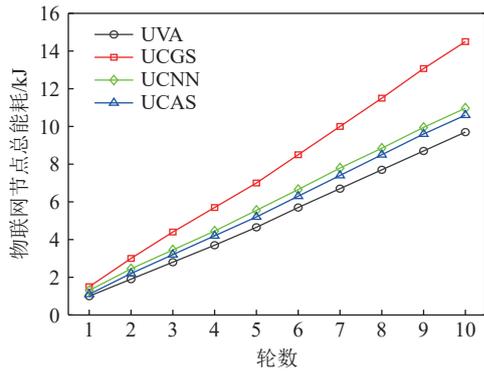


图6 物联网节点的总能耗

Fig.6 Total energy consumption of sensor nodes at different rounds

员节点的能耗包括数据采集能耗和向簇头传输数据的能耗,簇头的能耗包括从成员节点接收数据的能耗和与UAV通信的能耗。因此,与UVA相比,UCGS、UCNN和UCAS产生的IoT能耗更多。此外,由于UCAS在分簇和簇头选择时综合考虑了普通节点和簇头的能耗因素,因此,与UCGS和UCNN相比,UCAS中的IoT平均能耗最小。

图6所示为物联网节点的总能耗随数据采集运行轮数的增加的变化情况,可以明显看出,随着数据采集轮数 r 的增加,4种数据采集方法下的IoT总能耗都在逐渐增加。同时,UVA、UCGS、UCNN和UCAS四种方法之间的IoT总能耗差距也变得更加明显。此外,与UCGS相比,UVA、UCNN和UCAS方法下IoT的总能耗较小,且增长趋势相对更慢。结合图5和图6中可知,与UVA相比,所提UCAS方法下IoT的平均能耗增加了8.89%左右,IoT总能耗增加了8.19%左右;与UCGS和UCNN相比,所提UCAS方法下的IoT平均能耗分别降低了约21.49%和4.06%,IoT总能耗分别降低了约22.41%和15.51%。

4.3 簇头能耗分析

图7和图8分别为采用UCGS、UCNN和UCAS方法时,簇头的平均能耗和总能耗对比图。从图7中可以看出,UCGS方法下簇头的平均能耗要略低于UCNN和UCAS方法。而UCAS方法中簇头的平均能耗比UCNN低0.1J左右。一方面,在UCGS中,IoT的分簇数取值为传统的最优簇头比例,即 $K=20\%N=100$,而UCNN和UCGS中的分簇数设置为 $K=25$,所以UCGS中的分簇数远高于其他2种方法。然而,更多的分簇数 K 意味着更多的簇头和更小的簇大小,因此,UCGS中簇内的节点之间的间距会更紧密,成员节点到簇头的数据传输距离也更

近,同时,在总节点数 N 相同的情况下,每个簇头管理的成员节点数和接收的数据量更小,因此,UCGS方法中簇头的平均能耗更小。另一方面,从图7中也可以看出,虽然UCGS方法中的分簇数 K 是UCAS的4倍,但UCAS方法中簇头的平均能耗仅比UCGS高出1J左右。此外,从图8可以看出,随着运行轮数的增加,UCGS方法中簇头的总能耗要高于UCAS和UCNN方法。这是由于在UCAS方法中,不仅在分簇时考虑了IoT的能耗,在簇头的选取也综合考虑了普通节点、簇头节点和UAV的能耗因素,因此使得选取出的一组簇头能效最优。

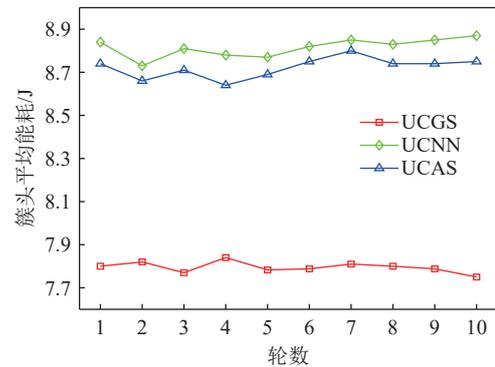


图7 簇头在每一轮的平均能耗

Fig.7 Average energy consumption of cluster heads at each round

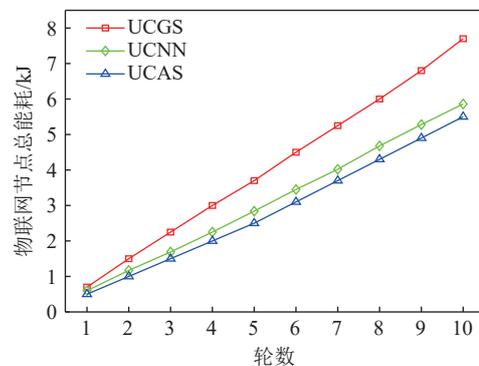


图8 簇头不同轮次的总能耗

Fig.8 Total energy consumption of cluster heads at different rounds

4.4 UAV能耗分析

图9为不同运行轮次下UAV的能耗情况。UAV的能耗包括飞行能耗和与采样能耗。飞行能耗主要由路径长度决定,采样能耗与簇头数据量有关。数据包大小设置为20~25kB,从图9中可以看出,4种方法下的UAV能耗都随着运行轮次的增加而增加,其中,UVA方法下UAV的能耗最大,因为它需要访问所有的节点,因此导致采集路径长度较大。由于UCGS方法下的簇头数量为UCAS方法中的4倍,

因此,UCGS 中 UAV 的能耗要高于 UCAS,此外,UCNN 在簇头选取时仅考虑距离因素,忽略了系统整体能耗,选取的一组簇头并非能耗最优路径,因此 UCAS 方法下的 UAV 能耗最小。从图 9 可以看出,UCAS 方法下的 UAV 能耗约为 UVA 方法的 23.06%,UCGS 方法的 59.01% 和 UCNN 方法的 74.32%。

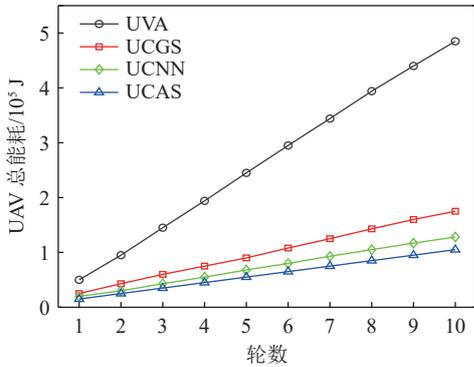


图 9 不同轮次下的 UAV 能耗

Fig.9 Energy consumption of the AUV at different rounds

4.5 网络生存期分析

网络生存期定义为从网络运行开始到网络中第一个节点的死亡时间,以运行轮数表示。因此,能耗最大的节点是影响网络生存期的关键节点。图 10 所示为不同数据包大小下 4 种不同数据采集方法的网络生存期的对比。从图 10 中可以看出,与 UCGS、UCNN 和 UCAS 方法相比,UVA 方法下的网络生存期最大,这是因为在 UVA 中,所有节点直接与 UAV 通信,减少了将数据传输至簇头的能耗,因此网络中所有节点的能耗比较平均。但在 UCG、UCNN 和 UCAS 中,影响网络生存期的节点为簇头,簇头需要采集簇内节点数据并传输至 UAV,因此,簇头的能耗远高于普通节点,加快了簇头能耗的速度,进而导致簇头节点更快的死亡,降低了网络生存期。如图 10 所示,当数据包大小为 20~25 kB 时,与 UCGS 和 UCNN

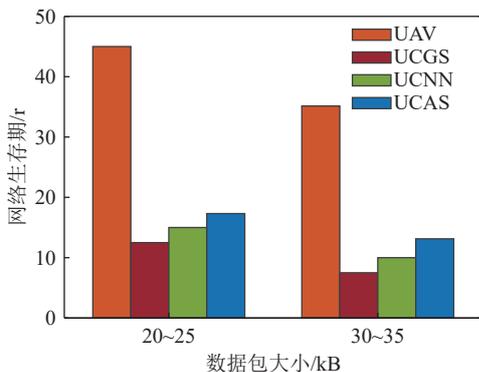


图 10 不同方案下的网络生存期

Fig.10 Network lifetime under different schemes

相比,UCAS 方法将网络生存期提高了约 38.5% 和 15.4%。当数据包大小为 30~35 kB 时,与 UCGS 和 UCNN 相比,UCAS 方法将网络生存期提高了约 75% 和 31.25%。

5 结 论

1) 针对灾后残存节点数量和能量受限的问题,提出利用 UAV 的移动性从监测巷道中收集残存节点采集的数据信息,构建了一种 UAV 辅助的分簇式煤矿物联网通信系统架构,降低了节点的传输能耗,延长灾后监测网络的生存期。

2) 考虑到监测巷道中 UAV 和节点的能耗主要集中在数据传输过程,提出了基于分簇和 A*搜索的 UAV 辅助节能数据采集方法,即 UCAS。首先,采用 K 均值算法完成对所有节点的分簇,并通过分别绘制不同 K 值下簇节点间距离方差 S_{SE} 和 UAV 数据采集总路径的函数图选取最优 K 值,仿真表明,在 $N = 500$ 的网络场景下, K 的最优取值为 25;接着,以 UAV 和所有节点数据采集总能耗为目标函数,利用 A*搜索找到每个分簇中能效最优的簇头。仿真结果表明,与平面式 UAV 数据采集方法相比,所提 UCAS 方法将 UAV 的数据采集能耗降低了约 4 倍。与 2 种分簇式的 UAV 数据采集方法相比,所提 UCAS 方法将灾后物联网节点的数据采集能耗分别降低了 20% 和 15% 以上。证明了所提方法可以有效的降低 UAV 和节点的数据采集能耗。

3) 研究成果对于提高灾后煤矿物联网数据采集系统的可靠性起到了重要作用,为灾后救援工作提供了关键的环境信息参考。下一步工作将重点研究灾后 UAV 和节点的定位方法,进一步提高灾后煤矿物联网数据采集系统的准确性和有效性。

参考文献(References):

- [1] 宁小亮. 2013—2018年全国煤矿事故规律分析及对策研究[J]. 工矿自动化, 2020, 46(7): 34-41.
NING Xiaoliang. Law analysis and counter measures research of coal mine accidents in China from 2013 to 2018[J]. Industry and Mine Automation, 2020, 46(7): 34-41.
- [2] 胡青松, 杨 维, 丁恩杰, 等. 煤矿应急救援通信技术的现状与趋势[J]. 通信学报, 2019, 40(5): 163-179.
HU Qingsong, YANG Wei, DING Enjie, et al. Status quo and trend of coal mine emergency rescue communication technology[J]. Transactions of Communications, 2019, 40(5): 163-179.
- [3] 徐媛媛, 杨 维, 胡青松. 煤矿蜂窝物联网灾后残存物联网设备自主发现机制[J]. 煤炭学报, 2019, 44(S2): 800-807.
XU Yuanyuan, YANG Wei, HU Qingsong. An autonomous discovery mechanism of surviving IoT devices for post-disaster coal

- mine cellular IoT[J]. Journal of China Coal Society, 2019, 44(S2): 800-807.
- [4] 郑学召, 赵 炬, 张 铎, 等. 煤矿救援机器人研究现状及发展趋势[J]. 工矿自动化, 2019, 45(9): 7-12.
ZHENG Xuezhao, ZHAO Ju, ZHANG Duo, *et al.* Research status and development trend of coal mine rescue robot[J]. Industry and Mine Automation, 2019, 45(9): 7-12.
- [5] 张 铎, 吴佩利, 郑学召, 等. 矿井侦测无人机研究现状及发展趋势[J]. 工矿自动化, 2020, 46(7): 76-81.
ZHANG Duo, WU Peili, ZHENG Xuezhao, *et al.* Research status and development trend of mine detection unmanned aerial vehicle[J]. Industry and Mine Automation, 2020, 46(7): 76-81.
- [6] 任 鹏, 张剑英, 冯小龙. 能耗均衡的煤矿井下巷道WSN跨层路由协议[J]. 煤炭学报, 2016, 41(2): 522-530.
REN Peng, ZHANG Jianying, FENG Xiaolong. Energy efficient cross-layer routing for wireless sensor network in coal mine roadway[J]. Journal of China Coal Society, 2016, 41(2): 522-530.
- [7] 吴 韬, 杨 维, 王一芄. 煤矿物联网灾后重构网络自组织节能分簇协议[J]. 华中科技大学学报(自然科学版), 2020, 48(10): 7-13.
WU Tao, YANG Wei, WANG Yipeng. Self-organized energy-efficient clustering protocol for post-disaster reconstruction network of coal mine IoT[J]. Journal of Huazhong University of Science and Technology (Natural Science Edition), 2020, 48(10): 7-13.
- [8] 赵 清, 杨 维, 胡青松. 煤矿物联网灾后重构自适应非均匀分簇算法[J]. 华中科技大学学报(自然科学版), 2021, 49(4): 120-126.
ZHAO Qing, YANG Wei, HU Qingsong. Adaptive uneven clustering algorithm for post-disaster reconstruction of coal mine IoT[J]. Journal of Huazhong University of Science and Technology (Natural Science Edition), 2021, 49(4): 120-126.
- [9] WANG G, LEE B, AHN J, *et al.* A UAV-assisted CH election framework for secure data collection in wireless sensor networks[J]. Future generation computer systems, 2020, 102(1): 152-162.
- [10] 李起伟, 张立亚. 矿山应急救援机器人全局路径规划的研究[J]. 煤炭技术, 2016, 35(8): 249-251.
LI Qiwei, ZHANG Liya. Research of Global Path Planning in Mine Emergency Rescue Robot[J]. Coal Technology, 2016, 35(8): 249-251.
- [11] 宣丽萍, 李 峥. 无人机巡检矿区的路径规划策略[J]. 黑龙江科技大学学报, 2021, 31(6): 807-811.
XUAN Liping, LI Feng. Route planning strategy of UAV inspection in mining area[J]. Journal of Heilongjiang University of Science & Technology, 2021, 31(6): 807-811.
- [12] 王 岩, 马宏伟, 王 星, 等. 基于迭代最近点的井下无人机实时姿态估计[J]. 工矿自动化, 2019, 45(9): 25-29.
WANG Yan, MA Hongwei, WANG Xing, *et al.* Real-time pose estimation of underground unmanned aerial vehicle based on ICP method[J]. Industry and Mine Automation, 2019, 45(9): 25-29.
- [13] 夏双双, 殷立杰. 煤矿井下无人机SLAM定位算法研究[J]. 电子质量, 2017(12): 56-61, 66.
XIA Shuangshuang, YIN Lijie. Research on SLAM Location algorithm of downhole UAV[J]. Electronics Quality, 2017(12): 56-61, 66.
- [14] 郑学召, 童 鑫, 张 铎, 等. 矿井危险区域多旋翼侦测无人机关键技术探讨[J]. 工矿自动化, 2020, 46(12): 48-56.
ZHENG Xuezhao, TONG Xin, ZHANG Duo, *et al.* Discussion on key technology of multi-rotor detection UAVs in mine dangerous area[J]. Industry and Mine Automation, 2020, 46(12): 48-56.
- [15] 白 帅. 煤矿四旋翼无人机结构的智能优化设计方法[D]. 徐州: 中国矿业大学, 2020: 27-50.
Bai Shuai. Intelligent Optimization Design Method of Quadrotor UAV Structure in Coal Mine[D]. Xuzhou: China University of Mining and Technology, 2020: 27-50.
- [16] 夏双双. 煤矿井下微小型无人机航迹规划和定位算法研究[D]. 青岛: 山东科技大学, 2018: 22-51.
XIA Shuangshuang. Research on path planning and location algorithm for microminiature UAV in coal mine[D]. Qingdao: Shandong University of Science and Technology, 2018: 22-51.
- [17] BEN G M, RODRIGUEZ D D, GHAZZAI H, *et al.* Joint Position and Travel Path Optimization for Energy Efficient Wireless Data Gathering Using Unmanned Aerial Vehicles[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2019, 68(3): 2165-2175.
- [18] HEINZELMAN W B, CHANDRAKASAN A P, BALAKRISHNAN H. An application-specific protocol architecture for wireless microsensor networks[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2002, 1(4): 660-670.
- [19] BELLO I, KULKARNI S, JAIN S, *et al.* Seq2Slate: Re-ranking and slate optimization with RNNs[C]// International Conference on Learning Representations, 2019: 1-12.
- [20] VINYALS O, FORTUNATO M, JAITLY N. Pointer Networks[C]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2015: 2692-2700.
- [21] VINYALS O, TOSHEV T, BENGIO S, *et al.* Show and Tell: A Neural Image Caption Generator[C]// IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2015: 3156-3164.
- [22] RAZO V D, JACOBSEN H A. Smart Charging Schedules for Highway Travel with Electric Vehicles[J]. IEEE Transactions on Transportation Electrification, 2016, 2(2): 160-173.
- [23] KONDA, GAO V V. Actor-critic algorithms[C]// Neural Information Processing Systems, 2000: 1008-1014.
- [24] BELLO I, PHAM H, LE Q V, *et al.* Neural Combinatorial Optimization with Reinforcement Learning[J]. 2016.
- [25] WILLIAMS R J. Simple statistical gradient-following algorithms for connectionist reinforcement learning[J]. Machine Learning, 1992, 8(3-4): 229-256.
- [26] EBRAHIMI D, SHARAFEDDINE S, Ho P H, *et al.* UAV-Aided Projection-Based Compressive Data Gathering in Wireless Sensor Networks[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2019, 6: 1893-1905.
- [27] RASHID M H, MOSTEIRO M A. A Greedy-Genetic Local-Search Heuristic for the Traveling Salesman Problem[C]// 2017 IEEE International Symposium on Parallel and Distributed Processing with Applications and 2017 IEEE International Conference on Ubiquitous Computing and Communications (ISPA/IUCC), 2017: 868-872.
- [28] HU B, RAID G R. Effective Neighborhood Structures for the Generalized Traveling Salesman Problem[C]// European Conference on Evolutionary Computation in Combinatorial Optimization (EvoCOP), 2008: 36-47.