

一种为地面 WSN 充电的无人机碰撞规避路径规划方法

胡 洁¹ 兰玉彬² 欧阳帆²

(华南农业大学电子工程学院 广州 510642)¹ (华南农业大学工程学院 广州 510642)²

摘 要 多个无人机为大面积分布的地面传感器节点无线充电的应用中,飞行路线的规划关系着无线传感器网络的覆盖率及生命周期,但无人机有限的续航时间及规避碰撞等约束增加了路径规划的难度。文中首先提出一种集中式逐次贪婪路径规划算法(Sequential Greedy Route Planning Scheme, SGRP),令无人机在已知节点位置信息的情况下,根据自身的资源逐个将节点纳入任务集并放置在路径的最合适顺序上。理论证明,SGRP 算法在最差情况下也能获得最优规划算法 50% 的性能。接着在 SGRP 算法的基础上,基于改进的 CPA 碰撞检测模型设计了逐次贪婪碰撞规避路径规划算法 SGACRP。该算法每次迭代选择一个节点、无人机及路径顺序的最佳匹配组合,在最大化收益的同时满足了无人机资源受限及碰撞规避的要求。最后以时间折扣型函数作为无人机收益函数,通过仿真验证了碰撞规避措施的有效性,同时验证了碰撞规避算法虽然增加了无线传感器网络的总充电完成时间,但并不影响其监测率。另一方面,仿真证明了根据与目标点的距离设置节点的固定收益,能有效改善地面无线传感器网络的监测概率。

关键词 无线充电,碰撞规避,路线规划,CPA

中图分类号 TN915.9 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2019.01.025

Anti-collision Route Planning of UAVs for Charging Ground WSN

HU Jie¹ LAN Yu-bin² OUYANG Fan²

(College of Electronic Engineering, South China Agriculture University, Guangzhou 510642, China)¹

(College of Engineering, South China Agriculture University, Guangzhou 510642, China)²

Abstract In the application of wireless charging for large-scale ground sensor nodes by multi-UAVs, route planning schemes have a great influence on the coverage probability and the lifetime of WSN. However, the limited flight duration and collision avoidance constraints increase the difficulty of flight route planning. Firstly, this paper proposed a centralized Sequential Greedy Route Planning Scheme (SGRP). In SGRP, with the position information of ground nodes, UAVs add nodes sequentially to the task sets and put them to the most appropriate order of the routes. Theoretical analysis proves that even in the worst case, SGRP can guarantee at least 50% performance compared with optimal route planning scheme. Secondly, based on SGRP, with the modified CPA collision detection model, this paper designed a Sequential Greedy Anti-collision Route Planning Scheme (SGACRP). In SGACRP, an optimal matched combination of node, UAV and ordered path is selected at each iteration, maximizing the utility and meeting the requirements of the limited UAVs' resource and collision avoidance. Finally, by taking the time-discounted reward function as the utility function, simulation proves the effectiveness of the anti-collision measure, and verifies that though an increased charging completion time of WSN is caused by the proposed anti-collision measure, no loss is made to the monitoring probability of WSN. On the other hand, simulation proves that setting the static scores of nodes as different values according to their distance to objects can effectively improve the monitoring probability of ground WSN.

Keywords Wireless charging, Collision avoidance, Route planning, Closest point of approach

1 引言

无线传感器网络(Wireless Sensor Network, WSN)在工业过程、农业种植、环境监测和智能电网等诸多领域得到了广

泛应用,然而,由于工作周期长且覆盖面积广,往往存在节点能量匮乏、网络寿命短等问题。为此,我们需要为无线传感器节点安装大容量电池并定期更换电池,配置太阳能、风能等能量采集装置。但如果节点被安置于不方便更换电池及采集能

到稿日期:2018-01-02 返修日期:2018-02-25 本文受广东省自然科学基金(2015A030310334),广东省省级科技计划项目(2016A020210081),广东省重大科技计划项目(2017B010116003)资助。

胡 洁(1980-),女,博士,副教授,硕士生导师,主要研究方向为精准农业航空控制技术、无线通信技术在农业中的应用,E-mail:hjgz79@scau.edu.cn(通信作者);兰玉彬(1961-),男,博士,博士生导师,主要研究方向为精准农业航空、航空施药技术和航空遥感技术的开发与应用研究;欧阳帆(1986-),男,博士,讲师,主要研究方向为精准农业航空、航空施药技术。

量受限的位置,如桥底、茂密的果园等遮蔽了日照和风力的区域,则采用上述方法也不能为节点提供可持续的能量。不少研究提出利用地面移动设备对节点进行无线充电^[1-4],然而在某些区域,比如农作物生长密集的农田、山区,地面移动设备或无法进入,将造成一些损害。

近年来,相关技术的快速发展促进了无人机在各个行业的渗透应用。作为一种可移动飞行器,在某些区域,无人机相比地面设备更方便进入,因此可以利用无人机对这些区域的传感器节点进行无线充电。如文献[5]利用无人机携带无线充电板来对传感器节点进行无线充电;无人机还可在执行其他任务(如遥感、农药喷施)的同时为地面节点充电,延长地面传感器网络的生命周期。

受自身续航时间及无线充电板电量等资源的限制,单个无人机在为广泛分布的传感器节点充电时,需要在基站与目标区域间往返多次,以为续航加油或更换电源。大面积作业时,如在广袤的农田、果园、海岸线等地域,单架无人机完成节点充电任务耗时且耗资源,这就凸显了多架无人机同时工作的必要性。

虽然多架无人机同时工作可以缩短充电任务的完成时间并减少在往返过程中带来的资源浪费,但增加了控制器为多无人机分配任务及规划路线的难度。已有一些文献研究了为无线传感器节点充电的移动设备的路线规划问题。如文献[6]考虑了节点剩余能量与充电车移动距离两方面因素,将 WSN 的各个因素作为旅行商问题的权值来考虑,为充电车辆规划充电路线;文献[7]通过合理规划,在提高 WSN 的生命周期的同时,最小化了多个移动充电器耗费的总能量。目前,基于无人机为节点充电的相关研究很少,而基于车辆等移动设备的研究大多没有考虑路线冲突的问题。但对于旋翼高速转动的无人机而言,一旦因为路线规划问题导致碰撞发生,可能造成严重的经济损失甚至危害生命安全。此外,已有的文献大多认为移动设备自身持续工作的时间不受限,但续航时间、载重量等因素限制了无人机的飞行距离和工作时间,必须在航线规划时重点考虑。最后,由于地面节点的异构性,如节点剩余能量、队列中待发送的数据量、节点在网络路由中的重要程度等因素,使得无人机在规划路径时还必须考虑为节点充电的先后顺序及充电频率等。

目前,为多个无人机规划路径的求解方法很多。目标聚类方法基于地理位置规划路线,但未考虑目标和无人机的性质,适用于简单分配。粒子群算法^[8-9]、遗传算法^[10-11]等群智能优化算法用于解决多无人机面对大规模任务的路径规划问题时收敛速度较快,且具有较好的规划结果,但这些方法易陷入局部收敛。应用分布式方法中的拍卖算法能够获得较满意的解^[12-13],但往往迭代时间较长^[14],而且投标过程中需要在无人机间传输和共享目标状态及拍卖信息。以上文献均没有考虑碰撞威胁的问题。碰撞规避的研究中,文献[15]采用可达集来预测无人机受到的碰撞威胁,支持对移动碰撞目标的规避。文献[16]和文献[17]使用改进的人工势场算法来规划无人机在动态有障碍物环境下的路径。文献[18]应用梯度优化的方法为多个无人机在协作搜索任务中规划无碰撞的路径。通过求解混合整数线性规划问题,文献[19]和文献[20]分别实现了在达到任务要求及规避碰撞危险的前提下,最小

化路径长度或资源消耗量。通过总结这些文献的解决方案可以看出,较适合采用集中式方法来解决包含碰撞保护、无人机资源限制等约束条件且互相影响的多目标优化问题。因为集中式方法的优点是全局求解能力强,能够综合考虑所有约束,适用于求解这类具有强耦合的多无人机路径规划问题。但常用的集中式方法有时需要遍历所有可行的组合,一般复杂度高且收敛慢。基于此,文中提出了一种简单易行的多无人机防撞路线规划方法,根据各个无人机的能力(续航时间、存储电量)和无线传感器节点的状态(位置、剩余电量和重要性),采用冲突避免的防撞方法,为多个无人机顺序匹配相应的待充电节点,同时规划飞行路径。

2 系统模型

假定有 M 个随机分布在广袤区域的无线充电的传感器节点, N 个具有无线供电功能的无人机携带充电板到节点附近上空对节点进行无线充电。系统的目标是最大化无人机的总收益,或是最小化总飞行距离或充电完成时间。因为最大化问题和最小化问题可以互相转换,本文以最大化无人机总收益为例。假定 u_{ij} 是无人机 i 为第 j 个节点充电获取的收益,一般情况下, u_{ij} 与无人机 i 所承担的任务集 b_i 及飞行路径 p_i 直接相关。为了避免无人机的冲突,本文中每个节点只能由一个无人机来充电。给多个无人机分配充电任务及路线规划的问题可以表示为:

$$\max_{x_{ij}, b_i, p_i, i=1, j=1} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N u_{ij} (b_i, p_i) x_{ij} \quad (1)$$

$$\sum_{i=1}^N x_{ij} \leq 1, \forall j \in J \quad (2)$$

$$x_{ij} \in \{0, 1\}, \forall (i, j) \in I \times J \quad (3)$$

$$\sum_{j=1}^M c_{ij} (b_i, p_i) x_{ij} \leq C_i, \forall i \in I \quad (4)$$

$$|p_i(t_k) - p_{i'}(t_k)| > D_0, \forall i \in I, \forall i' \in I, \forall t_k \quad (5)$$

其中, x_{ij} 是取值为 0 或 1 的整数, $x_{ij} = 1$ 表示将第 j 个节点的充电任务分配给无人机 i , I 和 J 分别表示无人机和充电节点的集合。式(2)表示一个节点只能最多由一个无人机充电。式(4)表示每个无人机单趟飞行承担的任务所耗费的资源在无人机可承受的资源范围内(如续航时间、充电板容量);其中 $c_{ij} (b_i, p_i)$ 表示无人机 i 沿着飞行路径 p_i 为任务集 b_i 中的第 j 个节点充电所消耗的资源, C_i 表示无人机 i 的资源拥有量。式(5)表示任意两个无人机在执行任务的任意时刻 t_k 中彼此距离都超过保护距离 D_0 。从系统模型的数学表达式中可以看出,本研究基于给出的节点集合和无人机集合,在每个任务只能由一个无人机执行及无人机单程资源受限的条件下,寻找一种最大化无人机总收益的防撞多任务分配及路线规划。很明显,这是一个 NP 难问题。

在效益函数的设置上,很多文献都是以最小化总飞行距离或充电完成时间为目标,没有考虑到执行过程对任务的影响。针对本文为 WSN 充电的问题,若以无人机最小化充电完成时间为优化目标,则异构的节点没有被区别对待,导致 WSN 中剩余电量少的节点,或是在网络中耗能快的节点(比如接近网关的节点)可能因无人机全局的优化考虑被排在其他节点后充电,从而导致由于断电休眠不能采集数据,接收不到数据包以及无法发送队列中的数据,甚至网络结构断裂。因此,对于为 WSN 节点充电的应用而言,一方面,被充电节

点是时间敏感的;另一方面,节点是异构的,在网络中的地位是不同的。文中引入一种常用的时间折扣型函数^[21-22]来表示无人机执行充电任务获得的收益,如式(6)所示:

$$u_{ij}(b_i, p_i) = \lambda_j^{\tau_j^i(p_i)} \omega_j, \forall j \in b_i \quad (6)$$

其中, $\lambda_j < 1$ 是节点 j 的时间折扣因子, 其值越小表示对时间的敏感度越高; $\tau_j^i(p_i)$ 是无人机 i 经由路径 p_i 到达节点 j 的时间; ω_j 是节点 j 可以带来的固定收益, 如将节点待发送数据量, 或者节点在 WSN 路由层面上的重要级作为固定收益的权值。

3 算法介绍

本文的路线规划算法暂不考虑无人机转角、障碍物等限制问题, 假定无人机以恒定高度飞到节点正上方充电, 然后以当前节点和下一节点的连线方向继续飞行。算法的步骤是一次迭代选择一个节点、无人机及节点在路径中位置的匹配组合, 使得该组合是能够在满足无人机资源限制及最小安全距离限制下, 最大化无人机收益的组合。值得注意的是, 每个无人机 i 的任务集 b_i 中的节点是按照被添加的顺序来排列的, 而按照执行任务的先后顺序排列节点来表示路径 p_i 。下文用符号 \oplus_m 表示将符号右边的集合插入到符号左边的集合中的第 m 个元素之后, \oplus_{end} 表示将符号右边的集合插入到符号左边的集合末尾, 符号 \parallel 表示集合的势。用 $S_i^{p_i}$ 表示无人机 i 沿着路径 p_i 为节点集合 b_i 充电获得的总收益, 如式(7)所示:

$$S_i^{p_i} = \sum_{j \in b_i} u_{ij}(b_i, p_i) = \sum_{j \in b_i} \lambda_j^{\tau_j^i(p_i)} \omega_j \quad (7)$$

本节首先介绍无碰撞规避的集中式路径规划算法, 即逐次贪婪路径规划算法 (Sequential Greedy Route Planning Scheme, SGRP)。算法初始, 设置每个无人机 i 的任务集 b_i 为空, 总收益 $S_i^{(0)} = 0$ 。具体如算法 1 所示。

算法 1 逐次贪婪路径规划算法

```

1.  $p_i^{(1)} = \{\emptyset\}, b_i^{(1)} = \{\emptyset\}, \forall i \in I$ 
2. for  $n = 1 : M$  do
3.   flag = 0
4.   while (flag == 0)
5.      $\Delta S_{i,j} = \max_{m \leq |p_i^{(n)}|} S_i^{p_i^{(n)} \oplus_m(j)} - S_i^{p_i^{(n)}}, \forall (i,j) \in I \times J$ 
6.      $(i_n^*, j_n^*) = \arg \max_{(i,j) \in I \times J} \Delta S_{i,j}$ 
7.      $m_{i_n^*, j_n^*}^* = \arg \max_m S_{i_n^*}^{p_{i_n^*}^{(n)} \oplus_m(j_n^*)}$ 
8.      $c_{i_n^*} = F(p_{i_n^*}^{(n)} \oplus_{m_{i_n^*, j_n^*}^*} \{j_n^*\}, b_{i_n^*}^{(n)} \oplus_{\text{end}} \{j_n^*\})$ 
9.     if  $c_{i_n^*} < C_{i_n^*}$ 
10.       $p_{i_n^*}^{(n+1)} = p_{i_n^*}^{(n)} \oplus_{m_{i_n^*, j_n^*}^*} \{j_n^*\}, b_{i_n^*}^{(n+1)} = b_{i_n^*}^{(n)} \oplus_{\text{end}} \{j_n^*\}$ 
11.       $p_i^{(n+1)} = p_i^{(n)}, b_i^{(n+1)} = b_i^{(n)}, \forall i \neq i_n^*$ 
12.       $J = J \setminus \{j_n^*\}$ 
13.      flag = 1
14.     else
15.       $S_{i_n^*}^{p_{i_n^*}^{(n)} \oplus_{m_{i_n^*, j_n^*}^*} \{j_n^*\}} = 0$ 
16.     end if
17.   end while
18. end for
```

上标 (n) 表示第 n 次迭代, 每一次迭代分配一个任务, 分配完后将该任务从任务列表 J 中剔除, 因此总的迭代次数为任务数 M 。flag 用来表征当前迭代是否成功分配一个节点

给无人机, flag 为 1 表示节点成功分配。 $\Delta S_{i,j}$ 表示 UAV i 把节点 j 新增至自身任务列表中且将其排在最有利的执行顺序上带来的效益增量。每一次 while 循环选择效益增量最大的无人机节点对 (i_n^*, j_n^*) (见算法 1 第 6 行), 若无人机 i_n^* 能在有限的资源下执行包含节点 j_n^* 的所有充电任务, 则将 j_n^* 分配给无人机 i_n^* (见算法 1 第 8-10 行), 其余无人机的任务队列及飞行路径维持不变 (见算法 1 第 11 行)。算法 1 第 7 行是查找新节点 j_n^* 在无人机 i_n^* 的飞行路径中的最佳插入位置, 第 8 行是计算新增节点后, 无人机 i_n^* 的总资源耗用量。其中, $F(p_i, b_i)$ 是用来计算无人机 i 沿着路径 p_i 为节点集合 b_i 充电所耗费的资源函数, 如耗油量、耗电量等。 C_i 表示无人机 i 的资源总量。若新增 j_n^* 在 $p_{i_n^*}$ 的位置 $m_{i_n^*, j_n^*}^*$ 后执行任务所需要的资源超出了无人机的资源量, 第 15 行的置零使得下一次 while 循环不会再考虑将 j_n^* 放在 $p_{i_n^*}$ 的位置 $m_{i_n^*, j_n^*}^*$ 上。算法最终通过 while 循环找到一个无人机、节点与飞行路径中最佳顺序的匹配, 并且该路径是无人机的自身资源能承担的令收益最大的路径。

接下来介绍具有碰撞规避的路径规划算法, 称为逐次贪婪碰撞规避路径规划算法 (Sequential Greedy Anti-Collision Route Planning Scheme, SGACRP)。为研究碰撞规避措施, 首先介绍碰撞检测模型, 即判断在飞行过程中无人机之间是否有发生碰撞的可能。

本文假设所有无人机采用相等定高的方式飞行, 在航线规划上只考虑二维平面的碰撞规避。这里采用 CPA (Closest Point of Approach) ^[23] 算法来进行碰撞检测。CPA 算法的思路为: 根据两架无人机的相关运动信息, 计算在当前飞行模式下, 两架无人机的最接近点距离及到达最接近点需要的时间; 如果两架无人机的最接近点距离小于规定的保护距离, 则可以判定两架无人机之间将发生碰撞。如图 1 所示, 假设两架无人机的速度矢量分别为 V_1 和 V_2 , V_R 为无人机 1 与无人机 2 的相对速度, 可以等效为无人机 1 静止不动, 无人机 2 以 V_R 飞行。 $R_1, \theta_1, R_2, \theta_2$ 分别为间隔 Δt 时间内, 两次测量所得到的两架飞机的相对距离与方位角。通过几何关系推导可得, 若不改变飞行速度和方向, 则两架飞机到达最接近点处时的相对最小距离 d_{\min} 为:

$$d_{\min} = \frac{R_1 R_2 \sin(\theta_1 - \theta_2)}{\sqrt{R_1^2 + R_2^2 - 2R_1 R_2 \cos(\theta_1 - \theta_2)}} \quad (8)$$

到达最小距离所需时间为:

$$\Gamma = \frac{R_2 (R_1 \cos(\theta_1 - \theta_2) - R_2)}{\sqrt{R_1^2 + R_2^2 - 2R_1 R_2 \cos(\theta_1 - \theta_2)}} \quad (9)$$

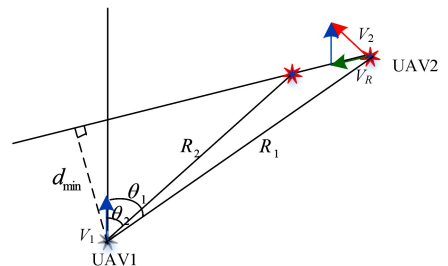


图 1 CPA 碰撞检测模型

Fig. 1 CPA collision detection model

本文将 CPA 模型应用于碰撞规避的航线规划中, 其中的

问题是 CPA 模型假设两架无人机一直沿着恒定方向飞行,所计算出的相对最小距离是在飞行方向不变的前提下得出的。而在本文的应用中,无人机到达当前目标节点后将会转向,向着与下一个节点的连线方向飞行。无人机的航线由一个个航段组成,即路径上每两个节点间的直线线段。因此,相对最小距离并不一定会达到,有时无人机在相对最小距离到达前就已经转向了。基于此,文中检测每两段航段是否会碰撞的方法如下:根据两架无人机在各自某一航段上的开始时间和结束时间计算时间的交集,如果交集时间包含了到达相对最小距离的时刻,则两航段的最接近距离即为相对最小距离;如果交集时间不包含到达相对最小距离的时刻,则比较交集时间的较小值对应的无人机间的距离与交集时间的较大值对应的无人机间的距离,取两者的最小值作为两段航段的最接近距离。两航段的最接近距离如果小于保护距离 D_0 ,则判断为有碰撞危险。

与 SGRP 算法一样,SGACRP 算法也是逐次加入新节点并放在路径中的最合适位置上。每次在原路径上加入新节点,会导致从新节点前的一个节点开始,一直到最后节点的所有航段经历的飞行时间均会发生变化。因此,碰撞规避算法要检测飞行时间改变后的所有航段是否对其他无人机造成碰撞威胁。如果没有威胁,才准许新节点加入到此位置上。逐次贪婪碰撞规避路径规划算法的步骤如算法 2 所示。为了规避碰撞,在每次迭代中,除了要保存每个无人机 i 的节点任务集 b_i 和飞行路径 p_i 外,还需要记录无人机在飞行路径上途经每个节点的时间,用 t_i 表示。这 3 个参数在算法初始都设置为空集。值得注意的是, t_i 与 p_i 是对应的关系。

算法 2 逐次贪婪碰撞规避路径规划

```

1.  $p_i^{(1)} = \{\emptyset\}, b_i^{(1)} = \{\emptyset\}, t_i^{(1)} = \{\emptyset\}, \forall i \in I$ 
2. for  $n=1:M$  do
3.    $flag1=0, flag2=0$ 
4.   while( $flag1=0$  or  $flag2=0$ )
5.      $\Delta s_{i,j} = \max_{m \leq |p_i^{(n)}|} S_i^{p_i^{(n)} \oplus_m(j)} - S_i^{p_i^{(n)}}, \forall (i,j) \in I \times J$ 
6.      $(i_n^*, j_n^*) = \arg \max_{(i,j) \in I \times J} \Delta s_{i,j}$ 
7.      $m_{i_n^*, j_n^*}^* = \arg \max_m S_{i_n^*}^{p_{i_n^*}^{(n)} \oplus_m(j_n^*)}$ 
8.      $c_{i_n^*}^* = F(p_{i_n^*}^{(n)} \oplus_{m_{i_n^*, j_n^*}^*} \{j_n^*\}, b_{i_n^*}^{(n)} \oplus_{end} \{j_n^*\})$ 
9.      $t_{i_n^*}^{(n+1)} = T(p_{i_n^*}^{(n)} \oplus_{m_{i_n^*, j_n^*}^*} \{j_n^*\}, b_{i_n^*}^{(n)} \oplus_{end} \{j_n^*\})$ 
10.     $flag1=1$ 
11.    for  $m=m_{i_n^*, j_n^*}^* - 1 : |p_{i_n^*}^{(n)}|$ 
12.       $T_{common} = (t_{i_n^*, m}^{(n+1)}, t_{i_n^*, m+1}^{(n+1)}) \cap (t_{i_n^*, m'}^{(n)}, t_{i_n^*, m'+1}^{(n)}), \forall i_n^* \neq i_n^*, \forall m' \in [1, |p_{i_n^*}^{(n)}| - 1]$ 
13.      if  $T_{common} \neq \{\emptyset\}$ 
14.         $d_{min}^{p_{i_n^*}^{(n+1)}, p_{i_n^*}^{(n)}} = D(p_{i_n^*}^{(n+1)}(T_{common}), p_{i_n^*}^{(n)}(T_{common})), \forall i_n^* \neq i_n^*, \forall m' \in [1, |p_{i_n^*}^{(n)}| - 1]$ 
15.        if  $d_{min}^{p_{i_n^*}^{(n+1)}, p_{i_n^*}^{(n)}} < D_0, \forall i_n^* \neq i_n^*, \forall m' \in [1, |p_{i_n^*}^{(n)}| - 1]$ 
16.           $flag1=0$ 
17.          break
18.        end if
19.      end if
20.    end for
21.    if  $flag1=1$ 

```

```

22.      if  $c_{i_n^*}^* < C_{i_n^*}$ 
23.         $p_{i_n^*}^{(n+1)} = p_{i_n^*}^{(n)} \oplus_{m_{i_n^*, j_n^*}^*} \{j_n^*\}, b_{i_n^*}^{(n+1)} = b_{i_n^*}^{(n)} \oplus_{end} \{j_n^*\}, t_{i_n^*}^{(n+1)} = t_{i_n^*}^{(n)}$ 
24.         $p_i^{(n+1)} = p_i^{(n)}, b_i^{(n+1)} = b_i^{(n)}, t_i^{(n+1)} = t_i^{(n)}, \forall i \neq i_n^*$ 
25.         $J = J \setminus \{j_n^*\}$ 
26.         $flag2=1$ 
27.      else
28.         $S_{i_n^*}^{p_{i_n^*}^{(n)} \oplus_{m_{i_n^*, j_n^*}^*} \{j_n^*\}} = 0$ 
29.         $flag2=0$ 
30.      end if
31.    else
32.       $S_{i_n^*}^{p_{i_n^*}^{(n)} \oplus_{m_{i_n^*, j_n^*}^*} \{j_n^*\}} = 0$ 
33.    end if
34.  end while
35. end for

```

算法 2 设置了两个标识 $flag1$ 和 $flag2$, $flag1$ 表征是否有碰撞可能, $flag2$ 表征无人机的资源是否足够, 当两个参数都为 1 时, 表明当前选择的无人机、节点及新飞行路径均满足碰撞避免及资源足够的条件。设 $T(p, b)$ 是计算无人机途经每个节点的时间的函数, 算法 2 第 9 行即计算将节点 j_n^* 插在 $p_{i_n^*}^{(n)}$ 的位置 $m_{i_n^*, j_n^*}^*$ 上后, 无人机 i_n^* 途经每个节点的时间。算法 2 第 10 行先假定新改变的飞行路径不会带来碰撞危险。新节点 j_n^* 插入 $p_{i_n^*}^{(n)}$ 的位置 $m_{i_n^*, j_n^*}^*$ 后, 判断从位置 $m_{i_n^*, j_n^*}^* - 1$ 的节点开始的剩余所有航段, 是否会与其他无人机的航段发生碰撞危险(见算法 2 第 11—20 行)。其中第 12 行是计算无人机 i_n^* 的当前检测航段与其他无人机的每一航段飞行时间的交集 T_{common} 。若时间上有交集, 则计算在交集的时间内两航段的最接近距离(见算法 2 第 14 行)。其中 $d_{min}^{p_{i_n^*}^{(n+1)}, p_{i_n^*}^{(n)}}$ 表示 $p_{i_n^*}^{(n+1)}$ 的第 m 航段与 $p_{i_n^*}^{(n)}$ 的第 m' 航段在交集时间中的最接近距离, D 是计算两航段最接近距离的函数。如果最接近距离小于保护距离 D_0 , 则认为有发生碰撞的危险, 设置 $flag1=0$, 跳出 for 循环。如果所有发生时间变化的航段都不对其他无人机的航段产生碰撞威胁, 则 $flag1=1$ 。在接下来的 if 语句中, 如果 $flag1=0$, 则第 32 行的置零语句会令下一次 while 循环不再考虑将节点 j_n^* 放在 $p_{i_n^*}^{(n)}$ 的位置 $m_{i_n^*, j_n^*}^*$ 上。如果 $flag1=1$, 第 22—30 行判断无人机 i_n^* 的资源能否承担新增节点后的耗费, 如果资源足够, 则此次分配成功, 更新所有路径、节点集和飞行时间, 并将节点 j_n^* 从待分配集合中去除; 否则置效益为 0, $flag2=0$, 返回 while 循环继续寻找最佳节点、无人机及无碰撞飞行路径的配对。

4 算法性能分析

文中第 2 节引入式(6)所示的时间折扣型收益函数作为给地面 WSN 节点充电的无人机收益函数。接下来为证明算法的性能, 本节首先证明该收益函数符合非减边际收益递减函数^[24]特性, 即满足以下关系:

$$u_{ij}(b_i, p_i) \geq u_{ij}(b_i \oplus_{end} \{k\}, p_i \oplus_m \{k\}), \forall j \in b_i \quad (10)$$

式(10)表示当一个新的节点 k 加入时, 原有任务集中的其他节点带来的收益不会增加。

定理 1 式(6)所表示的时间折扣型收益函数满足非减边际收益递减函数的特性。

证明:即证明式(6)的收益函数满足式(10)所示的特性。假设在原来已有任务集的基础上,新增一个需充电节点 j ,将 j 插入路径 p_i 中的任务 n 之后,则对于在路径 p_i 上的节点 n 及之前的节点而言,等待的服务时间维持不变,因此给无人机带来的效益不变;而对于在路径 p_i 上节点 n 之后的节点,根据三角形两边之和大于第三边的原理,等待被服务的时间延长,因此最终有以下不等式成立:

$$\tau_i^j(p_i \oplus_n \{k\}) \geq \tau_i^j(p_i), \forall j \in b_i, \forall n \leq |b_i| \quad (11)$$

则有:

$$\lambda_j^i(p_i \oplus_n \{k\}) \omega_j \leq \lambda_j^i(p_i) \omega_j, \forall j \in b_i, \forall n \leq |b_i| \quad (12)$$

定理1得证,意味着当一个新的节点加入时,原有任务集中的其他节点带来的收益保持不变或者减小。这个结论也符合实际情况,因为当无人机先给别的节点充电时,排在后面充电的节点的满意度会下降(由于断电休眠导致节点不能采集数据,接收不到数据包且无法发送队列中的数据),因此满足式(10)的非减边际收益递减函数特性。

接下来证明算法在最差情况下仍能确保总收益达到最佳分配算法50%的性能。

定理2 逐次贪婪路径规划算法SGRP至少能获得最佳分配算法效益的50%。

证明:应用归纳法来证明定理2。假定 P 代表将 M 个节点的充电任务分配给 N 个无人机的的问题,若SGRP算法第一次迭代将节点 j_1 分配给无人机 i ,用 P' 代表剩余 $N-1$ 个节点的分配问题,即使在问题 P' 中,也将不再考虑节点 j_1 。以下用 U_{SGRP}^P 代表SGRP算法针对问题 P 获得的系统收益,用 U_{OPT}^P 代表最佳分配算法针对问题 P 获得的系统收益。以下令 $z = U[\{j_1\}]$ 表示节点 j_1 单独带来的系统收益。显然,基于问题 P 和 P' 的定义,有以下等式成立:

$$U_{SGRP}^P = U_{SGRP}^{P'} + z \quad (13)$$

假定 b_1, b_2, \dots, b_N 是最佳分配算法对于问题 P 的分配结果,其中 b_i 代表在最佳分配算法下无人机 i 承担的任务集。接下来分两种情况证明不等式(14)成立:

$$U_{OPT}^P \leq U_{OPT}^{P'} + 2z \quad (14)$$

情况1 假定 $j_1 \in b_i$ 。既然SGRP算法也是将 j_1 分配给无人机 i ,说明SGRP算法对 j_1 的分配与最优分配算法一致,根据问题 P 和 P' 的定义,得到 $U_{OPT}^P = U_{OPT}^{P'} + z$,满足不等式(14)。

情况2 $j_1 \notin b_i$ 。此时,假定最佳激活算法将 j_1 分配给无人机 i' ,若将 j_1 从无人机 i' 的任务集中移除,重新分配 j_1 给无人机 i ,令其他所有节点维持原来的分配,这仍然是问题 P' 的一种解。非减边际收益递减函数特征以及SGRP算法的贪婪特性使得以下不等式成立:

$$U_{OPT}^P - z \leq U_{OPT}^{P'} + z \quad (15)$$

根据SGRP贪婪算法以及非减边际收益递减函数,移除 j_1 的最大损失为 z ,不等式左边表示将 j_1 从无人机 i' 的任务集中移除后的最低系统收益;不等式右边表示将 j_1 重新分配给无人机 i 后能够获得最高系统效益,根据非减边际收益递减函数特性,该不等式成立。

综合情况1和情况2,得到式(14)成立。

最后,用归纳法证明定理2成立。首先,当只有一个需要充电的节点 j_1 时,根据SGRP算法的贪婪特点,得到 $U_{SGRP}^{j_1} =$

$U_{OPT}^{j_1}$,即满足 $U_{OPT}^{j_1} \leq 2U_{SGRP}^{j_1}$ 。接下来若能证明当 $U_{OPT}^P \leq 2U_{SGRP}^P$ 成立, $U_{OPT}^P \leq 2U_{SGRP}^P$ 也成立,则定理2得证。

假定 $U_{OPT}^P \leq 2U_{SGRP}^P$,利用式(13)和式(14)可以推导:

$$U_{OPT}^P \leq U_{OPT}^P + 2z \leq 2U_{SGRP}^P + 2z = 2U_{SGRP}^P \quad (16)$$

即得到 $U_{OPT}^P \leq 2U_{SGRP}^P$,证明完成。

5 算法验证和仿真

本节对SGRP算法和SGACRP算法进行仿真验证。

采用MATLAB进行仿真环境设置,假定 M 个待充电的传感器节点 $J = \{j_1, j_2, \dots, j_M\}$ 随机分布在 $1600\text{m} \times 1600\text{m}$ 的二维平面区域, X 轴的坐标范围为 $[-800, +800]$, Y 轴的坐标范围为 $[-800, +800]$,仿真中假设已知所有节点的位置信息。假定无人机以恒定高度飞行,因此在飞行路径和飞行时间计量中只考虑二维平面的距离。采用式(6)所示的时间折扣型收益函数作为无人机的收益函数,其中设任务的折扣因子 $\lambda_j = 0.95, \forall j \in J$,时间 τ 以秒为单位计量。值得注意的是,折扣因子越小表示任务对时间的敏感度越高,但若将折扣因子设置得过小,将会导致即使是在资源足够的情况下,无人机也不愿意接收更多的任务,因为新任务的加入可能会带来总收益的增量为负。假定无人机的飞行速度为 60 km/h ,即 16.7 m/s ,设定两架无人机 5 s 可飞行的总距离为保护距离 D_0 ,则 $D_0 = 167\text{ m}$ 。仿真中考虑无人机的资源限制条件主要为续航时间,假定单次续航时间为 30 min ,在续航时间结束前需回到起飞点更换电池或加油。仿真中考虑两架无人机,起飞点分别位于 $(-400, 0)$ 和 $(400, 0)$ 两个位置,任务执行完成之后回到起飞点。由于无人机为节点充电所需的时间远小于其飞行时间,在仿真中假定无人机只需经过节点的正上方即可为节点充电,无需悬停。式(6)中节点的权值 ω 在仿真中有相同和不同两种假设,相同时都设为 10 ,权值不同时主要根据节点与监测目标点的位置来设置。设目标点位于位置 $(-400, -400), (-400, 400), (400, -400)$ 及 $(400, 400)$,当节点与监测目标的距离小于 300 m 时,权值 ω 设置为 50 ;大于 300 m 时,权值设置为 10 。

图2—图4给出了20个任务节点在一次随机分布中,两架无人机为其充电的飞行路径,分别用实线和虚线表示,原点表示无人机的起飞地点和返回地点。图2是节点固定收益值统一为 10 ,采用SGRP算法无碰撞规避下的路线图。节点用正方形表示,节点旁的数字表示无人机到达节点的时间,单位为秒,最后回到出发点的时间即为任务的完成时间,如图上方的标注所示。图3是节点固定收益不等,采用SGRP算法无碰撞规避下的路线图,图中星形代表固定收益为 50 的节点,正方形代表固定收益为 10 的节点,为保持图的简洁,目标点未在图中进行标识。从图2和图3的对比可以看出,在飞行路程损失不大的情况下,无人机优先服务固定收益高的节点,这样图3会比图2的总飞行距离更远以及总飞行时间更长。由于无碰撞规避措施,图3中用大箭头指出的,无人机2的路径中 52 s 到 179 s 航段与无人机1的路径中 161 s 到 210 s 航段的最接近距离小于保护距离,有发生碰撞的危险。图4是SGACRP规划的路径,从中可以看到,碰撞规避措施令无人机1取消了图3中 161 s 到 210 s 的航段,直接飞回了起飞点,规避了碰撞危险。

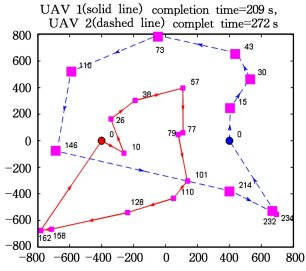


图 2 ω 相同时 SGRP 规划的无人机飞行路线

Fig. 2 UAVs' routes planned by SGRP with same ω

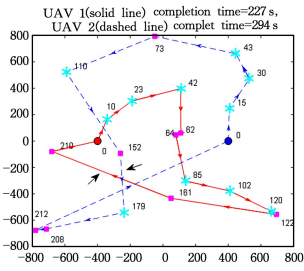


图 3 ω 不同时 SGRP 规划的无人机飞行路线

Fig. 3 UAVs' routes planned by SGRP with different ω

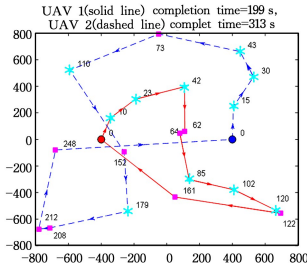


图 4 ω 不同时 SGACRP 规划的无人机飞行路线

Fig. 4 UAVs' routes planned by SGACRP with different ω

接下来仿真在 3 种情况下,随着节点数的增加,两个无人机平均总的飞行距离与充电任务完成时间。仿真 1000 次随机分布的节点情况,平均总飞行距离是取 1000 次仿真的两个无人机的总飞行距离的平均值,充电任务的平均完成时间是取 1000 次仿真的任务完成时间的平均值,其中每次任务的完成时间是最后飞回到起点的无人机飞行时间。从图 5 可以看到,节点固定收益都相同的情况下,无人机的总飞行距离最小,这是因为当节点固定收益一致时,无人机按照接近为优先原则规划飞行路线,而当节点固定收益有区别时,无人机会根据式(4)在距离与固定收益之间进行权衡,导致平均总飞行距离更远。另外,节点收益有区别时碰撞规避和无碰撞规避的总飞行距离基本相同,说明本文提出的碰撞规避方法并不会额外增加无人机的飞行距离。虽然如此,但是从图 6 中可以看出,在节点固定收益有区别的情况下,有碰撞规避措施的无人机完成充电的平均时间比无碰撞规避措施的无人机稍长一些,完成充电耗时最短的仍然是节点固定收益相同的情况。

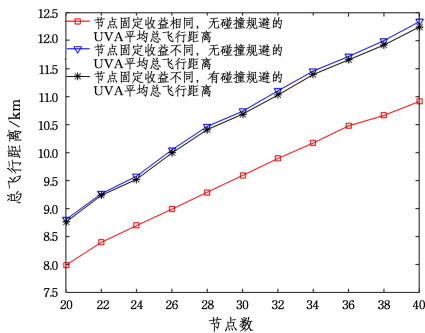


图 5 随节点数增加的平均总飞行距离

Fig. 5 Average total flying distance with increasing nodes

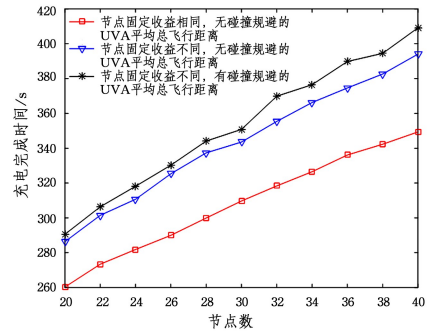


图 6 随节点数增加的平均完成充电时间

Fig. 6 Average charging time with increasing nodes

最后仿真在 3 种情况下,WSN 对被监测目标点的监测概率。仿真 40 个随机分布的无线传感器节点对 4 个目标点进行监测,监测概率采用式(17)所示的全向节点概率感知模型^[25-26]:

$$p(j, o_i) = e^{-\alpha d_{j,i}} \quad (17)$$

其中, α 表示感知概率随距离变化而逐渐衰减,仿真中设为 0.005, $d_{j,i}$ 是传感器节点 j 与目标点 o_i 的距离,单位为 m。所有传感器节点同时监测 o_i 获得的监测率为:

$$P(J, o_i) = 1 - \prod_{j \in J} (1 - p(j, o_i)) \quad (18)$$

若目标点的数量记为 L ,所有目标点的平均监测率为

$$\frac{\sum_{i=1}^L P(J, o_i)}{L}$$

在本次仿真中 $L=4$ 。假定在无人机执行充电任务前,40 个节点由于缺电已停止监测,每个节点被充电后立即开始工作。图 7 给出了 40 个节点 1000 次随机分布下对目标点的平均监测概率,其中横坐标是观测监测率的抽样时间,纵坐标为监测率。虽然图 5 和图 6 中节点的固定收益不等会带来无人机飞行距离增加及充电耗时延长,但从图 7 可以看出,根据节点与被监测目标点距离设置不同的节点固定收益有利于改善监测率。同时可以看出,与无碰撞规避的情况相比,碰撞规避措施并不会降低节点对目标点的监测概率。

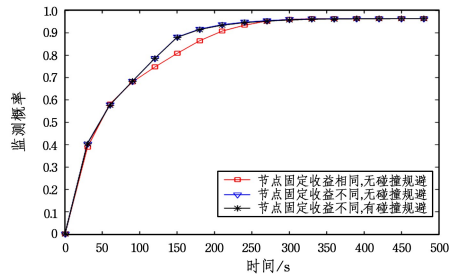


图 7 3 种情况下 40 个节点对目标点的监测概率

Fig. 7 Objects monitoring probability with 40 nodes under three situations

结束语 在为大范围的地面传感器节点无线充电的应用中,为多个执行任务的无人机规划飞行路线受碰撞规避要求及无人机自身的续航时间等资源的限制,规划飞行路线关系到地面无线传感器网络的覆盖率、生命周期等性能。文中提出的 SGRP 算法在无人机的资源限制条件下,逐次寻找最大化收益的节点、无人机及充电路径顺序的组合,理论证明该算法在最差情况下也能获得最优规划 50% 的性能。基于改进

的CPA碰撞检测模型,具有碰撞规避的SGACRP算法能在满足无人机资源限制及无人机间安全保护距离限制的条件下,逐次寻找最大化收益的节点、无人机及充电路径顺序的组合。仿真通过比较节点固定收益一致时无碰撞规避的SGRP算法、节点固定收益不一致时无碰撞规避的SGRP算法及节点固定收益不一致时碰撞规避的SGACRP算法在飞行路线、平均总飞行距离、平均充电完成时间及地面WSN的监测概率的不同,验证了碰撞规避措施的有效性;同时也证明了虽然碰撞规避措施令WSN的平均充电完成时间稍有延长,但是并不会影响WSN的监测概率。

本文假设无人机定高飞行且无转角角度限制,将来的工作将把地面障碍物、无人机转角等方面的限制纳入研究范围。

参 考 文 献

- [1] LIU T, WU B J, WU H Y. Low-cost Collaborative Mobile Charging for Large-scale Wireless Sensor Networks[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2017, 16(11): 2213-2227.
- [2] FAHIRA S, YONG X, DUSIT N. Mobile Charging in Wireless-Powered Sensor Networks: Optimal Scheduling and Experimental Implementation[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2017, 66(8): 7400-7410.
- [3] XU W Z, LIANG W F, LIN X L. Efficient Scheduling of Multiple Mobile Chargers for Wireless Sensor Networks[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2016, 65(9): 7670-7683.
- [4] QIN Z Q, LU B X, ZHU M. Optimized Charging in Large-Scale Deployed WSNs with Mobile Charger[J]. KSII Transactions on Internet and Information Systems, 2016, 10(12): 5307-5327.
- [5] BASHA E, EISKAMP M, JOHNSON J. UAV Recharging Opportunities and Policies for Sensor Networks[J]. International Journal of Distributed Sensor Network, 2015, 2015(4): 158.
- [6] TU W J, XU X H, YE T C. A Study on Wireless Charging for Prolonging the Lifetime of Wireless Sensor Networks[J]. Sensors, 2017, 17(7): 1560.
- [7] HAN G J, LI Z, JIANG J. MCRA: A Multi-Charger Cooperation Recharging Algorithm Based on Area Division for WSNs[J]. IEEE Access, 2017, 2017(5): 15380-15389.
- [8] LIU Y, ZHANG X J, GUAN X M. Adaptive Sensitivity Decision based Path Planning Algorithm for Unmanned Aerial Vehicle with Improved Particle Swarm Optimization[J]. Aerospace Science and Technology, 2016, 58: 92-102.
- [9] GOEZ G D, VELASQUEZ R A, BOTERO J S. On-Line Route Planning of UAV Using Particle Swarm Optimization on Micro-controllers[J]. IEEE Latin America Transactions, 2016, 14(4): 1705-1710.
- [10] CRISTIAN R A, GEMA B O, MARIA D R M. Solving Complex Multi-UAV Mission Planning Problems Using Multi-objective Genetic Algorithms[J]. Soft Computing, 2017, 21(17): 4883-4900.
- [11] SAHINGOZ, KORAYO. Generation of Bezier Curve-Based Flyable Trajectories for Multi-UAV Systems with Parallel Genetic Algorithm[J]. Journal of Intelligent & Robotic Systems, 2014, 74(1-2): 499-511.
- [12] CAPITAN J, MERINO L, OLLERO A. Cooperative Decision-Making Under Uncertainties for Multi-Target Surveillance with Multiple UAVs[J]. Journal of Intelligent & Robotic Systems, 2016, 84(4): 371-386.
- [13] YU H L, MEIER K, ARGYLE M. Cooperative Path Planning for Target Tracking in Urban Environments Using Unmanned Air and Ground Vehicles[J]. IEEE-ASME Transactions on Mechatronics, 2015, 20(2): 541-552.
- [14] HAN J, WANG C H, YI G X. UAV Robust Strategy Control Based on MAS[OL]. <http://www.hindawi.com/journals/aaa/2014/796859>.
- [15] LIN Y C, SARIPALLI S. Sampling-Based Path Planning for UAV Collision Avoidance[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2017, 18(11): 3179-3192.
- [16] SUN J Y, TANG J, LAO S Y. Collision Avoidance for Cooperative UAVs With Optimized Artificial Potential Field Algorithm[J]. IEEE ACCESS, 2017, 5: 18382-18390.
- [17] ZH L H, CHENG X H, YUAN F G. A 3D Collision Avoidance Strategy for UAV with Physical Constraints[J]. Measurement, 2016, 77: 40-49.
- [18] ZHANG M Q, SONG J M, ZHANG C Y. Distributed Cooperative Search with Collision Avoidance for a Team of Unmanned Aerial Vehicles Using Gradient Optimization[J]. Journal of Aero-space Engineering, 2017, 30(1): 04016064.
- [19] RADMANESH M, KUMAR M, NEMATI A. Dynamic optimal UAV trajectory planning in the National Airspace System via mixed integer linear programming[C]//Proceedings of The Institution of Mechanical Engineers Part G-Journal of Aerospace Engineering, 2016, 230(9): 1668-1682.
- [20] RADMANESH M, KUMAR M. Flight Formation of UAVs in Presence of Moving Obstacles Using Fast-Dynamic Mixed Integer Linear Programming[J]. Aerospace Science and Technology, 2016, 50: 149-160.
- [21] CHOI H L, BRUNET L, HOW J P. Consensus-Based Decentralized Auctions for Robust Task Allocation[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2009, 25(4): 912-926.
- [22] JAGGI N, KRISHNAMURTHY A, ABOUZEID A A. Node Activation Policies for Energy-Efficient Coverage in Rechargeable Sensor Systems[D]. New York: Rensselaer Polytechnic Institute, 2013.
- [23] SANG L Z, YAN X P, WALL A. CPA Calculation Method based on AIS Position Prediction[J]. Journal of Navigation, 2016, 69(6): 1409-1426.
- [24] CHOI H-L, BRUNET L, HOW J P. Consensus-Based Decentralized Auctions for Robust Task Allocation[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2009, 25(4): 912-926.
- [25] ZOU Y. Coverage-driven Sensor Deployment and Energy-Efficient Information Processing in Wireless Sensor Networks[D]. USA: Duke University, 2004.
- [26] DHILLON S S, CHAKRARARTY K. Sensor Placement for Effective Coverage and Surveillance in Distributed Sensor Networks[C]//Proceedings of Wireless Communications and Networking Record. New York, USA: IEEE Press, 2003, 1609-1614.