



一种基于WSNs分簇与UAV飞行轨迹优化的UAV-WSNs数据收集方案

马行坡, 黄苗苗

引用本文:

马行坡, 黄苗苗. 一种基于WSNs分簇与UAV飞行轨迹优化的UAV-WSNs数据收集方案[J]. 信阳师范学院学报自然科学版, 2023, 36(4): 640-646. doi: 10.3969/j.issn.1003-0972.2023.04.021

MA Xingpo, HUANG Miaomiao. An Efficient Data-collection Scheme for UAV-WSNs Based on WSNs Clustering and Optimization of UAV Flight Trajectory[J]. Journal of Xinyang Normal University (Natural Science Edition), 2023, 36(4): 640-646. doi: 10.3969/j.issn.1003-0972.2023.04.021

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.3969/j.issn.1003-0972.2023.04.021>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

基于无线传感的动态智能交通诱导控制系统

Dynamic Intelligent Traffic Guidance Control System Based on Wireless Sensor

信阳师范学院学报自然科学版, 2018, 31(4): 666-670. <https://doi.org/10.3969/j.issn.1003-0972.2018.04.029>

多目标拆分优化网络拥塞攻击调度

Multi Objective Resolution Optimization to Solve Network Congestion Attack Schedule

信阳师范学院学报自然科学版, 2017, 30(2): 316-320. <https://doi.org/10.3969/j.issn.1003-0972.2017.02.029>

基于逆K最近邻的密度峰值异常检测方法

Density Peak Anomaly Detection Method Based on Rknn

信阳师范学院学报自然科学版, 2021, 34(2): 308-315. <https://doi.org/10.3969/j.issn.1003-0972.2021.02.023>

基于光纤光栅传感器的变压器储油柜油位计研究

Research on Oil Level Gauge of Transformer Oil Conservator Based on Fiber Bragg Grating Sensor

信阳师范学院学报自然科学版, 2019, 32(2): 307-311. <https://doi.org/10.3969/j.issn.1003-0972.2019.02.024>

基于STM32F401的温室害虫物理防控物联网系统

Internet of Things Based on STM32F401 Control the Greenhouse Pest by Physical Method

信阳师范学院学报自然科学版, 2018, 31(2): 298-301. <https://doi.org/10.3969/j.issn.1003-0972.2018.02.024>

一种基于 WSNs 分簇与 UAV 飞行轨迹优化的 UAV-WSNs 数据收集方案

马行坡*, 黄苗苗

(信阳师范大学 计算机与信息技术学院/河南省教育大数据分析与应用重点实验室, 河南 信阳 464000)

摘要:针对无人机辅助无线传感器网络系统中数据收集的低效率问题,提出了一种能量高效的数据收集方案 DPKM-PN(“Density Peak K-means” combined with “Pointer Networks”)。首先,基于密度峰值聚类方法和 K-Means 聚类方法建立了一种新的节点分簇算法;然后,联合优化了无人机对无线传感器网络各分簇的访问次序和悬停位置。实验结果显示,与最近提出的 Ptr-A* 方案相比,DPKM-PN 方案能够降低传感器节点约 7.9% 的能耗,降低系统总能耗量约为 6.3%,有效提高了系统的数据收集效率。

关键词:无人机协助无线传感网;分簇;飞行轨迹优化;能效性

中图分类号:TP391 **文献标识码:**A

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



An Efficient Data-collection Scheme for UAV-WSNs Based on WSNs Clustering and Optimization of UAV Flight Trajectory

MA Xingpo*, HUANG Miaomiao

(College of Computer and Information Technology/Henan Key Laboratory of Education Big Data Analysis and Application, Xinyang Normal University, Xinyang 464000, China)

Abstract: To tackle the low efficiency problem of data collection in UAV-assisted Wireless Sensor Networks (where UAV is the abbreviation for Unmanned Aerial Vehicle), an energy efficient data collection scheme named DPKM-PN (“Density Peak K-Means” combined with “Pointer Networks”) is proposed. Firstly, a new node-clustering algorithm is established based on the Density-Peak-Clustering method and the K-Means-Clustering method; Then, the access sequence and hover positions of UAV to all the clusters of Wireless Sensor Networks are optimized. The experimental results show that, compared with the Ptr-A* scheme proposed recently, the DPKM-PN scheme can reduce the energy consumption of the sensor nodes by about 7.9%, and the total energy consumption of the whole system by about 6.3%, effectively improving the data collection efficiency of the system.

Key words: UAV-assisted wireless sensor networks; clustering; trajectory optimization; energy efficiency

0 引言

在无人机(Unmanned Aerial Vehicle, UAV)协助的无线传感器网络(UAV-assisted Wireless Sensor Networks, UAV-WSNs)中,利用 UAV 协助进行数据收集能够有效减少感知数据在传感器节点之间的传输跳数,进而有利于降低传感器节点的通信开销。然而,由于 UAV 和 WSNs 节点的能量都是有限的,如果 UAV 在未完成数据收集任务前(在飞行或悬停过程中)能量耗尽,那么将会导致

UAV 坠毁事故的发生;同时,在能量被耗尽的情况下,传感器节点也会直接停止工作。因此,如何在完成数据收集任务的前提下,最大限度降低 UAV 和传感器节点的能量消耗成为一个亟待解决的问题。

针对上述问题,相关领域的学者进行了广泛的研究。为了提高 UAV-WSNs 的数据传输效率,文献[1]提出了一种基于空地协同的在线规划数据收集方案,该方案使用分布式联盟形成算法对 WSNs 进行分簇;为了避免传感器节点在上传数据的过程

中发生冲突,文献[1]还提出了一种新的数据上传协议。在文献[1]所提方案中,WSNs 分簇完全由传感器节点自身完成,需要增加额外的计算和通信开销,这些开销对于计算能力较弱且通信半径较短的传感器节点而言不容忽视。为了提高无线传感器网络的能量效率,文献[2]提出了一种基于模糊 C 均值的聚类算法,该算法以最小化簇内节点总能耗为目标选择簇头节点。然而,文献[2]所提出的聚类方案依赖于节点的分簇个数,若分簇个数选取不佳,将影响 WSNs 的分簇效果,且该算法易陷入局部最优解。文献[3]提出了一种 Affinity Propagation 聚类方案,并结合动态规划和遗传算法优化无人机的飞行轨迹,以实现最小化节点的最大信息年龄和平均信息年龄的目标。文献[4]研究了 WSNs 和 UAV 之间的能量平衡问题,并提出了两种 WSNs 聚类方法:面向 WSNs 的聚类方法和面向 UAV 的聚类方法。在面向 WSNs 的聚类方法中,簇成员节点产生的感知数据通过簇头节点向 UAV 转发,UAV 通过访问所有簇头节点来完成数据收集任务;而在面向 UAV 的聚类方法中,簇成员节点产生的感知数据首先由簇头节点转发至汇聚节点,UAV 只需访问汇聚节点便能完成数据收集任务。然而,汇聚节点距离各个簇头节点较远,易造成簇头节点过早失效,影响网络寿命。

文献[5]对传感器节点的唤醒时间表和 UAV 的轨迹进行了联合优化,并使用逐次凸优化方法求解该优化问题。文献[6]以最大化传感器节点的最小剩余能量为目标,提出了一种基于 Voronoi 图的路径规划算法,该算法在开始时将每个 Voronoi 图的顶点设置为 UAV 的悬停位置;然后,根据每个传感器节点的剩余能量对 UAV 的悬停位置进行调整。调整的原则是,剩余能量越低的节点其正上方某位置被确定为 UAV 的悬停位置的概率越大。最后,根据 Voronoi 图的边分布和 UAV 的悬停位置分布来确定 UAV 的飞行轨迹。然而,给定任何两个悬停位置,与直接将它们连接起来的线段相比,在 Voronoi 图上通过组合多条连接上述两个给定悬停位置的边而形成的路径很可能更长,因此,根据 Voronoi 图所确定的 UAV 飞行轨迹很可能不是最优轨迹。文献[7]将非正交多址技术集成到 UAV-WSNs 系统中,并通过联合优化 UAV 的飞行轨迹和传感器节点的发射功率来实现降低传感器节点总能耗的目标。文献[7]所提方案要求每个传感器节点都能够与 UAV 进行直

接通信,这无疑会大大增加 UAV 的飞行距离,进而大幅增加 UAV 的飞行能耗。为了最小化 UAV 完成数据收集任务的总时间开销,文献[8]联合优化了 UAV 的飞行轨迹和数据收集轨迹,并首次提出了 V 形数据收集轨迹。然而,文献[8]提出的数据收集方案需要 UAV 依次采集每个传感器节点的数据,当网络规模较大时,UAV 悬停和飞行的时间与能耗将会显著增加。

文献[9]以最小化 UAV-WSNs 的系统总能耗为目标,提出了一种基于指针网络和 A* 算法的数据收集方案,即 Ptr-A* 方案。在该方案中,指针网络被用于优化 UAV 的飞行轨迹,A* 算法则被用于确定各个簇的簇头节点位置。然而,文献[9]并未给出具体的 WSNs 分簇方案,也未给出 UAV 的最优悬停位置。

虽然目前相关学者已提出了一些 UAV-WSNs 数据收集方案,但这些方案仍有较大的改进空间。为此,提出了一种新的 UAV-WSNs 数据收集方案,概而言之,本文的主要贡献如下:

- (1) 基于 WSNs 分簇优化与 UAV 飞行轨迹优化,提出了一种新的 UAV-WSNs 数据收集方案;
- (2) 通过有机融合密度峰值聚类方法和 K-Means 聚类方法来优化 WSNs 分簇;
- (3) 将指针网络和内点法相结合,通过先优化 WSNs 各分簇的 UAV 访问次序、再优化 UAV 在 WSNs 各分簇上空的悬停位置,来优化 UAV 的飞行轨迹;
- (4) 搭建了 UAV-WSNs 数据收集仿真实验环境,在真实数据集上进行了大量仿真实验,验证了本文所提方案的高效性。

1 系统模型

UAV-WSNs 的系统架构模型如图 1 所示。在地面 WSNs 中, N 个传感器节点被随机分布在区域内,用于监测周围环境。传感器节点组成的集合表示为 $S = \{S_1, S_2, \dots, S_N\}$, 传感器节点 S_i 的位置为 $\text{Loc}_i^S = (x_i, y_i, 0), i \in \{1, 2, \dots, N\}$ 。在 WSNs 的上空,分布着 K 个 UAV 悬停点,这些悬停点组成的集合表示为 $\text{Loc}^U = \{\text{Loc}_1^U, \text{Loc}_2^U, \dots, \text{Loc}_K^U\}$, 悬停点 Loc_j^U 的位置为 $\text{Loc}_j^U = (x_j, y_j, H), j \in \{1, 2, \dots, K\}$, H 是 UAV 的飞行高度。UAV 从基站出发,按照既定次序飞到相应的悬停位置,并收集传感器节点产生的感知数据,完成数据采集任务后返回基站。

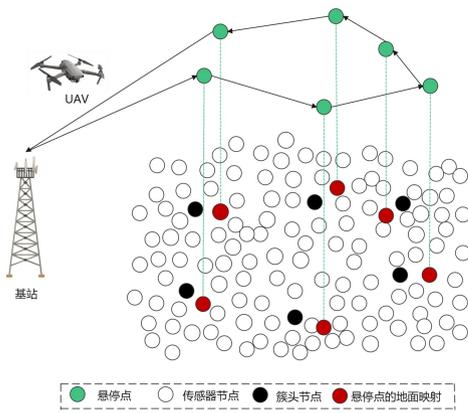


图1 UAV-WSNs系统架构模型

Fig. 1 Architecture model of the UAV-WSNs system

1.1 通信模型

UAV-WSNs系统的通信方式有两类:一是传感器节点之间的通信;二是传感器节点与UAV之间的通信。传感器节点之间的通信采用IEEE 802.15.4标准的通信模型;UAV和传感器节点是空对地信道模型,信道的平均路径损耗表示为^[10]:

$$\bar{P}_{\text{Loss}} = P_{\text{Los}}(\omega + \mu_{\text{Los}}) + P_{\text{NLos}}(\omega + \mu_{\text{NLos}}), \quad (1)$$

$$\omega = 10\beta \lg\left(\frac{4\pi f_c H}{c}\right), \quad (2)$$

式(1)中: μ_{Los} 和 μ_{NLos} 分别表示视距链路和非视距链路中过度路径损耗的平均值。式(2)中: β 为路径损耗指数, f_c 和 c 分别为载波频率和光速。 P_{Los} 和 P_{NLos} 分别为视距概率和非视距概率,表示为:

$$P_{\text{Los}} = \frac{1}{1 + \alpha \exp(-\gamma(\eta - \alpha))}, \quad (3)$$

$$\eta = \arctan\left(\frac{H}{d_{S_i, C_j}}\right). \quad (4)$$

式(3)中: α 与 γ 是由环境决定的常数, η 为传感器节点与UAV直接通信时的仰角。式(4)中: C_j 表示UAV的悬停点 Loc_j^U 到地面的映射, d_{S_i, C_j} 表示 S_i 到 C_j 之间的距离。非视距概率为 $P_{\text{NLos}} = 1 - P_{\text{Los}}$ 。

传感器节点 S_i 与位于 Loc_j^U 位置的UAV直接通信时的数据传输速率为^[10]:

$$r_{S_i, \text{Loc}_j^U} = B \log_2\left(1 + \frac{P_T}{P_{\text{Loss}} N_0}\right), \quad (5)$$

式中: B 表示可用带宽, N_0 是噪声功率谱密度, P_T 是传感器节点的发射功率。

1.2 UAV的能耗模型

在每一轮数据收集过程中,UAV从基站出发,按照设定轨迹匀速飞到各个悬停点,并在各个

悬停位置以悬停状态收集传感器节点产生的感知数据,最后将收集到的数据运回基站。离开地面后,UAV支持的状态模式有:飞行模式和悬停模式,其在每一轮数据收集过程中的能量消耗(E_{uav})包括:飞行能耗、悬停能耗和通信能耗,即:

$$E_{\text{uav}} = E_{\text{flight}} + E_{\text{com_hover}}, \quad (6)$$

式中: E_{flight} 为UAV完成一轮数据采集任务所产生的飞行能耗, $E_{\text{com_hover}}$ 为UAV完成一轮数据采集任务过程中所产生的通信能耗与悬停能耗之和。

E_{flight} 又可进一步表示为:

$$E_{\text{flight}} = t_{\text{flight}}(P_{\text{move}} + P_{\text{hover}}), \quad (7)$$

式中: t_{flight} 为UAV在一轮数据收集过程中的总飞行时间, P_{move} 和 P_{hover} 分别为UAV飞行和悬停时的功率。 P_{move} 和 P_{hover} 具体表示如下^[11]:

$$P_{\text{move}} = \frac{P_{\text{full}} - P_{\text{idle}}}{v_{\text{max}}} v_{\text{uav}} + P_{\text{idle}}, \quad (8)$$

$$P_{\text{hover}} = \sqrt{\frac{(m_{\text{uav}} g)^3}{2\pi r_{\text{uav}}^2 n_{\text{uav}} \rho}}. \quad (9)$$

式(8)中: P_{full} 和 P_{idle} 分别为UAV全速移动和空闲状态时的功率, v_{uav} 为UAV的飞行速度, v_{max} 为UAV的最大飞行速度;式(9)中: m_{uav} 为UAV的质量, r_{uav} 和 n_{uav} 分别为UAV螺旋桨的半径和数量, g 和 ρ 分别为地球重力和空气密度。

式(6)中的 $E_{\text{com_hover}}$ 可具体表示为:

$$E_{\text{com_hover}} = \sum_{j=1}^K \frac{D_j}{r_j} (P_{\text{com}} + P_{\text{hover}}), \quad (10)$$

式中: P_{com} 为UAV的通信功率, D_j 为UAV在悬停位置 Loc_j^U 上所收集到的总数据量, r_j 为第 j 个簇的簇头节点与UAV直接通信时的数据传输速率。

1.3 传感器节点的能耗模型

传感器节点的通信能耗包括接收数据的能耗和发送数据的能耗。任意传感器节点 S_i ($0 < i \leq N$)向其簇头节点 S_j 发送 l 比特的数据所消耗的能量($E_{S_i-S_j}^{\text{sent}}$)可计算为^[9]:

$$E_{S_i-S_j}^{\text{sent}} = lE_{\text{elec}} + l((1-\chi)\xi_{fs}d_{S_i-S_j}^2 + \chi\xi_{mp}d_{S_i-S_j}^4), \quad (11)$$

$$\chi = \begin{cases} 1, & d_{S_i-S_j} > d_0, \\ 0, & d_{S_i-S_j} \leq d_0, \end{cases} \quad d_0 = \sqrt{\frac{\xi_{fs}}{\xi_{mp}}}. \quad (12)$$

式(11)中: E_{elec} 是传感器节点发送或接收1比特数据而产生的内部电路能耗, ξ_{fs} 和 ξ_{mp} 分别是自由空间和多径衰落模型中无线电放大器的能量参数, $d_{S_i-S_j}$ 表示传感器节点 S_i 到 S_j 之间的距离。传感器节点 S_j 接收 l 比特的数据所消耗的能量

量($E_{S_j-S_i}^{\text{rec}}$)可进一步表示为:

$$E_{S_j-S_i}^{\text{rec}} = lE_{\text{elec}}. \quad (13)$$

令 $E_{S_j}^{\text{upload}}$ 表示任意簇头节点 S_j 向位于 Loc_j^U 的 UAV 发送 D_j 比特的数据所消耗的能量, 则 $E_{S_j}^{\text{upload}}$ 可表示为:

$$E_{S_j}^{\text{upload}} = P_T \frac{D_j}{r_{S_j, \text{Loc}_j^U}}, \quad (14)$$

式中: P_T 表示 S_j 的天线发射功率, r_{S_j, Loc_j^U} 表示 S_j 向位于 Loc_j^U 的 UAV 上传数据时的数据传输速率。

令 E_{sn} 表示在一轮数据收集过程中 WSNs 中所有传感器节点产生的总通信开销, 则 E_{sn} 可分为以下三部分: 传感器节点之间发送数据的能耗、传感器节点接收数据的能耗和簇头节点将数据转发到 UAV 的能耗, 因此, E_{sn} 可表示为:

$$E_{sn} = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^K \zeta (E_{S_i-S_j}^{\text{sent}} + E_{S_j-S_i}^{\text{rec}}) + \sum_{j=1}^K E_{S_j}^{\text{upload}}, \quad (15)$$

式中:

$$\zeta = \begin{cases} 1, & S_i \in \text{簇 } j, \\ 0, & S_i \notin \text{簇 } j. \end{cases}$$

1.4 问题描述

所研究的问题可描述为: 在上文所述模型下, 如何最小化单轮数据收集过程中 UAV 和 WSNs 节点的总能耗。其中, “单轮数据收集过程”是指, UAV 从基站出发, 在 WSNs 上空收集完所有传感器节点在给定周期内产生的感知数据后, 返回基站的过程。

由于 UAV 在数据收集时其信号覆盖范围有限, 且无线传感器节点的通信半径也较短, 因此, 为了提高大规模 UAV-WSNs 的数据收集效率, 需要对 WSNs 进行分簇, 并对 UAV 在各簇之间的飞行轨迹进行优化。因此, 将上述问题拆分为“WSNs 分簇优化”和“UAV 飞行轨迹优化”两个子问题, 并针对这两个子问题提出了一种名为 DPKM-PN (“Density Peak K-Means” combined with “Pointer Networks”) 的数据收集方案, 下文给出该方案的详细介绍。

2 DPKM-PN 方案

DPKM-PN 方案的主要思想是: 首先, 基于密度峰值聚类方法和 K-Means 聚类方法对 WSNs 进行分簇; 然后, 利用指针网络技术优化各个分簇的 UAV 访问次序; 最后, 利用 Matlab 中的 fmincon

函数对 UAV 在 WSNs 各分簇上空的悬停位置进行优化。各个分簇的访问次序也是各个悬停位置的访问次序, 确定了 UAV 的悬停位置及其访问次序, 也就确定了 UAV 的飞行轨迹。此后, UAV 便可沿这一飞行轨迹进行数据收集。

2.1 WSNs 分簇

K-Means 算法^[12] 主要依据距离准则对传感器节点进行分簇, 能够有效缩短簇内节点之间的平均通信距离。然而, K-Means 算法的分簇效果取决于分簇个数 K 和初始簇中心位置集合的选择, 若分簇个数 K 和初始簇中心位置选择不当, 很难获得较好的 WSNs 分簇效果。为此, DPKM-PN 方案首先采用密度峰值聚类方法确定 WSNs 的初始簇中心位置集合 $C_{\text{init}} = \{C_{\text{init}}^1, C_{\text{init}}^2, \dots, C_{\text{init}}^K\}$, $1 \leq K \leq N$ 和分簇个数 K ; 然后, 以最小化簇成员节点与对应簇中心之间的距离和为目标, 采用 K-Means 算法对 WSNs 进行分簇。具体而言, DPKM-PN 方案所采用的分簇算法主要包含以下 3 个步骤:

步骤 1: 基于密度峰值聚类方法确定初始簇中心位置集合 C_{init} 和分簇个数 K 。确定初始簇中心 C_{init} 和分簇个数 K 时, 需计算每个传感器节点的密度和最小高密度距离^[13]。对于传感器节点 S_i ($1 \leq i \leq N$), 可根据式(16)和(17)计算其密度值 ρ_i 和最小高密度距离 δ_i ^[13]:

$$\rho_i = \sum_{i=1, i \neq j}^N \chi(d_{S_i-S_j} - \epsilon), \quad (16)$$

$$\delta_i = \min_{j: \rho_j > \rho_i} d_{S_i-S_j}, \quad (17)$$

式(16)中,

$$\chi = \begin{cases} 1, & d_{S_i-S_j} \leq \epsilon, \\ 0, & d_{S_i-S_j} > \epsilon, \end{cases}$$

$d_{S_i-S_j}$ 为节点 S_i 到节点 S_j 的距离, ϵ 为距离阈值。

计算各个节点的密度和最小高密度距离之后, 首先将各个节点的权重值 $\gamma_i = \rho_i \times \delta_i$ ($1 \leq i \leq N$) 按照由大到小的顺序排序, 同时计算各个节点的权重偏移量 $\tilde{\gamma}$ 和权重偏移量的平均值 $\bar{\gamma}$; 然后将权重偏移量大于 $\bar{\gamma}$ 的节点存入集合 C_{temp} 。对于任意传感器节点 S_i ($1 \leq i \leq N$), 其权重偏移量 $\tilde{\gamma}_i$ 的计算方法为:

$$\tilde{\gamma}_i = \gamma_i - \gamma_{i-1}. \quad (18)$$

最后, 对 C_{temp} 进行筛选, 筛选原则为 C_{init} 内任意两点之间的距离应大于二倍的阈值 ϵ , 过滤掉部分不满足距离要求的节点后, 剩下的节点组成的集合即为初始簇中心点集合 C_{init} 。

步骤 2: 基于 K-Means 聚类算法对 WSNs 进

行分簇。令

$$C_{\text{center}} = \{C_{\text{center}}^1, C_{\text{center}}^2, \dots, C_{\text{center}}^K \mid 1 \leq K \leq N\}$$

表示 WSNs 所有簇中心位置组成的集合。初始时, C_{center} 为 C_{init} 内所有传感器节点的对应位置所组成的集合。在分簇过程中, 各传感器节点寻找并加入距离自身最近的簇中心位置所对应的簇, 分簇的目标是使各成员节点与其对应簇中心点之间的距离平方和 E 最小化:

$$E = \sum_{j=1}^K \sum_{S_i \in \text{Cluster}_j} \|\text{Loc}_i^S - C_{\text{center}}^j\|_2^2. \quad (19)$$

在 DPKM-PN 方案中, WSNs 分簇是一个动态过程, 通过多次迭代更新来确定最终的簇中心位置集合以及簇中心位置对应的分簇。令 Cluster_j 表示某次迭代更新后 WSNs 的第 j 类分簇中的传感器节点组成的集合, 则在下一次迭代过程中 Cluster_j 的新中心位置 C_{Center}^j 为:

$$C_{\text{Center}}^j \cdot x = \frac{1}{|\text{Cluster}_{r_j}|} \sum_{S \in \text{Cluster}_{r_j}} \text{Loc}_S^S \cdot x, \quad (20)$$

$$C_{\text{Center}}^j \cdot y = \frac{1}{|\text{Cluster}_{r_j}|} \sum_{S \in \text{Cluster}_{r_j}} \text{Loc}_S^S \cdot y. \quad (21)$$

式(20)和(21)中: $|\text{Cluster}_{r_j}|$ 为第 j 类分簇中传感器节点的个数, $\text{Loc}_S^S \cdot x$ 为簇 Cluster_{r_j} 中传感器节点 S 的横坐标, $\text{Loc}_S^S \cdot y$ 为簇 Cluster_{r_j} 中传感器节点 S 的纵坐标。

步骤 3: 根据簇中心位置集合 C_{center} 确定 WSNs 的簇头节点的集合 C_{Head} 。具体方法是, 将各分簇中距离簇中心位置最近的节点作为对应簇的簇头节点。 K ($1 \leq K \leq N$) 个簇头节点组成的集合表示为

$$C_{\text{Head}} = \{C_{\text{Head}}^1, C_{\text{Head}}^2, \dots, C_{\text{Head}}^K\}. \quad (22)$$

2.2 UAV 飞行轨迹优化

在 DPKM-PN 方案中, UAV 飞行轨迹的优化包含两方面内容: (1) UAV 悬停点的个数和位置的优化; (2) 各个悬停位置的 UAV 访问次序优化。其中, 后者采用文献[14]中的方法, 篇幅限制, 这里不再复述, 下面重点介绍前者。在 UAV 的飞行高度为 H 、传感器节点的通信半径为 R 的情况下, 为了保证簇头节点能够与 UAV 正常通信, UAV 悬停点的地面映射应在以簇头节点为圆心、以 $r = \sqrt{R^2 - H^2}$ 为半径的圆形区域内。因此, UAV 悬停位置的优化问题可描述为: 在已知 WSNs 各分簇访问次序的条件下, 如何确定 UAV 在 WSNs 各分簇上空的最优悬停位置以最小化每一轮数据收

集过程中 UAV 的总飞行距离。其形式化描述为:

$$\min_{\{1 \leq i \leq K\}} L = \sum_{i=0}^K \|\text{Loc}_{P_i}^U - \text{Loc}_{P_{i+1}}^U\|_2 \quad (23)$$

s. t.

$$(\text{Loc}_{P_i}^U \cdot x - C_{\text{center}}^{P_i} \cdot x)^2 + (\text{Loc}_{P_i}^U \cdot y - C_{\text{center}}^{P_i} \cdot y)^2 = R^2 - H^2, \quad (24)$$

$$\tau = \{\tau_0, \tau_1, \dots, \tau_K\}, \quad (25)$$

$$\text{Loc}_{P_{K+1}}^U = \text{Loc}_{P_0}^U. \quad (26)$$

式(23)、(24)中: $\text{Loc}_{P_i}^U$ 表示 UAV 在 WSNs 的第 i 个分簇上空的悬停点在地面上的映射位置, $C_{\text{center}}^{P_i}$ 表示 WSNs 的第 i 个分簇的簇中心位置; 式(25)中: τ 表示 WSNs 各分簇的访问次序。

上述问题为有约束优化问题, DPKM-PN 方案采用 Matlab 中的 `fmincon` 函数来求解这一问题。 `fmincon` 使用内点法对有约束优化问题进行求解, 具体函数定义为^[15]:

$$[X, \text{fval}] = \text{fmincon}(L, x_0, A, b, \text{Aeq}, \text{beq}, \text{lb}, \text{ub}, \text{nonl}),$$

式中: X 是优化之后 UAV 悬停点的地面映射位置; `fval` 为 UAV 的总飞行距离; L 是目标函数; x_0 是 1 个 $2K$ 维向量, 向量值为 UAV 的初始悬停位置; A 和 b 是线性不等式约束; Aeq 和 beq 是线性等式约束; lb 和 ub 为 2 个 $2K$ 维向量, 其向量值分别为 UAV 悬停位置坐标的下界和上界; `nonl` 是非线性约束。在对 UAV 的悬停位置进行优化时, 将式(23)设置为目标函数, 约束条件式(24)为非线性约束, 并将线性约束条件设置为空。其优化目标是, 在 UAV 悬停顺序已经确定的情况下, 在各个簇头节点的通信范围内, 寻找最小化 UAV 单轮数据收集的总飞行距离的悬停点。

3 仿真实验

本节通过仿真实验对 DPKM-PN 方案与已有方案进行对比与分析。为了验证 DPKM-PN 方案的高效性和先进性, 选择最近提出的 Ptr-A^{*}[9] 方案作为对比对象。

3.1 参数设置

实验采用 MATLAB R2018b 作为仿真平台。实验场景设置为: WSNs 部署区域大小为 $4 \text{ km} \times 4 \text{ km}$; N 个传感器节点在该区域内随机部署; 传感器节点每隔 1 h 产生一次感知数据, 每个感知数据的大小为 64 bit; UAV 每隔 1 个月进行一次数据收集。仿真实验的其他参数设置如表 1 所示。

表 1 实验参数设置

Tab. 1 Experimental parameter settings

参数	值	参数	值
β	3	P_{com}	0.012 6 W
f_c	2 GHz	P_{full}	5 W
μ_{Los}	1 dB	P_{idle}	0 W
μ_{NLos}	20 dB	m_{uav}	500 g
α, γ	0.03, 10	r_p	20 cm
B	1 MHz	n_p	4
N_0	174 dBm/Hz	g	9.8 N/kg
P_T	21 dBm/Hz	ρ	1.293 kg/m ³
E_{elec}	50 nJ/bit	$v_{uav} = v_{max}$	15 m/s
ξ_{fs}	10 pJ/(bit · m ⁻²)	H	50 m

3.2 实验结果分析

首先,测试了利用 fmincon 函数对 UAV 的悬停位置进行优化的收敛效果,其结果如图 2 所示。在图 2 中,纵坐标为 UAV 在单轮数据收集过程中的总飞行距离,横坐标为迭代次数。从图 2 可以看出,经过多次迭代后得到的曲线是收敛的。

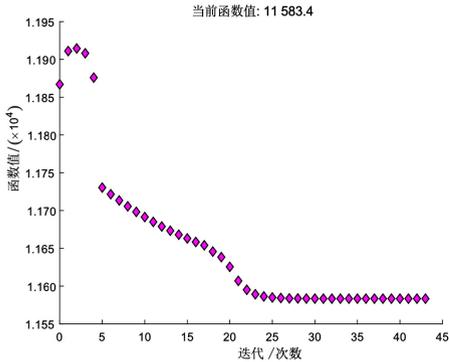


图 2 多次迭代过程中 UAV 飞行距离的变化
Fig. 2 Changes of the UAV flight distance over multiple iterations

接着,通过仿真实验给出了 DPKM-PN 方案和 Ptr-A* 方案在 WSNs 分簇、UAV 悬停位置和飞行轨迹等方面的对比情况。图 3(a)和图 3(b)分别展示了 DPKM-PN 方案和 Ptr-A* 方案下的 WSNs 分簇、UAV 悬停位置和飞行轨迹。可以看出,DPKM-PN 方案中各个分簇的簇头节点总体更靠近各个分簇的中心位置,这有利于节约 WSNs 各分簇内传感器节点向其对应簇头节点传输数据的通信开销。

最后,对 DPKM-PN 方案和 Ptr-A* 方案在数据收集的能效性方面进行了对比。图 4 和图 5 分别显示了经过若干次数据采集之后 UAV-WSNs 的单轮数据收集平均总能耗以及 WSNs 的平均总能耗。

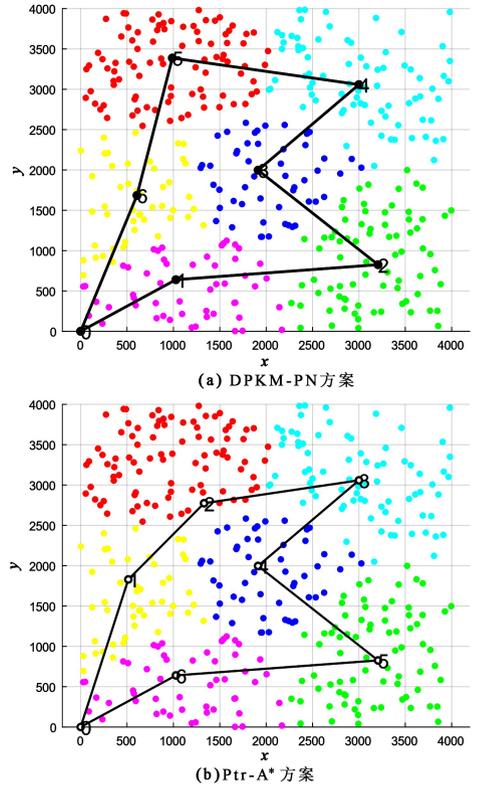


图 3 2 种方案对应的 WSNs 分簇结果与 UAV 的飞行轨迹
Fig. 3 WSNs clusters and UAV flight trajectories corresponding to the two schemes

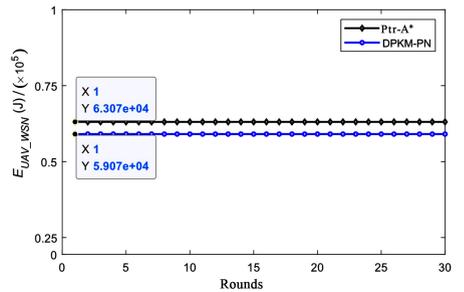


图 4 UAV-WSNs 的单轮平均能耗
Fig. 4 Average energy consumption of UAV-WSNs in a round

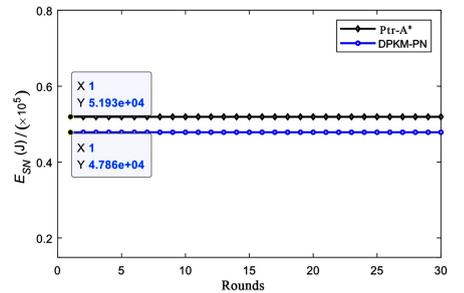


图 5 WSNs 的单轮平均能耗
Fig. 5 Average energy consumption of WSNs in a round
图 4 和图 5 显示,在 UAV-WSNs 系统的单轮数据收集平均总能耗方面,DPKM-PN 方案比 Ptr-A* 方案减少了 6.3%;在 WSNs 的平均总能耗

耗方面,DPKM-PN 方案比 Ptr-A* 方案减少了 7.9%。这说明,相对于 Ptr-A* 方案,DPKM-PN 方案具有更好的能效性。

4 结论

在 UAV-WSNs 系统中,如何提高系统的数据收集效率是近年来人们的研究热点之一。为了解决该问题,本文提出了一种基于 WSNs 分簇与 UAV 飞行轨迹优化的数据收集方案 DPKM-PN。该方案首先基于密度峰值聚类方法确定 WSNs 的初始簇中心位置,然后将初始簇中心位置作为算法

输入,采用 K-Means 聚类方法通过多次迭代确定最终的簇中心位置集合并完成 WSNs 分簇;接着,DPKM-PN 基于指针网络理论确定 WSNs 各分簇的 UAV 访问次序;最后,基于内点法利用 Matlab 的 fmincon 函数对 UAV 在各分簇上空的 UAV 悬停位置进行优化,进而完成对 UAV 飞行轨迹的优化。实验结果表明,与最近提出的 Ptr-A* 方案相比,DPKM-PN 方案在 WSNs 的总平均能耗方面降低了 7.9%,在 UAV-WSNs 系统的平均总能耗方面降低了 6.3%,进一步提高了 UAV-WSNs 的数据收集效率。

参考文献:

- [1] LIU Dianxiong, XU Yuhua, XU Yitao, et al. Opportunistic data collection in cognitive wireless sensor networks: Air-ground collaborative online planning[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2020, 7(9): 8837-8851.
- [2] BENSALD R, BEN SAID M, BOUJEMAA H. Fuzzy C-Means based clustering algorithm in WSNs for IoT applications [C]//2020 International Wireless Communications and Mobile Computing (IWCMC), Limassol, Cyprus, Lebanon: IEEE, 2020: 126-130.
- [3] LIU Juan, TONG Peng, WANG Xijun, et al. UAV-aided data collection for information freshness in wireless sensor networks[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2021, 20(4): 2368-2382.
- [4] VERA-AMARO R, RIVERO-ÁNGELES M E, LUVIANO-JUÁREZ A. Data collection schemes for animal monitoring using WSNs-assisted by UAVs: WSNs-oriented or UAV-oriented[J]. Sensors, 2020, 20(1): 262.
- [5] ZHAN Cheng, ZENG Yong, ZHANG Rui. Energy-efficient data collection in UAV enabled wireless sensor network [J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2018, 7(3): 328-331.
- [6] BAEK J, HAN S I, HAN Y. Energy-efficient UAV routing for wireless sensor networks[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2020, 69(2): 1741-1750.
- [7] ZHAO Junwei, WANG Ying, FEI Zixuan, et al. NOMA-aided UAV data collection system: Trajectory optimization and communication design[J]. IEEE Access, 2020, 8: 155843-155858.
- [8] LI Min, HE Shuangshuang, LI Hao. Minimizing mission completion time of UAVs by jointly optimizing the flight and data collection trajectory in UAV-enabled WSNs[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2022, 9(15): 13498-13510.
- [9] ZHU Botao, 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.
- [10] GHORBEL M B, RODRÍGUEZ-DUARTE 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.
- [11] HULENS D, VERBEKE J, GOEDEME T. How to choose the best embedded processing platform for on-board UAV image processing? [C]//Proceedings of the 10th International Conference on Computer Vision Theory and Applications- Volume 1: VISAPP, Berlin, Germany: SciTePress, 2015: 377-386.
- [12] 宋喜忠. 基于 K-Means 和粗糙集神经网络的节点故障诊断[J]. 信阳师范学院学报(自然科学版), 2014, 27(2): 292-295.
SONG Xizhong. Fault diagnosis of sensor node based on K-Means and rough set neural network[J]. Journal of Xinyang Normal University (Natural Science Edition), 2014, 27(2): 292-295.
- [13] RODRIGUEZ A, LAIO A. Machine learning. Clustering by fast search and find of density peaks[J]. Science, 2014, 344(6191): 1492-1496.
- [14] VINYALS O, FORTUNATO M, JAITLY N. Pointer networks[C]//Proceedings of the 28th International Conference on Neural Information Processing Systems-Volume 2, Montreal, Canada: MIT Press, 2015: 2692-2700.
- [15] VALLURU S K, KUMAR R, KUMAR R. Design and real time implementation of fmincon, MOGA tuned IO-PID and FO-PI^λD^μ controllers for stabilization of TRMS[J]. Procedia Computer Science, 2020, 171: 1241-1250.

责任编辑:郭红建