arXiv:2303.02315v2 [cs.RO] 7 Jul 2023

优化用于大规模覆盖的燃料受限的无人机—无人地面车辆路径：异构多智能体系统中的双层规划

Md Safwan Mondal[1], Subramanian Ramasamy[1],Pranav Bhounsule[1]

摘要—快速移动的无人机适用于空中监视，但受到电池容量的限制。为延长续航时间，无人机可以在缓慢移动的无人地面车辆上加油。在速度和燃料约束下，协同规划无人机—无人地面车辆多智能体系统的路径，以勘察广阔区域，是一项计算上颇具挑战性的问题，但可通过启发式方法加以简化。本文提出了多种启发式方法，以求得可行且足够优的解。利用无人机燃料限制和最小集合覆盖算法，确定无人地面车辆的加油停靠点。这些加油停靠点使任务点得以分配给无人机和无人地面车辆。我们分别采用标准旅行商问题建模，以及包含时间窗、舍弃访问点和容量约束的车辆路径问题建模，求解无人地面车辆和无人机的路径。在小规模测试平台（http://tiny.cc/8or8vz）上进行的实验验证凸显了我们多智能体方法的有效性。

1. 引言

涉及无人机和无人地面车辆的多智能体系统正凭借其协作优势，越来越多地应用于监视、搜救和运输等 diverse 领域 [1]–[4]。在此类场景中，一个关键障碍是无人机有限的燃料容量，这限制了其运行时长和覆盖范围。然而，无人机与无人地面车辆之间的有效多智能体协作能够提升任务效率并扩展无人机覆盖范围，从而支持持续的远距离运行。由于具有组合性质，此类多智能体系统的协同路径规划十分复杂，采用精确方法求解的计算成本很高。因此，使用合适的启发式方法对于快速获得高质量解决方案至关重要。

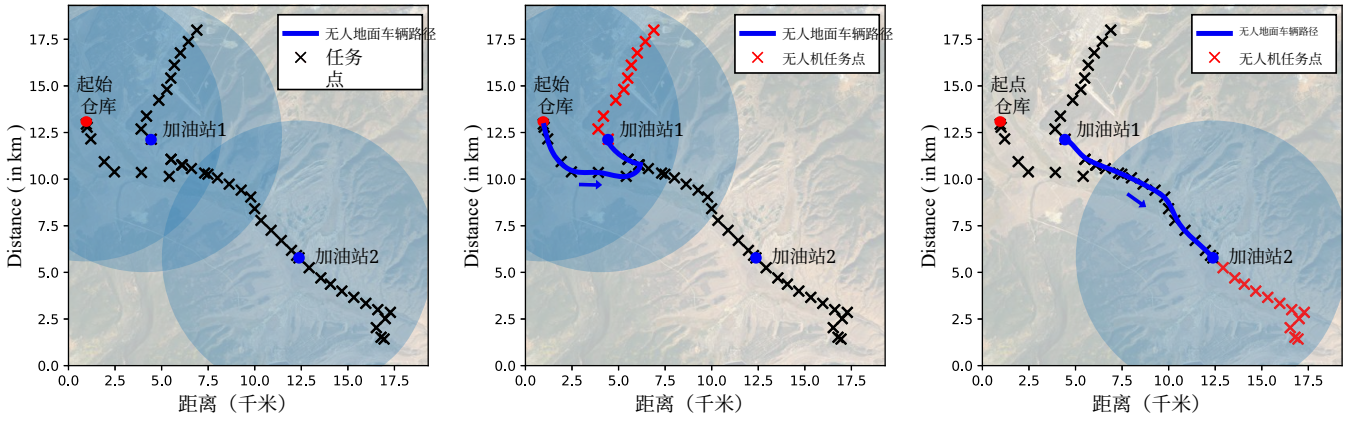
A. 相关工作

燃料受限的无人机路径规划已引起广泛关注，许多研究聚焦于涉及多架无人机在固定基地充电的路径。例如，Levy 等人 [5] 采用变邻域下降（VND）和搜索启发式方法（VNS），为大规模场景寻找可行解。Sundar 等人 [6] 设计了一种混合整数线性规划（MILP）模型，可使用现成的混合整数线性规划求解器求解。相比之下，Maini 等人 [7]研究了一种无人机-无人地面车辆系统，其中无人地面车辆充当无人机的移动充电站，并设计了一种贪婪启发式算法，用于确定无人地面车辆路径上的无人机充电点。Manyam等人 [8] 研究了无人机-无人地面车辆团队的协同路径规划问题，并考虑了通信约束。他们将该问题建模为混合整数线性规划（MILP），并提出了一种分支切割算法以求得最优解。

研究人员将无人机-无人地面车辆协同车辆路径问题扩展为分层的两级方案。为求解两级协同路径规划问题，Luo等人 [9]提出了一个二元整数规划模型，并配合两种启发式方法。Liu等人 [10] 开发了一个两阶段路径规划框架，用于优化包裹配送系统中卡车的主路径及无人机相应的飞行路线。他们设计了一种混合启发式算法，将最近邻法与成本削减策略相结合，以快速求解。在我们此前的研究中， [11], [12],我们探讨了一个用于多架燃料受限无人机与一辆无人地面车辆协同路径规划的分层双层优化框架。该框架采用K均值聚类生成无人地面车辆访问点，并利用旅行商问题（TSP）连接这些点，从而生成无人地面车辆路径。随后，根据容量约束、时间窗和漏访情况，为无人机建立并求解车辆路径问题。我们将这项工作[13] 进一步扩展，证明采用遗传算法（GA）和贝叶斯优化（BO）优化启发式参数，可以显著提升解的质量。然而，先前的框架针对特定场景，难以推广，因此本研究旨在开发一种更稳健、更具通用性的优化框架，以适用于实际硬件实现。

在实验方面，鲜有重要研究展示无人机在室内环境中的定位与建图。Nigam等人 [13]–[15]在硬件测试平台上，研究了用于无人飞行器（UAV）在不确定随机环境中执行持续监视任务的高层级可扩展控制技术。Frew等人使用两架无人机 [16] 展示了道路跟随、避障和车队保护，并进行了飞行测试；Jodeh等人 [17] 则概述了空军研究实验室（AFRL）提出的异构无人机协同控制算法。Leahy等人[18], [19]通过实验验证了其提出的、用于自动执行涉及多车辆的持续监视任务的方法。他们使用基于自动机的技术生成无碰撞运动规划，并创建向量场供基于微分平坦性的控制器使用，从而实现飞行器飞行与部署的全自动化

*本研究得到 ARO 资助编号 W911NF-14-S-003 的支持。[1]Md Safwan Mondal、Subramanian Ramasamy 和 Pranav A. Bhounsule 任职于伊利诺伊大学芝加哥分校机械与工业工程系，美国伊利诺伊州芝加哥市，邮编 60607。mmonda4@uic.edu, sramas21@uic.edu, pranav@uic.edu



(a) 带有最小集合覆盖的给定任务场景 **(b)** 第一个子问题 **(c)** 第二个子问题

图1： 最小集合覆盖算法和任务分配技术。a）采用最小集合覆盖算法的给定任务场景。蓝色圆圈表示无人机的径向覆盖范围。此处，3个加油停靠点（包括起始仓库）可覆盖整个任务。b）第一个子问题，无人地面车辆从起始仓库移动至加油站1，并分配径向覆盖范围内的无人机任务点。c）第二个子问题，无人地面车辆从加油站1移动至加油站2，并分配径向覆盖范围内的无人机任务点。

根据运动规划执行任务。他们为无人机使用充电平台，以实现真正持续的任务。波音车辆集群技术实验室（VSTL）[15], [20]–[22] 和麻省理工学院RAVEN实验室 [23] 测试平台，已在室内实验室规模环境中开展了大量无人机飞行测试演示。

本文提出了一个用于求解燃料约束下无人机与无人地面车辆协同路径规划问题的双层优化框架，以优化两类车辆的运行时间和燃料消耗。所提出的框架利用最小集合覆盖算法和任务分配方法，提高了协同多智能体系统的效率，并解决了燃料和速度约束问题。为验证所提出的算法，我们在实验室测试平台上进行了硬件测试，为所提方法的实际应用和可行性提供了实践见解。为此，本文提出以下创新贡献：1）整体框架采用双层优化，并结合用于任务分配的任务分配技术和基于约束规划的路径求解器。2）基于最小集合覆盖算法的任务分配技术将整个问题划分为解耦子问题，从而极大地简化了整体问题。3）针对带时间窗、舍弃访问点和燃料约束的车辆路径问题，基于约束规划的表述能够快速求解每个子问题。4）本工作的硬件验证表明，所提出的算法和方法具有实际可行性和现实世界适用性。

B. 问题描述

该问题旨在执行一项协作任务，即访问一组指定的任务点（见图 1a） $\mathcal{M} = \{m_0, m_1, ..., m_n\}$，可采用**无人地面车辆沿道路访问** τ^g 或**无人机空中飞越** τ^a。任意两个任务点之间的行程成本定义为从一个点行驶到另一个点所需的时间，$t_{ij} = t_j - t_i$。无人地面车辆和无人机具有异构特性：无人机的速度较快$v^a > v^g$，但燃料容量较低于无人地面车辆 $f^a < f^g$。与无人机不同，无人地面车辆只能沿道路网络行驶；无人机的燃料消耗率则是其速度的函数， $\mathcal{P}^a = f(v^a)$。无人地面车辆可在任意加油站或起始仓库为无人机充电，充电时间取决于无人机的燃料水平。由于无人地面车辆的燃料容量远高于无人机，假设其燃料容量无限。在上述假设下，目标是为无人机和无人地面车辆找到最快路线， $\tau_{min} = \tau^a \cup \tau^g$，使二者协同访问所有任务点，并以起始仓库作为出发点和终点，同时确保无人机不会耗尽燃料。

要找到时间优化路线，必须实现以下目标：

a) 确定合适的停靠地点，**无人机**将在此与无人地面车辆会合并充电，以覆盖所有任务点，即 $\mathcal{M}_r = \{m_0^r, m_1^r, ..., m_n^r\}$。

b) 确定任务期间**无人机和**无人地面车辆在这些加油停靠点会合的最佳时间，即$t_i^r \ \forall \ m_i^r \in \mathcal{M}_r$。

c) 根据加油地点 m_i^r 和时间 t_i^r，确定无人地面车辆和无人机的**最优路线** τ^a， τ^g。

2. 优化框架

针对无人机-无人地面车辆协同路线问题，我们提出了一种双层优化框架。该框架采用两级层次结构：在较高层级，利用“无人驾驶地面车辆优先、无人机其次”启发式方法确定 UGV 路线，即优先规划 UGV 路线，再据此构建无人机路线。为确保协同路线可行，必须沿 UGV 路线选取合适的加油站点 $\mathcal{M}_r$。我们采用最小集合覆盖算法确定最佳站点位置。随后，根据 UGV 路线构建内层无人机路线，并将整个场景划分为多个子问题；这些子问题可通过将其建模为能量约束车辆路径问题来求解，

时间窗（E-VRPTW）。

A. 外层：*UGV* 路线

Maini 等人 [7] 指出，要构建可行的协同路线，必须确保每个任务点的无人机燃料覆盖半径内至少有一个加油站。因此，为确定覆盖整个任务场景所需的最少加油停靠点数量，我们可以采用最小集合覆盖算法（MSC）。这是一个成熟的问题，可通过多种方法求解，包括贪心启发式方法 [7]。然而，在本研究中，我们针对最小集合覆盖算法提出了约束规划表述。对于相同场景，我们分别采用贪心方法和约束规划方法求解最小集合覆盖问题；结果表明，约束规划方法优于贪心启发式方法。

1）贪心启发式方法

使用贪心启发式方法有助于降低最小集合覆盖问题的复杂度。给定需要覆盖的任务点集合 $\mathcal{M}$，并将无人机的燃料容量 f^a 作为关键输入，目标是确定$\mathcal{M}$ 中可充当加油停靠点的最小子集 $\mathcal{M}_r$，以确保覆盖整个任务场景。贪心算法选择初始基地点 m_0 作为第一个加油停靠点 m_0^r，然后依次将能够覆盖最多其他未覆盖任务点的任务点加入加油站点集合 $\mathcal{M}_r$，直到覆盖所有点。

尽管贪婪启发式算法能够快速求得最小集合覆盖问题的最优结果，但对于给定的场景，可能存在多个最优解。由于我们正在实施双层优化框架，因此必须考虑外层算法的所有其他最优解。由于无法使用贪婪启发式算法获取所有最优解，我们采用了约束规划方法。如果存在多个最优结果，该方法能够快速生成这些结果。此外，贪心方法可能得到局部最优解，而通过对最小集合覆盖问题采用另一种约束规划表述，可以克服这一问题。

算法 1 贪心最小集合覆盖算法

输入： 任务场景点 $\mathcal{M}$，无人机燃料限制 f^a，起始仓库 m_0；

输出： 加油停靠点 $\mathcal{M}_r$；

初始化 $\mathcal{M}_r = \{m_0^r = m_0\}$，目标点 = $\mathcal{T} = \mathcal{M}$；

$C_0 = Covered\,(m_0^r) = \{m_i : m_i \in \mathcal{T}$ 和 $\|m_i - m_0^r\| < 0.5 f^a\}$；

$\mathcal{T} = \mathcal{T} \setminus C_0$；

当 $\mathcal{T} \neq \emptyset$ **时循环**

  $m_{i_{\max}}^r = \arg\max \; Covered(m_i)$；

  $\mathcal{M}_r = \mathcal{M}_r \cup \{m_{i_{\max}}^r\}$；

  $C_{\max} = \{m_i : m_i \in \mathcal{T}$ 和 $\|m_i - m_{i_{\max}}^r\| < 0.5 f^a\}$；

  $\mathcal{T} = \mathcal{T} \setminus C_{\max}$；

结束循环

2）约束规划方法

确定覆盖整个任务场景所需的最少加油停靠点数量 $\mathcal{M}_r$，可以使用线性整数规划进行建模，并通过约束规划方法（CP 方法）求解。在公式 2.5 中的二元决策变量中，x_j 表示某个任务点是否被选为加油停靠点，y_{ij} 表示某个任务点 m_i 是否被分配给某个加油停靠点m_j^r；公式 2.1 中的目标函数将加油停靠点的数量降至最少。公式 2.2 中的约束确保每个任务点 m_i 至少有一个加油停靠点 m_j^r分配给它。公式 2.3 中的约束保证只有在某个加油停靠点被选中的情况下，任务点 m_i 才能被分配给该加油停靠点 m_j^r。公式 2.4 中的约束确保任务点 m_i 只能被分配给位于无人机燃料覆盖半径 m_j^r 内的加油停靠点，从而使无人机能够从该加油停靠点完成往返行程。

$$\text{Objective: } \min \sum_{m_j^r \in \mathcal{M}_r} x_j \tag{2.1}$$

约束条件如下，

$$\sum_{m_j^r \in \mathcal{M}_r} y_{ij} \geq 1, \; \forall \; m_i \in \mathcal{M} \tag{2.2}$$

$$y_{ij} \leq x_j, \; \forall \; m_i \in \mathcal{M} \text{ and } \forall \; m_j^r \in \mathcal{M}_r \tag{2.3}$$

$$y_{ij} = 0, \text{ if } d_{ij} > 0.5 f^a, \; \forall \; m_i \in \mathcal{M} \text{ and } \forall \; m_j^r \in \mathcal{M}_r \tag{2.4}$$

$$y_{ij}, x_j \in \{0, 1\} \tag{2.5}$$

我们使用 Google 的 OR-ToolsTM CP-SAT 求解器 [24] 求解该线性整数规划公式；若存在多个最优解，该求解器可以记录它们。在确定加油站位置后，可通过在道路网络上连接这些站点来创建一条无人地面车辆路线。我们可以考虑这些加油停靠点来求解一个简单的旅行商问题（TSP），以确定最优的无人地面车辆路线。一旦确定最优的无人地面车辆路线，我们便可继续进行内层无人机路径规划。

B. 内层：无人机路线

在我们框架的内层中，我们采用了一种任务分配技术，将整个任务场景划分为相互独立的子问题，并将每个子问题分别作为带时间窗的能量约束车辆路径问题（E-VRPTW）进行求解。

1）任务分配技术

给定场景以及通过外循环 MSC 算法获得的 UGV 路线，我们可以将整个问题划分为$n-1$ 个子问题（包括起始仓库在内的n = 个加油停靠点），并假设 UGV 在每个子问题中仅在两个加油停靠点之间行驶。在划分子问题之前，将每个任务点分配给能够覆盖它的最近加油停靠点（包括起始仓库）。在各个子问题中，第一个加油停靠点是 UGV 路线的起始节点，第二个加油停靠点是目的地节点。通过将不同的任务点分配到各个子问题中，使这些子问题相互解耦。每个子问题中由目的地加油停靠点覆盖的 UAV 任务点

都分配给该子问题。只有对于第一个子问题，应将起始节点和目的地节点覆盖的任务点都分配给该子问题。

图3展示了子问题划分和任务分配的过程。图1a展示了针对给定场景，通过外层最小集合覆盖算法得到的加油停靠地点。第一个子问题（图1b）以起始仓库为起始节点、加油站1为目的地节点。起始节点（起始仓库）和目的地节点（加油站1）所覆盖的无人机任务点被分配给子问题1。同理，第二个子问题（图1c）以加油站1为起始节点、加油站2为目的地节点，并将目的地节点（加油站2）所覆盖的任务点分配给该子问题。通过任务分配得到独立的子问题集合后，我们将每个子问题建模为带时间窗的能量约束车辆路径问题（E-VRPTW），并尝试求解。

2）电动汽车带时间窗路径问题模型

E-VRPTW 的建模可用图论来描述。考虑一个无向图 $G = (V, E)$，其中 V是顶点集合 $V = \{S, 0, 1, 2, \ldots D\}$，而$E$ 是顶点 i 和 j 之间的边集合，如$E = \{(i, j) \parallel i, j \in V, i \neq j\}$。顶点 i 和 j 之间的非负弧成本表示为 t_{ij} （行驶时间）； x_{ij} 是一个二元决策变量，当车辆从 i 行驶到 j时取值为 1，否则取值为 0。从起始仓库 S起飞后，无人机将在目的地仓库 D 与无人地面车辆会合。由于无人地面车辆速度较慢，该仓库也设有时间窗约束。E-VRPTW 问题的目标函数由式 2.6 表示，该函数旨在最小化总行驶时间。能量约束和时间窗约束的建模见式 2.7–2.11。其他通用 VRP 约束的详细说明见我们此前的工作 [25]。

$$\text{Objective: } \min \sum_i \sum_j t_{ij} x_{ij} \quad \forall i, j \in V \tag{2.6}$$

能量约束：

$$f_j^a = f^a, \quad j \in D \tag{2.7}$$

$$0 \leq f_j^a \leq f^a, \quad \forall j \in V \setminus \{S, D\} \tag{2.8}$$

$$f_j^a \leq f_i^a - (\mathcal{P}^a(v^a) t_{ij} x_{ij}) + L_1 (1 - x_{ij}), \quad \forall i \in V, j \in V \setminus \{S, D\} \tag{2.9}$$

时间窗约束：

$$t_{j,start} \leq t_j \leq t_{j,end}, \quad \forall j \in D \tag{2.10}$$

$$t_j \geq t_i + (t_{ij} x_{ij}) - L_2 (1 - x_{ij}), \quad \forall i \in V, j \in V \tag{2.11}$$

式 2.7 表示无人机在目的地仓库处已完全充电，而在其他任意顶点处，燃料水平介于 0 和最大容量之间（式 2.8）。式 2.9 采用 Miller-Tucker-Zemlin (MTZ) 公式消除子回路

同时确保在移除子回路的过程中，无人机的燃料水平不会完全耗尽。目的地节点的时间窗约束见公式 2.10，而公式

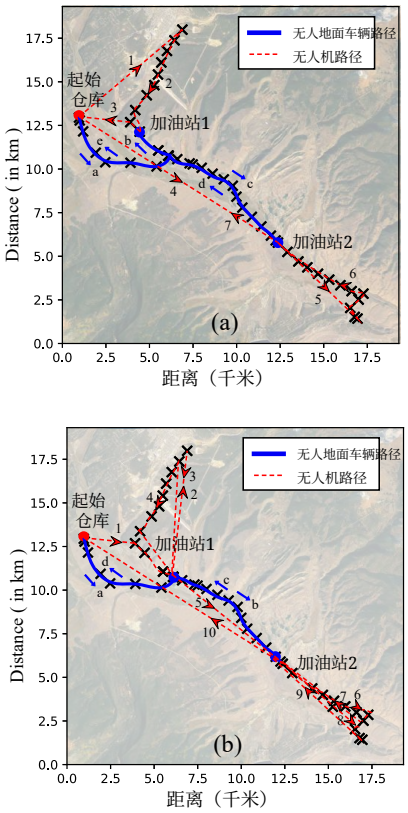


图 2： 通过双层优化得到的无人机和无人地面车辆轨迹，外层循环采用贪心方法和 CP 方法。数字和字母顺序分别表示无人机和无人地面车辆的运动。a) 基于 CP 方法的轨迹 b) 基于贪心方法的轨迹。

2.11确保 j^{th} 节点的累计到达时间等于节点 i， t_i 的累计时间与两节点间行驶时间之和 t_{ij}。同样，我们使用 Google OR-Tools TM，通过约束规划（CP）启发式实现来求解电动汽车带时间窗路径问题模型（E-VRPTW）。

3. 结果

图 2 展示了该问题输入和输出的示例。图 2 所示的输入由黑色十字表示的任务点组成。无人机和无人地面车辆都必须从起始仓库出发并最终返回，同时确保所有任务点均由无人机或无人地面车辆完成覆盖。无人机可以在仓库或由无人地面车辆提供的指定加油站点进行补充能源。无人机和无人地面车辆的固定速度分别为 10 m/s 和 4 m/s，其燃料容量分别为 287.7 kJ 和 25.01 MJ。

为执行优化，我们使用了 Python 3 和 OR Tools TM 库，该库运行于配备 48 GB 随机存取存储器的 3.7 GHz Intel Core i9 处理器和 64 位操作系统上。在该场景中，我们通过在所提出框架的外层循环中应用贪心方法和 CPmethod，生成了两种类型的协同路线（如有差异）。该场景还确定了仅无人地面车辆路线，即由一辆无人地面车辆完成整个任务的路线。根据任务完成时间总量和总能耗这两项指标

表一： 协同路径规划最优解的影响。

指标	协同路线		仅UGV路径	改进（%）	
	CP 方法	贪心方法		CP 方法	贪心方法
Time 消耗（分钟）	200	272	233	14.16	-16.74
能量消耗 (MJ)	21.98	21.14	34.69	36.62	39.06

表 II： CP 方法与贪心启发式方法的轨迹对比

指标	CP 方法	贪心方法
总时间（分钟）	200	272
计算时间（分钟）	9	4
无人地面车辆结果		
行驶时间（分钟）	200	272
能量消耗（兆焦）	20.79	19.52
访问的任务	22	18
无人机结果		
行驶时间（分钟）	100	136.203
能量消耗（千焦）	1186.464	1618.092
无人地面车辆上的充电停靠点	3	6
仓库充电停靠点	1	0
已访问的任务	22	26

，通过将协同路线与作为上限的仅UGV路径进行比较，评估了无人机与无人地面车辆之间的协作对任务执行的影响。

表一展示了无人机与无人地面车辆在该任务场景中通过协同路径规划所取得的改进。协同路径规划具有极高的能效。外层循环中的 CP 方法和贪心方法均取得了积极改进，使任务总能耗降低了 36%–39%。然而，在任务总时间方面，外层循环中的贪心方法产生了负面影响。这是由于加油停靠点的位置（见图 2b 中的轨迹）导致无人机频繁绕行（6 次）前往加油站点充电，从而延长了任务总时间。相比之下，CP 方法确定的恰当加油停靠点位置（见图 2a 中的轨迹）有助于无人机以较少的充电绕行（4 次）完成路径，从而有效缩短了任务总时间。

从表 II 中可以进一步了解协同路线的轨迹。如前所述，贪心方法会导致无人机行驶时间更长，最终使任务时间增加。由于贪心方法中无人机访问了大部分任务点，而 CP 方法中并非如此，因此该方法下无人地面车辆的能量消耗较低。总之，CP 方法和贪心启发式方法都能够为受限的复杂任务场景提供可行的协同路径；然而，CP 方法的表现优于贪心方法，但计算效率有所降低。

4. 实验设计

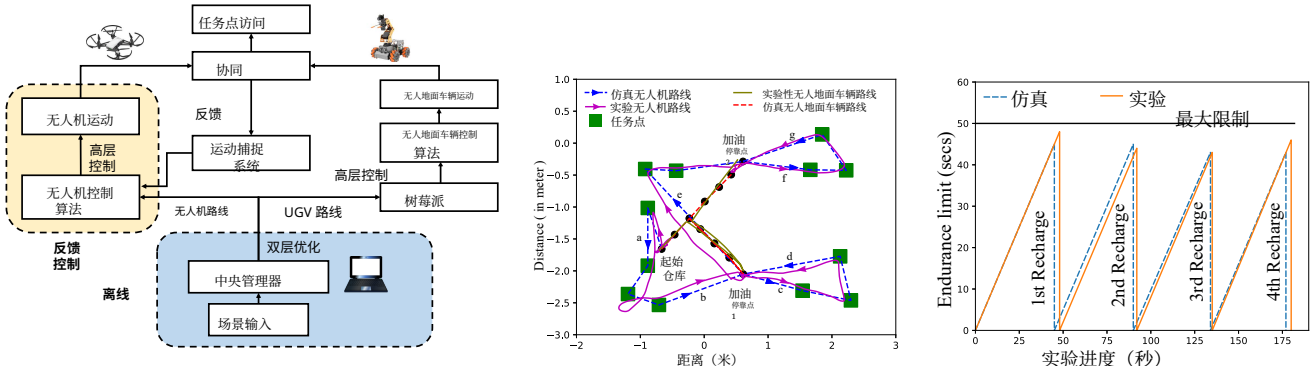
验证框架最严格的方式是进行硬件演示，但这种方式通常在范围和多样性方面存在局限。我们通常会辅以仿真结果，以评估方法性能并验证特定发现。由于问题复杂，通过实验测试监视规划框架尤为重要。我们搭建了一个包含一架无人机和一辆无人地面车辆的小规模实验室场景，用于测试所提出的框架。要实现完全自主，每个机器人都应利用硬件的感知、处理和通信能力所支持的策略，在无需外部输入的情况下独立定位、规划并执行路径。开发有效的实验系统颇具挑战，因为这需要集成软件、硬件和通信。硬件架构的各个组成部分将在下文分别详述（见图 3a）：

1) **硬件：** 在我们的实验中，我们选择了小巧且价格实惠的大疆 Tello 四旋翼无人机作为无人机。这款轻型无人机（80 g）配备封闭式硬件飞行控制器，可实现飞行稳定和简单轨迹执行等基本功能。它还可以通过外部地面计算机利用遥测数据和视频流实现更高的自主性。对于无人地面车辆，我们设计了一辆由树莓派控制的小型全向车，并配备了用于为无人机充电的着陆平台。无人地面车辆通过树莓派控制四个车轮来管理行驶。

2) **控制与通信：** 我们使用无线 2.4 GHz 802.11n WiFi 连接与无人机通信。该方法使用官方的 Tello SDK 2.0。通过 UDP 端口向无人机编程接口发送文本消息。为了创建应用程序，我们使用了 SDK 和底层 Python 库 DJItelloPy。此外，我们还通过无线 WiFi 与树莓派建立通信，以控制无人地面车辆。

3) **中央管理器：** 我们系统的最后一个组成部分是集中式管理器。该实体使用我们的双层优化框架，根据输入场景为无人机和无人地面车辆生成各自的路径。它与两辆车通信并分配任务，以启动监视工作。管理器使用运动捕捉系统持续跟踪它们的进度。无人地面车辆采用开环控制，在指定位置停下。与此同时，无人机由中央系统的反馈控制引导，以确保精准导航，并准确降落在无人地面车辆上充电。

4)**实验场景：** 实验在伊利诺伊大学芝加哥分校的机器人与运动实验室进行。该实验室设有专用飞行区域，并配备了运动捕捉系统，用于为四旋翼飞行器和地面车辆上设置的反光标记提供位置参考。这使得实验期间能够对机器人进行实时定位。车辆的位置数据获取频率为 100 Hz，延迟低于 9 ms。通过在面积为$4m \times 4m$ 的区域内选取 12 个不同的点，为无人机创建了一个任务场景；同时为无人地面车辆设计了道路网络，并通过限制无人机单次充电后的飞行时间（续航上限）引入了燃料约束。对于



(a) (b) (c)

图3： a) 硬件架构b) 和 c) 仿真结果与实验结果的对比。在轨迹中，字母顺序表示无人机的运动方向

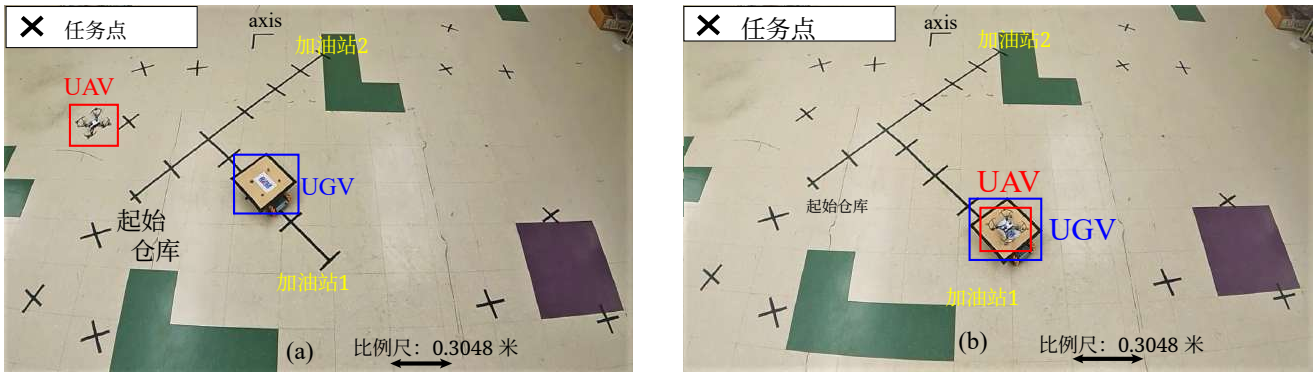


图4： 实验实例　　a) 无人机和无人地面车辆正驶向各自的指定位置 b) 无人机降落在无人地面车辆上进行充电。

这一实验设置，续航上限设定为 50 秒，无人机和无人地面车辆的速度分别为 0.20 ms^{-1} 和 0.15 ms^{-1} 。这要求无人机定期前往无人地面车辆处充电，才能完成任务。然而，实际上并未进行充电，只是假设无人机降落到无人地面车辆上时即可立即完成充电。无人地面车辆的道路网络也经过了具有挑战性的设计，任务中距离最远的点要求无人机以接近其最大续航上限的状态运行，从而检验所提出框架的鲁棒性。

A. 飞行测试结果

在该场景中开展了多次实验。算法以任务点的位置和道路网络中的点作为输入。算法的外循环确定了包含时空补给点的UGV遍历路径，而框架的内循环生成了无人机路线。中央管理器将这两条路径分别提供给各个智能体，随后智能体开始执行各自的任务。实验的目的是验证算法输出的可行性，并确定采用我们的实验架构能否成功开展多智能体实验。运动捕捉系统用于跟踪无人机和UGV的位置数据，经处理后生成实验航线。图3b展示了仿真航线与实验航线之间的对比。在实验过程中，由于动力学因素，无人机在某些位置发生了偏移，但借助反馈控制，它仍成功访问了任务点，并通过着陆在UGV上从UGV获得了补给。续航上限约束也经过了测试，结果显示，在图3c中，单次补给后的最大飞行时间始终低于最大限制。无人机的动力学在实验中发挥了重要作用；在仿真部分的起飞和着陆建模中，通过考虑缓冲时间段对其进行了补偿。飞行测试的实例见图4。

5. 结论

我们得出结论：双层优化框架结合经过策略性设计的启发式方法，为应对多智能体协同路径规划挑战提供了有效策略。我们的方法首先应用最小集合覆盖算法和旅行商问题确定无人地面车辆路线，随后根据任务分配和车辆路径规划方案建立无人机路线。我们发现，约束规划在求解最小集合覆盖算法方面优于贪心启发式方法，但代价是增加了计算时间。我们提出的多智能体方法的有效性还通过在小型测试平台上进行实验评估得到了进一步验证；实验结果表明，仿真结果与实际硬件结果高度一致。

参考文献

[1] Daniel H Stolfi、Matthias R Brust、Gr´egoire Danoy 和 Pascal Bouvry。用于协同监视的无人机-无人地面车辆-无人海上车辆多群体。*Frontiers in Robotics and AI*，8:616950，2021年。[2] Yu Wu、Shaobo Wu 和 Xinting Hu。城市环境中持续监视任务的无人机与无人地面车辆协同路径规划。*IEEE Internet of Things Journal*，8(6):4906–4919，2020年。[3] Yao Liu、Zhihao Luo、Zhong Liu、Jianmai Shi 和 Guangquan Cheng。地面车辆与无人飞行器的协同路径规划问题：在情报、监视与侦察任务中的应用。*IEEE Access*，7:63504–63518，2019年。[4] Jianqiang Li、Genqiang Deng、Chengwen Luo、Qiuzhen Lin、Qiao Yan 和 Zhong Ming。无人空中/地面车辆（无人机/无人地面车辆）协同系统中的混合路径规划方法。*IEEE Transactions on Vehicular Technology*，65(12):9585–9596，2016年。[5] David Levy、Kaarthik Sundar 和 Sivakumar Rathinam。具有燃料约束的异构无人车辆路径规划启发式方法。*Mathematical Problems in Engineering*，2014，2014年。[6] Kaarthik Sundar、Saravanan Venkatachalam 和 Sivakumar Rathinam。多仓库、燃料受限、多车辆路径规划问题的建模与算法。载于*2016 American Control Confer- ence (ACC)*，第6489–6494页。IEEE，2016年。[7] Parikshit Maini 和 PB Sujit。面向大规模测绘应用的燃料受限无人机与加油无人地面车辆协同。载于*2015 International Conference on Unmanned Aircraft Systems (ICUAS)*，第1370–1377页。IEEE，2015年。[8] Satyanarayana G Manyam、Kaarthik Sundar 和 David W Casbeer。空地车辆团队的协同路径规划——精确算法、变换方法与启发式方法。*IEEE Transactions on Automa- tion Science and Engineering*，17(1):537–547，2019年。[9] Zhihao Luo、Zhong Liu 和 Jianmai Shi。地面车辆及其搭载无人飞行器的两级协同路径规划问题。*Sensors*，17(5):1144，2017年。[10] Yao Liu、Zhong Liu、Jianmai Shi、Guohua Wu 和 Witold Pedrycz。协同卡车与无人机进行包裹配送的两级路径规划问题。*IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*，51(12):7450–7465，2020年。[11] Subramanian Ramasamy、Jean-Paul F Reddinger、James M Dotterwe- ich、Marshal A Childers 和 Pranav A Bhounsule。多架燃料受限无人飞行器在无人地面车辆上充电的协同航线规划。载于*2021 International Conference on Unmanned Aircraft Systems (ICUAS)*，第155–164页。IEEE，2021年。[12] Subramanian Ramasamy、Jean-Paul F Reddinger、James M Dotter- weich、Marshal A Childers 和 Pranav A Bhounsule。面向任务覆盖的多架燃料受限无人飞行系统在无人地面车辆上充电的协同航线规划。*Journal of Intelligent & Robotic Systems*，106(1):1–18，2022年。[13] Nikhil Nigam、Stefan Bieniawski、Ilan Kroo 和 John Vian。持续监视中的多无人机控制：算法与飞行测试结果。*IEEE Transactions on Control Systems Technology*，20(5):1236–1251，2011年。[14] Nikhil Nigam。多无人飞行器持续监视问题：综述。*Machines*，2(1):13–72，2014年。[15] Nikhil Nigam、Stefan Bieniawski、Ilan Kroo 和 John Vian。持续监视中的多无人机控制：算法描述与硬件演示。载于*AIAA Infotech@ Aerospace Conference and AIAA Unmanned... Unlimited Conference*，第1852页，2009年。[16] Eric Frew、Xiao Xiao、Stephen Spry、Tim McGee、ZuWhan Kim、Jack Tisdale、Raja Sengupta 和 J Karl Hedrick。小型无人机自主协同导航的飞行演示。载于*AIAA3rd" UnmannedUnlimited"TechnicalConference,Workshop and Exhibit*，第6608页，2004年。[17] Nidal Jodeh、Mark Mears 和 David Gross。城市地形协同作战（COUNTER）计划概述。载于*AIAAGuidance, Navigationand Control Conference andExhibit*，第6308页，2008年。[18] Kevin Leahy、Dingjiang Zhou、Cristian-Ioan Vasile、Konstantinos Oikonomopoulos、Mac Schwager 和 Calin Belta。受充电和时序逻辑约束的无人机持续监视。*AutonomousRobots*，40:1363–1378，2016年。[19] Kevin Leahy、Dingjiang Zhou、Cristian-Ioan Vasile、Konstantinos Oikonomopoulos、Mac Schwager 和 Calin Belta。受充电约束的无人机可证明正确的持续监视约束条件。载于《实验机器人学：第*14*届实验机器人国际研讨会》，第605–619页。施普林格，2016年。[20] Josh Redding、Tuna Toksoz、N Kemal Ure、Alborz Geramifard、Jonathan P How、Matthew A Vavrina和John Vian。采用健康状态管理的分布式多智能体持续监视与跟踪。载于《美国航空航天学会制导、导航与控制会议论文集》，美国俄勒冈州波特兰，第8–11页，2011年。[21] Emad Saad、John Vian、Gregory Clark和Stefan Bieniawski。车辆集群快速原型测试平台。载于*AIAA Infotech@ Aerospace Conference and AIAA Unmanned... Unlimited Conference*，第1824页，2009年。[22] David Halaas、Stefan Bieniawski、Paul Pigg和John Vian。室内健康状态监测异构机队的控制与管理。载于*AIAA Infotech@ Aerospace Conference and AIAA Unmanned... Unlimited Conference*，第2036页，2009年。[23] Jonathan P How。多飞行器飞行实验：近期成果与未来方向。技术报告，麻省理工学院（剑桥），2007年。[24] Google。Google OR-Tools。https://developers.google.com/optimization，2021年。在线资源；访问日期：2021年2月2日。[25] Subramanian Ramasamy、Md Safwan Mondal、Jean-Paul F Reddinger、James M Dotterweich、James D Humann、Marshal A Childers和Pranav A Bhounsule。异构车辆路径规划：比较采用遗传算法和贝叶斯优化进行参数调优的效果。载于*2022*年国际无人机系统会议（*ICUAS*），第104–113页。IEEE，2022年。