

# ColAG: A Collaborative Air-Ground Framework for Perception-Limited UGVs' Navigation

---

## 一、引言

如今，无人地面车辆（UGVs）和无人机（UAVs）在许多领域中广泛使用，例如监视、农业、搜索和救援以及运输，这些领域几乎都依赖于各种外部传感器来感知环境，例如激光雷达、摄像机和雷达等。感知能力是自主导航在未知、障碍密集区域的关键功能，也是后续导航模块如制图、规划和高级策略的前提条件。对于感知能力有限的机器人来说，安全导航尤为具有挑战性，尤其是当它们缺乏检测环境的传感器时，本文讨论的就是这种情况下的“盲导”机器人。此外，当涉及到多机器人组时，由于缺少感知能力，潜在的机器人间碰撞问题会变得更加复杂。随着组内机器人数量的增加，为所有机器人配备昂贵的感知或SLAM系统可能成本很高。

本文针对一组低成本盲导UGVs的自主导航问题提出了解决方案。我们的动机来源于UGVs具有的独特优势，如低成本、高载重能力和低能耗。UGVs通常用作任务执行单元，并因其这些优势而作为群体运作，例如多机器人协作运输。除了昂贵的传感器装备之外，地面视角也不能最大化这些昂贵传感器的效用。相比之下，UAVs在三维空间中具有卓越的机动性，因此具有更大的感知区域。结合这些优势，形成一个包括UGVs和UAVs的协作系统，可以以低成本高效完成需求任务。因此，我们引入了一架配备了完整感知能力的空中机器人，作为共享的移动远程眼睛，协作引导一群盲导UGVs从空中视角解决盲导导航问题。

继续这一概念，本系统的主要问题是如何使用具有感知能力的UAV安全且有效地指导感知受限的UGVs在未知环境中导航。对于一架单独的UAV来说，同时引导多个地面机器人并非易事。主要挑战来自三个方面：相对位置估计（RPE）的限制、UGVs在接收到的地图中的规划以及UAV对动态变化情况的调度。在本系统中，UAV和UGVs之间的连接是通过相对状态估计系统建立的，例如使用AprilTag、专门设计的LED板或CREPES等。注意，我们不考虑来自全局定位系统（例如运动捕捉系统）的RPE技术，因为这依赖于基础设施。然而，所有这些RPE技术都是直接观测，因此受到视野（FOV）和环境遮挡的限制。一架UAV无法保证所有UGVs都在其FOV中不断被稳定地观测到以保持稳定的RPE。UGVs面临的挑战是在没有直接环境感知的情况下在共享地图中导航。使UGVs在包括自由区域、障碍区域和未知区域的接收地图中实现最佳规划至关重要。未知区域的处理不仅影响碰撞预测，还极大地影响规划质量。仅用车轮里程表控制盲导UGVs面临着巨大的挑战，如果不采取进一步措施，仅进行轨迹跟踪则不够。

为了克服这些困难并解决盲导导航问题，我们提出了一个新颖的协作空地框架（ColAG），它利用一架感知能力的UAV指导多个盲导UGVs同时进行。UAV配备了**激光雷达和RPE设备**，而UGVs只装备**RPE设备和车轮里程表**。UAV使用SLAM获得其里程计和地图，并与UGVs共享，以恢复全球一致的地图。UGVs接收共享的地图并规划轨迹，同时使用EKF来估计它们在地图中的里程计。EKF将来自UAV的RPE测量和其车轮里程表融合。盲导UGVs不断预测由里程计估计的不确定性和地图中未知区域引起的可能碰撞。然后将可能的碰撞信息发送给UAV，UAV计划其运动以提供UGVs更新的测量数据以保存它们免于碰撞。这篇论文的贡献总结如下：

1. 我们提出了ColAG，这是一个新颖的框架，用于解决盲导UGVs在未知拥挤环境中自主导航的问题，由一架UAV指导一组盲导UGVs。
2. 我们为盲导UGVs设计了一种路径规划策略，该策略积极规划轨迹，并保守预测UGVs由于定位不确定性造成的可能碰撞，以提高效率并确保UGVs的安全。
3. 我们将UAV的调度问题公式化为动态车辆路径问题，具有时间窗口（VRPTW），以最小化UAV的轨迹长度并在UGVs达到预测碰撞位置前最大化支持。
4. 我们发布了ColAG的实现，供社区参考和使用。

本论文通过广泛的模拟，包括多达7辆UGVs的模拟，以及3辆UGVs的实际实验验证了我们系统的有效性。

在引言部分，我们介绍了UGVs和UAVs的广泛应用，特别是在需要感知环境的任务中，如监控和搜索救援。UGVs的感知受限是本文研究的重点，由于成本问题，不可能为所有UGVs配备高级感知设备，而UAVs由于其独特的空中优势，可以作为视觉支持，辅助UGVs完成任务。本研究的目的是探讨如何通过UAV和UGVs的合作，克服单一系统的限制，实现成本效益和效率的最优化。

## 二、相关工作

大量研究已经关注异构机器人系统，特别是在协作空中-地面机器人系统方面。这些研究主要集中在结合两种类型的机器人共同完成任务，如探索和重建，利用每种机器人的互补优势。这些研究旨在解决不同类型机器人在性能和能力上固有的局限性。

一些研究涉及使用UAVs帮助UGVs移动，利用UAV更广泛的视野来增强UGVs的环境信息。Delmerico等人 and Peterson等人将图像合成为正射影像图，然后使用经典计算机视觉方法对其进行分类，以生成UGV的初始轨迹。Miller等人利用空中和地面之间的语义信息，实现RPE，并实时与多UGV协作。这种合作使UGVs能够从UAV的空中视角中受益，并获得更全面的情境感知。

在一些研究中，去除了UGVs携带的环境感知传感器，使用UAV与UGVs之间的RPE来获取UGVs的定位。Cognetti等人使用一架装有摄像头的UAV为多个UGVs提供定位，并开发了一种合作控制方案，以保持UGVs在摄像机视野内。Guerin等人使用UAV上的视觉伺服来保持领导UGV在图像平面的中心以进行UGV的定位，导航航点由人工操作员给出。Mueggler等

人使用AprilTag，它可以被UAV的摄像机检测到，来定位UGV，以补偿UGV轮式里程计的漂移。这些方法不仅效率低下，还限制了UAV的移动性，也没有观察，UGV的定位面临漂移和不确定性。

系统中的定位不确定性带来了碰撞风险，这在规划和控制中得到了研究。EKF是最常用的不确定性传播方法。Zhu等人、Kamel等人和Patil等人使用EKF沿计划轨迹传播不确定性。不同的方法用于检查不确定性下的碰撞。Zhu等人计算碰撞机会的近似紧凑边界，Kamel等人使用不确定矩阵的最大特征值作为 $\sigma$ ，然后使用 $3\sigma$ 作为碰撞距离，Patil等人截断先验分布以获得碰撞概率。

对UAVs的有效调度是指导这些盲导UGV系统所必需的，这已在自主探索问题中进行了研究。Zhou等人和Meng等人通过将其公式化为旅行推销员问题（TSP）的小修订版，为UAV找到有效访问视点的全球旅行。Zhou等人和Gao等人利用约束车辆路径问题（CVRP）来最小化UAVs路径的总长度，并平衡UAVs的工作量。Stump等人考虑了持久监视问题，并将其构造为VRPTW，以找到周期性访问离散站点的序列。

在ColAG中，我们为UGV设计了一种严格安全的路径规划策略，包括轨迹生成和基于不确定性传播的碰撞预测，对于UAV，我们设计了一种调度方法，将其公式化为VRPTW，以指导UAV支持UGVs。

### 三、ColAG框架

如图3所示，ColAG中的关系类似于助手与接受者之间的关系。感知型无人机（UAV）运行SLAM以生成其地图和里程计，支持UGVs的协作姿态估计（III-A），与UGVs分享地图（III-B）。盲导UGVs在接收到的地图中规划轨迹并预测可能的碰撞（III-C），然后将碰撞信息发送给UAV以请求支持。UAV利用这些信息动态更新VRPTW以安排其航点，以优化UGVs的支持顺序（III-D）。

#### A. 协作姿态估计

UAV通过激光雷达SLAM直接获取其里程计和地图，而盲导UGVs则必须将其车轮里程计和UAV的RPE融合，以获得全球一致的姿态估计。UGVs使用EKF融合RPE、UAV的里程计和车轮里程计。我们将UGV在时间 $k$ 的状态写作 $\mathbf{x}_k$ ，包括2D位置和航向。

$$\mathbf{x}_k = \begin{bmatrix} p_k & \theta_k \end{bmatrix}^T$$

$$= \begin{bmatrix} p_{xk} & p_{yk} & \theta_k \end{bmatrix}^T \quad (1)$$

## \*\*1) 预测模型：

\*\* 我们使用UGV的车轮里程计作为UGV控制输入 $u_k$ ，包括线性速度和角速度。

$$\mathbf{u}_k = \begin{bmatrix} v_k & \omega_k \end{bmatrix}^T$$

$$= \begin{bmatrix} v_{xk} & v_{yk} & \omega_k \end{bmatrix}^T \quad (2)$$

UGV状态转换模型可以写为：

$$\mathbf{x}_k = f(\mathbf{x}_{k-1}, \mathbf{u}_k) = \begin{bmatrix} p_{k-1} + R\{\theta_{k-1}\}v_k\Delta t \\ \theta_{k-1} + \omega_k\Delta t \end{bmatrix}^T$$

$$R\{\theta\} =$$

$$\begin{bmatrix} \cos \theta & -\sin \theta \\ \sin \theta & \cos \theta \end{bmatrix} \quad (3)$$

其中 $\mathbf{p}$ 是UGV在世界坐标系中的位置， $\theta$ 是UGV的偏航角， $\mathbf{v}$ 是UGV的速度， $\omega$ 是UGV的角速度， $\Delta t$ 是预测步骤的时间间隔， $\mathbf{R}\{\theta\}$ 是UGV的旋转矩阵。

EKF预测步骤写为：

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} &= \mathbf{f}(\hat{\mathbf{x}}_{k-1|k-1}, \mathbf{u}_k) \\ \mathbf{P}_{k|k-1} &= \mathbf{F}_k \mathbf{P}_{k-1|k-1} \mathbf{F}_k^T \\ &\quad + \mathbf{B}_k \mathbf{Q}_k \mathbf{B}_k^T \end{aligned} \quad (4)$$

## 2) 测量模型：

我们使用从UAV观测到的UGVs的姿态作为测量值。这些观测到的UGVs的姿态可以通过将RPE和UAV的里程计相乘得到。RPE可以通过RPE设备获取。UAV的里程计可以通过在UAV上运行的SLAM算法获得。公式化为：

$$\begin{aligned} \mathbf{z}_k &= \mathbf{h}(\mathbf{x}_k) = \\ &\begin{bmatrix} \tilde{\mathbf{p}}_k & \tilde{\theta}_k \end{bmatrix}^T \\ &= \\ &\begin{bmatrix} \mathbf{x}\{\mathbf{w}_{pGk}\} & \mathbf{y}\{\mathbf{w}_{pGk}\} & \mathbf{yaw}\{\mathbf{w}_{RGk}\} \end{bmatrix}^T \quad (5) \\ \mathbf{w}_{RG} &= \mathbf{w}_{RA} \end{aligned}$$

$$A_{RG}$$

$$W_{pG} = W_{pA} + W_{RA}$$

$$A_{pG}$$

$$(6)$$

其中 $W_{RG}$ 和 $W_{pG}$ 是UGV在世界坐标系中的旋转矩阵和位置， $W_{RA}$ 和 $W_{pA}$ 是UAV在世界坐标系中的旋转矩阵和位置（通过SLAM获得）， $A_{RG}$ 和 $A_{pG}$ 是UGV在UAV坐标系中的旋转矩阵和位置（通过RPE获得）。

当UAV首次观测到某个UGV时，可以通过RPE初始化EKF。EKF测量步骤写为：

$$K_k = P_{k|k-1} H^T$$

$$T$$

$$K_k (H_k P_{k|k-1} H^T + R_k)$$

$$T$$

$$K_k + R_k$$

$$-1$$

$$\hat{x}_{k|k}$$

$$\hat{x}_k = \hat{x}_{k|k-1} + K_k (z_k - h(\hat{x}_{k|k-1}))$$

$$P_{k|k} = (I - K_k H_k) P_{k|k-1}$$

$$(7)$$

## B. 地图共享

我们使用占据网格地图作为地图格式。在UAV中，网格地图是一个三维数组，每个单元代表环境中的一个网格，单元的值代表网格的状态。网格的状态可以是自由、占用或未知，这取决于单元的值。注意，这三种状态在UGVs的导航中被不同处理，详见Sec. III-C。为了减少地图共享所需的带宽，UAV仅发送UGVs周围特定区域中占用单元和未知单元的地址，而空闲单元可以作为该区域中的剩余单元推断出来。当UGVs接收到地图信息时，它们以与UAV相同的格式存储，并根据占用单元和未知单元的地址合并地图。

## C. UGV的路径规划

由于UAV和UGVs的不同视角，UGVs周围的环境可能在UAV的地图中被遮挡，表现为UGVs地图中的未知单元。这些未知单元在现实中可能是自由的或者被占用的，为UGVs与障碍物之间的碰撞带来风险，如图4所示。

图4: UAV构建的地图不适合UGVs规划，因为环境的遮挡。如果UGVs假设未知单元是自由的，规划轨迹上可能存在碰撞的风险。

1. 在P-Map中的轨迹生成：当规划时，建议UGVs只在已知的自由环境中移动可能降低系统的效率。我们采用一种积极策略，即UGVs在规划地图（P-Map）中规划，该地图假设未知单元是自由的，如图5(a)所示。这种方法与自主导航中使用的常规轨迹生成技术一致。
2. 碰撞的潜在风险：这种积极策略为UGVs带来了碰撞风险，我们考虑两种情况：首先，当UAV的RPE观测比预期延迟时，UGVs的里程计会发生偏移，增加了姿态不确定性。其次，未知单元中可能存在UGVs无法感知的障碍物。
3. UGVs的不确定性传播：我们使用EKF的协方差矩阵来表示UGVs姿态估计的不确定性。我们通过方程(4)计算沿规划轨迹的预测步骤，在一定距离内传播UGV的不确定性。
4. CP-Map中基于不确定性的碰撞检测：为了统一处理III-C.2中的两种情况，我们提出了一种基于不确定性的碰撞预测方法，在碰撞预测地图（CP-Map）中，该地图将未知单元视为被占用，如图5(b)所示。

图5: UGVs的路径规划。(a) UGV在P-Map中规划，红线是规划的路径。(b) UGV在CP-Map中传播不确定性并沿轨迹预测碰撞，绿色区域是预测的协方差椭圆，红色椭圆是碰撞椭圆，蓝点是碰撞点。

由于EKF的协方差矩阵是一个近似高斯分布，我们可以使用它来找出UGVs在CP-Map中可能的碰撞。根据二维高斯分布的 $3\sigma$ 规则，即随机变量在其均值的 $3\sigma$ 范围内的概率为98.89%，我们可以假设如果UGVs保持在其姿态估计沿轨迹的 $3\sigma$ 内，则是安全的。计算如下：

- 首先，我们计算EKF协方差矩阵的特征值和特征向量

$$Q^{-1}PxyQ = \Lambda = \text{diag}(\lambda_1, \lambda_2)$$

$$Q = \begin{bmatrix} v_1 & v_2 \end{bmatrix} \quad (8)$$

- 然后我们计算 $3\sigma$ 椭圆



$$a = 3\sqrt{\lambda_1}, b = 3\sqrt{\lambda_2}$$

$$1 \geq ((p - p_G)v_1)^2/a^2 + ((p - p_G)v_2)^2/b^2 \quad (9)$$

- 最后，我们遍历沿规划轨迹占据的单元格，并找到

碰撞椭圆的中心ppc和UGVs的碰撞时间tpc。由于激光雷达有一些盲区，我们选择一个预期的支持点pps，该点位于ppc的计划速度方向的一定距离后。pps和tpc组合为碰撞信息。

请注意，当碰撞时间少于阈值tc时，UGV将停止并等待UAV的支持，这在我们的工作中是0.4秒。

## D. UAV的调度

由于我们只有UAV来感知环境，我们需要有效地调度UAV来帮助UGVs最大化其效率。当UAV前来支持时，它可以提供RPE测量和附近的地图信息，以便UGVs可以更新其姿态估计，获取潜在碰撞单元的信息，并重新规划轨迹以避免碰撞。为了最小化由于可能的碰撞而导致的UGVs等待时间，我们需要UAV在UGVs达到潜在碰撞单元之前给予支持，如图6所示。

我们将UAV的调度问题公式化为带时间窗的车辆路线问题（VRPTW），设计时间成本矩阵Mvrptw和时间窗矩阵Vvrptw。假设有N个碰撞点，Mvrptw对应一个N+1维的方阵，而Tvrptw是一个(N+1)×2的矩阵，计算如下：

$$\begin{aligned} Mvrptw(k_1, k_2) &= Mvrptw(k_2, k_1) = tb(ppsk_1, ppsk_2), k_1, k_2 \in \{1, 2, \dots, N\} \\ Mvrptw(0, k) &= tb(p_A, ppsk), k \in \{1, 2, \dots, N\} \\ Mvrptw(k, 0) &= 0 \end{aligned}$$

(10)

$$Tvrptw(k, 0) = 0$$

$$Tvrptw(k, 1) = tpck, k \in \{1, 2, \dots, N\}$$

(11)

其中pA是UAV的位置。tb(ppsk1, ppsk2)是从ppsk1到ppsk2的时间成本，通过以下方式计算：

$$tb(ppsk_1, ppsk_2) = ||ppsk_1 - ppsk_2|| / v_{max}$$

(12)



我们考虑UAV速度的连续性，并通过以下方式计算时间成本：

$$\begin{aligned}
 pdis &= pA - ppsk, \quad v_{tan} = pdis / ||pdis|| \cdot vA \\
 disa &= (v_{max}^2 - v_d^2) / (2a_{max}) \\
 tb(pA, ppsk) &= \begin{cases} \sqrt{(v_{tan}^2 + 2a_{max}disa - v_{tan})} / a_{max}, & \text{if } disa > ||pdis|| \\ (v_{max} - v_{tan}) / a_{max} + (||pdis|| - disa) / v_{max}, & \text{if } disa \leq ||pdis|| \end{cases} \\
 &(13)
 \end{aligned}$$

我们使用OR-Tools来解决调度问题。VRPTW的公式化确保了UAV可以在UGVs到达可能碰撞位置之前提供支持。然而，有时VRPTW问题可能找不到解决方案，这意味着UAV不能及时支持所有UGVs。在这种情况下，我们逐渐增加 $v_{max}$ 直到VRPTW问题能找到解决方案。

## 四、实验

为了验证ColAG的有效性，我们进行了不同配置的仿真和真实世界实验。

### A. 仿真实验

在仿真实验中，我们使用MARSIM模拟器来模拟四旋翼无人机和激光雷达，并使用数值模拟来模拟具有差分底盘的UGVs。我们通过计算真实的RPE并添加高斯噪声来模拟RPE。

图7: ColAG仿真。在(a)-(d)中，无人机支持按照VRPTW解决方案预测将会碰撞的UGVs，提供RPE和激光雷达感知的环境。

UGVs的动力学限制被设置为 $v_{max} = 0.5 \text{ m/s}$  和  $a_{max} = 1.0 \text{ m/s}^2$ ，而无人机的设置为 $v_{max} = 3.0 \text{ m/s}$  和  $a_{max} = 1.0 \text{ m/s}^2$ 。UGV轮式里程计的模拟高斯噪声设置为 $\sigma(v_x) = 0.0336 \text{ m/s}$  和  $\sigma(\omega) = 0.0292 \text{ rad/s}$ ，这是在我们的实际平台上测量的，RPE的噪声设置为 $0.2 \text{ m}$  和  $0.05 \text{ rad}$ 。激光雷达和RPE的传感器范围分别设置为 $8 \text{ m}$  和  $5 \text{ m}$ ，地图共享范围设置为 $2.5 \text{ m}$ 。

我们在稀疏和密集的环境中测试性能，不同数量的UGVs。环境是 $27 \times 27 \times 3 \text{ m}^3$ 空间，随机生成的障碍物，稀疏环境有40个，密集环境有80个。我们通过以下指标评估性能：

- UGV到达时间（秒）：UGV到达目标的平均时间。
- UGV等待时间（秒）：由于预测的碰撞时间过短，UGV等待的平均时间。
- UGV轨迹长度（米）：UGV轨迹的平均长度。

- 无人机轨迹长度（米）：无人机轨迹的平均长度。

为了证明我们的方法的有效性，我们还模拟了装备全感知能力的UGVs，这些UGVs不需要无人机的帮助。

- 自感知UGV到达时间（秒）：装备有激光雷达并独立运行SLAM的UGVs到达目标的平均时间。
- 自感知UGV轨迹长度（米）：装备有激光雷达并独立运行SLAM的UGVs轨迹的平均长度。

## B. 真实世界实验

为了验证所提出的方法，我们进行了真实世界实验。图8展示了我们使用的一架四旋翼无人机和三辆简单的差分驱动UGVs。所有机器人都装备了CREPES作为RPE和Intel NUC（i7-1165G7 CPU）作为计算平台。无人机装备了Livox Mid-360并运行Fast-lio作为其SLAM模块。

图8: 无人机和UGVs平台，绿色边缘设备是CREPES，蓝色边缘设备是Livox Mid-360。(a) 无人机和3个UGVs。(b) 无人机的底部。

UGVs的动力学限制被设置为 $v_{\max} = 1.0 \text{ m/s}$  和  $a_{\max} = 1.0 \text{ m/s}^2$ ，而无人机的设置为 $v_{\max} = 1.5 \text{ m/s}$  和  $a_{\max} = 0.5 \text{ m/s}^2$ 。RPE的范围被设置为3m。其他参数与仿真相同。

图9: 真实世界实验。A-H是图1中无人机来

帮助的点。(a) UGVs的状态估计不确定性传播（椭圆的半长轴 $\sqrt{\lambda_1}$ ）。(b) UGVs的预测碰撞时间。

真实世界实验如图1所示。无人机和UGVs被放置在一个 $20 \times 10 \times 3 \text{ m}^3$ 的竞技场中，目标设置在起点11m处。在图9中，只要无人机前来支持，UGVs的姿态估计的不确定性就会减少，预测的碰撞时间也会增加，确保了UGVs的安全。表III显示了ColAG在直接使用RPE设备CREPES的情况下表现良好，UGVs成功到达目标而无碰撞，无人机及时支持了UGVs。

表III: 真实世界实验

UGV ID	UGV到达时间	UGV等待时间	UGV轨迹长度	UAV轨迹长度
0	41.15秒	0.00秒	12.92米	25.75米
1	38.60秒	1.20秒	11.07米	
2	42.75秒	0.40秒	13.52米	
平均	40.83秒	0.53秒	12.50米	

## V. 结论

在这项工作中，我们提出了一个新型的合作空地框架，解决了仅由一架具备感知能力的无人机引导一组盲导无人地面车辆在未知环境中导航的问题。我们引入了一种路径规划策略，考虑了UGVs姿态估计的不确定性和地图中的未知部分，确保了UGVs的安全。基于碰撞预测，我们为无人机提出了一种定制的带时间窗的车辆路线规划（VRPTW）调度策略，优化了无人机的轨迹和UGVs的等待时间。通过仿真和现实世界的实验验证了所提方法的有效性。未来，我们将考虑无人机在可能碰撞轨迹上的主动探索，以及多架无人机支持UGVs的合作。

## 参考文献

在本文中引用的研究和方法，包括使用各种技术增强UGVs和UAVs的协作，都是我们构建ColAG框架的基础。这些参考资料不仅为我们提供了理论和技术支持，也指明了研究的未来方向，即如何通过更高级的协调和感知机制，进一步提高复杂环境下的导航和任务执行效率。

我们希望通过进一步的研究和开发，能够改进和扩展这个框架，使其在更广泛的应用场景中更加有效和可靠，特别是在那些对机器人系统的感知和协作要求极高的任务中。