

具有实用能量模型的通用 poi - visit 问题的节能无人机飞行规划

黄建平*, 山锋*, 熊润群*, 邵宇超†, 罗俊洲*东南大学计算机科学与工程学院, 江
* 苏南京 210096。†东南大学网络科学与工程学院, 江苏南京 210096
{huangjp1997, shanfeng, rxiong, yuchaoshao, jluo}@seu.edu.cn

摘要/ abstract 摘要: 无人机(uav)正被广泛应用于各种应用, 如穿越地面传感器收集数据、巡逻监控关键设施、移动辅助移动边缘计算等。我们总结了这些无人机的应用, 并提出了一个抽象问题, 即基于航路点的 poi 访问问题, 以最小化飞行能量消耗为目标, 这是由于其有限的机载存储容量。在该问题中, 我们特别关注飞行规划中转向和切换操作的能量消耗, 这在文献中通常被忽略, 但在实际无人机飞行中起着重要作用。我们提出了一种新的方法, 利用专门设计的图部件来建模车削和切换成本, 从而将问题转化为经典的图问题。旅行推销员问题, 可以有效地解决。最后, 我们通过仿真对所提出的算法进行了评估。结果表明, 该算法对小尺度问题的能量消耗小于最优最小能量消耗的 107%, 对大尺度问题的能量消耗仅为朴素算法的一半。

索引术语-无人机, 能效, 路径规划, 图论

我的介绍。

无人机(uav)正变得越来越受欢迎, 因为它们越来越便宜。它们被广泛应用于各种应用中, 例如, 遍历地面传感器[1]收集数据, 巡逻监测关键地面设施[2], 移动辅助地面移动边缘计算[3]。传统的地面机器人[4]需要避开无数的障碍物, 或者被限制在特定的路线(公路或铁路), 相比之下, 无人机更加灵活和机动。

但由于机载储能能力有限, 无人机的能耗直接影响其飞行续航能力。Ahmed et al.[5]得出结论, 对于一架典型的商用无人机来说, 飞行能耗占比最大, 超过任何其他操作, 如无线传输。文献中有三种常规的飞行能耗模型:距离相关模型[5]-[8], 能量消耗与飞行距离成正比;持续时间相关模型[1], [9], [10], 能量消耗与飞行时间成正比;速度相关模型[11]-[13], 能量消耗与飞行速度相关。然而, 所有的模型都简化了无人机的飞行操作, 并且不能准确地反映能源消耗。

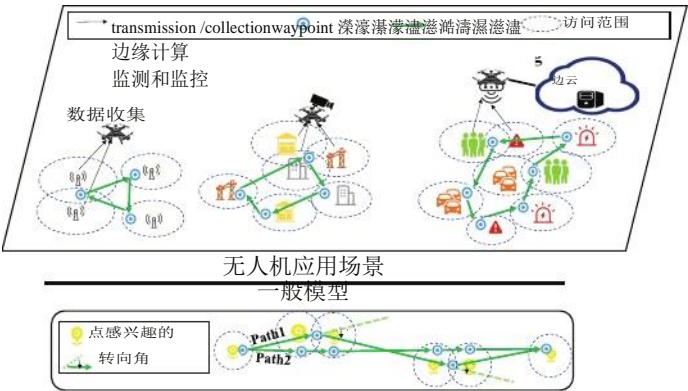


图 1 所示。应用场景和一般问题。从数据采集、监视与监控、无人机辅助边缘计算等应用场景出发, 提出了一个通用问题。

为了揭示一个更实用和准确的无人机电源消耗模型, 我们进行了一组真实世界的实验。我们披露, 除了行驶距离, 变速和在停车点转弯也会影响能源消耗。因此, 我们的能量模型与现有的大多数研究不同, 这给了我们研究无人机节能飞行规划的灵感和动力。

我们还发现, 无论是社区支持的开源无人机[14]还是商业的闭源无人机[15], 自动飞行计划大多由航路点实现。换句话说, 现代旋翼无人机通过一系列航路点来规划飞行路线, 航路点是无人机停下来和转弯的位置。因此, 航路点将飞行路线划分为一系列直线, 无人机在这些直线上加速、保持巡航速度和减速。由于加速/减速所造成的额外能量消耗, 路径点越少, 成本就越低。通过对无人机数据采集、设施巡逻、辅助边缘计算等应用的研究, 提出了一个基于航路点的飞行规划问题, 即无人机计划飞行并访问一组兴趣点(PoIs)。无人机通过访问其范围内的任何点来访问 PoI, 其中 PoI 的范围可能会重叠。即使探访点在这个范围内

在两个 poi 中，无人机在此点逐一(静止)访问 poi，并在两次访问之间切换时间。这样的点被称为无人机飞行规划的航路点，我们称之为基于航路点的 poi 访问问题。

如图 1 所示，这种一般化的问题匹配了各种应用场景。(1)在数据采集场景中，无人机穿越所有传感器进行数据采集，每个地面传感器都有一个传输范围，无人机可以在该范围内接收感知到的数据。传输范围可能相互重叠，而在共同范围内，无人机必须从接收一个传感器切换到另一个传感器。(2)在监视和监控场景中，无人机携带摄像头对一组关键设施进行巡逻，每个设施都有一个可见范围，只有在该范围内，机载光学设备才能感知有用数据。当两个设施接近时，能见度范围可能会重叠，但无人机必须通过旋转摄像机从一个设施切换到另一个设施。(3)在无人机辅助边缘计算场景下，将配备功率计算单元的无人机用于辅助地面设备计算，每个设备具有计算卸载范围，在该范围内无人机可以接收卸载的计算任务。这样的卸载范围可能彼此重叠，而 UAV 必须顺序地接受卸载任务。

虽然[1], [2], [16]-[18]已经研究了这些流行的无人机应用，但他们中的大多数将地面 PoI 视为单个“点”而不是一个范围，未能在现实场景中建模一般问题。此外，已有的一些研究仅针对特定的应用场景进行了无人机飞行规划研究，如[1]中提出的算法是为了采集数据，[2]中提出的算法是为了在恶劣环境下进行监测，[16]中提出的算法是为了实现 CSI 地图的自动化构建，因此很难将这些算法推广到其他应用场景。

本文采用了更实用的飞行能量模型，特别是考虑了转向和切换的能量消耗，来研究基于航路点的 poi 访问问题，解决起来相当有挑战性。读者可以从图 1 所示的两条示例路径中感受到一些挑战。与路径 2 相比，路径 1 包含的航路点较少，航路点的定义消耗的能量更少。但是路径 1 比路径 2 长，消耗的能量更多。此外，路径 1 比路径 2 消耗更多的转向能量和转换能量。因为路径 1 的转弯角度大于路径 2，且路径 1 的航路点在两个 poi 的共同范围内。总之，任何无人机飞行规划算法都需要处理两方面的权衡。一方面，在航路点和飞行距离之间有一个权衡。由于重叠范围较小，无人机通常需要绕路访问这些共同范围内的航路点，增加了覆盖距离的成本。另一方面，在路径点、转向角度和切换次数之间存在权衡。同样，由于重叠区域的航路点受到更多限制，所以路线通常是曲折的，这意味着转弯的角度更大。同时，重叠的航路点越多，切换就越频繁。如上所述，转向和开关的能耗为 a

占总数的很大比例。

正如上面提到的挑战，要找到一个简单的解决方案来解决基于路径点的 poi 访问问题是非常困难的。由于它的部分目标是最小化旅行的覆盖距离，因此很自然地会考虑经典的旅行推销员问题(TSP)及其变体，目的是在图表上找到一个最小成本周期。然而，遗漏的一个重要步骤是如何嵌入转向成本(与转向角度的比例)和切换成本到一个图表。

因此，本文的贡献总结如下。

- 我们设计了一套真实世界的实验，以开发更实用的旋翼无人机飞行能量模型。在这个模型中，在航路点转弯和在 poi 之间切换也需要消耗能量。这个模型不同于大多数现有的研究。
 - 我们制定了一个通用问题，适用于各种无人机应用场景，如数据收集、监视和监控，以及无人机辅助边缘计算。该问题是根据我们的能量模型，设计一种基于航路点的飞行计划，以使无人机的能量消耗最小化。
 - 我们提出了一种新颖的方法，使用正多边形建模切换成本和虚拟分割建模切换成本，将问题转化为一个经典的图问题，可以有效地解决一个现有的解决方案。
 - 我们进行模拟以评估所提算法的性能。结果表明，该算法在求解小范围问题时，能耗在最小能耗的 107%以内，成本仅为最优解的一半
- 对于大规模问题用朴素算法计算的能量。

本文的其余部分组织如下。第二节调查相关工作。我们的动机将在第三节中介绍。第四部分给出了系统模型和问题公式。然后在第五节给出了这个问题的解决方案。第六部分详细介绍了仿真过程。最后，第七部分对本文进行了总结。

2 相关工作

A. 无人机飞行能量模型

如前所述，无人机飞行常用的能耗模型有三种:与距离相关的模型、与持续时间相关的模型和与速度相关的模型。Ahmed et al.[5]获得了距离相关模型，为无人机机队分配能效轨迹。Liu 等人[6]提出了一个无人机距离相关模型，以优化无人机通信覆盖、连通性和能源消耗。Xiong 等人利用距离覆盖模型通过动态规划方法解决无人机高效能问题。Huang 等[8]根据距离相关模型，提出了一种协同 UAS 的通用控制与监控平台。还有大量的工作采用了与持续时间相关的模型。Gong 等人专注于与持续时间相关的模式并使用无人机

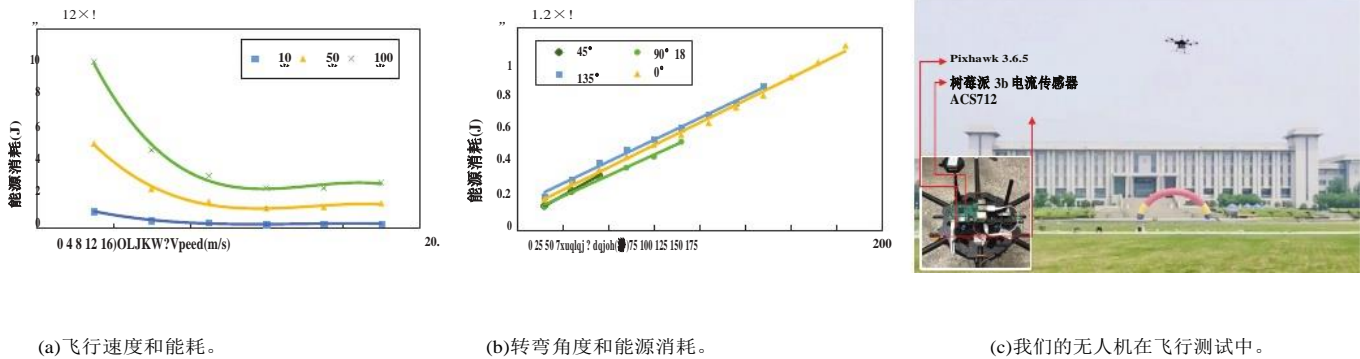


图 2 所示。一个基于实际飞行试验的实际能耗模型。在(a)中，存在一个使固定距离的能量消耗最小化的最佳速度。(b)表示能耗是关于转角的线性函数。(c)是我们无人机在飞行测试期间的一张照片。

从一组地面传感器收集数据，使飞行时间最小化。Mozaffari 等人[9]使用与持续时间相关的模型来解决如何有效部署多架无人机从物联网(IoT)设备收集数据的问题。许多研究表明，与速度相关的模型更实用。Zeng 等人[19]开发了一个有价值的与速度相关的能量模型来最小化无人机的总能量消耗。Morbidi 等人[12]利用无刷直流电动机来获得与速度相关的模型，为无人机确定最小能量路径。而一些与速度相关的模型假设飞行功率与飞行速度的线性[20][21]或平方[22][23]成比例，这两种方法都过于简单。

B. 无人机飞行规划

大量的研究为无人机飞行规划提供了有价值的思路。Bouzid 等人[24]提出了一种在救灾任务中派遣无人机探测特定位置的飞行规划算法。Yang 等人[18]设计了一种多目标仿生飞行规划算法，为无人机寻找一条性能良好的路径，以访问关键位置。Gong 等人[1]使用无人机在传感器网络上进行数据收集，使飞行时间最小化，将飞行计划制定为一个动态规划问题。Liu 等人[25]利用基于深度学习的无人机飞行规划方法从移动众感知中收集数据。Vallejo 等人通过描述灾难场景中的临界点为无人机规划路径。据我们所知，大多数研究只是简单地研究现实世界的场景，即，将访问点视为单点，或假设访问区间永不重叠。

3 动机

为了得到一个更实用、更准确的无人机能耗模型，我们进行了一系列的真实实验。在本节中，我们将介绍详细的实验设置和结果。实验结果表明，改变飞行速度和转弯对能量消耗也有影响，这是本文研究的重点。

在飞行测试中，我们的设备是 3.8 公斤 X4108 型六旋翼无人机，电池容量为 1000mAh。这架无人机采用 Pixhawk 3.6.5 自动驾驶仪，连接到配套的计算设备树莓派 3b 单板

计算机(RPi)。车载电流模块 ACS712 实时检测电池电流，RPi 通过 I²C 读取电池电流。RPi 通过 MAVLink 通信协议通过 USB 读取实时电压值。在给定实时电流和电压的情况下，很容易计算出实时功耗。通过 MAVLink 协议，同伴 RPi 通过 USB 链路自动向无人机发送控制命令。在我们的飞行试验中，无人机的基本动作顺序是:先起飞，然后加速到想要的速度(巡航速度)以这个速度飞行，然后减速到 0 悬停或转弯，最后准备下一轮飞行。我们的无人机在飞行测试中的照片可以在图 2(c)中找到。

试验一:飞行速度与飞行能量功率的关系。在这次测试中，我们让无人机在不同的巡航速度下，分别以 10 米、50 米、100 米的固定距离直线飞行。我们在每个距离测试了 6 个速度，无人机能耗 E 与飞行速度 v 的关系如图 2(a)所示。可以找到一段距离的最佳速度 v*以使能量消耗最小化。

测试二:转弯角度与飞行能耗的关系。在这次测试中，我们命令无人机分别以 45°、90°、135° 和 180° 的角度进行转弯。能耗如图 2(b)所示。在我们的设置中，通过函数 $E = 5.3316 \theta + 104.65$ ，可以很容易地看出，角度 θ 和无人机能耗 E 几乎是相关的。

由此，我们得到了一个更实用、更准确的无人机飞行能量模型，揭示了飞行速度和转弯的影响是不可忽视的。这一结果促使我们重新定义无人机飞行能耗构成，这将在下一节详细描述。

四、系统模型与问题制定

答:系统模型

假设在一个矩形区域内随机分布有 n 个 PoI，记为 PoI_i, i = 1, 2, ..., n。一个 PoI 可以是无线传感器、设施或移动设备。每个 PoI 都有一个范围，如无线传感器的传输范围、关键设施的可见范围、移动设备的计算卸载范围。范围所覆盖的区域

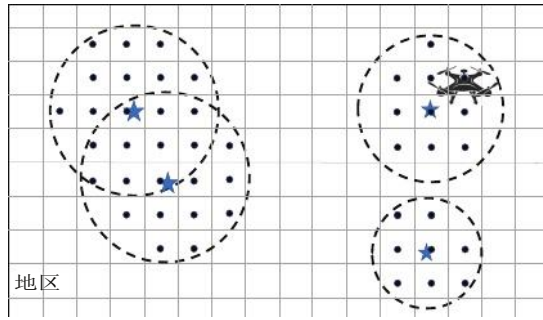


图 3 所示。区域内范围、网格和航路点的关系。一组正方形网格用于栅格化该区域。poi 由蓝色星星标记，其中的范围用黑色虚线圈标记，而候选路径点由黑点标记。

PoI i 记为 R_i ，它通常是一个圆，它的半径允许根据不同的 poi 变化。请注意， R_i 可能与另一个范围区域 R 重叠 j 。

区域内有一个基站，该基站定期派出一架无人机对所有 poi 进行巡视和访问。如果在 R 区域内的任何一点，无人机都会访问 PoI i 是访问。在不失一般性的前提下，假设基站表示为 PoI 0。在每次飞行中，无人机在固定高度飞行，并遵循基于航路点的路线。假设航路上有 m 个航路点，记为 waypoint j , $j = 1, 2, \dots, m$ 。显然，在 waypoint x ，如果 R ，无人机可以访问任意 PoI i 包含航路点 x ，让 D_x 表示无人机在航路点 x 所访问的 poi 集合，如果 $|D_x| > 1$ ，它意味着无人机在航路点 x 访问(不动)不止一个 PoI。由于每个 PoI 都必须访问，我们有所有 PoI 访问约束，

$$|\cup_x D_x| = n + 1. \quad (1)$$

我们希望规划一条由一系列航路点组成的路线，并确保访问了所有的 poi。由于访问某个 PoI 的航路点可以在其范围内的任何位置，我们用小网格划分区域，以减少规划算法的搜索空间。假设一个 $N \times M$ 大小的区域被栅格化为 $g \times g$ 大小的网格。因此区域 R_i 可以覆盖一组网格中心，记为 S_i 。任何路径点 x 都假定位于网格中心，因此网格中心被称为候选路径点。因为至少有一个航路点需要在 R 以内，年代 i 也称为 PoI i 的候选路径点集合，这样，PoI i 访问的路径点 x ，即， $i \in D_x$ ，必须在 PoI i 的候选航路点集合中，即， $x \in S_i$ ，我们有访问范围限制，

$$\forall i \in D_x \Rightarrow x \in S_i \quad \forall x. \quad (2)$$

图 3 说明了距离、网格和路径点之间的关系。

现在，规划路线被简化为从所有候选航路点中选择航路点。假设 x 和 y 是区域的两个任意候选航路点。让 w_{xy} 控制的

是否直线，路径 e_{xy} ，从航路点 x 到航路点 y ，包含在路由中，

$$w_{xy} = \begin{cases} 1, & e_{xy} \text{ 在路线上,} \\ 0, & \text{否则。} \end{cases} \quad (3)$$

然后，当 $|D_x| > 0$ ， x 之间必须有一条路径， $|D_x| = 0$ ，肯定不存在这样的路径。我们有以下路径连接约束条件，

$$\sum_{\forall x} w_{xy} = \sum_{\forall y} w_{xy} = \begin{cases} 1, & |D_x| > 0, \\ 0, & |D_x| = 0. \end{cases} \quad (4)$$

我们的目标是规划一条航线，使无人机的能源消耗降到最低。

B. 能耗模式

现在，我们根据前一节中的实际实验对能源消耗进行建模。

设 x 和 y 是两个任意的候选路径点。从 x 点到 y 点直线飞行，先加速到巡航速度，然后以巡航速度飞行，直到减速到 0 到达 y 点。

定义 1(直线飞行能耗)。从航路点 x 到 y 的路径 exy 上直线飞行的能量消耗定义为 $E(exy)$ ，它与加减速和巡航速度有关。

我们提出的方法可以处理任意能量函数 $E(exy)$ 。在我们的模拟中，我们设 $E(exy) = c_1|exy| + c_1$ ，其中 c_1 能量消耗与距离和 C 成正比， c_1 是与加速/减速有关的能量消耗。我们用 E 表示与直线飞行有关的总能耗 c 在一次旅行中

$$E_C = \sum_{\forall x, \forall y} E(e_{xy})w_{xy}. \quad (5)$$

设 x , y 和 z 是三个不在直线上的任意候选航路点。在直线路径之间， e_{xy} 和 e_{yz} ，无人机必须在 y 处转弯，表示转弯角度为 q_{xyz} ，由 x , y 和 z 的位置决定。

定义 2(转向能耗)。无人机在 y 航路点从 x 到 z 转弯的能量消耗定义为 $E(qxyz)$ ，其中 $qxyz$ 为从路径 exy 到 eyz 改变的航向角。

能量函数 $E(q_{xyz})$ 为 q 角转弯所消耗的能量 xyz 。该方法可以处理任意能量函数 $E(q_{xyz})$ 。在我们的模拟中，我们设置 $E(qxyz) = c_2qxyz + C_2$ ，其中 C_2 和 C_2 是与特殊无人机相关的常数因子。所有回合的总能量消耗记为 E_T ，可以计算为

$$E_T = \sum_{\forall x, \forall y, \forall z} E(q_{xyz})w_{xy}w_{yz}. \quad (6)$$

如果 D_x 包含多个 PoI，无人机必须在航路点 x 切换访问。额外的能源消耗发生

因为无人机需要悬停来设置开关，例如，建立与移动设备或传感器的连接，从一个方向旋转光学相机到另一个方向，其成本被称为开关能耗。

定义 3(开关能耗)定义无人机在航路点 x 的 poi 之间切换的能耗为 $E(D_x)$ ，与 D_x 中 poi 的数量有关。

如果 $|D_x| = 1$ ，不需要开关，我们设定开关能量与 $|D_x| - 1$ 成正比，即 $E(D_x) = c_3(|D_x| - 1)$ ，是与特殊无人机相关的常数因子。因此， poi 之间切换的总能耗由所有航路点汇总，记为 E_S ，可以计算为

$$E_S = \sum_{\forall x} E(D_x). \tag{7}$$

在明确地分解了总能耗之后，我们现在把上面讨论的三个部分的成本加起来，简单地用 E 来表示 E_{ALL} 。

$$E_{ALL} = E_C + E_T + E_S. \tag{8}$$

c. 问题公式化

根据上面描述的模型，我们准备定义这个问题。

定义 4 (P1). 给定一组前文提到的 poi 和模型，基于航路点的 poi 访问问题是在 $Eq.(8)$ 中寻找无人机的总能耗最小的路径，同时满足距离访问约束 $Eq.(2)$ 、所有 poi 访问约束 $Eq.(1)$ 、连接约束 $Eq.(3)$ 和 $Eq.(4)$ 的路径。

五、图形上的翻转和切换模型

问题 P1 寻找一条飞行路线，从 PoI_0 出发，到 PoI_0 结束，选择一系列航路点访问 $Eq.(8)$ 中总能耗最小的每个 PoI 。这个问题似乎深深植根于经典的图问题，如广义旅行商问题 (GTSP)。在 GTSP 中，有一组城市和一些子集，销售人员必须以最短的行程访问每个子集，并最终返回起始城市。换句话说，如果我们将能量消耗视为边的权值，那么必须在一个完整的加权图中发现一个遍历，以覆盖所有子集，并且遍历边的权值之和最小。

然而，遗漏的一个重要步骤是如何将与转向角度成正比的转向成本和与转向次数成正比的转向成本嵌入到一个图中。更特别的是，这个问题有两个最显著的难点：1) 定义 2 中的转向能耗无法通过任何图元 (如边权值) 直观地反映出来。例如在图 4(a) 中，在航路点 y ，它的转弯能耗与转弯角度有关，所以它的最后一个航路点 x 和

它的下一个航路点 z 直接影响路线上的转弯成本。在构造图时，两个航路点都是不确定的，因此用边权表示在图上转弯的成本是很困难的。2) 定义 3 中的开关能耗也不容易用图模型表示。例如图 5(a) 中，路径点 x_1 是 PoI_1 和 PoI_2 的重叠部分，所以无人机可以连续 (不动) 访问这两个 PoI ，切换成本为 x_1 ，或者只访问一个 PoI 而没有切换成本，而切换成本在图构造时无法确定，因此很难用边权来建模。因此，如何在图模型上将直线飞行的能耗、转弯的能耗和 PoI 切换的能耗转化为统一形式 (边权) 是我们的主要任务。在接下来的小节中，我们提出了一种新颖的方法来巧妙地解决这个问题。

我们从一个简单的例子开始。用图 $G_1(S_1, E_1, W_1)$ 建模直线飞行的能量消耗。顶点集 S_1 被定义为包含所有候选路径点 $S_1 = \text{年代}_1 \cup \text{年代}_2 \cup \dots \cup S_n$ 。边集 E_1 包括 e_{xy} 如果路径点 x 和 y 是两个不同 poi 的候选点。为了模拟飞行过程中直线飞行的能量消耗 w_{xy} ，我们直接设置边的权值 $W(e_{xy}) = E(e_{xy})$ 。 W_1 包含所有权重。因此，生成图 $G_1(S_1, E_1, W_1)$ 。

A. 建立转弯的能量成本模型

这一小节改进了图 G_1 来包含转弯的能量成本，并生成图 G_2 。

根据实际能耗模型，我们得到了转向能耗 $E(\theta) = c_2 \theta + C_2$ ， θ 为改变的航向角， c_2 和 C_2 是与特殊无人机相关的因素。由于能源 C_2 对于任何转弯都是恒定的，它可以直接加到边的权值中， $W(e_{xy}) = E(E_{xy}) + C_2, \forall x, y$ 。现在我们专注于建模与角度 c 成比例的能量 $c \theta$ 。

其核心思想是，我们将无限精确的转弯角度近似为一组有限选项，并使用边权来表示转弯的能量消耗。为了简化说明，便于计算，我们使用图 4(b) 中的正八边形来代替图 4(a) 中的原始航路点。选择其它正多边形，如六边形、十角形等也是可行的。然后将无限的 360° 转弯角度均匀划分为 8 个范围，表示无人机的 8 个航向方向，每个角对应一个 45° 的方向范围。因此，当无人机转弯时，其飞行方向的变化表现为八边形上的两种转角，即：到达角和离开角。这样，转弯与两个角之间的路径长度成正比，如图 4(b)。此外，在直线飞行路径中，无人机的航向由起飞角决定，并保持不变，直到到达下一个八角形。因此，八角形可达的目标角在出发角的方向范围内。

形式上，我们转换图 $G_1 = (\text{年代}_1, E_1, W_1)$ 转化为 $G_2 = (S_2, E_2, W_2)$ 。任意顶点 (航路点) $x \in S_1$ 为

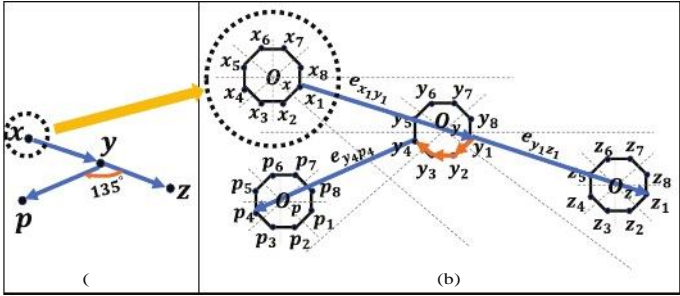


图 4 所示。这是一个模拟转弯的能量消耗的例子。在(a)中，根据我们的真实实验，转弯也会消耗无人机能量，与转弯角度成正比。这部分的能源消耗很难用图表来表示。在(b)中，我们用正八边形代替原有的航路点，将无限的360°转弯角度均匀划分为8个范围，表示无人机的8个航向方向，每一个八边形的角对应45°方向范围。

展开成正八边形，记作 O_x ，有8个顶点，下标为 x_1, x_2, \dots, x_8 ，每个代表一个45°方向。这里我们设 $x_8 = x_0$ for 循环的目的。集合 S_2 包含所有八边形的顶点。在 O 上每两个相邻的顶点之间 x_i ，如 x_i 和 x_j ，有一条有向边 $e_{x_i x_j} \in E_2$ ， $i = 1, 2, \dots, 8$ ，权值设为 $W(e_{x_i x_j}) = 45^\circ \cdot c_2$ ，表示45°转弯的费用。对于直飞，如从 O_x 来啊 y 时，无人机保持航向不变，即起飞角 x 的范围 i 在阿 x 必须覆盖啊 y ，到达角 y_i 在阿 y 和 x 有相同的方向指标 i 。我们可以确定 O 的方向指数 y 对于 O_x ，定义为 d_{xy} 。因此，对于任何一条边 $e_{xy} \in E_1$ ，我们创造了一个边缘前任 $y_i \in E_2$ ，其中 $i = d_{xy}$ 。注意， O_x 是一个无限小的规则八边形，没有物理意义，所以 e_x 的重量 y_i 等于原边 e_{xy} 的边，即 $W(e_{x_i y_i}) = W(e_{xy})$ 。让 W_2 覆盖所有权重。伪代码在 Algorithm ModelingTurns 中。

```

算法 1: ModelingTurns( $G_1(S_1, E_1, W_1)$ )
1 对于每个  $x \in S_1$  做
2   年代  $2 =$  年代  $2 \cup \{x_1, x_2, \dots, x_8\}$ ;
3    $E_2 = E_2 \cup \{e_{x_1 x_2}, e_{x_2 x_3}, \dots, e_{x_8 x_1}\}$ ;
4    $W_2 = W_2 \cup \{W(e_{x_i x_j}) = 45^\circ \cdot c_2, \forall i, j = 1, 2, \dots, 8\}$ ;
5 结束
6 为每个  $e_{xy} \in E_1$  做
7    $E_2 = E_2 \cup e_{x_i y_i}$ ，式中  $i = d_{xy}$ ;
10  $W_2 = W_2 \cup \{W(e_{x_i y_i}) = W(e_{xy})\}$ ;
11 结束
  
```

图 4(b)中给出了一个例子，以帮助读者更好地理解我们的建模工作原理。有四个航路点 x, y, z 和 p ，因此我们有四个八边形 O_x, O_y, O_z 和 O_p 。首先，我们检查路径 $x \rightarrow y \rightarrow z$ 。假设无人机从 O 方向 1 开始 x ，即， x_1 啊，因为 y 在 x_1 的方向指数内，有一条边 e_x 吗 y_1 ，根据 Algorithm ModelingTurns 第 7 行。然后无人机沿着 e_x 移动 y_1 达到日元。接下来，无人机在 y_1 重启，

通过边缘)等等 y_1 用同样的逻辑得到 z_1 。注意，在这条直线路径上转弯不消耗能量，加速/减速消耗的能量是根据两条边的权重计算的。其次，我们检查路径 $x \rightarrow y \rightarrow p$ ，其中无人机必须在 y 处转弯。类似地，假设无人机从 x_1 开始，通过边 e_x 到达 y_1 。后来，因为啊 p 在 y 的方向指标之外吗 y_1 ，无人机首先选择八边形边，即，啊 y_2 哦，是吧 y_3 哦，是吧 y_4 ，进行 3 次 45° 转弯，根据算法到达 y_4 。然后直接到达目标 p_4 通过边 $e_{y_4 p_4}$ 。在这种情况下，做三个 45° 转弯的能量消耗可以用八边形的三条边的重量来计算。总之，我们的转角建模是正确的，转角越大，八边形上的边权值总和就越大。

B. 切换 poi 访问的能量成本建模

在本小节中，我们特别关注 poi 访问的转换能量成本。根据问题定义，如果顶点 x 可以访问 Poi $i_k \in$ 年代 2 包含在路径中 $\forall x \in S_1$ ， $k = 1, 2, \dots, 8$ 。然而，如果 $D_x = \{i, j\}$ ，there is

the switching cost at x , $E(D_x) = c_3(|D_x| - 1)$, which must be on the road to be reflected.

我们的核心思想是，对于多个 Poi 的公共集合中的任何一个顶点，我们将其分割为虚拟顶点副本，每个 Poi 一个。并将切换的代价赋值为任意两个复制顶点之间的连接边的权值。这个想法的灵感来自[26]。因此，我们转换图形 $G_2 = (S_2, E_2, W_2)$ into $G_3 = (S_3, E_3, W_3)$. For any vertex $x_i \in S_2$, set $V(x_i) = \{k | x \in S_k\}$ is all the Poles that has x_i in its range. Any vertex $x_i \in$ 年代 2 转换为 $|V(x_i)|$ 副本。如果 $|V(x_i)| > 1$ ，我们用一条加权边 c 连接每两个副本 3 ，表示在所涉及的 poi 之间的一次切换成本。我们在 Algorithm ModelingSwitch 中正式介绍这些步骤。

```

算法 2: ModelingSwitch( $G_2(S_2, E_2, W_2)$ )
1 为每个  $x_i \in$  年代  $2$  和每个  $p \in \{k | x \in S_k\}$  做
2    $S_3 =$  年代  $3 \cup \{x_{pi}\}$ ;
3   对于每个  $q \in \{k | x \in S_k\}$  和  $p \neq q$  做
4      $E_3 = E_3 \cup \{e_{x_{pi} x_{pq}}\}$ ;
5      $W_3 = W_3 \cup \{W(e_{x_{pi} x_{pq}}) = c_3\}$ ;
6   结束
7 结束
8 为每个  $e_{x_{i+1}} \in E_2$   $p \in \{k | x \in S_k\}$  做
9    $E_3 = E_3 \cup \{e_{x_{pi} x_{p+1}}\}$ ;
10   $W_3 = W_3 \cup \{W(e_{x_{pi} x_{p+1}}) = W(e_{x_{i+1}})\}$ ;
11 结束
12 为每个交货  $y_i \in E_2$  做
13   对于每个  $p \in \{k | x \in S_k\}$  和  $q \in \{k | y \in S_k\}$  做
14      $E_3 = E_3 \cup \{e_{x_{pi} y_{qj}}\}$ ;
15      $W_3 = W_3 \cup \{W(e_{x_{pi} y_{qj}}) = W(e_{y_i})\}$ ;
  
```

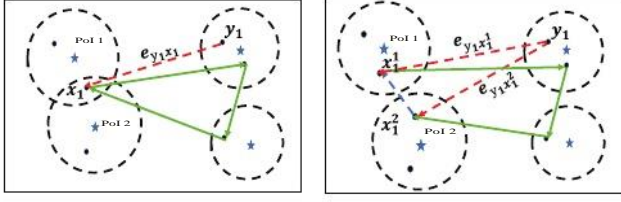


图 5 所示。一个切换 poi 访问的能量成本建模的例子。在(a)中，在 poi 之间切换访问也消耗能量，与切换次数成正比。它很难用图表来表示。在(b)中，我们通过将路径点分割成虚拟副本来分离重叠范围，并将一个开关的能量消耗分配给两个复制顶点之间连接边的权值。

图 5 给出了一个例子来阐明算法 ModelingSwitch 中的一些关键步骤。假设路径点 x_1 位于 PoI 1 和 PoI 2 的重叠范围内。算法 ModelingSwitch，首先通过对 x 做两个复制来分离重叠的范围，即，分别分配给 PoI 1 和 PoI 2，如图 5(b)所示。然后添加一条边来连接两个复制的顶点((b)中的蓝色虚线)，它的权值等于两个 poi 之间一次切换的能量消耗。此外，每条在重叠范围内有端点的边，如边 $e_{y_1x_1}$ ，替换为两条新边((b)中的红色虚线)， $e_{y_1x_1^1}$ 和 $e_{y_1x_1^2}$ 的权重相同 $w_{y_1x_1}$ 。这样，切换代价就体现在图上了，通过对所有涉及边的权值求和，切换代价就可以很容易地在图上建模。

C. 用图模型重新定义问题

由于转弯成本和切换成本在前面的小节中由 Algorithm ModelingTurns 和 ModelingSwitch 建模，我们可以通过生成的图 G 重新定义 $P1_3$ (年代 E_3W_3)。然后我们定义一个新的有向加权图 $D(S, E, W, S_0)$ ，其中 $S_0 = \{S10, S20, \dots, S_n0\}$ ，

and $S_i^0 = \{x_k^i | \forall x, k\}$, $i = 1, 2, \dots, n$, is vertex set for PoI i . 注意，通过 Modeling-Switch，我们有 $S_i0 \cap S_j0 = \emptyset$, $\forall i \neq j$ 。此外，顶点集 $S = S_3$ ，边集 $E = E_3$ ，权值集 $W = W_3$ 。

定义 5 (P2)。给定一个有向加权图 $D = (S, E, W, S^0)$ ，基于路径点的 poi 访问问题是在 D 中找到一个可行的路径，对每个子集 S_i0 至少访问一次，同时所有选择边的权值之和最小。

集合 $E = \{<v_i, v_j>\}$ 包含所有有向边。有向边的权值 $<v_i, v_j> \in E$ 定义为 c_{ij} ，

w_{ij} 表示是否 $<v_i, v_j>$ 在飞行路线上，

$$w_{ij} = \begin{cases} 1, & \text{边 } <v_i, v_j> \text{ 在路由中,} \\ 0, & \text{否则.} \end{cases} \quad (9)$$

d. 数学公式

本小节描述了解决 P2 的细节。现在我们用目标函数和约束条件来表示 P2:

$$\min \sum_{v_i, v_j \in S, <v_i, v_j> \in E} c_{ij} w_{ij} \quad (10)$$

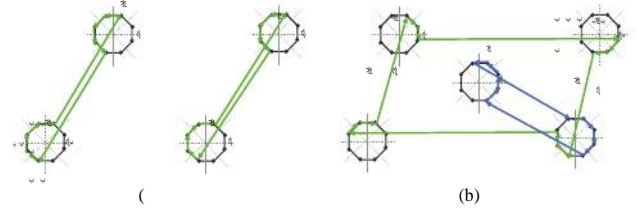


图 6 所示。飞行路线中子回路两个实际例子。

酸处理

$$\left. \begin{aligned} \sum_{v_i \in S_i, v_j \notin S_i} <v_i, v_j> \in E w'_{ij} &\geq 1 \\ \sum_{v_i \notin S_i, v_j \in S_i} <v_i, v_j> \in E w_{ij} &\geq 1 \end{aligned} \right\} \text{for all sets } S_i \quad (11)$$

$$\sum_{v_i \in S, <v_i, v_j> \in E} w'_{ij} - \sum_{v_k \in S, <v_j, v_k> \in E} w'_{jk} = 0, \quad \text{for all vertices } v_j \in S \quad (12)$$

$$\sum_{i \in G} \sum_{v_i \in S_i} \sum_{j \notin G} \sum_{v_j \in S_j, <v_i, v_j> \in E} w'_{ij} \geq 1,$$

对于集合 S 的集合的子集 G ，

$$2 \leq |G| \leq n - 2 \quad (13)$$

$$w'_{ij} \in \{0, 1\} \text{ for all } <v_i, v_j> \in E \quad (14)$$

1) 目标函数: 我们的目标是用所有访问边的权值之和最小，找到一个至少访问图上每个子集一次的循环，记作式(10)中的目标函数。

2) 对 GTSP 的约束和转化: 我们打算将问题 P2 转化为 GTSP，定义为

定义 6 (GTSP)。[16] 给定 n 个顶点上的完全加权图 $G = (V, E, w)$ ，将 V 划分为 m 个集合 $PV = \{V_1, \dots, V_m\}$ ， $V_i \cap V_j = \emptyset$ for 所有 $i \neq j$ ， $U_i = \{u_i | u_i \in V_i\}$ ，在 G 中找到一个循环，每个集合 V 中恰好包含一个顶点 u_i ， $i = 1, \dots, m$ ，长度最小。

为了使定义 5 中的问题等价于 GTSP，我们施加了三个约束:

- 子集的报道。UAV 必须访问每个 PoI 至少一次，这意味着 in-edge 和 out-edge 在每个子集中都必然存在，因此 Eq.(11) 展开了这个约束。

- 旅游连续性。旅游的每个航路点的入度与出度相同，以保持旅游的连续性。我们用式(12)来保证连续性。

- 避免子环。如图 6(a)所示，由于存在可能的子环路，该行程是不可行的。因此，如式(13)这样的约束对于避免这种情况至关重要。

然而，我们的解决方案不够严格。如图 6(b)所示，一次旅行符合三个约束条件，但不可行(一个子环路用蓝色标记)。为了修正这个小错误，我们将式(11)中的约束条件修改如下:

$$\left. \begin{aligned} \sum_{v_i \in S_i, v_j \notin S_i} <v_i, v_j> \in E w'_{ij} &= 1 \\ \sum_{v_i \notin S_i, v_j \in S_i} <v_i, v_j> \in E w_{ij} &= 1 \end{aligned} \right\} \text{对于所有集} \quad (15)$$

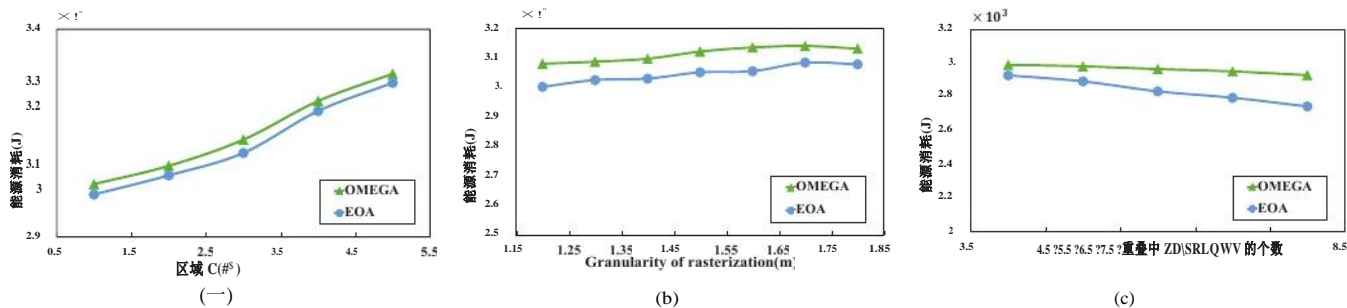


图 7 所示。OMEGA 与 EOA 算法性能比较。

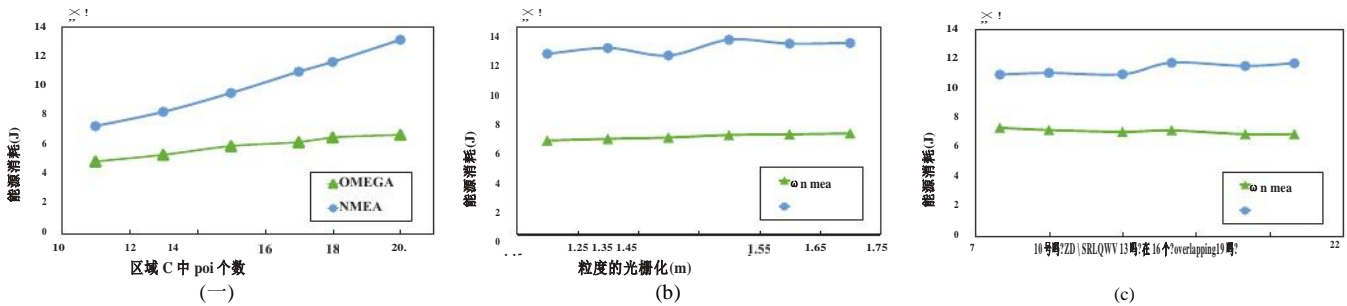


图 8 所示。OMEGA 与 NMEA 算法性能比较。

无人机访问每个子集一次且仅一次。

根据转弯建模，只在同索引范围内的两个顶点之间形成边。为了更接近 GTSP，我们添加了一个额外的操作来使图成为一个完整的图：对于任何两个没有连接的顶点，给它们分配一条边，其权值等于从一个顶点到另一个顶点的代价之和。例如，两个顶点，例如 v_i 和 v_j ，属于不同的没有连接的正八边形，所以我们创建边 $\langle v_i, v_j \rangle$ ，它的权值是 v 的代价之和 i 到 v_j 。

3) 基于大邻域搜索的算法使用：现在我们将原来的问题转化为 GTSP，总存在一个可行的漫游，那么我们可以参考基于大邻域搜索的算法[27]方便地解决我们的问题。

VI 模拟。

在本节中，我们通过仿真来评估我们的飞行规划算法——图算法优化最小能量(OMEGA)的性能。我们使用一种蛮力方法，枚举最优算法(EOA)来寻找最优解。我们以 EOA 的运行时间作为区分小问题和大问题的标准，即：，如果能在 500s 内通过 EOA 计算出一个最优解，则称为小尺度问题，否则称为大尺度问题。对于大规模问题，采用朴素最小能量算法(NMEA)进行比较。

答：仿真设置

基于我们在上一节介绍的无人机飞行能量模型，我们将直线成本设定为每米 25J，

每度翻转成本为 7.64J，每次切换成本为 1200J。将 Poi 数 n 、区域大小 n 、网格大小 g 和候选航路点数 m 作为变量，赋值不同，以评估其对算法性能的影响。然后运行 50 次，取 50 个实例的平均结果。

B. 结果与讨论

1) OMEGA 和 EOA 的算法比较：当问题规模较小时，我们遵循 EOA，枚举所有可能的路径，得到最优结果。我们的 OMEGA 和 EOA 的对比如图 7 所示。如图 7(a)所示，对于 OMEGA 和 EOA，Pois 分布密度越低，无人机能耗越大。因为在 poi 数量固定的情况下，区域越大，距离越远，这意味着无人机访问 poi 需要更多的能量。在图 7(b)中，随着栅格化粒度的增大，即；，加大电网建设，能耗不断增加。扩大网格使得候选航路点更少，因此路线必须选择这些非最优航路点，从而导致更大的能量消耗。从图 7(c)可以看出，重叠的候选航路点数量增加，而能量消耗减少。这是因为更多的候选航路点重叠，这意味着无人机有更多的可选路线，更有可能获得能源成本最低的路线。显然，在这些子图中，两条曲线的变化趋势大致相似。具体来说，我们的 OMEGA 性能总体上接近 EOA，其误差不超过 107%。

2) OMEGA 与 NMEA 算法比较：当问题规模较大时，不可能枚举

所有的路由由于时间的巨大复杂性。因此，我们通过与仅考虑覆盖飞行距离的 NMEA 进行比较来验证 OMEGA 的效率。OMEGA 与 NMEA 的比较如图 8 所示。从图 8(a)和图 8(b)可以得出与图 7(a)和图 7(b)相似的结论:poi 分布密度越低或区域栅格化越粗，能耗越高。然而，如图 8(c)所示，NMEA 曲线表明，即使我们增加重叠航路点的数量，能源消耗也会更多。这种情况的解释是，NMEA 总是忽略转向和切换的代价，而倾向于选择重叠的航路点以使能量代价最小化。然而，从全局的角度来看，由于转向和转换的成本是总成本中不可忽略的一部分，如果只考虑飞行距离，可能不是最好的。总之，与 NMEA 相比，我们 OMEGA 的高效率是显而易见的，节省了近 50%的能源消耗。

7 结论

本文研究了基于航路点的无人机 poi 访问问题。通过对以往相关工作的研究，现有的大多数飞行模型都简化了无人机的能耗，这促使我们通过一组真实的实验来构建更实用、更精确的无人机。然后利用所建立的能量模型构建一个通用问题，以匹配更多的无人机应用场景。为了解决这个问题，我们提出了一种新的基于图的节能方法，利用一个经过充分研究的经典 GTSP 解决方案来寻找成本最低的旅行。我们分别与最优基线和初始基线进行了仿真，以评估 OMEGA 的性能。最后的结果表明，OMEGA 的性能很好，在 107%以内的最好，枚举了所有的可能性，和接近 50%的能量相比，naive 只考虑覆盖距离。

鸣谢

基金资助:国家重点研发计划项目 2017YFB1003000，国家自然科学基金项目 62072101、61632008、61972086、62072102、61872079，中央高校基本科研业务费专项基金，江苏省网络与信息安全重点实验室 BM2003201，教育部计算机网络与信息集成重点实验室 93K-9，软件创新技术与产业化协同创新中心。

参考文献

张天宇, 张天宇, 张天宇, 陈晓明, “基于无线传感器网络的无人机数据采集的飞行时间最小化”, 中国航空航天大学学报(自然科学版). *Commun 领域*. 第 36 卷, no. 9, pp. 1942-1954, 2018.

[2] D. Vallejo, J. J. Castro-Schez, C. Glez-Morcillo and J. Albusac, “多智能体架构用于在已知环境中受灾难影响的无人机的信息检索和智能监测”, *Eng. 达成. Artif. 智能*, 第 87 卷, 2020 年。

[3] 问:胡,y Cai, g . Yu z 秦,m .赵和 g . y . Li” 联合卸载和 UAV-enabled 移动轨迹设计计算系统边缘, “IEEE J. 互联网的事情,6 卷,没有. 2, pp. 1879-1892, 2019.

[4] H. Huang and a . V. Savkin, “有障碍物的传感领域中数据收集机器人的可行路径规划”, *Comput. Commun.*, vol. 111, pp. 84-96, 2017.

[5] S. Ahmed, A. Mohamed, K. A. Harras, M. Kholief, S. Mesbah, “空间离散化的无人机系统节能路径规划技术”, *IEEE 无线通信与网络会议*, 2016 年, 多哈, 卡塔尔, 2016 年 4 月 3-6 日. IEEE, 2016, pp. 1-6.

刘春华, 陈振中, 唐建军, 徐建军, 朴昌, “基于深度强化学习的高效节能无人机通信覆盖控制方法研究”, *电子学报. Commun 领域*. 第 36 卷, no. 9, pp. 2059-2070, 2018.

熊荣、单飞, “无人机坦克:能源约束下的无人机飞行与传感器数据传输”, 《传感器》, 第 18 卷, 第 1 期. 9, 第 2913 页, 2018.

[8] 黄振宇, 吴伟, 单飞, 边勇, 陆凯, 李振宇, 王杰, 王杰, “Couas:使无人机系统的合作成为可能”, *ACM 翻译.《参议院网络》第 16 卷, 第 6 期*. 3, pp. 24:1-24:19, 2020.

[9] M. Mozaffari, W. Saad, M. Bennis 和 M. Debbah, “用于高效节能物联网通信的移动无人机(uav)”, *IEEE Trans. Wirel. Commun.* 第 16 卷, 没有. 11 日,页. 7574 - 7589 年, 2017.

[10] A. Rahmati, X. He, I. G . . uvensc, H. Dai, “认知无线网络中航空基站的动态移动性感知干扰规避”, 2019 *IEEE 计算机通信会议, INFOCOM 2019*, 法国巴黎, 2019 年 4 月 29 日- 5 月 2 日. IEEE, 2019, pp. 595-603.

[11] K. Dorling, J. Heinrichs, G. G. Messier 和 S. Magierowski, “无人机交付的车辆路径问题”, *IEEE Trans. 系统. 男人 Cybern. 系统*. 第 47 卷, 没有. 1, pp. 70-85, 2017.

[12] F. Morbidi, R. Cano 和 D. Lara, “四旋翼无人机的最小能量路径生成”, 2016 年 *IEEE 机器人和自动化国际会议, ICRA 2016*, 瑞典斯德哥尔摩, 2016 年 5 月 16-21 日, D. Kragic, a . Bicchi 和 a . D. Luca, Eds. IEEE, 2016, pp. 1492-1498.

熊锐、吴伟、李俊, “一种基于航速调度的无人机能量最小化优化算法”, *中国航空航天大学学报(自然科学版)*, 2016,29(5):393 - 397. IEEE, 2020, pp. 1758-1767.

[14] “任务规划-直升机文档”, <https://ardupilot.org/copter/docs/common-mission-planning.html>, 于 2020 年 8 月 10 日访问。

[15] “板载 SDK -大疆开发者”, [https://developer.dji.com/cn/onboard- SDK](https://developer.dji.com/cn/onboard-SDK), 2020 年 8 月 10 日接入。

[16] S. Piao, Z. Ba, L. Su, D. koutsonicolas, S. Li 和 K. Ren, “无人机的 CSI 自动化测量:从问题制定到能源最优解决方案”, 2019 年 *IEEE 计算机通信会议, INFOCOM 2019*, 法国巴黎, 2019 年 4 月 29 日- 5 月 2 日. IEEE, 2019, pp. 2404-2412.

王春春, 马峰, 闫军, 德丹, 戴世强, “基于无人机的大规模无线传感器网络空中数据采集”, *中国航空学报*, vol. 11, pp. 28080:1 - 28080:19, 2015.

[18] Q. Yang 和 S. Yoo, “最优无人机路径规划:使用多目标仿生算法在物联网传感器网络上传感数据获取”, *IEEE Access*, vol. 6, pp. 13 671-13 684, 2018.

曾勇, 徐军, 张锐, “一种旋翼无人机无线通信的能量最小化方法”, *中国机械工程学报(ei). Wirel. Commun.* 第 18 卷第 1 期. 4, pp. 2329-2345, 2019.

曹新宇, 徐军, 张锐, “蜂窝网络无人机的移动边缘计算:计算卸载与轨迹优化”, 第 19 届无线通信信号处理技术国际学术研讨会, 2018, 中国, 29 (6):493 - 497, 2018.2018, pp. 1-5.

张涛, 徐勇, 杨丹, 肖磊, “无人机辅助移动边缘计算在物联网中的联合计算与通信设计”, *中国机械工程*, vol . 31, no . 4, no . 1, ei. *印度信息学*, 第 16 卷, 第 6 期. 8, pp. 5505-5516, 2020.

张军, 周磊, 唐庆强, 胡旭东, 赵华, “无人机辅助移动边缘计算的随机卸载与轨迹调度”, *计算机工程学报*, vol. 6, no. 6, no. 1. 2, pp. 3688-3699, 2019.

[23] H. Guo, J. Liu, “边缘物联网的无人机增强智能卸载”，IEEE Trans. *印度信息学*, 第 16 卷, 第 6 期。4, 第 2737-2746 页, 2020。

[24] Y. Bouzid, Y. Bestaoui, H. Siguerdidjane, “机载能量有限的混乱环境下四旋翼-无人机最优覆盖路径规划”，2017 IEEE/RSJ 智能机器人与系统国际会议, IROS 2017, 温哥华, BC, 2017 年 9 月 24-28 日。IEEE, 2017, pp. 979-984。

刘春华, 陈振宇, 詹勇, “高效节能的分布式移动人群感知:深度学习方法”, *ei J. Sel. Commun 领域*. 第 37 卷, no. 6, 第 1262-1276 页, 2019 年。

C. Noon 和 J. Bean, “广义旅行商问题的一个有效变换”, *INFOR. 信息系统与运筹学*, vol. 31, 02 1993。

史密斯和艾米森,《求解广义旅行商问题的一种有效的大邻域搜索启发式算法》, *Comput. ③. Res., vol. 87, pp. 1-19, 2017*。