使用异步多智能体架构（A-Teams）求解无人异构车辆系统的车辆路径问题

Subramanian Ramasamy[1†], Md Safwan Mondal [2], Pranav A. Bhounsule [1]

arXiv:2303.04280v1 [cs.RO] 7 Mar 2023

摘要——速度快但能耗高的无人机可以在速度较慢的无人地面车辆上充电，从而高效、有效地勘测大面积区域。为了在合理时间内解决这一计算难度较大的问题，我们构建了一种两级优化启发式方法。在外层，无人地面车辆路径由少量自由参数进行参数化；在内层，则通过构建并求解一个带有容量约束、时间窗和丢弃访问点的车辆路径问题来确定无人机路径。需要审慎地优化无人地面车辆的自由参数，以生成高质量的解。我们探索了两种调整无人地面车辆自由参数的方法：（1）遗传算法；（2）异步多智能体架构（A-Teams）。A-Teams 使用多个智能体来生成、改进和销毁解。并行异步架构使 A-Teams 能够快速优化这些参数。测试用例的结果表明，A-Teams 得出的解与遗传算法相近，但速度提升了 2 至 3 倍。

1. 引言

小型无人机在娱乐、物流等多个领域的应用显著增加 [1]。其广泛应用的原因在于，它们是敏捷机器人，能够以高速在复杂环境中穿行，而这些环境通常是人类难以进入的 [21]。尽管无人机速度快，但受电池容量有限的制约，其活动范围相对较小 [24]。

为发挥无人机在大规模目标覆盖方面的潜力，可将其与无人地面车辆（UGV）配对，由后者提供按需充电站。无人机-无人地面车辆团队的这种协同路径规划已应用于拥堵城市环境中的监测和巡检 [5], 常规监视 [12],以及灾后救援等任务 [11]。

无人机-无人地面车辆的协同路径规划复杂且计算难度很高 [2]。该问题的建模旨在最小化时间或燃料消耗等成本，同时对无人机和无人地面车辆的燃料容量与速度限制施加约束，并确保二者能够高效会合。尽管问题的建模相对容易，但由于其组合性质，使用精确方法求解模型十分困难。然而，采用合适的启发式算法，就有可能相对快速地获得高质量的解。

[1] Subramanian Ramasamy、 [2] Md Safwan Mondal 和 [1] Pranav A. Bhounsule 均任职于美国伊利诺伊州芝加哥 60607 的伊利诺伊大学芝加哥分校机械与工业工程系。sramas21@uic.edu pranav@uic.edu mmonda4@uic.edu † 本研究由美国陆军研究办公室资助，项目编号为 W911NF-14-S-003。

图1展示了本文所考虑的问题场景。目标点以黑点表示。图中有3个充电站，以黑点表示，其尺寸大于目标点所用的黑点。无人机可以搭乘无人地面车辆，也可以自行飞行。无人机可以由无人地面车辆或在充电站充电。无人机和无人地面车辆都必须从车站出发并返回车站。二者必须从同一个车站出发，并返回同一个车站。

蓝色圆圈表示无人机满电时的航程；无人机能够飞行的距离等于圆圈的直径。例如，考虑图1 (a)。如果无人机从圆心满电出发，沿直线飞出再返回，那么它可以回到圆心，且电量恰好耗尽。我们绘制了两个圆，圆心大致位于 (1，12.5) 千米和 (5，12) 千米处。可以看出，从起始位置出发，无人机无法飞抵大致分布在 (7.5，10) 千米至 (10，8) 千米之间的目标点集合。不过，如果无人机满电从 (5，12) 千米处出发，就可以覆盖这些目标点集合并返回。为实现这一方案，无人机需要搭乘无人地面车辆，沿其路线行驶至 (5，12) 千米处，然后前往该半径范围内的目标点，并补充能量。与此同时，无人地面车辆停在 (5，12) 千米处等待一段时间。虽然无人地面车辆在此停靠有助于覆盖更多目标点，但右下区域仍有一些目标点未被覆盖。因此，在这种情况下，无人地面车辆要么需要在该区域另设一个停靠点，以便无人机覆盖这些目标点并利用该停靠点补充能量；要么由无人地面车辆自行沿该路径行驶，覆盖所有这些目标点。从图中可以看到，3条分支都交汇于同一点 (6.1，10.8) 千米处。其他场景也具有类似的分布，即三条不同的分支交汇于一点。这说明，为无人地面车辆选择合适的路径颇为复杂，因为必须确保无人机能够成功覆盖最远端的目标点。这是一个优化问题，需要分别为无人地面车辆和无人机求得最优路线。对于无人地面车辆，其路线被建模为一个参数集，其中包括两个用于为无人机补充能量的无人地面车辆停靠位置、无人地面车辆在相应停靠点的等待时间，以及整个路线规划的起点或终点。最优解对应于一个无人地面车辆路线参数集及其所对应的无人机路径，使总体目标函数达到最小值。

文献中已有大量关于解决无人机燃料约束路径规划问题的研究。Sun- dar 等人， [22] 研究了燃料约束无人机路径规划问题，并使用近似算法和快速启发式算法求解非对称旅行商

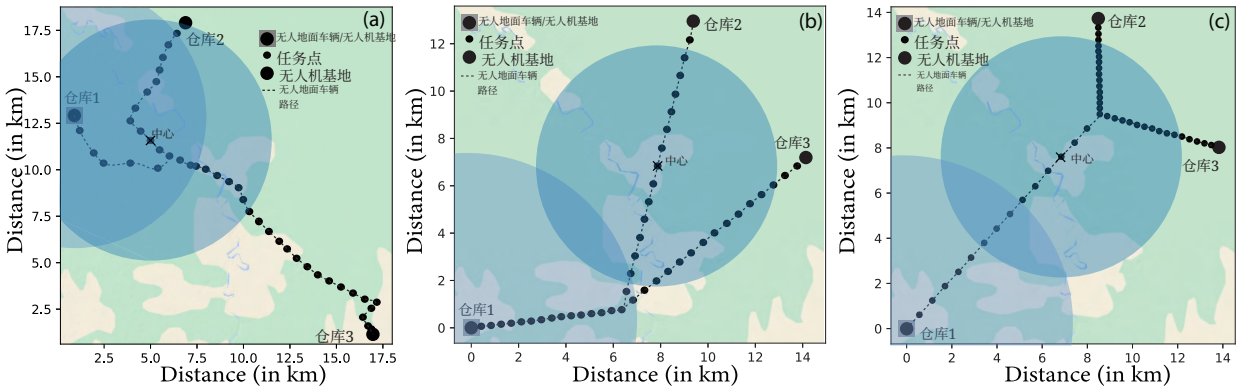

图 1. 不同场景的描述。无人机和无人地面车辆均从其中一个充电站出发。目标点以黑点表示。无人机的范围以蓝色圆圈表示。a) 场景1 b) 场景2 c) 场景3。

问题（TSP）的一种推广形式。研究还提出了混合整数规划问题的建模方法，以求得最优解。该研究使用单架无人机，并在固定的基地进行充电。Venkatachalam等人， [25]对具有固定充电站的多无人机燃料约束路径规划问题进行了建模。在该研究中，作者针对无人机燃料消耗的不确定性，构建了一个两阶段随机优化问题。研究采用启发式算法，以更短的计算时间获得高质量的解。

文献中也研究了异构车辆路径规划方面的一些扩展，以克服固定基地燃料约束无人机路径规划问题中的某些局限。Subramanian等人 [18] 研究了多架燃料受限无人机和一辆充当移动充电车辆的无人地面车辆所构成的车辆路径问题。该问题采用分层方式求解。作者使用K均值聚类和TSP求解无人地面车辆的路径规划问题，随后实现了带有燃料、时间和可选节点约束的车辆路径问题（VRP）。[19] 在上述研究的基础上进行了扩展，采用更通用的方法求解多个不同场景，并证明了算法的鲁棒性。上述研究允许无人地面车辆在任意路径上自由移动，但也有一些文献研究了无人地面车辆受限于指定路径移动的异构无人机-无人地面车辆路径规划问题。这是一个具有挑战性的问题，因为这些车辆在速度和燃料容量方面各有不同的约束。Maini等人 [13]研究了一架燃料受限无人机如何在一辆沿道路网络行驶的无人地面车辆处停靠充电，同时访问一组目标点。他们采用两阶段方法求解该问题。首先，根据无人机的范围约束，确定一组充电站。其次，构建混合整数线性规划，并求解无人机和无人地面车辆的路径。文献 [17] 同样允许无人地面车辆仅在指定路径上自由移动，本文也沿用了这一设定。

由于无人地面车辆具有固定路线，因此可以将其启发式算法建模为参数调优问题，因为调优启发式算法的参数能够得到更好的解参数。 [7] 采用贝叶斯优化来调优分层分解算法的参数，从而帮助更快地获得最优解。尽管这类算法有助于获得全局最优解，但代价是需要耗费大量计算时间。作者此前的研究 [17] 中采用遗传算法（GA）和贝叶斯优化（BO）进行参数调优，以获得无人地面车辆路径，也印证了这一点。该研究的结果表明，尤其是在使用遗传算法（GA）的情况下，求解该问题需要约 180 分钟的较长计算时间。计算时间较长的原因在于，遗传算法（GA）和贝叶斯优化（BO）本质上都是全局优化算法。尽管这类全局优化算法能够在更大的空间中进行搜索，但这会牺牲效率。因此，当计算时间并非关键因素时，例如进行离线优化时，可以使用这类算法 [4]。与此同时，局部优化算法能够更快地获得解，但只能在较小的空间区域内达到最优。

为更快地获得全局最优解，Sachdev [20]致力于提出一种名为 A-Teams 的架构，该架构最初由 Talukdaret.al. [23]开发。在 A-Teams 中，全局优化方法会在更大的搜索空间中寻找潜在的可行解，然后由局部优化方法对这些解进行改进。作者在 A-Teams 中实现了两种算法：随机二次规划（SQP），一种局部优化方法；以及遗传算法（GA），一种全局优化方法，以展示如何利用局部和全局优化算法的优势，以较高的计算效率获得更好的结果。Jedrzejowicz et. al.，[9]提出使用 A-Teams 求解资源受限项目调度问题。作者结合强化学习（RL）以及局部搜索、禁忌搜索等其他优化算法，使用 A-Teams 求解该问题。其架构中的强化学习组件有助于为 A-Team 中不同优化算法之间的交互采用动态策略。这些作者使用名为 JABAT（基于 Java 智能体开发的 A-Teams）的中间件来实现 A-Teams 架构。Kazemi et. al.，[10]实现了 A-Teams，用于求解生产-配送

规划问题，其中该架构中的每个智能体都使用一个遗传算法子模块处理其任务。作者据此得出结论：与单独的多智能体遗传算法系统相比，组合后的多智能体遗传算法系统能够为该问题提供更好的解。Jedrzejowicz et. al.，[8] 近期的研究则是实现这一架构，以求解资源投资问题；不同智能体分别采用局部搜索、拉格朗日松弛、路径重连算法和交叉算子，并协同合作来解决该问题。

文献中也有将 A-Teams 用于路径规划问题的案例。Rabak 等人 [15] 提出了 A-Teams 框架，用于优化插装机上的自动电子元件插装过程。他们在该框架中结合了二次指派问题和旅行商问题（TSP）来进行优化。上述工作展示了该框架同时处理多种算法的能力。在本研究中，这一实现方式很有帮助：A-Teams 可用于利用局部和全局优化算法，而这些算法的优缺点已在前文讨论。Barbucha 等人 [3] 研究了由多个 A-Teams 组成的团队并行工作，以解决复杂组合优化问题所产生的效果和影响。在他们的研究中，不同算法在一个 A-Team 内协同工作，多个类似的 A-Teams 则并行运行。通过求解欧几里得平面旅行商问题（TSP）、车辆路径问题（VRP）、聚类问题（CP）以及资源受限项目调度问题（RCPSP）等不同问题中的基准实例，他们展示了该架构的计算效率。Rachlin 等人 [16] 在其架构中采用最远插入法和任意插入法这两种启发式算法，实现了 A-Teams 来求解旅行商问题（TSP）。

A-Teams 以往仅用于解决简单的路径规划问题（例如 TSP）。因此，本研究的主要贡献是利用 A-Teams 架构解决涉及无人机和无人地面车辆的异构协同车辆路径问题。我们还在多个场景中将 A-Teams 架构与遗传算法的结果进行了比较。本文结构如下：第 2 节介绍优化方法的详细信息。第 3 节介绍结果，第 4 节进行讨论。最后，第 5 节给出结论并展望未来工作。

2. 方法

作者提出了一个两级优化框架[17]，该框架采用遗传算法和贝叶斯优化，详见第 2-A 节。本文的主要贡献是 A-Teams 架构，该架构以两级优化框架为基础，详见第 2-B 节。

A. 传统两级优化

图2展示了传统的两级优化[17]。蓝色的外层模块表示用于选择无人地面车辆路径的启发式算法。无人地面车辆路径启发式算法有少量自由参数。

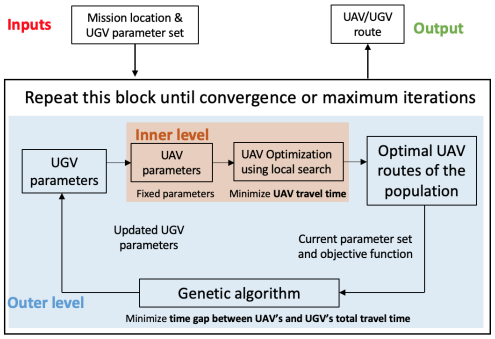

图2. 算法概览。外层模块在多个核心上并行运行。

设置这些参数后，橙色的内层模块会使用 Google 的 OR-ToolsTM[6]进行无人机路径优化。无人机路径优化很大程度上取决于无人地面车辆路径的自由参数。这些参数通过遗传算法进行优化。完整模块（内层/外层循环）会运行多次，直至遗传算法无法再改进解，或达到最大迭代次数限制。

B. 所提架构的描述——*A-Teams*

A-Teams 是一种架构，它利用一组自主智能体对给定问题进行优化。所有智能体共享一组候选解。每个智能体异步处理候选解，以寻找更优的解，并将其更新为新的候选解。该架构由三个主要智能体组成，具体介绍如下。

1. 构造代理 根据用户输入生成初始解池。

2. 改进智能体使用不同的优化方法改进解池。选择互补的优化方法（例如，全局优化器和局部优化器）至关重要，这有助于提高解的质量。

3. 销毁智能体 用于丢弃非最优解和较差解。它通过根据成本和约束满足度对解进行排序来实现这一目的。

种群 是共享存储库，用于存放不同智能体计算并评估的解。所有智能体均可访问这些存储库。

该架构具有模块化和分布式特性，使每个优化器能够独立运行。然而，该架构还具备将各个优化生成的解进行组合的机制，以进一步改进这些解。这使得该框架能够以计算高效的方式产生最优解，功能十分强大。

图3展示了使用 A-Teams 解决该问题的实现方式。请注意，A-Teams 在图2所示的两级优化模块上运行。构造代理利用一组“随机化”的初始无人地面车辆参数集，构造初始解种群。该算法

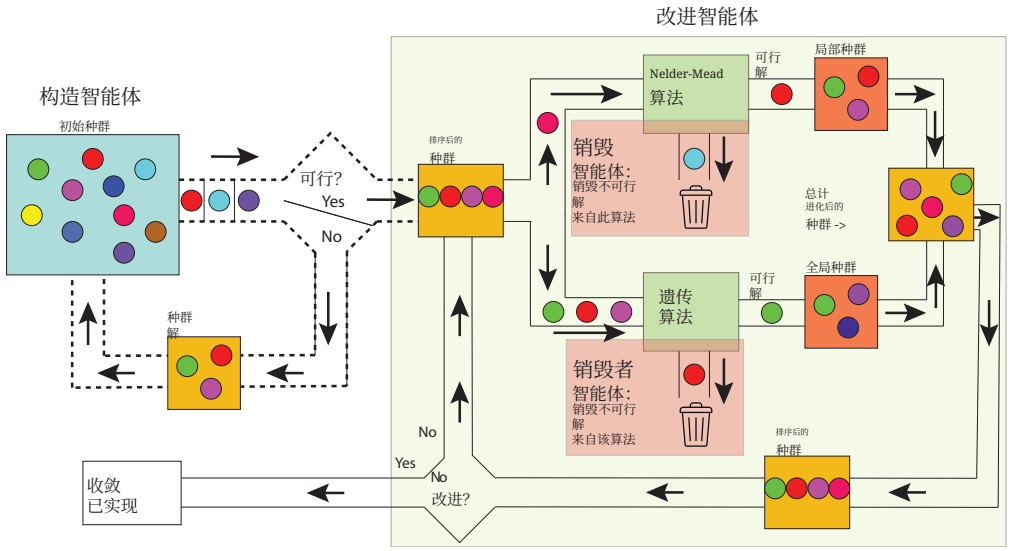

图3. 针对该协作路径规划问题的 A-Teams 架构实现。

会一直运行，直到种群中的解达到可行性。每当构造代理从初始种群中提取一个解时，就会将其填入一个最初为空的当前种群（图3中的橙色方框所示），直至满足可行性。这些解通常不是最优解，但随后会传递给改进智能体。改进智能体使用两种算法来改进这些解：(1) Nelder-Mead，一种无需梯度的直接搜索方法，适用于局部优化；(2) 遗传算法，该算法受自然选择启发，是一种适用于全局优化的方法。这两种算法的性质互为补充：遗传算法搜索参数集中的大范围区域（探索），而 Nelder-Mead 则改进当前解附近的解（利用）。

现在，我们介绍 A-Teams 中使用的算法1。在第1行和第2行，构造代理的职责是为改进智能体生成可行解。系统会为无人地面车辆生成一组随机初始参数，并检查其是否能得到可行的无人机解。在生成足够数量的优质可行解后，算法进入主 while 循环，由构造代理和销毁智能体共同执行。当构造代理生成一个可行解时，将迄今为止从初始种群更新得到的当前种群进行排序，然后将任务交给改进智能体。解根据成本排序，改进智能体使用第5行所示的全局优化器（遗传算法），或第6行所示的局部优化器（Nelder-Mead）。这些改进智能体并行工作。因此，探索与利用同时且独立地进行。接下来，在第7行，销毁智能体检查所有解，并丢弃不可行解以及解池中已有的解。最后，在第8行，将所有优质解汇集并排序，为下一次迭代做好准备。该过程不断重复，直到达到收敛，即不再有

算法1 A-Teams 架构

输入： 种群规模，n；初始种群**输出：** 全局最优解

1: **构造代理：** 生成规模为 n的随机初始种群；2: **构造代理：** 针对相应的无人地面车辆参数集执行无人机优化，直至满足可行性；3: **当**尚未收敛**时**4: 以下两个改进智能体并行工作5: **改进智能体1：** 使用 Nelder-Mead 优化对当前最优解进行局部改进；6: **改进智能体2：** 使用遗传算法对当前种群进行全局优化；7: **销毁智能体1和2：** 即时销毁不可行解或已存在的解；8: 用新生成的种群替换初始种群或旧种群；9: 计算每个种群个体的适应度值，并按升序排列；10: **循环结束**

种群中的改进。

C. 无人地面车辆的启发式算法（外层）

我们的无人地面车辆路径启发式方法基于前文所述无人机的最大续航范围（范围在图 1 中以蓝色圆圈表示）。图 4 展示了无人地面车辆路径的启发式方法。无人地面车辆从车站出发，沿目标点行驶。随后，无人地面车辆可以在红色虚线椭圆内任意位置停靠指定时间。选择停靠点和等待时间的目的是给无人机足够的时间降落在无人地面车辆上并充电。之后，无人地面车辆移动到右下方，并可以在蓝色椭圆内任意位置再次停靠；该椭圆以蓝色虚线

参数	范围		
	场景1	场景2	场景3
UGV stop 1 (千米, 千米)	(6.02,16.82) 到 (4.99, 11.65)	(11.36,4.86) 到 (14.34, 7.31)	(8.95,9.48) 到 (9.29, 9.38)
UGV stop 2 (千米,千米)	(14.70, 4.02) 至 (16.96,1.45)	(7.72,6.13) 至 (9.46, 13.02)	(8.61,9.82) 至 (8.61, 10.07)
无人地面车辆等待 1,2 (分钟)	2 至 50	2 至 50	2 至 50
起点	1、2 或 3	1、2 或 3	1、2 或 3

表 I 无人地面车辆参数及其范围（外层循环）

场景 type	计算 时间（分钟）		目标值 分钟）	(in
	A-Teams	两级 优化 tion	A-Teams	两级 优化
场景1	37 ± 1	47 ± 2	163	166
场景2	28 ± 9	82 ± 10	12	9
场景3	13 ± 3	44 ± 2	18	13

表II

不同场景下 A-Teams 与传统两级优化的总成本比较

点线表示。我们在每个椭圆中用蓝色空心圆标出了两个随机停靠位置。无人地面车辆启发式方法有 7 个参数：无人地面车辆/无人机的起始位置、两个停靠位置各自的 x 和 y 坐标，以及各停靠点的等待时间。

D. 优化无人机路线（内层）

我们将其建模为一个带容量约束的车辆路径问题（VRP），以考虑燃料限制；同时设置时间窗以允许会合，并允许丢弃访问点，使无人机能够访问无人地面车辆路径上的多个顶点中的一部分。我们将无人机速度设为固定值，预先指定其电池容量和服务时间（无人机降落在无人地面车辆上等待时）。我们采用约束规划方法，并使用 OR-Tools 求解器求解该车辆路径问题。

由于篇幅限制，此处不列出数学细节，但可见 [17]。

3. 结果

所有计算均使用 Python 3 完成：无人地面车辆参数优化采用自定义遗传算法和 SciPy 软件包中的 Nelder-Mead 方法，无人机优化则使用 OR-tools。所有计算均在一台搭载 32 GB 内存、运行 64 位操作系统的 3.7 GHz 英特尔酷睿 i9 处理器上完成。

为证明计算效率，我们展示了图 1 所示的三个不同场景的结果。所考虑的场景均包含三条在同一点相交的分支。每个场景有三个基地。在每个基地，无人机或无人地面车辆均可充电。无人机降落在无人地面车辆上时也可以充电。无人地面车辆/无人机从三个基地中的一个出发执行路线。该位置是无人地面车辆的自由参数之一。所有这些场景均考虑 1 辆无人地面车辆和 1 架无人机的优化问题。无人机和无人地面车辆行进时的速度分别固定为 10 m/s 和 4 m/s。无人机和无人地面车辆的燃料容量分别为 287.7 kJ 和 25.01 MJ。

图 4 展示了三个场景中的无人地面车辆参数。灰色矩形上的黑点表示车站，无人地面车辆和无人机都可以在此充电。较大的黑色圆圈表示仅无人机可以充电的位置。这些基地均可作为无人机和无人地面车辆的潜在起始位置，也是一个优化参数。较小的黑色圆圈表示需要由无人地面车辆或无人机访问的目标点。无人地面车辆的停靠位置可以位于红色椭圆或蓝色椭圆内。每个椭圆中的 x、y 坐标都是参数（每个椭圆有 2 个参数）。每个停靠位置的等待时间也是一个自由参数（每个椭圆有 1 个参数）。无人机/无人地面车辆可以从仓库1、2 或 3 出发（1 个参数）。表 I 显示了外层的无人地面车辆参数范围。目标函数旨在最小化无人机和无人地面车辆分别访问完各自场景中的所有目标点后，其路线完成时间之间的间隔。此类目标函数有助于缩短异构系统在路线执行周期结束后的等待时间。

为了比较这两种方法，我们选择了规模为 30 的初始种群，并分别运行两种算法 3 次。表 II 比较了成本和计算时间。可以看出，与两级优化相比，A-Teams 架构将计算时间缩短了 2 到 3 倍，但成本差异在 25% 以内。

表 III 比较了三个不同场景下，在相同初始种群规模时 A-Teams 方案与两级优化的结果。从表中的目标值可以看出，结果各有优劣：在场景1中，A-Teams 优于两级优化，但在场景2和场景3中则不然。不过，两者之间的差异并不显著。表中还列出了无人机/无人地面车辆行驶时间、消耗能量、充电停靠点和访问目标数等其他指标。两者之间只有细微差异。

图5展示了场景1在三个不同时间范围（单位：分钟）下的最终解：$1-35$、$36-65$和$66-166$。由于两级优化与 A-Teams 得出的解非常相似，此处仅展示两级优化的解。A-Teams 的总路径规划时间比两级优化约少 3 分钟。无人机/无人地面车辆从仓库1出发，然后一起前往第一个停靠位置。随后，无人机飞行覆盖上方区域的目标点，并返回仓库1充电。接着，无人地面车辆行驶至所有目标点，然后返回仓库1。图6展示了场景1中 A-Teams 所采用的无人机-无人地面车辆覆盖的目标点及充电停靠点。红色目标点由无人机覆盖，蓝色目标点则由无人地面车辆覆盖。红色十字表示无人机在无人地面车辆上充电时的停靠位置。叠加的浅蓝色

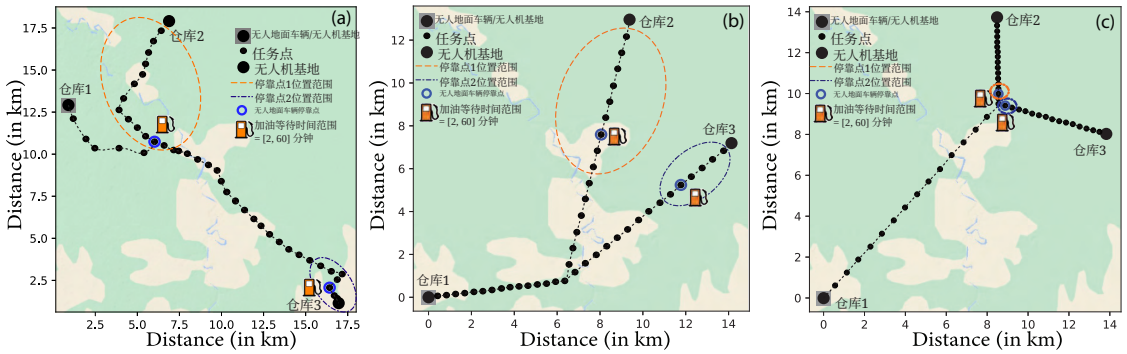

图4. 待优化参数对应的不同场景说明。a）场景1 b）场景2 c）场景3。

参数	最优参数值					
	场景1		场景2		场景3	
	A-Teams	两级	A-Teams	两级	A-Teams	两级
无人地面车辆停靠点 1 位置（千米，千米）	(4.99,11.65)	(4.99,11.65)	(7.92,6.90)	(11.36,4.86)	(8.61,10.08)	(8.95,9.48)
无人地面车辆停靠点2位置（千米,千米）	(16.96,1.45)	(16.96,1.45)	(12.36,5.68)	(8.30,8.43)	(9.29,9.38)	(8.61,10.08)
无人地面车辆停靠点1等待时间（分钟）	20	20	50	21	20	22
无人地面车辆停靠点2等待时间（分钟）	20	21	20	21	20	20
路线起点和终点	仓库1	仓库1	仓库3	仓库3	仓库3	仓库2
指标	场景1		场景2		场景3	
	A-Teams	两级	A-Teams	两级	A-Teams	两级
目标函数（分钟）	163	166	12	9	18	13
总时间（分钟）	228	231	216	201	145	131
无人地面车辆结果						
行驶时间（分钟）	228	231	216	201	145	131
消耗能量（MJ）	23.16	23.19	19.50	20.89	8.16	6.31
# 访问目标数	34	34	23	25	17	17
无人机结果						
行驶时间（分钟）	65	65	204	192	127	118
消耗能量（kJ）	460.65	460.65	1082.92	1301.78	841.72	874.73
无人地面车辆上的充电停靠点	1	1	2	3	2	2
车站上的充电停靠点	0	0	2	2	1	1
# 访问目标数	10	10	23	21	29	29

表 III 不同场景下 A-Teams 与传统两级优化在最优解指标上的比较。这些结果针对构造代理进行的一种特定种群初始化方式。

圆圈表示无人机的范围。可以看出，充电停靠点经过策略性选择，使无人机单次充电即可实现最大燃料覆盖范围。

4. 讨论

本文介绍了 A-teams 框架，用于在满足燃料和速度约束的条件下优化一对无人机-无人地面车辆的路径。A-teams 框架利用异步智能体创建初始解池、改进解池，然后剔除不可行解。这些智能体利用并行架构快速生成解。与传统优化方法相比，A-teams 生成解的速度快 2–3 倍，同时解的质量相近。

A-Teams 的一个优势是利用异步代理改进解。这些智能体并行工作，因此可以彼此独立地部署。当算法部署在多核或并行计算机上时，能够加快计算速度。

A-teams 的另一项优势是，其架构能够无缝整合多种算法的长处来改进解。在我们的案例中，遗传算法用于探索搜索空间，而 Nelder-Mead 用于局部改进解。因此，我们结合全局搜索与局部搜索，以提高解的质量。不过，遗传算法的样本效率不高。如果样本效率很重要 [17]，可以采用贝叶斯优化等样本效率较高的方法。

所提出的方法存在一些缺点。无人地面车辆启发式方法、停靠位置和等待时间都是通过手动调试确定的。采用最小集合覆盖算法 [14] 或许可以解决这一问题。构造代理创建的初始解池的质量至关重要，

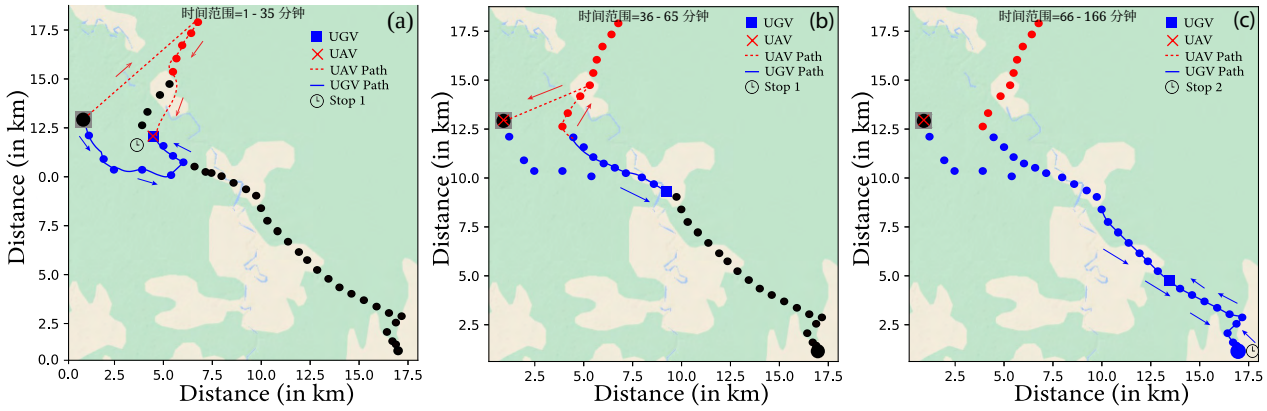

图5. 使用传统两级优化和 A-Teams 在场景1中得到的解无法区分，因此此处一并展示。另一幅图展示了不同时间步下的无人机和无人地面车辆路线。

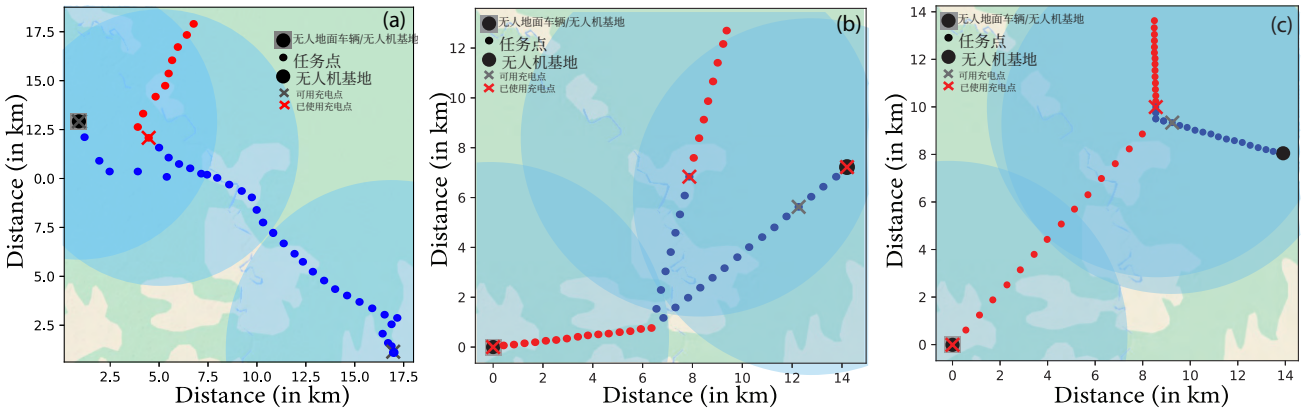

图6. 使用 A-Teams 架构获得的各场景最优参数结果。(a) 场景1 (b) 场景2 (c) 场景3

这样才能确保改进智能体能够改进解。因此，我们必须尝试一些随机初始猜测，直到找到一个可行解作为起始方案。结果表明，A-Teams 在复杂场景（场景1）中能生成更优的解，但在简单场景（场景2和3）中，无法比采用遗传算法的基线方法生成更好的解。这可能表明，对于某些场景而言，更复杂的 A-Teams 架构并非理想选择。

5. 结论与未来工作

我们得出结论，异步多智能体架构（A-Teams）是解决协作式异构车辆路径规划问题的一种有竞争力的工具。A-Teams 能够以较少的计算时间生成高质量的解。它通过使用专用代理来实现这一点：用于生成解、在全局和局部改进解，以及销毁较差解的代理。

我们未来的工作将探索自动选择无人地面车辆参数的方法，通过增加更多无人地面车辆参数、更多无人机和无人地面车辆来测试该方法的可扩展性，并测试贝叶斯算法或强化学习等其他算法，以提高解的质量并缩短求解时间。

致谢

作者谨向来自美国马里兰州阿伯丁 21005 的阿伯丁试验场 DEVCOM陆军研究实验室的 Jean-Paul F. Reddinger、James M. Dotterweich 和 Marshal A. Childers，以及来自美国加利福尼亚州洛杉矶 90094 的 DEVCOM陆军研究实验室的 James D. Humann 致谢，感谢他们提供的解，这些解有助于改进问题表述和解。

参考文献

[1] Yaniv Altshuler、Alex Pentland 和 Alfred M Bruckstein。面向大规模侦察无人机机队的最优动态覆盖基础设施。载于《搜索中的群体与网络智能》，第 207–238 页。施普林格，2018年。[2] Roberto Baldacci、Maria Battarra 和 Daniele Vigo。异构车辆车队的路径规划。载于《车辆路径问题：最新进展与新挑战》，第 3–27 页。施普林格，2008年。[3] Dariusz Barbucha、Ireneusz Czarnowski、Piotr Jkedrzejowicz、Ewa Ratajczak-Ropel 和 Izabela Wierzbowska。A-Teams 团队——对程序代理协作求解困难优化问题的研究。载于《基于智能体的优化》，第 123–141 页。施普林格，2013年。[4] Stephen Boyd、Stephen P Boyd 和 Lieven Vandenberghe。《凸优化》。剑桥大学出版社，2004年。[5] Wei Gao、Junren Luo、Wanpeng Zhang、Weilin Yuan 和 Zhiyong Liao。采用嵌套式车辆路径规划的无人地面车辆—无人机协同指挥，用于应急资源配送。《*IEEE Access*》，8 215704，2020 215691：–。

[6] 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。[7] Changwu Huang、Bo Yuan、Yuanxiang Li 和 Xin Yao。使用贝叶斯优化方法自动进行参数调优。载于*2019*年*IEEE*进化计算大会（*CEC*），第 2090–2097 页。IEEE，2019年。[8] Piotr Jedrzejowicz 和 Ewa Ratajczak-Ropel。A-Teams 求解资源可用性成本问题的实验评估。载于*2019*年智能决策技术，第 213–223 页。施普林格，2020年。[9] Piotr Jkedrzejowicz 和 Ewa Ratajczak-Ropel。A-Teams 团队通过强化学习策略求解资源受限项目调度问题。载于亚洲智能信息与数据库系统会议，第 197–206 页。施普林格，2014年。[10] A Kazemi、MH Fazel Zarandi 和 SM Moattar Husseini。用于求解供应链生产—配送规划问题的多智能体系统：一种遗传算法方法。《国际先进制造技术杂志》，44(1):180–193，2009年。[11] Abderrahmane Lakas、Boumediene Belkhouche、Omar Benkraouda、Amin Shuaib 和 Hussain Jaffar Alasmawi。用于路径发现与规划的无人机—无人地面车辆协同系统框架。载于*2018*年国际信息技术创新会议（*IIT*），第 42–46 页。IEEE，2018年。[12] Marco Langerwisch、Markus Ax、Stefan Thamke、Thomas Remmersmann、Alexander Tiderko、Klaus-Dieter Kuhnert 和 Bernardo Wagner。无人地面车辆与航空器自主团队的实现。载于智能机器人与应用国际会议，第 302–312 页。施普林格，2012年。[13] Parikshit Maini、Kaarthik Sundar、Sivakumar Rathinam 和 PB Sujit。燃料受限航空器与地面加油车辆的大规模覆盖协同规划。*arXiv* 预印本 *arXiv:1805.04417*，2018年。[14] Parikshit Maini、Kaarthik Sundar、Mandeep Singh、Sivakumar Rathinam 和 PB Sujit。面向覆盖应用、考虑燃料约束的空地车辆协同路径规划。《*IEEE*航空航天与电子系统汇刊》，55(6):3016–3028，2019年。[15] C´esar Scarpini Rabak 和 Jaime Sim˜ao Sichman。使用 A-Teams[24] Mirco Theile、Harald Bayerlein、Richard Nai、David Gesbert 和 Marco Caccamo。采用深度强化学习、满足变化功率约束的无人机覆盖路径规划。*arXiv* 预印本 *arXiv:2003.02609*，2020年。

用于优化电子元件的自动插入。《Advanced Engineering Informatics》, 17(2):95–106, 2003.[16] John Rachlin、Richard Goodwin、Sesh Murthy、Rama Akkiraju、Fred Wu、Santhosh Kumaran 和 Raja Das。A-teams：一种用于优化和决策支持的智能体架构。载于《智能体理论、架构与语言国际研讨会》，第261–276页。施普林格，1999年。[17] 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：比较使用遗传算法和贝叶斯优化进行参数调优的效果。载于《2022年无人机系统国际会议 (ICUAS)》，第104–113页。IEEE，2022年。[18] Subramanian Ramasamy、Jean-Paul F Reddinger、James M Dotterweich、Marshal A Childers 和 Pranav A Bhounsule。多架燃料受限无人机在无人地面车辆上充电的协同路径规划。载于《2021年无人机系统国际会议 (ICUAS)》，第155–164页。IEEE，2021年。[19] Subramanian Ramasamy、Jean-Paul F Reddinger、James M Dotterweich、Marshal A Childers 和 Pranav A Bhounsule。用于任务覆盖的多架燃料受限无人航空系统在无人地面车辆上充电的协同路径规划。《Journal of Intelligent & Robotic Systems》, 106(1):1–18, 2022年。[20] Sanjay Sachdev。《异步团队探索》。博士论文，卡内基梅隆大学，1998年。[21] Yunlong Song 和 Davide Scaramuzza。用于模型预测控制的策略搜索及其在敏捷无人机飞行中的应用。《IEEE机器人学汇刊》，2022年。[22] Kaarthik Sundar 和 Sivakumar Rathinam。存在加油站时无人飞行器路径规划的算法。《IEEE自动化科学与工程汇刊》，11 294, 2013 1 287( ): – 。[23] Sarosh Talukdar、VC Ramesh 等。用于安全规划的协同方法。1992年。[25] Saravanan Venkatachalam、Kaarthik Sundar 和 Sivakumar Rathinam。针对燃料消耗具有随机性的多架无人机路径规划的两阶段方法。《Sensors》, 18(11):3756, 2018年。