

物联网数据收集中基于负载均衡的无人机-车联合轨迹规划

朱雨超, 王少尉

(南京大学电子科学与工程学院, 江苏 南京 210023)

摘要: 为了提升大规模物联网数据收集的效率, 提出了一种基于负载均衡区域划分的多无人机-车联合轨迹规划算法, 其中, 无人机作为空中基站收集物联网设备的数据, 地面无人车作为移动电池更换站以弥补无人机能量的不足。为了缩短整体任务完成时间, 优化目标为最小化所有无人机-车中最长的任务完成时间, 将该问题建模为多站点车辆路由问题的一个变种, 并从负载均衡的角度对其进行求解。具体来说, 首先通过负载均衡区域划分算法将物联网设备分配到无人机-车的服务区, 在此基础上, 多站点无人机-车的轨迹规划问题退化为多个独立的单站点单组无人机-车的轨迹规划问题, 进而设计联合轨迹规划策略优化各个服务区中的路径。数值结果验证了所提算法在任务完成时间和负载均衡度方面优于对比算法。

关键词: 无人机; 数据收集; 轨迹规划; 区域划分; 负载均衡

中图分类号: TN92

文献标志码: A

DOI: 10.11959/j.issn.1000-436x.2024005

Coordinated UAV-UGV trajectory planning based on load balancing in IoT data collection

ZHU Yuchao, WANG Shaowei

School of Electronic Science and Engineering, Nanjing University, Nanjing 210023, China

Abstract: To improve the efficiency of large-scale Internet of things (IoT) data collection, a coordinated trajectory planning algorithm for multiple aerial and ground vehicles based on load balancing region partitioning was proposed, where unmanned aerial vehicles (UAVs) acting as aerial base stations were dispatched to gather data from IoT devices and unmanned ground vehicles (UGVs) acting as mobile battery swap stations were used to compensate for the shortage of UAV's energy. Aiming at shortening the mission completion time, the optimization task was to minimize the longest mission time among a fleet of UAV-UGVs, which was formulated as a variant of min-max multi-depot vehicle routing problem and solved from the load-balancing perspective. Specifically, the IoT devices were assigned to the UAV-UGVs' service zones by a load-balancing region partition algorithm, based on which the trajectory planning problem of multiple UAV and UGV was reduced to several independent route planning problems for each UAV-UGV pair. Then, a cooperative trajectory planning strategy was developed to optimize the route in each service zone. Numerical results validate that the proposed algorithm outperforms the compared algorithms in terms of mission completion time and balancing degree.

Keywords: unmanned aerial vehicle, data collection, trajectory planning, region partitioning, load balancing

0 引言

未来, 无线网络有望以高数据速率和低传输时

延同时连接数百万人和数十亿台机器, 实现万物互联, 从而支持智慧农业、自动驾驶、增强/虚拟现实、智慧城市等新兴应用^[1]。数字化的繁荣导致互联网

收稿日期: 2023-08-07; 修回日期: 2023-11-02

通信作者: 王少尉, wangsw@nju.edu.cn

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (No.61931023, No.U1936202)

Foundation Item: The National Natural Science Foundation of China (No.61931023, No.U1936202)

连接终端的爆炸式增长,例如城市中部署了大量的传感器和仪表来监控交通流量、电网状态^[2],众多关键用例,包括灾后应急通信^[3]、边境监控管理^[4]和火灾探测报警^[5]等,也需要部署在广阔地理区域的物联网(IoT, Internet of things)设备的支持,预计到 2030 年,全球连接终端的总量将达到 250 亿至 1 250 亿^[6],并以前所未有的速度产生海量数据。

利用物联网感知数据进行决策的基本前提是高效地进行数据收集,即可靠、快速地收集 IoT 设备记录的信息。根据收集方式的不同,可将其分为静态数据收集和动态数据收集两大类。静态数据收集是指 IoT 设备通过多跳路由网络定期将其数据上传到基站^[7]。低功耗 IoT 设备的传输能力有限,静态路由网络的无线链路可靠性较低,导致数据收集效率较低。动态数据收集是指使用移动汇聚节点进行数据收集,从而代替部分或全部路由网络,以提高数据收集速度并延长网络的使用寿命^[8]。传统的移动汇聚节点一般为地面无人车,但由于无人车移动速度较慢和地面障碍物的影响,其适用范围有限。

近年来,随着设计制造业的加速发展,基于无人机的数据收集成为一种有前景的方式。利用其灵活、快速、可操作性高的特点,搭载小基站的无人机可以充当空中移动汇聚节点,通过合理规划其飞行轨迹,能够提升大规模区域的 IoT 设备数据收集的效率^[5]。针对部署具有均匀性特点的大规模传感器网络,文献[9]将最小化数据收集时间的优化问题抽象为旅行商问题(TSP, traveling salesman problem),并提出了一种基于分割和融合的快速路径规划算法。考虑到无人机的能量约束,文献[10]将无人机的轨迹规划建模为一个定向问题,利用指针网络构建序列到序列的决策过程,并通过深度 Q 网络进行求解。文献[11]研究了多无人机辅助的数据收集,为了避免无人机之间数据收集时间的差距过大,设计了基于图的近似算法以最小化所有无人机中最长的收集时间。考虑多无人机间的碰撞避免,文献[12]将问题建模为带有防撞约束的多站点车辆路由问题(MDVRP, multi-depot vehicle routing problem),在规划路径以最大化覆盖 IoT 设备数量的同时,避免无人机之间的轨迹发生交叉。

然而,无人机有限的机载电池能量始终限制着其在实际应用中的性能。随着基础设施的发展,可以利用固定或移动设备进行辅助,构建动态协同网络,为无人机提供按需充电服务^[13]。针对区域内有

一个固定充电站的场景,文献[14]研究了以能源效率为导向的多个可充电无人机的协同调度,为 IoT 节点提供无缝的长期覆盖,通过基于块坐标下降的迭代算法对节点分配、无人机轨迹和发射功率控制进行了联合优化,但是其只考虑 3 个 IoT 设备。对于大规模 IoT,文献[15]研究了地面无人车辅助充电的无人机数据收集任务,提出了一种有上下界保证的三步协同轨迹规划策略以最小化任务完成时间。文献[16]进一步拓展到单无人车-多无人机的场景,并提出了基于轮循策略的协同路径规划算法。考虑多组无人机-车定期访问一系列给定位置的监控点,文献[17]研究了最小化访问同一个点的最长间隔时间的优化问题,设计了基于区域划分的多组无人机-车的派遣和路径规划方法,但该方法只针对监控点均匀分布的场景。综上所述,多组无人机-车辅助的大规模非均匀分布场景下的 IoT 数据收集问题尚未得到很好的研究。

本文主要的研究工作如下。

1) 建立多站点无人机-车组联合轨迹规划的模型。为了最小化数据收集的整体时延,在满足无人机电量约束的前提下,最小化所有无人机-车中最长的任务完成时间。将问题建模为 MDVRP 的一个变种形式,该问题是一个多变量耦合的组合优化问题,很难使用精确算法直接求解。

2) 采用两阶段算法对问题进行求解。将原多站点无人机-车联合轨迹规划问题解耦为设备点分配和单站点单组无人机-车联合路径规划 2 个子问题。在战术层,从负载均衡(LB, load-balancing)区域划分的角度处理整体的 IoT 设备分配问题,平衡所有无人机-车的收集时间。根据划分的服务区和相应的 IoT 设备分配情况,在操作层,处理以最小化收集时间为目标的单组无人机-车协同轨迹规划问题。同时,利用连续近似范式,对单组无人机-车的收集时间进行分析,为战术层的区域划分提供负载度量标准。

3) 仿真结果表明,与对比算法相比,本文算法在任务完成时间和负载均衡程度上都有很好的性能。尤其是在 IoT 设备非均匀分布的场景下,本文算法得到的任务完成时间明显低于对比算法,且负载均衡程度对比算法高 1~2 个数量级。

1 系统模型和问题规约

1.1 网络模型

考虑如图 1 所示的智慧城市场景,假设边长为

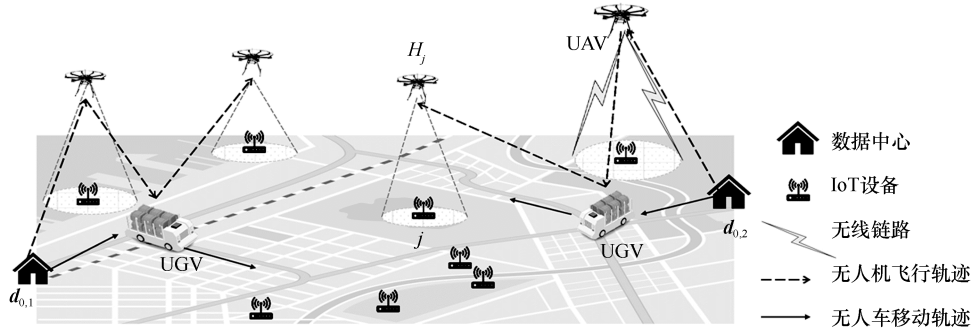


图1 智慧城市市场景

L 的正方形区域 \mathcal{R} 中分布有 M 个 IoT 设备和 N 个数据中心, 其中每个数据中心配备有一组无人机-车。用 $\mathcal{M} = \{1, \dots, M\}$ 和 $\mathcal{N} = \{1, \dots, N\}$ 分别表示 IoT 设备的集合和无人机-车的集合。无人机巡航区域以从地面 IoT 设备收集数据, 无人车则作为移动充电站与无人机一同移动, 为其提供能量补充。更具体来说, 无人机 $i \in \mathcal{N}$ 从相应的数据中心 $d_{0,i}$ 起飞, 沿着特定轨迹依次访问 IoT 设备, 当无人机悬停于点 H_j 时, 它将与地面 IoT 设备 $j \in \mathcal{M}$ 建立通信链路并进行数据收集。当电量即将耗尽时, 无人机需要飞回与其一同移动的无人车进行电池更换。两者相遇的位置用会合点位置集合 \mathcal{P} 表示。每组无人机-车的任务完成时间 $T(\cdot)$ 由在 IoT 设备间移动的路程时间和收集 IoT 设备数据的悬停时间两部分构成。不同数据中心的所有无人机-车同时被派遣, 故整体任务完成时间由无人机-车中任务完成时间最长的一组所决定。

1.2 数据收集模型

用 P 表示 IoT 设备的发射功率, σ_n^2 表示无人机的接收机噪声方差, 由文献[18]可知, 平均信噪比为

$$\gamma = \frac{P\omega^{-\alpha}}{\sigma_n^2} \left(\frac{p_{\text{LoS}}}{\eta_{\text{LoS}}} + \frac{p_{\text{NLoS}}}{\eta_{\text{NLoS}}} \right) \quad (1)$$

其中, α 为路径损耗指数, ω 为 IoT 设备与无人机之间的距离, η_{LoS} 和 η_{NLoS} 为视线线路和非视距路径的平均额外损失, 取决于环境。视线线路的概率 p_{LoS} 为

$$p_{\text{LoS}}(\phi) = \frac{1}{1 + a \exp[-b(\phi - a)]} \quad (2)$$

其中, ϕ 为设备与无人机之间的仰角, a 和 b 为环境常数。

用 W 表示系统带宽, 则 IoT 设备与无人机之间的平均数据传输速率可以写为

$$r_{\text{tran}} = Wb(1 + \gamma) \quad (3)$$

假设每个 IoT 设备的数据量为 D , 无人机在每个设备上方的悬停时间可以表示为

$$t_h = \frac{D}{r_{\text{tran}}} \quad (4)$$

1.3 无人机能耗模型

一般来说, 无人机的能耗由通信相关能量和推进能量组成。前者包括信号处理、信号辐射和接收等。为了简单起见, 这里将与通信相关的功率表示为常数 P_c (单位为 W)。推进能量的作用是保持无人机在高空悬停并支持其运动, 无人机的能耗模型作为飞行速度的函数可近似表示为^[19]

$$P(v) = P_0 \left(1 + \frac{3v^2}{A^2 r^2} \right) + \frac{P_i V}{v} + \frac{1}{2} d_r \rho s A_r v^3 \quad (5)$$

其中, v 是无人机飞行速度, P_0 和 P_i 是 2 个取决于无人机重量、密度以及旋翼面积等因素的常数。相关的符号及其物理含义如表 1 所示。

表1 能耗模型中的符号及其物理含义

符号	物理含义
A	叶片角速度/(rad·s ⁻¹)
ρ	空气密度/(kg·m ⁻³)
A_r	旋翼面积/m ²
d_r	机身阻力比
P_0	悬停状态叶片轮廓功率/W
P_i	悬停状态诱导功率/W
r	旋翼半径/m
s	旋翼实度/m ³
V	前进飞行中的平均旋翼诱导速度/(m·s ⁻¹)

1.4 多站点无人机-车联合轨迹规划问题

优化任务的目标为最小化整体任务完成时间，即最小化无人机-车中最长的任务完成时间，同时，需要保证所有无人机飞行时在电量耗尽前返回无人车。此任务为带有额外电量约束的最小化-最大的多站点车辆路由问题 (min-max MDVRP)。如图 2 所示，需要优化服务区的分配以及每组无人机-车在相应服务区的轨迹。

令 R_i 表示第 $i \in \mathcal{N}$ 组无人机-车的服务区，相应地，被分配至 R_i 的 IoT 设备集合为 \mathcal{A}_i 。 \mathcal{A}_i 中节点的所有排列用 $\mathcal{U}_{|\mathcal{A}_i|}$ 表示，其中某一特定的排列记作 $\tau_i \in \mathcal{U}_{|\mathcal{A}_i|}$ ，为方便表示，设 $\tau_i(|\mathcal{A}_i|+1) = \tau_i(1)$ 。以图 2 中服务区 R_2 为例，有 $\tau_2 = \{5,10,7,3,9,6,8,5\}$ 。令 $\mathcal{P} = \{\mathbf{p}_{\tau(k)} | k \in \mathcal{M}\}$ 表示会合点位置的集合。

首先，针对单个服务区 R 中的无人机-车，给出相应的移动模型。这一部分省略了下标 i 以简化符号表示。无人车和无人机的移动速度分别用 $V_0 > 0$ 和 $V_1 > 0$ ($V_0 < V_1$) 表示。用 $E_{re,\tau(k)}$ 表示无人机在悬停位置 $H_{\tau(k)} |_{k \in \mathcal{A}}$ 收集完数据的剩余电量，二元变量 $z_{\tau(k)} |_{k \in \mathcal{A}}$ 表示是否需要设置第 k 个会合点

$$z_{\tau(k)} = \begin{cases} 1, & k=1 \text{ 或 } E_{re,\tau(k-1)} < E_{th,\tau(k)} \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (6)$$

其中， $E_{th,\tau(k)} = \frac{P_f \| H_{\tau(k)} - H_{\tau(k-1)} \|}{V_1} + P_h t_h$ 表示收集完下一个设备的数据所需的电量， $P_f = P(V_1)$ 和

$P_h = P(0) + P_c$ 分别表示飞行和悬停时的功率。相应地，会合点的位置可以表示为

$$\mathbf{p}_{\tau(k)} = \begin{cases} \mathbf{d}_0, & k=1 \\ \mathbf{p}_{\tau(k)}, & z_{\tau(k)} = 1 \\ \mathbf{p}_{\tau(k-1)}, & \text{其他} \end{cases} \quad (7)$$

根据无人机是否在会合点 $\mathbf{p}_{\tau(k)}$ 更换电池，其在悬停位置 $H_{\tau(k)}$ 的剩余电量可以表示为

$$E_{re,\tau(k)} = \begin{cases} E - P_h t_h - \frac{P_f \| H_{\tau(k)} - \mathbf{p}_{\tau(k)} \|}{V_1}, & z_{\tau(k)} = 1 \\ E - P_h \left(\sum_{j=l_k}^k (1 - z_{\tau(j)}) + 1 \right) t_h - \frac{P_f d_{\tau(k)}}{V_1}, & \text{其他} \end{cases} \quad (8)$$

其中， $d_{\tau(k)}$ 表示无人机到达第 k 个悬停位置时的连续飞行距离。令 $\mathbf{p}_{\tau(l_k)}$ ($l_k = \max_{a=1,2,\dots,k} a |_{z_{\tau(a)}=1}$) 表示离第 k 个悬停位置最近的会合点，则无人机的连续飞行距离 $d_{\tau(k)}$ 可以表示为

$$d_{\tau(k)} = \| \mathbf{p}_{\tau(l_k)} - H_{\tau(l_k)} \| + \sum_{j=l_k}^k (1 - z_{\tau(j)}) \| H_{\tau(j-1)} - H_{\tau(j)} \|^2$$

本文关注的目标是数据收集的任务完成时间 $T(\mathcal{A})$ 。无人机从一个会合点起飞到 IoT 设备上方进行数据收集，接着在下一个会合点降落在无人车上所经过的所有路程被定义为一段子路径。如图 2 所示，整个路径可以分成 $Z = \sum_{k=1}^{|\mathcal{A}|} z_{\tau(k)}$ 段子路径，记

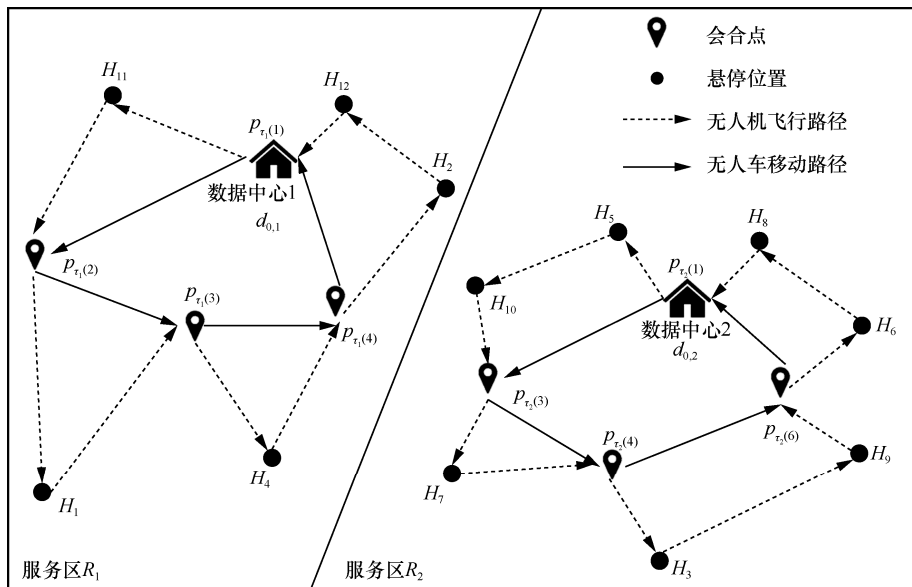


图 2 2 个数据中心场景下的区域划分和轨迹规划

为 $\mathcal{ST} = \{1, 2, \dots, Z\}$ 。由此, 无人机在第 q 段子路径中的飞行距离可以表示为

$$d_{\text{uav}}^{(q)} = \| \mathbf{p}_{\tau(\Omega(q))} - H_{\tau(\Omega(q))} \| + \| H_{\tau(\Omega(q+1)-1)} - \mathbf{p}_{\tau(\Omega(q+1))} \| + \sum_{j=\Omega(q)}^{\Omega(q+1)-2} \| H_{\tau(j)} - H_{\tau(j+1)} \| \quad (9)$$

其中, $\Omega = \{k | z_{\tau(k)} = 1, 1 \leq k \leq |\mathcal{S}| + 1\}$ 为所需会合点的索引集合 (例如, 图 2 中服务区 R_2 的 $\Omega = \{1, 3, 4, 6\}$)。而无人车完成相应子路径时的行驶距离为

$$d_{\text{ugv}}^{(q)} = \| \mathbf{p}_{\tau(\Omega(q))} - \mathbf{p}_{\tau(\Omega(q+1))} \| \quad (10)$$

由此, 单组无人机-车对服务区的 IoT 设备进行数据收集的任务完成时间可以写成

$$T(\mathcal{A}) = \sum_{q=1}^Z \max \left\{ \frac{d_{\text{uav}}^{(q)}}{V_1} + n^{(q)} t_h, \frac{d_{\text{ugv}}^{(q)}}{V_0} \right\} \quad (11)$$

其中, $n^{(q)} = \Omega(q+1) - \Omega(q)$ 为无人机第 q 段子路径中服务的 IoT 设备数。

依据单组无人机-车的移动模型, 本文可以将原任务规约为一个最小化-最大的多站点无人机-车联合轨迹规划问题。为了简化符号表示, 用向量 \bar{z} 表示所有的 $z_{(\cdot)}$ 。考虑的问题可写成如下形式

$$\begin{aligned} & \min_{\tau \in \mathcal{U}_{|\mathcal{A}|}, \mathcal{A}, \bar{z}} \max_i T(\mathcal{A}_i) \\ \text{s.t. } & C_1: \frac{P_f d_{\text{uav},i}^{(q)}}{V_1} + n_i^{(q)} P_h t_h \leq E, \\ & \quad \forall i \in \mathcal{N}, j \in \mathcal{A}_i, q \in \mathcal{ST}_i \\ & C_2: \bigcup_{i=1}^N \mathcal{A}_i = \mathcal{M} \\ & C_3: \mathcal{A}_i \cap \mathcal{A}_j = \emptyset, \forall i \neq j \\ & C_4: z_j \in \{0, 1\}, \forall j \in \mathcal{M} \end{aligned} \quad (12)$$

其中, $d_{\text{uav},i}^{(q)}$ 为第 i 架无人机在其第 q 段子路径中的飞行距离, $n_i^{(q)} = \Omega_i(q+1) - \Omega_i(q)$ 为第 i 架无人机在其第 q 段子路径中服务的 IoT 设备数, E 为无人机的电池容量。约束 C_1 保证每架无人机在执行任务途中都能在电量耗尽前返回无人车。约束 C_2 和 C_3 保证每个 IoT 设备都被分配且仅被分配给一架无人机。约束 C_4 为是否设置会合点的 (0,1) 约束。注意到, 式(12) 给出的优化问题是一个需要额外考虑无人机-车的会合约束以及无人机的电量约束的更一般化的

MDVRP, 属于不容易求解的 NP 难问题。

2 算法设计

本文从两阶段的角度求解 NP 难的优化问题式(12)。将式(12)解耦为 IoT 与无人机-车之间的分配以及无人机-车收集数据时的轨迹规划 2 个子问题。首先, 战术层的策略将整个区域分为几个独立的服务区, 每个区有一个数据中心, 以平衡每组无人机-车的服务负载。然后, 从更细节的操作层, 规划每个服务区中单组无人机-车的协同轨迹。另外, 在给出战术策略之前, 需要先确定合适的负载度量方式。本文利用连续近似范式分析单组无人机-车的负载, 给出了易于后续分区的负载度量方式。

2.1 单组无人机-车联合轨迹规划算法设计

首先, 针对操作层, 式(12)的子问题之一可以描述为在给定需要服务的 IoT 设备集合的情况下, 以最小化任务完成时间的目标优化特定服务区中单组无人机-车的轨迹。此问题的关键在于确定无人机和无人车会合的时间和位置, 可以写成如下形式

$$\begin{aligned} & \min_{\tau \in \mathcal{U}_{|\mathcal{A}|}, \bar{z}} T(\mathcal{A}) \\ \text{s.t. } & C_1: \frac{d_{\text{uav}}^{(q)} P_f}{V_1} + (\Omega(q+1) - \Omega(q)) P_h t_h \leq E, \forall q \in \mathcal{ST} \\ & C_2: z_k \in \{0, 1\}, \forall k \in \mathcal{A} \end{aligned} \quad (13)$$

其中, $T(\mathcal{A})$ 由式(11)给出。约束 C_1 保证每架无人机在每段子路径都能在电量耗尽前返回无人车。优化问题式(13)可被看作欧氏距离 TSP 的一个需要联合考虑无人机和无人车轨迹的拓展, 故其也属于 NP 难问题。

注意到, 当给定访问顺序 τ 和所需会合点集合 Ω 时, 上述优化问题式(13)可以转化为如下凸问题

$$\begin{aligned} & \min_{\mathcal{P}, \Gamma_{(\cdot)}} \Gamma_{|\mathcal{A}|+1} \\ \text{s.t. } & C_1: \Gamma_{k+1} \geq \Gamma_k + \frac{\| \mathbf{p}_{\Omega(k)} - \mathbf{p}_{\Omega(k+1)} \|}{V_0}, \forall k \in \mathcal{A} \\ & C_2: \Gamma_{k+1} \geq \Gamma_k + \frac{d_{\text{uav}}^{(k)}}{V_1}, \forall k \in \mathcal{A} \\ & C_3: \frac{d_{\text{uav}}^{(k)}}{V_1} < \frac{E - P_h t_h (\Omega(k+1) - \Omega(k))}{P_f}, \forall k \in \mathcal{A} \\ & C_4: \Gamma_1 = 0 \\ & C_5: \mathbf{p}_1 = \mathbf{p}_{|\mathcal{A}|+1} = \mathbf{d}_0 \end{aligned} \quad (14)$$

其中, $\Gamma_{(\cdot)}$ 表示有序会合点处的累积时间,

$$d_{\text{uav}}^{(k)} = \sum_{j=\Omega(k)}^{\Omega(k+1)-2} \|H_k - H_{k+1}\| + \|p_{\Omega(k)} - H_{\Omega(k)}\| + \|H_{\Omega(k+1)-1} - p_{\Omega(k+1)}\|$$

可根据式(9)得到。

基于上述分析, 本文提出一种启发式算法来处理式(13), 具体步骤如算法 1 所示。

算法 1 选择性充电的联合轨迹规划算法

输入 IoT 设备集合 \mathcal{A} , 悬停位置 $H_{(\cdot)}$, 无人机和无人车的运动参数 V_0, V_1, P_f, P_h, E

输出 $\tau, \mathcal{P}^*, \Gamma_{|\mathcal{A}|+1}^*$

初始化 $\bar{z} = \mathbf{e}$, $\Omega = \{1, 2, \dots, |\mathcal{A}| + 1\}$

1) 采用 LKH 算法求解经过 $H_{(\cdot)}$ 的 TSP 路径 τ ;

 令 $\bar{z}^* \leftarrow \bar{z}, \Omega^* \leftarrow \Omega$;

2) 对于给定的 τ 和 Ω^* , 采用 CVX 工具箱求解式(14), 得到初始会合点 $\mathcal{P}^* \leftarrow \mathcal{P}$ 和初始完成时间 $\Gamma_{|\mathcal{A}|+1}^* \leftarrow \Gamma_{|\mathcal{A}|+1}$;

3) 根据式(8)和式(6)计算 $E_{\text{re}(\cdot)}$ 和 \bar{z} ;

4) 根据 \bar{z} 更新 Ω : $\Omega^{\text{temp}} \leftarrow \Omega$;

5) 对于给定的 τ 和 Ω^{temp} , 采用 CVX 工具箱求解式(14), 得到 $\Gamma_{|\mathcal{A}|+1}$;

6) if $\Gamma_{|\mathcal{A}|+1} < \Gamma_{|\mathcal{A}|+1}^*$ then

7) $\mathcal{P}^* \leftarrow \mathcal{P}, \bar{z}^* \leftarrow \bar{z}, \Omega^* \leftarrow \Omega, \Gamma_{|\mathcal{A}|+1}^* \leftarrow \Gamma_{|\mathcal{A}|+1}$;

8) else

9) $\bar{z}^*, \Omega^*, \Gamma_{|\mathcal{A}|+1}^*$ 保持不变;

10) end if

首先, 在不考虑电量约束的情况下, 采用经典的 LKH (Lin-Kernighan heuristic) 算法^[20]求解经过所有悬停位置 $H_{(\cdot)}$ 的 TSP 路径从而获得访问顺序 τ 。接着, 在初始设置 $\bar{z} = \mathbf{e}$ 的情况下 ($\mathbf{e} \in \mathbb{R}^M$ 表示单位向量), 计算会合点位置和任务完成时间, 并基于此结果, 相继对 $E_{\text{re}(\cdot)}$ 和 \bar{z} 进行更新。最后, 对会合点位置进行筛选和更新, 从而找到无人机和无人车的联合轨迹。

2.2 单组无人机-车负载分析

单组无人机-车的负载定义为其完成服务区内所有 IoT 设备数据收集的任务完成时间, 由式(11)可知, 其为一个难以直接计算的组合量。因此, 本文利用连续近似范式的特性对负载进行近似分析, 使用能够对所需数据量准确估计的简单数学公式替换复杂的组合量。

假设悬停位置在整个区域的分布服从一个已

知的绝对连续的概率分布函数 $f(x)$ 。通过分析负载的上界和下界, 本节设计了负载的度量方法。

1) 下界

直观上, 对每组无人机-车来说, 当无人机在飞行途中不需要返回无人车更换电池时, 任务完成时间将会是最短的。即理想状态下, 无人机依据 TSP 路径完成任务。根据经典的 BHH (Beardwood-Halton-Hammersley) 定理^[21], 可以将经过一系列点的 TSP 路径的长度与这些点对应的分布联系起来。

定理 1 BHH 定理。假设 $X = \{X_1, X_2, \dots, X_n\}$ 是 \mathbb{R}^d 上一系列具有紧支撑集的独立同分布随机变量, 则经过 X 的最优 TSP 路径的长度 l^* 将以概率 1 收敛至特定值, 即满足如下关系

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \frac{l^*}{n^{\frac{d-1}{d}}} = \beta_d \int f(x)^{\frac{d-1}{d}} dx \quad (15)$$

其中, $f(x)$ 是变量 X 的概率分布的绝对连续部分, β_d 是仅依赖于 d 的常数。

因此, 将定理 1 应用至本文考虑的欧氏二维平面的场景 (即 $d=2$), 第 i 组无人机-车对服务区 R_i 内的 IoT 设备进行数据收集的任务完成时间满足

$$T^{\text{low}}(\mathcal{A}_i) \sim |\mathcal{A}_i| t_h + \frac{\beta_2}{V_1} \sqrt{|\mathcal{A}_i|} \iint_{R_i} \sqrt{f(x)} dA \quad (16)$$

当 $|\mathcal{A}_i| \rightarrow \infty$ 时, β_2 为常数, 取值范围为 $0.6250 \leq \beta_2 \leq 0.9204$ ^[22]。

2) 上界

根据任务完成时间的物理含义, 当无人机不管剩余多少能量, 每次悬停结束都返回在原地等待的无人车更换电池时, 将取得上界。针对表达式(11), 令 $\bar{z} = \mathbf{e}$ 且用求和项替换 $\max\{\cdot, \cdot\}$ 项, 可以获得如下形式的粗略上界

$$T^{\text{up}}(\mathcal{A}) = \sum_{q=1}^Z \left(\frac{d_{\text{uav}}^{(q)}}{V_1} + n^{(q)} t_h + \frac{d_{\text{ugv}}^{(q)}}{V_0} \right) \quad (17)$$

基于式(17), 利用连续近似, 可以推导出负载的上界的近似形式, 如定理 2 所示。

定理 2 对于一个平面区域 R , $|\mathcal{A}|$ 为分布在区域内的节点数量, 节点分布 $f(x)$ 为定义在 R 上的绝对连续的概率分布函数。对于固定的 V_0 和 V_1 , 式(13)的上界满足

$$T^{\text{up}}(|\mathcal{A}|) \sim |\mathcal{A}| t_h + \sqrt{\frac{2|\mathcal{A}|}{V_0 V_1}} \iint_R \sqrt{f(x)} dA \quad (18)$$

其中, $\mathcal{A} \rightarrow \infty$ 。

证明 详见附录1。

因此, 当 $|\mathcal{A}_i| \rightarrow \infty$ 时, 服务区 R_i 的任务完成时间的上界满足

$$T^{\text{up}}(\mathcal{A}_i) \sim |\mathcal{A}_i| t_h + \sqrt{\frac{2|\mathcal{A}_i|}{V_0 V_1}} \iint_{R_i} \sqrt{f(x)} dA \quad (19)$$

3) 负载度量方式

结合下界和上界, 显然可以得到, 当 $|\mathcal{A}_i| \rightarrow \infty$ 时, 第 i 组无人机-车的负载满足

$$T(\mathcal{A}_i) \sim |\mathcal{A}_i| t_h + \chi \sqrt{|\mathcal{A}_i|} \iint_{R_i} \sqrt{f(x)} dA \quad (20)$$

其中, $\frac{\beta_2}{V_1} \leq \chi \leq \sqrt{\frac{2}{V_0 V_1}}$ 为常数。由于悬停时间不能忽略不计, 故负载由 IoT 设备的数量以及 $\iint_{R_i} \sqrt{f(x)} dA$ 共同决定。注意到, IoT 设备的数量可以用 $\iint_{R_i} f(x) dA$ 表示, 则负载可以近似地用 $\iint_{R_i} \sqrt{f(x)} + f(x) dA$ 进行度量。

2.3 服务区域划分

针对战术层, 原优化问题式(12)关于 IoT 设备与无人机-车之间分配的子问题可以被看作一个均衡的区域划分问题, 表示为

$$\begin{aligned} & \min_{R_1, \dots, R_N \subset \mathcal{R}} \max_{i \in \mathcal{N}} T(\mathcal{A}_i) \\ & \text{s.t. } C_1: R_i \cap R_j = \emptyset, \forall i \neq j \\ & C_2: \bigcup_{i=1}^N R_i = \mathcal{R} \end{aligned} \quad (21)$$

根据负载的度量方式, 式(21)可以转化为

$$\begin{aligned} & \min_{R_1, \dots, R_N \subset \mathcal{R}} \max_{i \in \mathcal{N}} \iint_{R_i} f(x) + \sqrt{f(x)} dA \\ & \text{s.t. 式(21)的 } C_1 \text{ 和 } C_2 \end{aligned} \quad (22)$$

令 $g(x) = f(x) + \sqrt{f(x)}$, 并引入 $\Psi_i(x) = \|x - \mathbf{d}_{0,i}\|$ 保证子区域之间的连通性^[23]。式(22)可以重新表示为如下形式

$$\begin{aligned} & \min_{t, I_1(\cdot), I_2(\cdot), \dots, I_N(\cdot)} t \\ & \text{s.t. } C_1: t \geq \iint_{R_i} g(x) \Psi_i(x) I_i(x) dA, \forall i \in \mathcal{N} \\ & C_2: \sum_{i=1}^N I_i(x) = 1, \forall x \\ & C_3: I_i(x) \in \{0, 1\}, \forall i, x \end{aligned} \quad (23)$$

式(23)存在二元变量 $I_i(x)$, 该整数约束导致问

题难以求解。一个直观的想法是将二元变量松弛为连续变量, 则式(23)的线性松弛形式为

$$\begin{aligned} & \min_{t, I_1(\cdot), I_2(\cdot), \dots, I_N(\cdot)} t \\ & \text{s.t. 式(23)的 } C_1 \text{ 和 } C_2 \\ & I_i(x) \geq 0, \forall i, x \end{aligned} \quad (24)$$

接着, 将式(24)离散化可得到相应的近似形式。设定将区域离散化为 K 个面积为 ϵ 的正方形小格子 Δ_j 。设 g_j 表示 $g(x)$ 的平均值, Ψ_{ij} 表示 $\Psi_i(x)$ 的平均值, u_{ij} 表示 Δ_j 中由第 i 组无人机-车服务的部分, 则式(24)的离散化形式为

$$\begin{aligned} & \min_{t, u_{ij}} t \\ & \text{s.t. } C_1: t \geq \sum_{j=1}^M \epsilon g_j u_{ij} \Psi_{ij}, \forall i \\ & C_2: \sum_{i=1}^N u_{ij} = 1, \forall j \\ & C_3: u_{ij} \geq 0, \forall i, j \end{aligned} \quad (25)$$

式(25)的对偶问题为

$$\begin{aligned} & \max_{\xi, \mu} \sum_{j=1}^M \mu_j \\ & \text{s.t. } C_1: -\epsilon g_j \Psi_{ij} \xi_i + \mu_j \leq 0, \forall i, j \\ & C_2: \sum_{i=1}^N \xi_i = 1 \\ & C_3: \xi_i \geq 0, \forall i \end{aligned} \quad (26)$$

令 $\lambda_j := \frac{\mu_j}{\epsilon g_j}$, 式(26)可以被简化为

$$\begin{aligned} & \max_{\xi, \lambda} \sum_{j=1}^M \epsilon g_j \lambda_j \\ & \text{s.t. } C_1: \lambda_j \leq \Psi_{ij} \xi_i, \forall i, j \\ & \text{式(26)的 } C_2 \text{ 和 } C_3 \end{aligned} \quad (27)$$

式(27)的连续化形式为

$$\begin{aligned} & \max_{\xi, \lambda(\cdot)} \iint_{\mathcal{R}} g(x) \lambda(x) dA \\ & \text{s.t. } C_1: \lambda(x) \leq \xi_i \Psi_i(x), \forall i, x \\ & \text{式(26)的 } C_2 \text{ 和 } C_3 \end{aligned} \quad (28)$$

可以发现, 式(28)等价于下面的凸问题

$$\begin{aligned} & \max_{\xi} \iint_R \min_i \{g(x)\xi_i \Psi_i(x)\} dA \\ \text{s.t. } & C_1: \sum_{i=1}^N \xi_i = 1 \\ & C_2: \xi_i \geq 0, \forall i \end{aligned} \quad (29)$$

式(29)可以利用凸优化技术高效求解,从而可以获得最优的对偶变量 ξ^* 。对于任意一个 IoT 设备,其将被分配给使 $g(x)\xi_i \Phi_i(x), i \in \mathcal{N}$ 最小的数据中心 $d_{0,i}$ 。基于此,服务区的边界可以表示为

$$\partial(R_i^*) \cap \partial(R_j^*) \subseteq \{x | x \in R, \xi_i^* \Phi_i(x) = \xi_j^* \Phi_j(x)\} \quad (30)$$

2.4 负载均衡多站点联合轨迹规划算法设计

原始优化问题式(12)的求解可以分解为依次求解式(21)和式(13)。本文提出了一种高效的两阶段算法,以找到负载均衡的多站点轨迹规划策略。具体细节在算法 2 中给出,其步骤可以总结为 2 个阶段。

在第一阶段,根据 IoT 设备的分布情况以及无人机-车的近似负载,整个区域被划分为若干个服务区。求解式(29),可以获得 IoT 设备与服务区之间最优的分配方式。

在第二阶段,每个服务区操作层面的细节路径规划问题被单独处理。利用算法 1 中选择性充电的联合轨迹规划策略,优化每组无人机-车的轨迹,以达到最小化任务完成时间的目标。

算法 2 两阶段多站点联合轨迹规划算法

输入 二维凸区域 R , 一系列数据中心 $\{d_{0,i}, i \in \mathcal{N}\}$, IoT 设备在 R 上的概率分布函数 $f(\cdot)$

输出 所有服务区的任务完成时间 $T(\mathcal{A}_1), \dots, T(\mathcal{A}_N)$

第一阶段: 战术层服务区划分

- 1) 求解式(29)获得 ξ ;
- 2) 利用式(30)从 ξ 恢复服务区 $\{R_1, R_2, \dots, R_N\}$;
- 3) 获得各个服务区中相应 IoT 设备的集合 $\{\mathcal{A}_1, \dots, \mathcal{A}_N\}$;

第二阶段: 操作层无人机-车路径规划

- 4) for $i \in \mathcal{N}$ do
- 5) 针对服务区 R_i 中的 IoT 设备集合 \mathcal{A}_i , 利用算法 1 获得无人机-车的联合路径;
- 6) end for

3 仿真分析

考虑一个 $L \text{ km} \times L \text{ km}$ 的正方形区域,其中部署了 $N=4$ 个数据中心。载波频率 $f_c = 2 \text{ GHz}$ 。城市场

景下的信道环境参数 $(a, b) = (9.61, 0.16)$, $(\eta_{\text{LoS}}, \eta_{\text{NLoS}}) = (1, 20)$ ^[18]。通信带宽 $W = 1 \text{ MHz}$, 发射功率和噪声功率分别为 $P = 20 \text{ dBm}$ 和 $\sigma_n^2 = -110 \text{ dBm}$ ^[24]。不失一般性地,设定每个 IoT 设备的待传输数据量 $D = 60 \text{ MB}$ 。无人机的飞行高度 $H = 100 \text{ m}$, 无人机和无人车的移动速度分别为 $V_1 = 70 \text{ km/h}$ 和 $V_0 = 20 \text{ km/h}$ 。无人机推进能量相关的参数设置为 $\lambda = 1.225 \text{ kg/m}^3$, $A_r = 0.503 \text{ m}^2$, $d_r = 0.3$, $r = 0.4 \text{ m}$, $s = 0.05$, $V = 4.03 \text{ m/s}$, $P_0 = 79.86 \text{ W}$, $P_f = 88.63 \text{ W}$ 。通信相关的功率为 $P_c = 30 \text{ W}$, 无人机的总电量为 $40 \text{ W}\cdot\text{h}$ 。

为了评估算法的性能,本文引入了任务完成时间 T_c (单位为 h) 以及不平衡程度 ζ 这 2 个指标,其中, $T_c = \max_{i \in \mathcal{N}} T(\mathcal{A}_i)$, ζ 为 $T(\mathcal{A}_i)$ 的方差。本节将所提出的基于负载均衡的协同轨迹规划算法与以下 2 种基线算法进行对比,2 种基线算法采用不同服务区划分策略,针对每个服务区的联合轨迹规划,使用与本文相同的选择性充电的联合轨迹规划算法。

1) IoT 设备数量均衡 (NB, number balancing) 策略。NB 使用设备数量作为负载的度量方式,将整个区域划分为 IoT 设备数量渐近相等的若干个子服务区。

2) 维诺图划分 (VP, Voronoi partition) 策略。基于维诺图,VP 根据最近邻原则划分整个平面。IoT 设备将被分配给离它最近的数据中心^[25]。

除非特别说明,下文图中的每个值都是将各个算法应用于具有相同网络大小的 50 个随机生成的网络拓扑结果的平均值。

首先,图 3 给出了 IoT 设备在不同分布下的服务区划分和轨迹规划结果,这里选取 IoT 设备数量 $M = 400$, 均匀分布和非均匀分布于边长 $L = 10 \text{ km}$ 的区域的 2 个实例。相应的服务区任务完成时间和负载不平衡程度如表 2 所示。

由图 3(a)和图 3(b)可知,当 IoT 设备服从均匀分布时, LB 和 NB 的差别并不明显,这是因为 NB 以平衡 IoT 设备数量的方式进行区域划分,即使

$\iint_{R_i} f(x) dA$ 近似相等,在设备均匀分布的场景下,

NB 和 LB 划分策略均等价于平衡各个服务区的面积。正因为 NB 没有将设备与设备以及设备与数据中心之间的距离纳入考虑,当 IoT 设备在区域内分布的不均匀程度变高时, NB 倾向于将密集区域的 IoT 设备平均分配至各个数据中心,导致某些服务

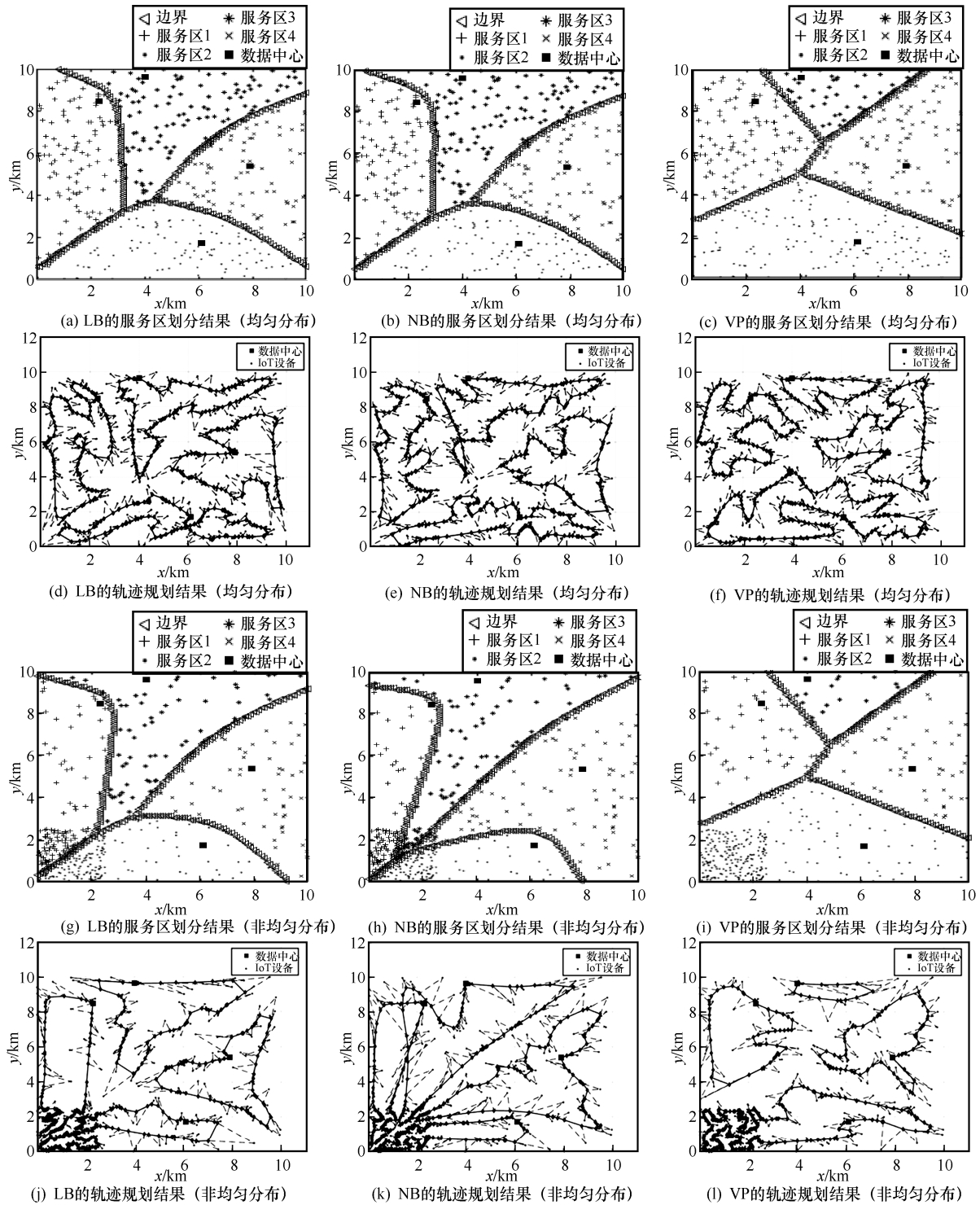


图 3 IoT 设备在不同分布下的服务区划分和轨迹规划结果

表 2 相应的服务区任务完成时间和负载不平衡程度

方法	均匀分布						非均匀分布					
	$T(A_1)/h$	$T(A_2)/h$	$T(A_3)/h$	$T(A_4)/h$	T_c/h	ζ	$T(A_1)/h$	$T(A_2)/h$	$T(A_3)/h$	$T(A_4)/h$	T_c/h	ζ
LB	1.249	1.159	1.156	1.023	1.249	0.006 5	1.032	1.099	1.034	0.963	1.099	0.002 3
NB	1.096	1.156	1.287	0.983	1.278	0.012 0	0.974	0.861	1.442	0.943	1.442	0.064 8
VP	1.073	1.698	0.547	1.141	1.698	0.166 2	0.857	1.782	0.378	1.442	1.782	0.255 6

区的无人机-车路径长度过长。可以观察到,图 3(k)中存在路径长度较长的区域,图 3(j)和图 3(k)初步验证了当 IoT 设备为非均匀分布时,本文提出的 LB 算法所获得的路径的负载比 NB 更加均衡。另外,由图 3(f)和图 3(l)可以明显看到,VP 算法所得的各组无人机-车的路径长度是不均衡的。因为基于 VP 的服务区划分仅依赖于数据中心的位置,完全没有考虑到 IoT 设备的实际分布情况。表 2 进一步验证了上述结论。可以清楚地看到,相较于其他 2 种算法,本文提出的 LB 算法在均衡无人机-车的负载上性能最好,且整体的任务完成时间最短。特别是在 IoT 设备非均匀分布的场景下,相较于 NB 和 VP, LB 分别能节省 23.79%和 38.33%的任务完成时间。

图 4 和图 5 给出了不同数量 IoT 设备在不同分布下的算法性能。与预期一致,由于数据收集的时间随着设备数量增加而增加,任务完成时间与设备数量呈

现近似线性关系。由于 LB 和 NB 算法在设备均匀分布场景下是等价的,从图 4 可以看到, LB 和 NB 的性能差异可以忽略不计。图 5 突显了在设备非均匀分布场景下,本文提出的 LB 算法的优势。相比于 NB 和 VP, LB 分别能节省 17.76%和 33.75%的任务完成时间。此外,不管设备服从何种分布,本文所提算法在任务完成时间和负载不平衡程度上都比 VP 算法表现更好。另外,从图 5(b)可以看出,随着 IoT 设备数量的增加, LB 算法的负载不平衡程度将进一步降低,呈现与其他 2 种算法相反的趋势。一方面,因为 LB 是唯一在衡量负载时考虑无人机-车路程距离的方法;另一方面,一个点集的最优路径长度遵循大数定律,当采样的点数增多时,式(20)中负载的连续近似值会更准确,从而 LB 算法划分服务区的标准更加准确。

最后,图 6 和图 7 展示了 IoT 设备在不同分布下区域大小对算法性能的影响。本文所提 LB 算法

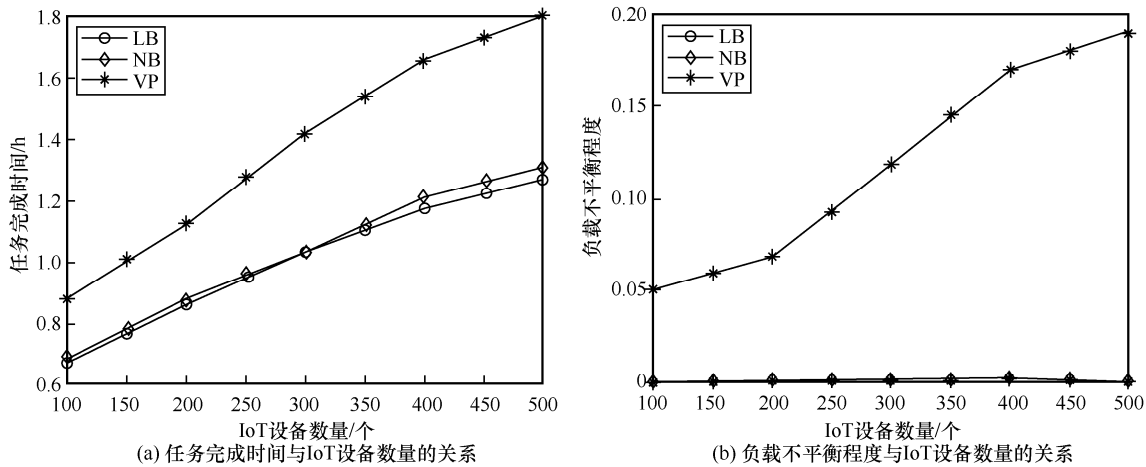


图 4 不同数量 IoT 设备在均匀分布下的算法性能 (L = 10 km)

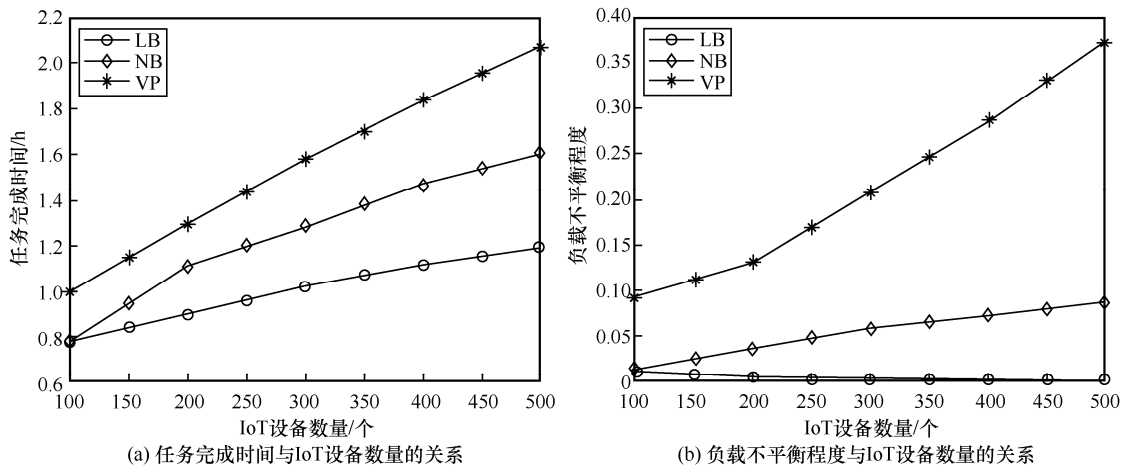


图 5 不同数量 IoT 设备在非均匀分布下的算法性能 (L = 10 km)

总是优于 NB 和 VP, 尤其当 IoT 设备非均匀分布时, 优势更加明显。

虽然图 6 显示 LB 仅略优于 NB, 但从图 6(a) 可以发现, 随着区域边长增加, NB 与 LB 的差距将变大, 这是因为随着区域扩大, 路程距离对负载的影响增加。具体来说, 当 L 从 8 km 增加到 10 km 时, NB 和 LB 之间的差距从 1.24% 增加到 2.96%。图 7(a) 表明, 在 IoT 设备非均匀分布下, LB 能够以最短的时间完成数据收集任务, 与 NB 和 VP 相比, 平均可以节省约 25.67% 和 39.76% 的任务完成时间。图 7(b) 表明, LB 的负载不平衡程度比 NB 和 VP 分别降低了 1 个和 2 个数量级。此外, 由于 NB 和 VP 没有考虑路程距离, 它们的不平衡程度随着区域的扩大而不断增加。相比之下, 本文提出的 LB 算法对区域大小的变化是不敏感的, 更具有鲁棒性。

4 结束语

本文研究了多无人机-车进行 IoT 数据收集的场景, 目标为最小化由无人机-车中最长的巡航时间决定的任务完成时间, 是最小化-最大的多站点车辆路由问题的扩展, 提出了一个两阶段算法来解决该 NP 难问题, 即在操作层进行联合轨迹规划, 在战术层进行负载均衡区域划分。本文利用连续近似, 采用简单的公式代替负载的复杂组合量, 为区域划分提供了可行的标准。针对每个服务区, 采用选择性充电的联合轨迹规划算法来启发式地解决每组无人机-车的独立轨迹规划问题。数值结果验证了本文算法的数据收集任务完成时间比其他 2 种算法更短, 且负载均衡程度通常比其他 2 种算法高 1~2 个数量级。

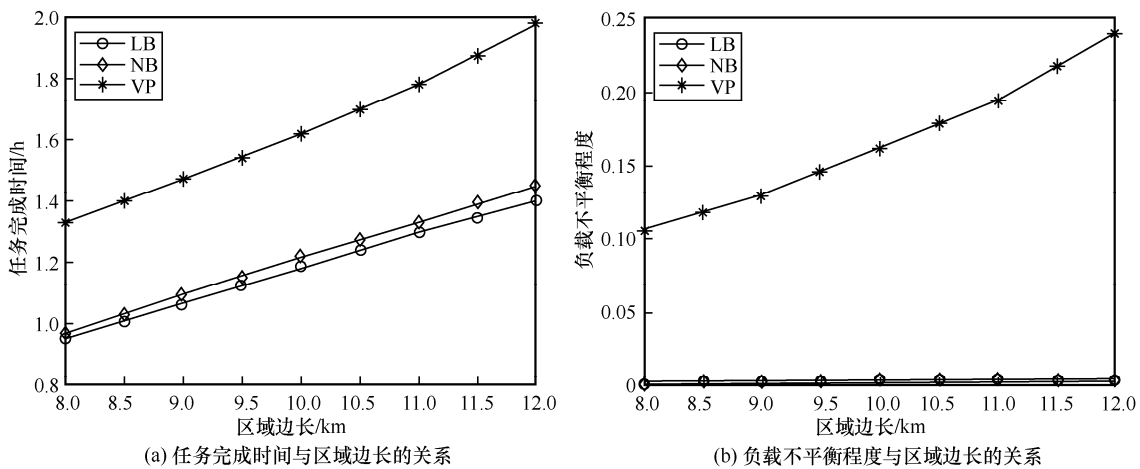


图 6 IoT 设备均匀分布下不同区域大小对算法性能的影响 ($M = 400$)

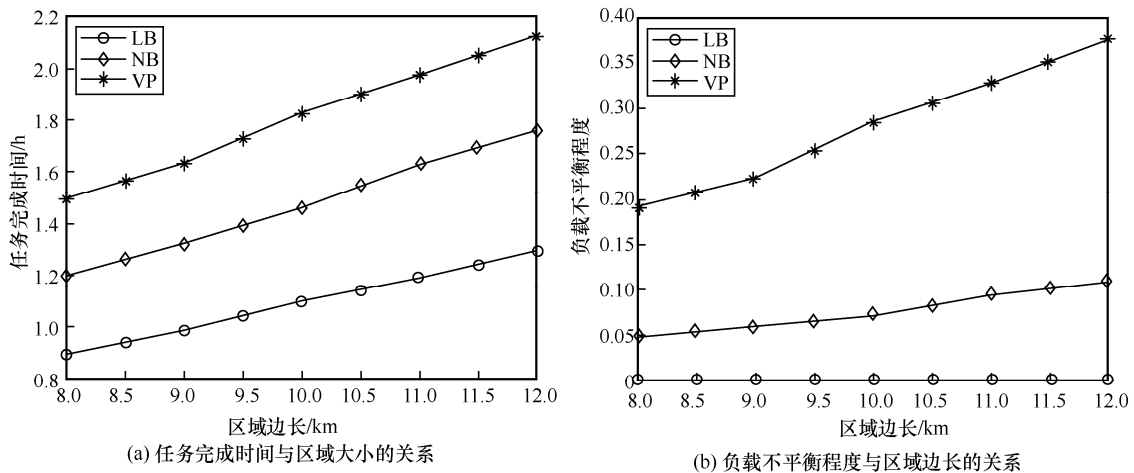


图 7 IoT 设备非均匀分布下区域大小对算法性能的影响 ($M = 400$)

附录 1 定理 2 证明

由任务完成时间上界的物理含义, 令 $\bar{z} = \mathbf{e}$, 式(17)可写成

$$T^{\text{up}}(\mathcal{A}) = \sum_{q=1}^Z \left(\frac{d_{\text{unv}}^{(q)}}{V_1} + n^{(q)} t_h + \frac{d_{\text{ugv}}^{(q)}}{V_0} \right) = \sum_{q=1}^{|\mathcal{A}|} \left(\frac{2\|p_{\tau(q+1)} - H_{\tau(q)}\|}{V_1} + t_h + \frac{\|p_{\tau(q)} - p_{\tau(q)}\|}{V_0} \right) \quad (31)$$

令 $H_{\tau(q)}^p$ 为悬停位置 $H_{\tau(q)}$ 在二维平面上的投影点, $d(H_{\tau(q)}^p, L) = \min_{H' \in L} \|H_{\tau(q)}^p - H'\|$ 表示该点到环路 L 的最近距离, l 表示环路的长度, 式(31)满足 $T^{\text{up}}(\mathcal{A}) \leq \frac{1}{V_0} l + \sum_{q=1}^{|\mathcal{A}|} \left(\frac{2}{V_1} d(H_{\tau(q)}^p, L) + t_h \right)$, 则最小化任务完成时间的问题可以写成

$$\min_L \frac{1}{V_0} l + \frac{2}{V_1} \sum_{q=1}^{|\mathcal{A}|} d(H_{\tau(q)}^p, L) + |\mathcal{A}| t_h \quad (32)$$

其连续近似形式可以写成

$$\min_L \frac{1}{V_0} l + \frac{2}{V_1} \iint_{\mathcal{R}} f(x) d(x, L) dx + |\mathcal{A}| t_h \quad (33)$$

文献[26]给出了对于给定环路长度 l 的环路, $\iint_{\mathcal{R}} f(x) d(x, L) dx$ 的最小值与环路长度的近似关系, 当 $l \rightarrow \infty$ 时, 该最小值近似于 $\frac{1}{4l} \left(\iint_{\mathcal{R}} \sqrt{f(x)} dx \right)^2$ 。因此, 式(33)可以写成

$$\min_{l \geq 0} \frac{l}{V_0} + \frac{|\mathcal{A}|}{2V_1 l} \left(\iint_{\mathcal{R}} \sqrt{f(x)} dx \right)^2 + |\mathcal{A}| t_h \quad (34)$$

容易得出其最优解为 $l^* = \sqrt{\frac{|\mathcal{A}| V_0}{2V_1}} \iint_{\mathcal{R}} \sqrt{f(x)} dx$, 相应的目标函数值为 $\sqrt{\frac{2|\mathcal{A}|}{V_0 V_1}} \iint_{\mathcal{R}} \sqrt{f(x)} dx + |\mathcal{A}| t_h$ 。

证毕。

参考文献:

[1] AAD W, BENNIS M, CHEN M Z. A vision of 6G wireless systems: applications, trends, technologies, and open research problems[J]. IEEE Network, 2020, 34(3): 134-142.
 [2] MORELLO R, MUKHOPADHYAY S C, LIU Z, et al. Advances on sensing technologies for smart cities and power grids: a review[J]. IEEE Sensors Journal, 2017, 17(23): 7596-7610.
 [3] ANBARASAN M, MUTHU B, SIVAPARTHIPAN C B, et al. Detection of flood disaster system based on IoT, big data and convolutional

deep neural network[J]. Computer Communications, 2020, 150: 150-157.
 [4] MOSTAFAEI H, CHOWDHURY M U, OBAIDAT M S. Border surveillance with WSN systems in a distributed manner[J]. IEEE Systems Journal, 2018, 12(4): 3703-3712.
 [5] BUSHNAQ O M, CHAABAN A, AL-NAFFOURI T Y. The role of UAV-IoT networks in future wildfire detection[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2021, 8(23): 16984-16999.
 [6] GUO F X, YU F R, ZHANG H L, et al. Enabling massive IoT toward 6G: a comprehensive survey[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2021, 8(15): 11891-11915.
 [7] AL-KARAKI J N, KAMAL A E. Routing techniques in wireless sensor networks: a survey[J]. IEEE Wireless Communications, 2004, 11(6): 6-28.
 [8] 张希伟, 戴海鹏, 徐力杰, 等. 无线传感器网络中移动协助的数据收集策略[J]. 软件学报, 2013, 24(2): 198-214.
 ZHANG X W, DAI H P, XU L J, et al. Mobility-assisted data gathering strategies in WSNs[J]. Journal of Software, 2013, 24(2): 198-214.
 [9] 汪成亮, 严君辉. 大规模无线传感网络数据收集的无人机路径规划[J]. 北京理工大学学报, 2015, 35(10): 1044-1049.
 WANG C L, YAN J H. Path planning for UAV to collect sensor data in large-scale WSNs[J]. Transactions of Beijing Institute of Technology, 2015, 35(10): 1044-1049.
 [10] 付澍, 杨祥月, 张海君, 等. 物联网数据集中无人机路径智能规划[J]. 通信学报, 2021, 42(2): 124-133.
 FU S, YANG X Y, ZHANG H J, et al. UAV path intelligent planning in IoT data collection[J]. Journal on Communications, 2021, 42(2): 124-133.
 [11] DENG L J, XU W Z, LIANG W F, et al. Approximation algorithms for the min-max cycle cover problem with neighborhoods[J]. IEEE/ACM Transactions on Networking, 2020, 28(4): 1845-1858.
 [12] SHEN K, SHIVGAN R, MEDINA J, et al. Multidepot drone path planning with collision avoidance[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2022, 9(17): 16297-16307.
 [13] WANG Y T, SU Z, ZHANG N, et al. Mobile wireless rechargeable UAV networks: challenges and solutions[J]. IEEE Communications Magazine, 2022, 60(3): 33-39.
 [14] LI X W, YAO H P, WANG J J, et al. Rechargeable multi-UAV aided seamless coverage for QoS-guaranteed IoT networks[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2019, 6(6): 10902-10914.
 [15] ZHU Y C, WANG S W. Efficient aerial data collection with cooperative trajectory planning for large-scale wireless sensor networks[J]. IEEE Transactions on Communications, 2022, 70(1): 433-444.

- [16] ZHU Y C, WANG S W. Data collection in wireless sensor networks: a truck-assisted multi-UAV method[C]//Proceedings of the 2022 IEEE 19th International Conference on Mobile Ad Hoc and Smart Systems (MASS). Piscataway: IEEE Press, 2022: 318-324.
- [17] LIN X S, YAZICIÖĞLU Y, AKSARAY D. Robust planning for persistent surveillance with energy-constrained UAVs and mobile charging stations[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2022, 7(2): 4157-4164.
- [18] AL-HOURANI A, KANDEEPAN S, LARDNER S. Optimal LAP altitude for maximum coverage[J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2014, 3(6): 569-572.
- [19] ZENG Y, XU J, ZHANG R. Energy minimization for wireless communication with rotary-wing UAV[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2019, 18(4): 2329-2345.
- [20] HELSGAUN K. General k-opt submoves for the Lin-Kernighan TSP heuristic[J]. Mathematical Programming Computation, 2009, 1(2): 119-163.
- [21] BEARDWOOD J, HALTON J H, HAMMERSLEY J M. The shortest path through many points[J]. Mathematical Proceedings of the Cambridge Philosophical Society, 1959, 55(4): 299-327.
- [22] COOK W J, APPLGATE D L, BIXBY R E, et al. The traveling salesman problem: a computational study[M]. Princeton: Princeton University Press, 2011.
- [23] CARLSSON J G. Dividing a territory among several vehicles[J]. INFORMS Journal on Computing, 2012, 24(4): 565-577.
- [24] ZENG Y, ZHANG R. Energy-efficient UAV communication with trajectory optimization[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2017, 16(6): 3747-3760.
- [25] AURENHAMMER F. Voronoi diagrams—a survey of a fundamental geometric data structure[J]. ACM Computing Surveys, 1991, 23(3): 345-405.
- [26] CARLSSON J G, SONG S Y. Coordinated logistics with a truck and a drone[J]. Management Science, 2018, 64(9): 4052-4069.

[作者简介]



朱雨超（1998-），女，江苏苏州人，南京大学博士生，主要研究方向为应急通信、无人机轨迹规划、运筹优化。



王少尉（1975-），男，湖北随州人，博士，南京大学教授、博士生导师，主要研究方向为通信与信息系统、运筹学与机器学习。