© 2022 IOP Science。允许个人使用本材料。对于任何其他用途，均须事先获得 IOP Science 的许可，无论是在当前还是未来的任何媒体上使用，包括为广告或宣传目的重印或再版本材料、创作新的合集作品、转售或再分发至服务器或列表，或在其他作品中重复使用本作品的任何受版权保护部分。

arXiv:2302.05258v1 [cs.RO] 9 Feb 2023

PACNav：一种适用于缺乏通信和外部定位的无人机集群的集体导航方法

AfzalAhmad[1⋆], Daniel Bonilla Licea[1], Giuseppe Silano[2,1], Tom´a˘sB´a˘ca[1], 和 Martin Saska[1]

[1]捷克技术大学电气工程学院控制论系，捷克共和国布拉格 6 区，布拉格 16636。[2]Ricerca sul Sistema Energetico (RSE) S.p.A. 发电技术与材料系，意大利米兰 20134。*通信作者。

电子邮箱： ahmadafz@fel.cvut.cz、 bonildan@fel.cvut.cz、 giuseppe.silano@fel.cvut.cz、tomas.baca@fel.cvut.cz和 martin.saska@fel.cvut.cz

收稿日期：2022年7月20日 修订日期：2022年9月26日 接受日期：2022年10月7日 发表日期：2022年10月11日

摘要。本文提出持久性管理集体导航（PACNav），作为实现无人驾驶飞行器（UAV）集群去中心化集体导航的一种方法。该技术基于在自然集群中观察到的群集和集体导航行为，例如牛群、鸟群，甚至大规模人群的行为。在自然集群中，无法获得所有成员的全局并发信息，因此这些系统利用局部观测来实现所需行为。同样，PACNav 仅依靠对无人机相对位置的局部观测，因此适用于缺乏通信能力和外部定位系统的大型集群。我们引入了路径持续性和路径相似度这两个新概念，使每个集群成员能够分析其他成员的运动，以确定自身未来的运动。PACNav 基于两个主要原则：（1）运动方向变化较小的无人机具有较高的路径持续性，其他无人机会将其视为可靠领导者；（2）朝相似方向运动的无人机群具有较高的路径相似度，并假定这类群体中包含可靠领导者。所提出的方法还嵌入了一种反应式避碰机制，以避免与集群成员和环境障碍物发生碰撞。这种避碰机制在确保安全的同时，也减少了偏离指定路径的情况。除若干仿真实验外，我们还展示了一项在天然森林中开展的真实世界实验，证明了所提出的集体导航方法在复杂环境中的有效性。源代码以开源形式发布，便于复现实验结果，并推动研究社区继续开展相关研究。

关键词：群体机器人学、相对定位、分散式控制、无人机。

提交至： *Bioinspir. Biomim.*



图1：天然森林飞行实验的照片。

1. 引言

近年来，紧密协作的无人机群体的集体运动得到了广泛研究[1, 2]。

使用无人机群体可以缩短任务时间，并提供冗余性和安全性；这些特性对于许多真实世界应用至关重要，例如大面积建图[3]，建筑施工[4]，农业[5]，以及搜救任务[6]。这些应用进一步推动了对无人机群体集体运动的研究[7–9]。事实上，在某些场景中，大规模无人机群体能够有效完成任务，而由单个机器人应对这些问题可能不可行或难以实现。无人机集群也适用于需要通过冗余来应对单架无人机故障的应用[10]，以及需要多架无人机同时收集数据的情况[11]。

部署一组无人机需要一个复杂系统，该系统由多个精密子系统组成，负责飞行器控制、环境感知、绝对或相对定位、建图、导航和通信。因此，采用要求无人机通过共享网络进行通信和信息交换的集中式控制架构，随着飞行器数量和作业区域规模的增加，系统复杂度可能会急剧上升。因此，采用分布式控制架构、故障检测系统，并在带宽极低或没有带宽的网络上实现可行的信息共享至关重要。

动物（包括鱼类和鸟类）通过分布式决策实现集体运动[12–14]，因此是解决这一问题的重要灵感来源。Reynolds[15]通过一组简单规则描述了这种运动：吸引群体、远离邻居，以及与群体运动方向保持对齐。此后，这些规则经过改编，应用于机器人集群，并加入了避障组件[16]。规则的简单性和控制策略的分布式特性，使其能够抵御个别机器人失效带来的影响。在许多情况下，分布式决策系统只依赖关于邻居的局部信息，因此这些方法能够扩展到大量机器人。

采用预测控制器和轨迹规划，也可以实现无人机集群的分散式控制。[17]中的无人机集群采用反应式避障和模型预测控制（MPC）策略进行集体导航。另一方面，[18]提出了一种用于分散式轨迹规划的非线性优化方法。然而，这些方法需要共享参考坐标系来定位所有无人机，并且通常依赖于共享的其他无人机位置信息及其未来轨迹。由于全球导航卫星系统（GNSS）信号不可靠，以及环境遮挡和反射导致的无线通信损失，在实践中建立共享参考坐标系和通信链路往往不可行或难以实现。因此，在杂乱空间中，这些方法对定位和通信基础设施的依赖会严重限制其应用。在森林和建筑工地等杂乱空间中，通常使用机载传感器对其他无人机进行定位和相对位姿估计。尽管这些传感器的计算需求通常高于用于全局定位和通信的传感器，但它们能够以足以支持稳定运动的频率提供信息。[19]的研究提出了一种不使用通信的分布式集群，但仍依赖共享的全局参考坐标系（GNSS）。在我们此前的研究中，[20, 21]，介绍了一种无人机集群，它能够在完全不依赖任何共享参考坐标系和通信基础设施的情况下朝目标点导航。然而，[20, 21]均无法在周围障碍物造成遮挡时表现良好，而且随着无人机数量增加，其扩展性较差。

对通信的依赖会对集群的可扩展性产生负面影响。此外，在无法使用全球导航卫星系统的环境中，共享参考坐标系可能需要交换建图信息并进行同步[22]，，这会对鲁棒性产生不利影响。因此，本文提出了一种受生物启发的分散式方法，用于在不使用全球导航卫星系统和任何通信的情况下实现无人机集群的集体导航。无人机仅依靠机载传感器数据进行控制，这些数据用于检测和定位障碍物及其他团队成员。所提出的方法基于对动物群和人类群体集体运动的分析[23]，以设计用于比较无人机轨迹的路径相似度和路径持续性度

量指标。根据这些度量指标选择目标无人机，随后由各无人机跟随，从而形成集体运动。该方法不依赖任何关于环境或集群的先验信息，可部署于障碍物密布的未知环境中。作为该方法组成部分提出的避碰机制高度重视安全性，专为在复杂未知环境中运行而设计。具体而言，避碰机制的设计旨在减少对指定路径的偏离，仅对面临迫切碰撞威胁的无人机作出反应。这类似于自然界中动物群常表现出的紧急本能。通过仿真实验以及在天然森林中的真实世界飞行，对所提出方法的性能和鲁棒性进行了验证与分析。与我们此前的工作相比 [20,21],，本文提出的方法利用在有限时间范围内记录的相对定位信息，克服障碍物遮挡无人机所带来的挑战。与这项工作相关的源代码已作为开源软件发布‡，便于社区复现并开展后续研究。此外，仿真和真实世界实验的视频已作为补充多媒体材料提供，并发布于
http://mrs.felk.cvut.cz/pacnav。

1.1. 相关工作

无人机集群一直是多项研究的主题，近年来由于其适应性、可扩展性、可靠性和容错性等实用特性而受到广泛关注 [2, 24, 25]。利用群体智能的思想源于自然界的生物系统，例如鸟群、鱼群或蜂群。最早用于模拟鸟类自然集群行为的模型之一见于 [15], 其中，无量纲粒子集群的运动由一组简单规则控制。 [2] 描述了控制无人机集群的多种不同方法，包括基于物理的模型和模型预测控制。然而，近期的大多数研究仍局限于实验室环境，如 [26–29]所示。

1.1.1. 无避障

近期研究 [19, 30, 31] 探讨了无人机集群在现实环境部署中面临的挑战。 [19] 采用 [15]开发的方法，在现实环境中控制无人机集群；每架无人机使用全球导航卫星系统进行定位，并通过通信网络与其他无人机共享位置信息。 [30] 中的集群也使用全球导航卫星系统和通信实现群集，但还受到能耗方面的额外限制。 [19, 30] 对全球导航卫星系统的依赖使其不适用于若干全球导航卫星系统信号不可靠或不可用的现实场景，例如 *e.g.*, 森林和室内施工现场。 [31]提出了一种适用于GNSS拒止环境的无人机集群方案，该方案利用无人机间通信控制集群。然而，随着集群中的无人机数量不断增加，无人机间通信的扩展性较差；在障碍物会缩短通信范围的杂乱环境中，通信还可能成为瓶颈。文献 [29] 提出了一种基于计算机视觉的无人机相对定位技术。利用机载传感器进行相对定位，使该方法不依赖任何通信基础设施，也不会面临相关的可扩展性问题。然而，[19,29–31] 均未实现任何避碰功能，因此其部署仅限于无障碍物的环境。

1.1.2. 基于相对定位和通信的避障

文献 [18] 中介绍的集群系统使用摄像机在杂乱环境中进行相对定位和避障。将无人机引导至目标点的运动规划问题在每架飞行器上通过非线性优化问题求解。然而，该方法使用广播通信网络共享无人机的轨迹，以实现飞行器之间的避碰。文献 [32] 中介绍的方法使用基于紫外线（UV）光的视觉相对定位系统为无人机进行定位。安装在无人机上的摄像机在相对参考系中对其他无人机进行定位，从而无需共享位置信息。尽管文献 [32] 中的集群能够避开静态障碍物，但其真实世界实验使用的是人工障碍物，且环境密度很低。此外，障碍物的位置是已知的 *a priori*，这在任意现实环境部署场景中都难以实现。文献 [16]中介绍的仿生方法根据障碍物数量，将障碍物建模为智能体或智能体群组。该方法易于实现，但依赖于对障碍物精确位置和形状的估计，而在复杂环境中获取这些信息并非易事。此外，当无人机智能体被多个障碍物包围时，这种方法往往会产生虚拟死锁；在森林或室内施工现场等杂乱的现实环境中，这种情况十分常见。

1.2. 贡献

本文提出持久性管理集体导航（PACNav），这是一种去中心化方法，可使无人机群在没有通信和全局定位基础设施的情况下，从初始位置导航至目标点。我们应对了无人机群在现实环境部署中面临的若干挑战，以及其在杂乱环境中的集体运动所带来的挑战。相较于此前已发表的文献，本文的主要贡献包括：

- 一种仿生分散式方法，通过机载传感器直接观测到的无人机运动来推断目标方向，其原理类似于动物的感觉器官。该方法基于路径持续性和路径相似度这两个新概念，因此能够抵御现实环境部署过程中出现的传感器不确定性；

- 一种运动规划和反应式碰撞规避方法，用于在无人机之间不存在通信且没有任何全局定位系统的情况下，在杂乱环境中安全地引导集群。

‡ https://github.com/ctu-mrs/pacnav

1.3. 符号说明

本文将使用 $[\mathbf{A}]_i$ 表示矩阵 $\mathbf{A}$ 的第 i 列，并使用 $[\mathbf{A}]_{ij}$ 表示矩阵 $\mathbf{A}$ 的第 i 行和第 j 列。对于任意两个矩阵 $\mathbf{A}$ 和$\mathbf{B}$，[$\mathbf{A}$,$\mathbf{B}$] 用于表示列拼接。如果 $\mathcal{S}$ 是一个集合，则 $|\mathcal{S}|$ 表示其基数。对于任意两个向量 $\mathbf{a}$ 和$\mathbf{b}$，它们的内积写作 $\mathbf{a}\cdot\mathbf{b}$。符号 $\|\bullet\|$ 表示欧几里得范数。

2. 系统模型

我们考虑由 N架无人机组成的集群，它们在水平面（XY平面）内运动，并假设可以直接控制它们沿这些轴的速度。因此，第 i架无人机在离散时间索引 k处的系统动力学可用质点模型描述为：

$$\dot{\mathbf{p}}_i[k] = \mathbf{u}_i[k], \tag{1}$$

其中，$\mathbf{p}_i[k] \in \mathbb{R}^2$ 表示世界坐标系 $\mathcal{F}_W$中的位置，$\mathbf{u}_i[k] \in \mathbb{R}^2$ 表示在同一参考坐标系（$\mathcal{F}_W$）中表达的速度控制输入。

我们假设集群中的无人机没有关于其他无人机的先验信息，且彼此之间无法通信。每架无人机都配备了全向摄像机，可通过图像处理方法估计其他无人机的位置 [33–35]。环境中的障碍物可能会遮挡摄像机视野，因此并非总能直接观测到其他无人机的位置。因此，当第 $\check{\mathbf{p}}_{ij}[k]$ 架无人机在离散时间 k 观测到第 i 架无人机的位置时，其估计值建模为：

$$\check{\mathbf{p}}_{ij}[k] = \mathbf{q}_{ij}[k] + \mathbf{J}_{ij}[k], \tag{2a}$$
$$\mathbf{q}_{ij}[k] = \mathbf{p}_{ij}[k] f_{ij}[k] + \check{\mathbf{p}}_{ij}[k-1] \bar{f}_{ij}[k], \tag{2b}$$

其中，$\mathbf{p}_{ij}[k] \in \mathbb{R}^2$ 是第 j 架无人机相对于第 i 架无人机的相对真实位置。$f_{ij}[k] = 1$ 表示第 i 架与第 j 架无人机之间存在视线（LoS），$f_{ij}[k] = 0$ 则表示不存在视线（LoS）。$\bar{f}_{ij}[k]$ 是 $f_{ij}[k]$ 的补函数。$\mathbf{J}_{ij}[k] \in \mathbb{R}^2$ 是估计误差，假设其为均值为零、协方差矩阵为 $\sigma^2[k]\mathbf{I}$ 的高斯随机过程，其中$\mathbf{I} \in \mathbb{R}^{2\times 2}$表示单位矩阵，并且：

$$\sigma^2[k] = f_{ij}[k]\sigma^2_{\text{LoS}} + \bar{f}_{ij}[k]\sigma^2_{\text{NLoS}}. \tag{3}$$

术语 σ_{LoS} 和 σ_{NLoS} 体现了估计误差的不同来源。在视距条件下，估计误差主要受传感器噪声影响。然而，视距丢失时，无人机运动或其他随机过程等因素也会进一步导致估计误差。为简单起见，我们假设采用全向感知，不过可以对式（2）进行调整，以考虑其他任何定向传感器。

当第 i 架无人机与第 j 架无人机之间存在视距时，位置估计误差建模为均值为零、协方差矩阵为 $\sigma^2_{\text{LoS}}\mathbf{I}$ 的加性高斯噪声（见式（2））。根据可用的视距情况，第 i 架无人机执行两项操作：**i)** 将索引 j 添加到

算法1： 更新集合 $\mathcal{N}_i[k]$

数据： $\mathcal{N}_i[k-1]$, $f_{ij}[k]$, $\delta_{ij}[k-1]$
结果： $\mathcal{N}_i[k]$

/* 添加具有视距的无人机索引
　在时刻 k，与第 i 架无人机
　*/
$\mathcal{N}_i[k] \leftarrow \mathcal{N}_i[k-1] \cup \{j : f_{ij}[k] = 1,\ j \notin \mathcal{N}_i[k-1]\}$

对于 $j \in \mathcal{N}_i[k]$ **执行**
　如果 $f_{ij}[k] = 1$ **则**
　　/* δ_{ij}：　最新记录时间
　　当两者之间存在视距时
　　第 i架和第 j架无人机　*/
　　$\delta_{ij}[k] \leftarrow k$
　else
　　$\delta_{ij}[k] \leftarrow \delta_{ij}[k-1]$
　end
　/* 若处于视距范围内，则从 j 中移除 $\mathcal{N}_i[k]$；随着
　　第 i架无人机已丢失
　　超过 K^m 个时刻　*/
　如果 $k - \delta_{ij}[k] > K^m$ **则**
　　$\mathcal{N}_i[k] \leftarrow \mathcal{N}_i[k] \setminus j$
　end
end

邻居集合 $\mathcal{N}_i[k]$ 中，只要两者之间建立了视距即可。然而，当视距丢失时，估计值 $\check{\mathbf{p}}^{ij}$ 会变为自回归过程，为噪声过程 $\mathbf{J}_{ij}$ 提供反馈。其期望值为最后一次已知的第 j 架无人机的位置，协方差矩阵则以每个采样时刻 σ^2_{NLoS} 的速率线性增长；**ii)** 如果与第 j 架无人机之间的视距丢失超过 K^m 个时刻，第 i 架无人机会从 $\mathcal{N}_i[k]$ 中移除索引 j，其中 $K^m \in \mathbb{R}$ 为设计参数。变量 δ_{ij} 用于记录第 i 架无人机与第 j 架无人机之间最近一次存在视距的时刻。算法 **1** 对 $\mathcal{N}_i[k]$ 的更新进行了更详细的说明。

本文提出的方法依赖于一系列位置估计，这些估计存储在矩阵$\mathbf{H}_{ij}[k]$中，该矩阵称为 *path history* 矩阵。当索引 j 被添加到 $\mathcal{N}_i[k]$时，第 i架无人机开始将位置估计$\check{\mathbf{p}}_{ij}[k]$存储到路径历史矩阵$\mathbf{H}_{ij}[k]$中，同时将该估计对应的时刻存储到矩阵 $\mathbf{\Gamma}_{ij}[k]$中。算法2描述了$\mathbf{H}_{ij}[k]$的更新过程，其中各估计值依次连接到$\mathbf{H}_{ij}[k]$中。$[\mathbf{H}_{ij}]_1$ 包含第 j架无人机的最新位置估计，而 $[\mathbf{H}_{ij}]_{L_{ij}}$ 包含最旧的位置估计，其中 $L_{ij} \in \mathbb{N}_{>0}$ 是矩阵$\mathbf{H}_{ij}$的列数。当某个估计值早于设计参数 $K^p \in \mathbb{Z}_{>0}$时，将其从$\mathbf{H}_{ij}[k]$中移除，因此 $L_{ij} \le K^p$。

现在，我们使用前文介绍的数据结构，引入一些度量指标和符号说明，以便描述后续章节中详细阐述的 PACNav 方法。

定义 1（路径相似度）： 该指标描述两架

算法2： 更新 $\mathbf{H}_{ij}[k]$

数据： $\mathbf{H}_{ij}[k-1], \mathbf{\Gamma}_{ij}[k-1], \check{\mathbf{p}}_{ij}[k]$
结果： $\mathbf{H}_{ij}[k]$

若 $j \in \mathcal{N}_i[k]$ **则**
  $\mathbf{H}_{ij}[k] \leftarrow \Big[\check{\mathbf{p}}_{ij}[k], \mathbf{H}_{ij}[k-1]\Big]$
  $\mathbf{\Gamma}_{ij}[k] \leftarrow \Big[k, \mathbf{\Gamma}_{ij}[k-1]\Big]$
else
  $\mathbf{H}_{ij}[k] \leftarrow \mathbf{H}_{ij}[k-1]$
  $\mathbf{\Gamma}_{ij}[k] \leftarrow \mathbf{\Gamma}_{ij}[k-1]$
end
/* 如果时间早于则移除最后一列
  K^p 时间实例 */
如果 $k - \Big[\mathbf{\Gamma}_{ij}[k]\Big]_{L_{ij}} > K^p$ **则**
  移除 $\Big(\Big[\mathbf{H}_{ij}[k]\Big]_{L_{ij}}, \Big[\mathbf{\Gamma}_{ij}[k]\Big]_{L_{ij}}\Big)$
end

不同无人机的运动相似度。我们将第j架和第 l架无人机在第 i架无人机观测下的路径相似度定义如下：

$$\sigma_{ijl} \triangleq \frac{1}{L-1}\sum_{m=1}^{L-1}\frac{\mathbf{h}_{ij}^m \cdot \mathbf{h}_{il}^m}{\|\mathbf{h}_{ij}^m\|\|\mathbf{h}_{il}^m\|}, \tag{4}$$

$$\mathbf{h}_{ij}^m = [\mathbf{H}_{ij}]_m - [\mathbf{H}_{ij}]_{m+1}, \tag{5}$$

其中，$\{\mathbf{h}_{ij}^m\}_{m=1}^{L-1}$ 是由第 i 架无人机估计的第 j 架无人机位移的近期历史，且 $L = \min(L_{ij}, L_{il})$。（4）中的路径相似度 $\sigma_{ijl} \in [-1,1]$ 是第 j 架与第 l 架无人机估计位移向量内积的移动平均值。 ■

请注意，如果两架无人机在前 L 个时刻朝同一方向移动，则 $\sigma_{ijl} = 1$；如果它们朝相反方向移动，则 $\sigma_{ijl} = -1$；如果它们朝正交方向移动，则 $\sigma_{ijl} = 0$。

该 *path similarity* σ_{ijl} 比较两条不同的路径，但不提供有关单条路径的信息。为此，我们引入以下度量。

定义 2（路径持续性）： 该指标描述无人机运动方向的变化性。我们将第 j 架无人机被第 i 架无人机观测到时的 *path persistence* 定义为：

$$\gamma_{ij} \triangleq \frac{1}{L_{ij}-2}\sum_{m=1}^{L_{ij}-2}\frac{\mathbf{h}_{ij}^{m+1} \cdot \mathbf{h}_{ij}^m}{\|\mathbf{h}_{ij}^{m+1}\|\|\mathbf{h}_{ij}^m\|}. \tag{6}$$

路径持续性 γ_{ij} 是第 j 架无人机被第 i 架无人机观测到的所有连续位移估计之间内积的移动平均值。它衡量第 j 架无人机最近的运动方向变化程度。 ■

当第 j 架无人机沿直线移动时，(6) 取得最大值，并且 $\gamma_{ij} = 1$。另一方面，当它以随机方式移动且速度经常发生变化时，γ_{ij} 将具有较低的值。从 (6) 可以看出，求和项是归一化向量 $\mathbf{h}_{ij}^{m+1}$ 与 $\mathbf{h}_{ij}^m$ 的内积。因此，$\frac{\mathbf{h}_{ij}^{m+1} \cdot \mathbf{h}_{ij}^m}{\|\mathbf{h}_{ij}^{m+1}\|\|\mathbf{h}_{ij}^m\|} \in [-1,1]$。由于 (6) 是这些归一化内积的平均值，我们得到 $\gamma_{ij} \geq -1$。

对于所提出的方法，集群中的每架无人机都属于以下两类之一：

(i) **知情无人机**知道目标位置 $\mathbf{g} \in \mathbb{R}^2$，并规划一条路径以抵达该位置。由于掌握了这一信息，其轨迹通常只会出现少量方向变化（变化次数尽可能少，具体取决于环境），*i.e.*，且路径持续性较高 γ_{ij}。

(ii) **非知情无人机**不知道目标点 $\mathbf{g}$。它会观察集群内其他无人机的运动，并据此自适应地移动以抵达目标点。因此，非知情无人机起初的运动会更加不规则，方向变化也更多，导致路径持续性较低，*i.e.*，γ_{ij}的值也较低。

最后，我们将 $\mathcal{I}$ 定义为包含所有已知情无人机索引的集合，将 $\bar{\mathcal{I}}$ 定义为包含所有无信息无人机索引的集合。

3. 问题陈述

我们考虑这样一个问题：在缺乏通信和全局定位的情况下，引导无人机群在障碍物随机分布的环境中导航。无人机从半径为$R^s \in \mathbb{R}_{>0}$的圆内随机位置出发。所有无人机均进入以目标位置 $\mathbf{g}$ 为中心、半径为 $R^g \in \mathbb{R}_{>0}$ 的圆盘后，任务即告完成。一些随机选取的无人机属于前文所述的知情类别，其余无人机则属于非知情类别。在整个任务执行过程中，无人机的类别保持不变。

如前所述，我们假设无人机配备了机载全向传感器 [33–36]可用于估计周围无人机的位置，并检测其标识符（标识符便于区分观测到的多个邻近无人机，并获取它们的相对位置）。我们还假设每架无人机均配备了实现同步定位与建图（SLAM）所需的传感器 [37] 以进行定位和导航。

我们的目标是为无人机设计一种分散式控制方法，仅使用机载传感器和计算资源，完成上述集体导航任务。由于无人机无法通信，因此不能交换诸如目标位置$\mathbf{g}$ 或各无人机类别（知情或非知情）等信息。因此，非知情无人机必须利用观测到的无人机轨迹制定运动规划，以抵达$\mathbf{g}$。此外，无人机不仅必须避免与环境中的障碍物发生碰撞，还必须避免彼此碰撞。

为此，本文提出了分散式控制方法 PACNav，该方法由两个模块组成。第一个模块在第4节中介绍，

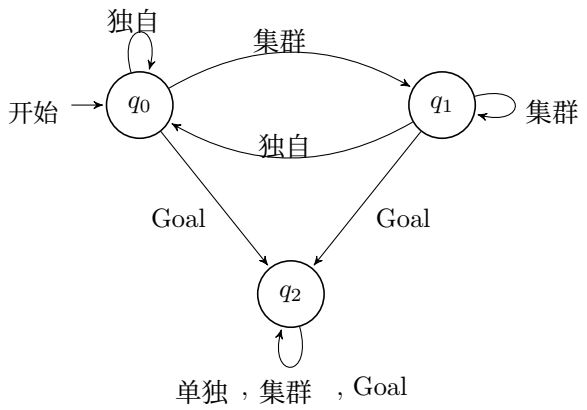


图2：用于动态目标选择的有限状态机 $\mathcal{M}$ 。

它通过迭代确定无人机要跟随的目标。第二个模块在第5节中介绍，它控制无人机的速度（$\mathbf{u}_i$），使其到达前一个模块提供的目标，同时避免碰撞。

4. 迭代目标选择

在每个时刻 k，第 i 架无人机都会确定一个目标位置 $\mathbf{d}_i[k] \in \mathbb{R}^2$ 并规划一条到达该位置的路径。该目标可以是目标位置 $\mathbf{g}$ ，也可以是可能正朝目标点移动的邻近无人机的位置 $\mathbf{g}$。因此，朝目标无人机移动可以引导第 i 架无人机到达目标点。本节将讨论如何确定目标 $\mathbf{d}_i[k]$。我们先定义有限状态机 $\mathcal{M} = (\mathcal{S}, \mathcal{Q}, \Delta, q_0, \mathcal{L})$，其中：

- $\mathcal{S} = \{$独自、集群、目标点$\}$ 是输入字母表，
- $\mathcal{Q} = \{q_0, q_1, q_2\}$ 表示状态机 $\mathcal{M}$（如图 2 所示）的所有可能状态的集合，
- Δ 是 $\mathcal{M}$ 的状态转移函数，
- q_0 是初始状态，并且
- $\mathcal{L} = \varnothing$ 是终止状态的集合。由于状态机 $\mathcal{M}$ 旨在无限期运行，因此不存在终止状态。

$x_i[k] \in \mathcal{S}$ 是时间 k 时第 i 个无人机的状态机 $\mathcal{M}$ 的输入，定义如下：

$$x_i[k] = \begin{cases} \text{Alone} & , |\mathcal{T}_i[k]| = 0 \wedge i \in \bar{\mathcal{I}}, \\ \text{Swarm} & , |\mathcal{T}_i[k]| > 0 \wedge i \in \bar{\mathcal{I}}, \\ \text{Goal} & , i \in \mathcal{I}, \end{cases} \tag{7}$$

其中，$\mathcal{T}_i[k] \subseteq \mathcal{N}_i[k]$ 包含了可能成为未获知信息的第 i架无人机目标的无人机索引。目标是设计 $\mathcal{T}_i[k]$，使其包含可能正朝目标点$\mathbf{g}$移动的无人机索引。根据以下准则确定这些无人机：

- 与第 i架无人机不近距离接触的无人机。靠近第 i架无人机的无人机，其轨迹主要受避碰机制的影响（以避免与 i架无人机发生碰撞）。因此，此时这些轨迹几乎不包含朝目标运动的信息。所以，第 i架无人机会丢弃距离过近的无人机，只考虑超过一定距离的无人机。换言之，第 j架无人机必须满足 $\|[\mathbf{H}_{ij}[k]]_1 - \mathbf{p}_i[k]\| \geq R^f$，其中 $R^f \in \mathbb{R}_{>0}$为设计参数，才能被第 i架无人机视为潜在目标。
- 未朝先前的目标位置$\mathbf{d}_i[k-1]$移动的无人机。由于目标是 $\mathcal{T}_i[k]$ 中的一架无人机，因此，任何朝先前目标$\mathbf{d}_i[k-1]$ 移动的无人机都不会改变第 i架无人机当前的运动方向。因此，第 i架无人机会丢弃任何满足$\mathbf{HdHd}$的第 j $\|[\ \ _{ij}[k]]_1 - \ \ _i[k-1]\| <$ 架无人机。$\|[\ \ _{ij}[k]]_{L_{ij}} - \ \ _i[k-1]\|$
- 路径历史$\mathbf{H}_{ij}[k]$ 至少包含三个元素的无人机。目标由路径持久性度量（γ_{ij}）确定，而该度量要求路径历史中至少包含三个元素（见 (6)）。

潜在目标集 $\mathcal{T}_i[k]$ 包含满足上述所有三个条件的无人机索引。

给定当前输入 $x_i[k]$，状态机 $\mathcal{M}$ 转移到状态 $s_i[k] \in \mathcal{Q}$。如果 $s_i[k] = q_2$ （第 i 架无人机是已知情无人机），则目标是目标位置 *i.e.*，$\mathbf{d}_i[k] = \mathbf{g}$。如果 $s_i[k] = q_0$ （第 i 架无人机是非知情无人机，且其潜在目标集为空），则该无人机不移动， *i.e.*，$\mathbf{d}_i[k] = \mathbf{p}_i[k]$。然而，如果 $s_i[k] = q_1$（第 i 架无人机是非知情无人机，且其潜在目标集不为空），则它会使用潜在目标集 $\mathcal{T}_i[k]$ 来选择$\mathbf{d}_i[k]$ 。这一选择过程基于第 2 节中定义的路径相似度（σ_{ijl}）和持久性（γ_{ij}）度量指标。首先请注意，目标$\mathbf{g}$ 是已知情无人机的目标位置，它们正沿着一条通往该位置的路径飞行。它们移动方向的任何变化，主要都是避碰机制对环境作出反应所致。因此，已知情无人机的路径历史通常具有较高的路径持续性。由于所有已知情无人机的目标都是$\mathbf{g}$ ，因此它们的路径相似度也会较高。因此，如果一架非知情无人机跟随一架路径持续性较高、且与其他无人机路径相似度较高的无人机，它很可能会到达目标$\mathbf{g}$。因此，当 $s_i[k] = q_1$ 时，目标$\mathbf{d}_i[k]$ 可按如下方式确定：

$$\mathbf{d}_i[k] = \left[\mathbf{H}_{ij^\star}[k]\right]_1, \tag{8}$$

with

$$j^\star = \underset{j \in \mathcal{T}_i[k]}{\operatorname{argmax}} \left(\gamma_{ij} + \sum_{l \in \mathcal{T}_i[k] \setminus j} \sigma_{ijl} \right), \tag{9}$$

其中，式（9）中的第一项是第 j 架候选无人机的路径持续性（γ_{ij}），第二项是第 j 架无人机的路径与其余潜在无人机目标的路径相似度之和。

式（8）中提出的选择启发式方法基于以下观察：集群开始移动时，最初只有已知情无人机具有较高的路径持续性。当无信息无人机选择已知情无人机作为目标时，无人机之间的路径相似度

将会提高。此外，随着无信息无人机持续向已知情无人机移动，它们的路径持续性也会提高。因此，随着时间推移，具有较高路径相似度和持久性的无人机数量会不断增加。由此，无信息无人机可以选择其他无信息无人机作为目标，而不一定需要了解已知情无人机的路径历史。当集群中的无人机数量较多，且并非所有无信息无人机都能观察到已知情无人机时，这一点至关重要。第 6 节的实验结果验证并展示了这一选择过程。总而言之，我们有：

$$\mathbf{d}_i[k] = \begin{cases} \mathbf{p}_i[k], & s_i[k] = q_0, \\ \left[\mathbf{H}_{ij^\star}[k]\right]_1, & s_i[k] = q_1, \\ \mathbf{g}, & s_i[k] = q_2. \end{cases} \tag{10}$$

5. 目标跟踪

在选择目标后，*i.e.*，$\mathbf{d}_i[k]$，第 i架无人机构建并跟随一条通往目标的路径，同时避开环境中的障碍物以及周围的无人机。通过控制无人机速度来实现这一点，*i.e.*，即式（1）中的控制输入$\mathbf{u}_i$，如下所示：

$$\mathbf{u}_i[k] = \mathbf{n}_i[k] + \mathbf{c}_i[k], \tag{11}$$

其中$\mathbf{n}_i[k]$ 是导航控制向量，用于将第 i架无人机移动至期望目标$\mathbf{d}_i[k]$，而$\mathbf{c}_i[k]$ 是碰撞控制向量，为第 i架无人机提供避碰能力。在本节其余部分，我们将从第 i架无人机的角度解释这一过程；为简化符号说明，我们将从$\mathbf{n}_i[k]$ 和$\mathbf{c}_i[k]$ 变量中省略下标 i 。

5.1. 导航控制向量

导航控制向量 $\mathbf{n}[k]$ 将无人机引向目标位置 $\mathbf{d}_i[k]$。该向量根据从无人机位置（$\mathbf{p}_i[k]$）到目标（$\mathbf{d}_i[k]$）的最短无碰撞路径得出。为计算这条路径，我们将环境建模为二维网格，从而在 $\mathbb{R}^2$ 中对连续空间进行离散化。每个网格坐标要么属于占用点（障碍物）集合 $\mathcal{C}^o$，要么属于自由点集合 $\mathcal{C}^f$。占用点通过创建环境的在线地图获得。该网格表示一个加权无向图 $\mathcal{G}$，其边连接坐标与其邻居，如图 3 所示。图 $\mathcal{G}$ 中，通用坐标（a_x, a_y）与（b_x, b_y）之间存在一条边，当且仅当这两个坐标都属于自由点集合 $\mathcal{C}^f$。集合 $\mathcal{C}^f$ 中各坐标对应的权重矩阵$\mathbf{W}$ 定义如下：

$$[\mathbf{W}]_{ab} = \begin{cases} \sqrt{2} & , b_x = a_x \pm 1, b_y = a_y \pm 1, \\ 1 & , b_x = a_x \pm 1, b_y = a_y, \\ 1 & , b_x = a_x, b_y = a_y \pm 1. \end{cases} \tag{12}$$

最短路径问题在图 $\mathcal{G}$ 上定义，其权重由 $\mathbf{W}$ 给出。为了寻找从无人机位置 $\mathbf{p} = (p_x, p_y)$ 到目标位置

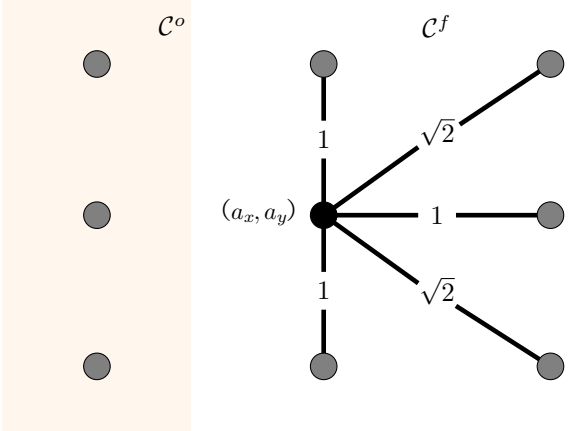


图 3：连续空间的图表示。节点坐标为（a_x, a_y）时，其边（b_{x_i}, b_{y_i}）以灰色显示。自由点集合（$\mathcal{C}^f$）和占用点集合（$\mathcal{C}^o$）分别以白色和黄色表示。

$\mathbf{d} = (d_x, d_y)$ 上的 $\mathcal{G}$，我们使用 A* 算法 [38]，其启发式函数如下：

$$h(a_x, a_y) = \sqrt{(a_x - d_x)^2 + (a_y - d_y)^2}. \tag{13}$$

创建图所需的同步建图与规划采用 [20] 中描述的方法实现。A*算法生成的最短路径 $\mathcal{P}$（由于图 $\mathcal{G}$ 中集合 $\mathcal{C}^o$内的占据坐标之间没有边相连，因此该路径无碰撞）是一个有序航路点集合，连接第i架无人机的位置 $\mathbf{p}_i[k]$ 与目标点 $\mathbf{d}_i[k]$。其中，距离当前无人机位置最近的航路点用向量 $\mathbf{a}_n \in \mathcal{P}$ 表示。因此，导航向量$\mathbf{n}[k]$ 为：

$$\mathbf{n}[k] = f_{ig}\mathbf{n}_I + \bar{f}_{ig}\mathbf{n}_U, \tag{14}$$

其中，当且仅当第 i架无人机具有目标信息时，$f_{ig} = 1$；而 $\bar{f}_{ig}$ 是其补函数。因此，如果无人机已知情，$\mathbf{n}_I$ 就是导航向量；否则，导航向量为$\mathbf{n}_U$。

如第4节所述，目标选择过程依赖于已知情无人机较高的路径持续性。因此，这些无人机必须始终以有限速度朝目标点移动。然而，为了保持在其他无人机的视距范围内，已知情无人机必须减速，以便集群跟上。因此，已知情无人机的导航向量为：

$$\mathbf{n}_I = \max\left(V^m, 1 - \frac{\sum_{j \in \mathcal{N}_i} \|\check{\mathbf{p}}_{ij} - \mathbf{p}_i\|}{2R^f|\mathcal{N}_i|}\right) K^n(\mathbf{a}_n - \mathbf{p}_i), \tag{15}$$

其中，$V^m \in (0, 1)$ 是知情无人机的最小归一化速度，$K^n \in \mathbb{R}$ 是一个缩放系数，用于缩放位置向量以形成速度控制输入（$\mathbf{u}$）。最大值函数中的第二项取决于 $\mathcal{N}_i$ 中无人机之间的平均距离。

算法 3： 调节导航向量

数据： $\mathcal{N}_i$，$\mathbf{a}_n$，$\mathbf{p}_i$

结果： $\mathbf{n}_U$

$\mathbf{n}_U \leftarrow K^n(\mathbf{a}_n - \mathbf{p}_i)$

对于 $j \in \mathcal{N}_i$ **执行**

/* 与 $\check{\mathbf{p}}^{ij} - \mathbf{p}_i$ 平行的投影 */

$\mathbf{s} \leftarrow \frac{\mathbf{n}_U \cdot (\check{\mathbf{p}}^{ij} - \mathbf{p}_i)}{\|\check{\mathbf{p}}^{ij} - \mathbf{p}_i\|^2} (\check{\mathbf{p}}^{ij} -$

/* 与 $\check{\mathbf{p}}^{ij} - \mathbf{p}_i$正交的投影 */

$\mathbf{o}^\perp \leftarrow \mathbf{n}_U - \mathbf{s}$

$\mathbf{n}_U \leftarrow$ 最小值 $\left(1, \left(\frac{\|\check{\mathbf{p}}_{ij} - \mathbf{p}_i\|}{R_f}\right)^\alpha\right)\mathbf{s} + \mathbf{o}^\perp$

end

向量 $\mathbf{n}_I$ 的幅值会随平均距离增大而减小，从而防止知情无人机远离集群。最大值函数确保无人机始终以不低于 V^m 的速度移动。

与已知情无人机不同，非知情无人机的目标是集群中其他无人机的位置。因此，导航向量必须经过设计，以便在朝其他无人机移动时避免碰撞。非知情无人机的向量$\mathbf{n}_U$ 按算法 3 所述获得。如果 $\|\check{\mathbf{p}}^{ij} - \mathbf{p}_i\|$ 小于参数 R^f，则平行于相对位置向量 $(\check{\mathbf{p}}^{ij} - \mathbf{p}_i)$ 的投影会迭代缩小。这种缩放可确保随着第 i 架无人机逐渐靠近第 j 架无人机，导航向量朝向第 j 架无人机的分量会变小，这对于避免碰撞至关重要。参数 $\alpha \in \mathbb{R}_{>0}$决定缩放项的变化速率。正交分量 $\mathbf{o}^\perp$ 不进行缩放；因此，沿垂直于 $(\check{\mathbf{p}}^{ij} - \mathbf{p}_i)$ 方向的运动不受影响。

5.2. 碰撞控制向量

环境中的障碍物给朝目标移动带来了巨大挑战。在理想情况下，用于获得导航向量的无碰撞路径 $\mathcal{P}$是安全的，但在存在运动和传感器不确定性的情况下，可能无法避免碰撞。由于环境未知，无人机必须在传感器检测到障碍物后立即做出反应。因此，反应式碰撞规避对于确保无人机的安全性至关重要。然而，无人机无需规避所有检测到的障碍物，只需规避那些会立即造成碰撞威胁的障碍物。我们将 $\mathcal{O}_i[k]$ 定义为包含所有障碍物位置的集合（*e.g.*、树木、其他无人机），其中这些障碍物在时间 k 时刻与$\mathbf{p}_i$的距离小于反应距离 $R^o \in \mathbb{R}_{>0}$。增大 R^o 的值会使无人机连远处的障碍物也进行规避。因此， R^o 是一个设计参数，需要根据障碍物密度以及组成集群的无人机数量进行调整。

若干先进的真实世界系统所采用的反应式碰撞规避方法 [20, 39] 常常会陷入死锁。图 4a 展示了一些示例。为防止此类死锁，我们提出了一种新方法，尽可能避免死锁，同时远离障碍物。与 [39], 所提出的方法不同，避碰向量相对于位置向量（$\mathbf{p}_i - \mathbf{o}_r$）同时包含平行方向和正交方向上的分量，其中$\mathbf{o}_r \in \mathbb{R}^2$ 是所考虑障碍物的位置。该碰撞向量如图 4b 所示。平行分量使无人机远离障碍物，而正交分量则使其沿着以$\mathbf{o}_r$为圆心、半径为 $\|\mathbf{p}_i - \mathbf{o}_r\|$ 的圆的切线方向运动。平行运动与正交运动相结合，不仅使无人机远离障碍物，还使其绕过障碍物，从而能够避免图 4c 所示的死锁情况。

障碍物 $\mathbf{o}_r \in \mathcal{O}_i[k]$的避碰向量通过首先生成两个候选单位向量 $\hat{\mathbf{c}}^+$ 和$\hat{\mathbf{c}}^-$ 来获得：

$$\hat{\mathbf{c}}^+ = \mathbf{R}(+\varphi)\frac{(\mathbf{p}_i - \mathbf{o}_r)}{\|\mathbf{p}_i - \mathbf{o}_r\|}, \tag{16a}$$

$$\hat{\mathbf{c}}^- = \mathbf{R}(-\varphi)\frac{(\mathbf{p}_i - \mathbf{o}_r)}{\|\mathbf{p}_i - \mathbf{o}_r\|}, \tag{16b}$$

其中，$\mathbf{R}(\pm\varphi) \in \mathbb{R}^{2\times 2}$ 表示沿世界坐标系 $\mathcal{F}_W$ 的z轴旋转的旋转矩阵，用于将相对向量 $(\mathbf{p}_i - \mathbf{o}_r)$ 沿 *counterclockwise* 方向旋转 $\pm\varphi$ 角度。角度 φ 定义为：

$$\varphi = \frac{\pi}{2R^o}\|\mathbf{p}_i - \mathbf{o}_r\|. \tag{17}$$

角度 φ 随与障碍物的距离而变化。因此，当无人机靠近障碍物时，$\hat{\mathbf{c}}^+$ 和 $\hat{\mathbf{c}}^-$ 在 $(\mathbf{p}_i - \mathbf{o}_r)$ 方向上的平行分量较大。较大的平行分量使反应式碰撞规避更侧重于平行方向，从而避免碰撞。然而，随着无人机远离障碍物， φ 增大，$\hat{\mathbf{c}}^+$ 和$\hat{\mathbf{c}}^-$ 的正交分量也随之增大。正交分量着重引导无人机绕过障碍物。

向量 $\hat{\mathbf{c}}^+$ 和$\hat{\mathbf{c}}^-$ 表示避开障碍物 $\mathbf{o}_r$ 的两种可能运动方向（见图 4b）。为保持运动平滑，选取与上一控制输入$\mathbf{u}_i[k-1]$ 角距离最小的向量，作为位于$\mathbf{o}_r$处障碍物的避碰向量$\mathbf{c}_r$ 。因此，向量$\mathbf{c}_r$ 可表示为：

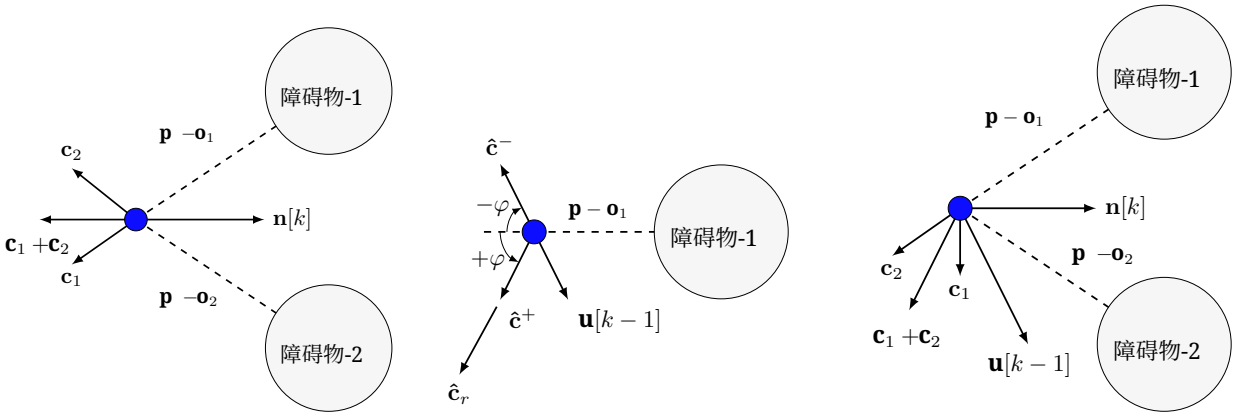
$$\mathbf{c}_r = \max\left(0, \frac{1}{\|\mathbf{p}_i - \mathbf{o}_r\|} - \frac{1}{R^o}\right)\hat{\mathbf{c}}_r, \tag{18}$$

with

$$\hat{\mathbf{c}}_r = \underset{\hat{\mathbf{b}}\in\{\hat{\mathbf{c}}^+, \hat{\mathbf{c}}^-\}}{\operatorname{argmax}} \left(\frac{\hat{\mathbf{b}} \cdot \mathbf{u}_i[k-1]}{\|\mathbf{u}_i[k-1]\|}\right), \tag{19}$$

其中$\hat{\mathbf{c}}_r$ 为单位向量。$\mathbf{c}_r$ 的幅值与其到障碍物的相对距离成反比。因此，与较远的障碍物相比，无人机会对附近的障碍物作出更强烈的反应。注意，$\mathbf{c}_r$ 是障碍物位置$\mathbf{o}_r \in \mathcal{O}_i[k]$ 的函数。碰撞控制向量$\mathbf{c}[k]$ （见（11））是 $\mathcal{O}_i[k]$中所有障碍物的避碰向量的叠加，其计算方式如下：

$$\mathbf{c}[k] = K^c \sum_{\mathcal{O}_i[k]} \mathbf{c}_r, \tag{20}$$



（a）常见的碰撞规避　　向量。　　(b) 提出的碰撞向量候选项　　s.　　(c) 所提出的碰撞向量在实际应用中的效果。

图 4：避碰向量。无人机以蓝色表示，障碍物以灰色表示。图 (4a)：与障碍物位置向量平行的分量构成的常见避碰向量。图 (4b)：式 (16a) 和 (16b) 中描述的避碰候选向量。图 (4c)：如式 (20) 所述，与两个障碍物交互后得到的所提出的避碰向量。

其中，K^c 为用于缩放求和结果的缩放系数。$\mathbf{n}[k]$中包含的预防性避碰与$\mathbf{c}[k]$中的反应式碰撞规避相结合，即使传感器数据不完善，也能确保控制输入的安全性。

6. 仿真与实验

在本节中，我们将分析第 4 节和第 5 节提出的集体导航方法 PACNav。首先，我们利用 Gazebo 中的逼真仿真评估集群行为 [40]，，充分发挥软件在环仿真的优势 [41]。随后，我们介绍在天然森林中开展的真实世界实验结果。仿真和真实世界实验的视频可在以下地址获取：
http://mrs.felk.cvut.cz/pacnav，源代码已作为开源软件提供‡。

我们引入 *order metric* $\Omega[k]$ [42]，用于分析集群的集体运动：

$$\Omega[k]=\frac{1}{N(N-1)}\sum_{i,j\in\mathcal{N}_i}\frac{\mathbf{v}_i[k]\cdot\mathbf{v}_j[k]}{\|\mathbf{v}_i[k]\|\|\mathbf{v}_j[k]\|},\qquad(21)$$

其中$\mathbf{v}_i[k]$ 是第 i架无人机的瞬时速度。该指标反映了智能体运动之间的相关性，并可用来衡量成员无人机整体的对齐程度。$\Omega\in[-1,1]$，其中$\Omega=1$，表示集群中的所有成员都朝同一方向运动。$\Omega<1$ 则表示无人机之间未对齐。图5展示了两个智能体之间的顺序。

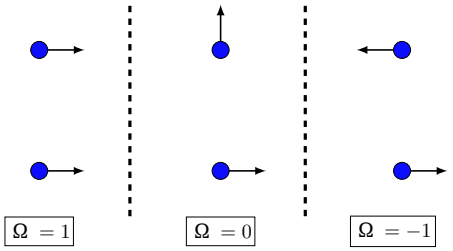


图5：两个无人机的 *order metric* (21) 示意场景。无人机以蓝色表示，箭头表示其运动方向。

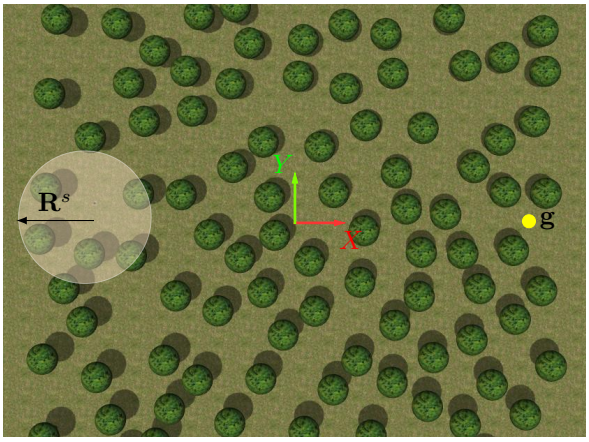


图6：Gazebo 仿真器中的模拟森林。无人机初始位置位于阴影区域，目标点以黄色圆点标示。红色和绿色箭头分别表示参考坐标系 $\mathcal{F}_W$ 的 X 轴和 Y 轴。

6.1. 仿真实验

我们仿真了四种不同的情况：（案例1A）由 $N=3$ 架无人机组成的集群，其中只有一架知情无人机；（案例1B）由 $N=3$ 架无人机组成的集群，其中有两架知情无人机；（案例2A）由 N =6架无人机组成的集群，其中有两架知情无人机；以及（案例2B）一个集群由 $N=6$ 架无人机组成，其中包括四架知情无人机。对于每种情况，我们通过改变

模拟天然森林中树木的空间分布，进行了10次实验，同时将无人机初始化在同一阴影区域，并使用相同的固定目标点**g**。整体场景的一种实现如图6所示。这种方法使我们能够静态地刻画集群相对于环境变化的行为。

随机分布树木的森林密度可表示为 A：

$$\rho = \frac{N^t \pi (R^o)^2}{A}, \tag{22}$$

其中，N^t 表示区域 A内的树木数量。我们选取了一片尺寸为50 m $\times$ 50 m、密度为 $\rho = 0.4$的森林。此密度使六架无人机能够同时在森林中导航。

尝试了多种仿真设置后，我们发现，密度大于 $\rho = 0.6$ 时，在森林中导航会变得异常困难。由于树木数量众多，无人机大部分时间都在试图避碰。因此，式（11）中的导航向量$\mathbf{n}[k]$ 的作用会被避碰向量$\mathbf{c}[k]$所压制。

任务目标是引导由 N架无人机组成的集群，从随机初始位置（图6中半径为 R^g 的阴影圆内）前往目标点**g**，同时尽量在大部分时间内将无人机之间的平均距离保持在 $2R^f$ 以下。当所有N架无人机均位于距目标位置 R^g 范围内时，实验即告完成。图7至图10分别展示了案例1A、案例1B、案例2A和案例2B的结果。每幅图中的曲线按实验完成时间递增排列。

如第4节所述，非知情无人机只会将距离超过 R^f 的无人机视为潜在目标。因此，为了完成任务，非知情无人机必须与知情无人机保持大于 R^f 的距离。这也是图7a、图8a、图9a和图10a中集群内无人机的平均距离大于 R^f 的原因之一。我们还注意到，无人机之间的最小距离有时会略小于 R^o，此时无人机的反应式避碰机制会被激活。

比较案例1A和案例1B可见，随着知情无人机数量增加，平均完成时间从212.4秒缩短至189.5秒。这是因为知情无人机数量增加后，非知情无人机直接跟踪知情无人机的可能性也会提高。同样，从案例2A到案例2B，增加知情无人机的数量也会使完成时间从231.4秒缩短至213.3秒。我们还观察到，当无人机数量从三架增加到六架时，无人机之间的最大和最小距离都会增大（见图7a、图8a、图9a和图10a）。这是因为周围活动的无人机越多，它们就越需要频繁避碰。这会减慢它们的运动，导致其中一些无人机落后于其他无人机。不过，在所有三架乃至六架无人机的实验中，所提出的方法都成功引导了集群。

现在我们来关注图7b、图8b、图9b和图10b中绘制的有序度指标（21）。该指标衡量无人机速度之间的平均对齐程度

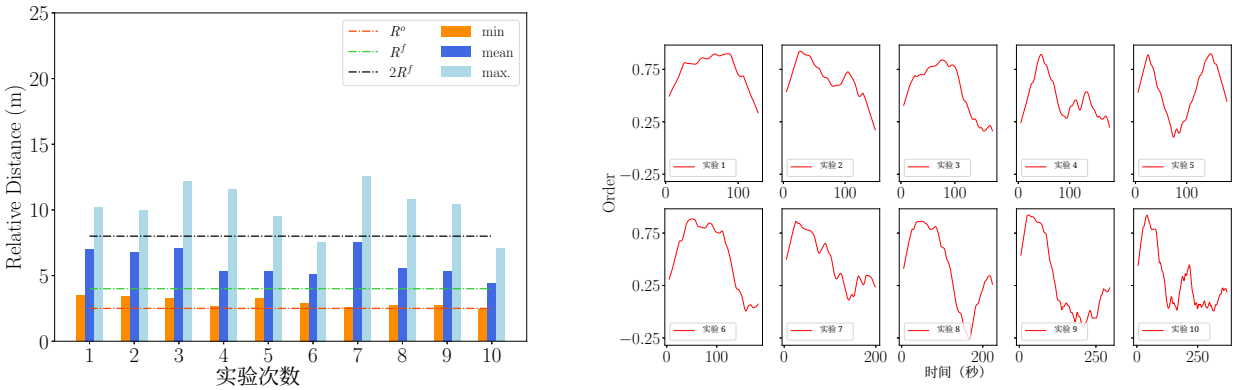
Sym.	数值	Sym.	数值	Sym.	数值
R^f	4.0 米	R^o	2.5 米	N^t	104
K^c	1.0 秒$^{-1}$	K^n	1.2 秒$^{-1}$	**g**	(20 米,0 米)$^\top$

表 1：模拟实验中各参数及其取值列表。

[42]。当所有无人机朝同一方向移动时，有序度接近1。然而，当无人机以 *disordered* 的方式移动，且每架无人机的移动方向各不相同时，有序度指标的值就会较低。从图中可以看出，总体而言，有序度曲线呈现以下变化规律。在第一阶段，非知情无人机正试图判断该往哪里去，以及该跟随哪架无人机。此时，有序度较低；但随着它们开始跟随已知情无人机（或其他已在跟随已知情无人机的非知情无人机），有序度便开始上升。当所有非知情无人机都 *locked* 并跟踪已知情无人机时，有序度指标会在一段时间内基本保持不变。在此阶段，所有无人机的移动方向大致相同，速度也相近。下一阶段，当无人机开始抵达目标点时，它们会失去对齐，有序度指标随之下降。这是因为在实验末期，无人机会减速并朝不同方向移动以避免碰撞。最后，当大多数无人机已经抵达目标点，但仍有一些无人机因避让树木而落后时，我们会观察到第四阶段。在这一阶段，有序度指标保持在较低水平，且几乎不变，如图7b、图8b、图9b和图10b中最后三个子图所示。表1列出了仿真实验所用参数的取值。

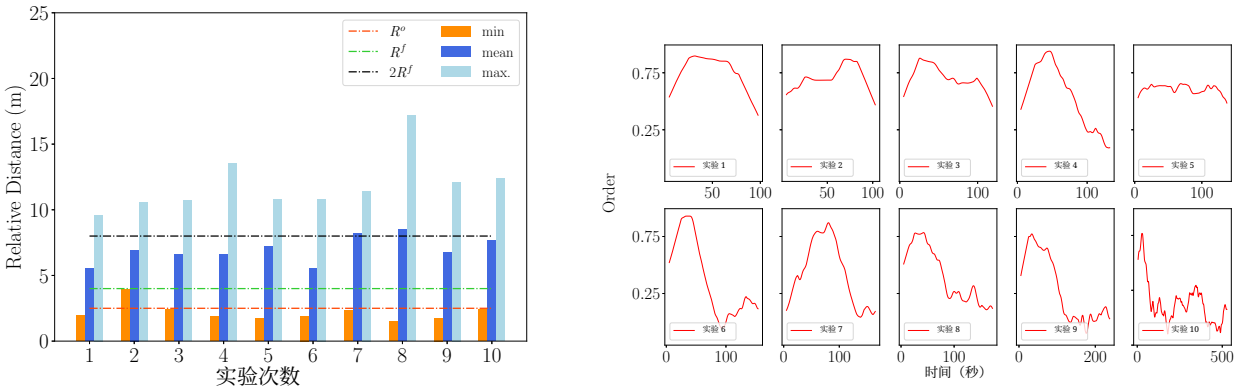
6.2. 真实世界实验

在仿真实验中验证所提出的方法后，我们在天然森林中进行了真实世界实验，如图 13 所示。森林中树木排列复杂且随机，构成了极具挑战性的环境，可用于验证所提出方法的可行性和鲁棒性。森林的密度为 $\rho = 0.25$ （根据式（19）计算），无人机从任意位置起飞，$R^s = 3.0$ m。集群由四架四旋翼无人机平台（无人机1、无人机2、无人机3和无人机4）组成，每架直径为 0。5 m（四旋翼飞行器的尺寸可在 XY 平面上近似为一个圆），质量为 2。6 kg。无人机平台以 DJI F450 四旋翼飞行器为基础，配备 Intel NUC 机载计算机（i7-8559U 处理器，16GB RAM）和 Pixhawk飞行控制器。软件栈 [43] 基于运行于 Ubuntu 20。04 的机器人操作系统（ROS）Noetic Ninjemys 发行版构建。无人机还配备了用于同步定位与建图（SLAM）的 RPLIDAR旋转式测距仪 [37]，、用作高度计的 Garmin激光测距仪，以及用于无人机直接相对定位的 UVDAR系统 [34] 。有关硬件配置的更多细节见 [44, 45]。图 11 展示了无人机机载传感设备的布局。



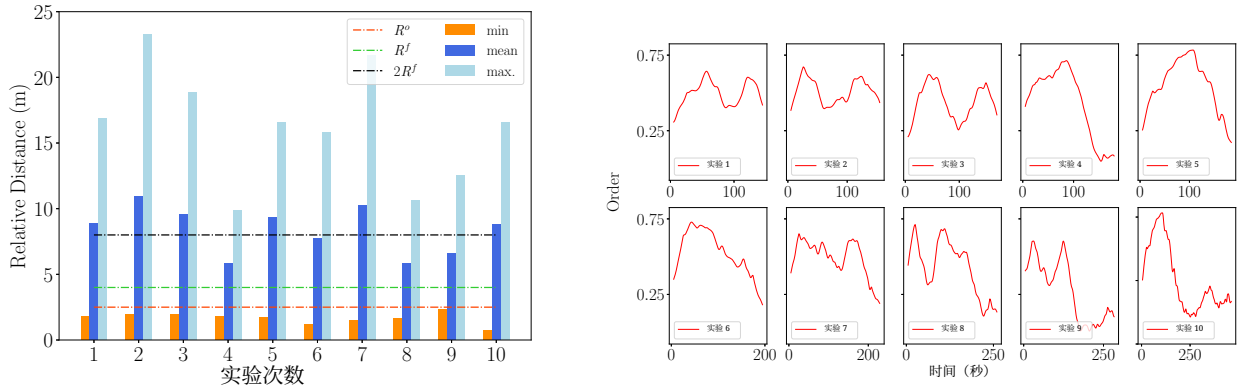
(a) 无人机之间的相对距离。　　(b) 无人机之间的顺序。

图7：在10次独立仿真实验中，三架随机初始化的无人机之间的相对距离和顺序。其中一架无人机拥有目标信息（案例1A），距离为 $R^s = 3.0$米和 $R^g = 6.0$ 米。



(a) 无人机之间的相对距离。　　（b）无人机之间的顺序。

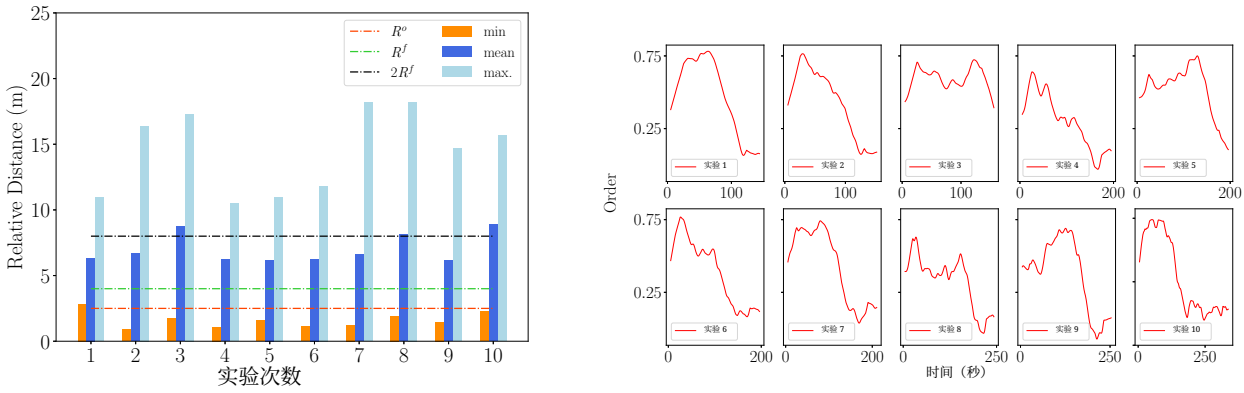
图8：在10次独立仿真实验中，三架随机初始化的无人机之间的相对距离和顺序。其中，两架无人机具有目标信息（案例1B），距离分别为 $R^s = 3.0\,\mathrm{m}$和 $R^g = 6.0\mathrm{m}$。



（a）无人机之间的相对距离。　　（b）无人机之间的顺序。

图9：在10次独立仿真实验中，六架随机初始化的无人机之间的相对距离和顺序。其中，两架无人机具有目标信息（案例2A），距离分别为 $R^s = 4.5\mathrm{m}$和 $R^g = 8.5\mathrm{m}$。

我们选择无人机3作为知情无人机，并将目标点设为 $\mathbf{g} = (0\,\mathrm{m},\ 40\mathrm{m})^\top$，在.....开始之前　　实验。其余无人机均未获悉信息。由于只有一架无人机获悉信息，该实验



(a) 无人机之间的相对距离。　　(b) 无人机之间的顺序。

图10：在10次独立仿真实验中，6架随机初始化的无人机之间的相对距离和顺序；其中4架无人机具有目标信息（案例2B），距离分别为 $R^s = 4.5\,\mathrm{m}$和 $R^g = 8.5\mathrm{m}$。

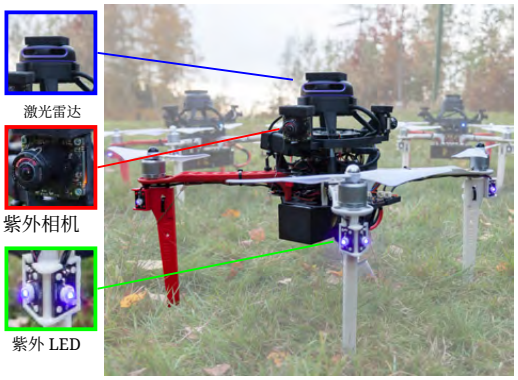


图11：四旋翼平台，图中标出了UVDAR系统用于无人机直接相对定位的紫外 LED 和紫外线相机，以及用于同步定位与建图（SLAM）的二维激光雷达。

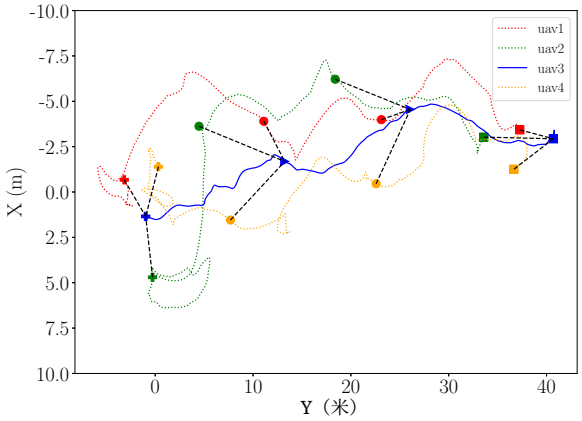


图12：森林中真实世界飞行实验记录的轨迹。实线表示无人机3（已获知目标点）的轨迹，虚线表示所有其他无人机（无人机1、无人机2和无人机4）的轨迹。三角形和圆形标记分别表示无人机在105 s和180 s时刻的位置，而加号和方形标记则分别表示无人机的初始位置（0 s）和最终位置（300 s）。

构成了最坏情况场景，有助于测试所提出的方法的极限。

图12展示了森林中全部4架无人机的轨迹，图13则给出了真实世界实验的视频截图。图12中无人机的标记对应的时刻分别为0秒、105秒、180秒和300秒。在实验开始时（0—105秒），除无人机3外，所有无人机都四处移动，以避免与其他无人机及周围树木发生碰撞。如图14所示，无人机起初互相选作目标点，但当它们的运动趋于稳定后，便选择无人机3作为目标点。随着越来越多的无人机选择无人机3作为目标点，群体运动变得更加朝向目标点。150秒后，所有无人机都已选择无人机3作为目标点，并持续跟踪它。随后，集群在300秒时到达目标点。

如图12和图13所示，无人机作为一个紧密的集群穿过森林，同时避开障碍物和彼此。图15显示了各架无人机观测到的集群相对距离。如图所示，

如图所示，在最初的 105 s 之后，无人机1和无人机4选择已知情无人机作为目标后，其平均相对距离迅速减小。由于在实验的大部分时间里，平均相对距离都大于 R^f ，无信息无人机得以选择无人机3作为目标（见图 14）。同样，无人机之间的顺序也在最初的 105 s 之后迅速增加（见图 16）。请注意，最初的 105 s 之后，所有无人机的顺序都上升到 0.5 以上，并一直保持到 250 s。随着无人机在实验接近结束时到达目标点，它们减速并只在目标位置附近移动。这使得实验接近结束时顺序大幅降低。在补充多媒体材料中也可以观察到这种行为。

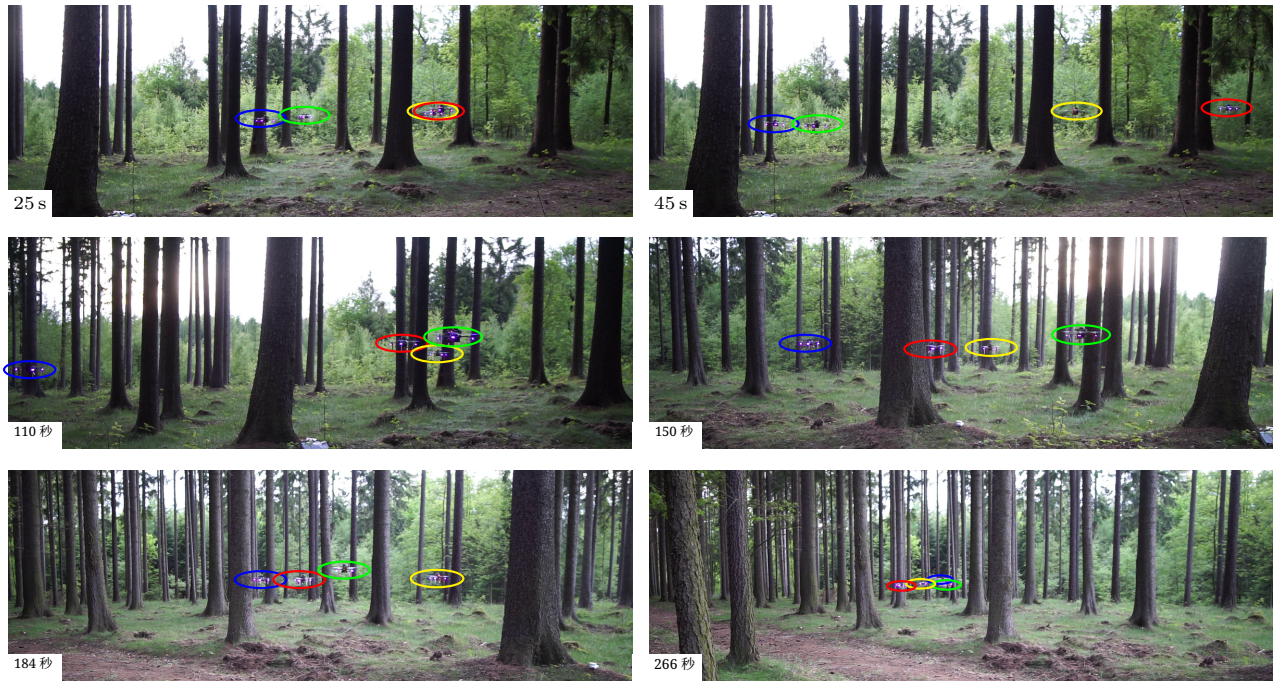


图13：真实世界实验的视频快照。报告了不同时间实例下系统的演变情况。彩色实心圆圈标出了无人机的位置及其标识符，具体对应关系见图12中的图例。

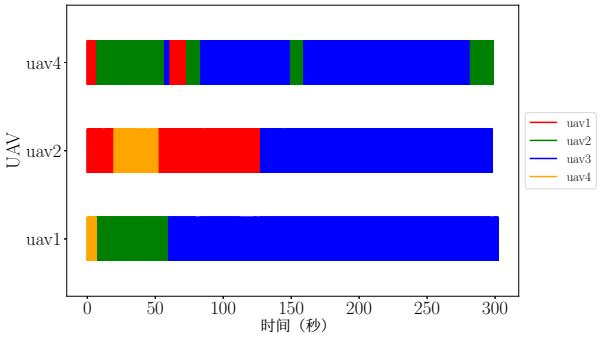


图14：真实世界森林实验中每架无人机所选取并跟踪的目标。彩色线条表示特定无人机选取的目标（另一架无人机）。

由于顺序是集群对齐程度的度量，因此显然，无人机在实验期间朝着相同方向移动。这成功证明，即使在本实验所呈现的最坏情形下，所提出的方法也可用于集体导航。

大量树木以及集群中其他成员持续进行的反应式运动，使导航变得困难。在穿越环境时，无人机经常被树木或其他无人机遮挡。由于 UVDAR定位系统使用摄像机进行相对定位，这些遮挡影响了其估计精度。这一点在图15中有所体现，其中

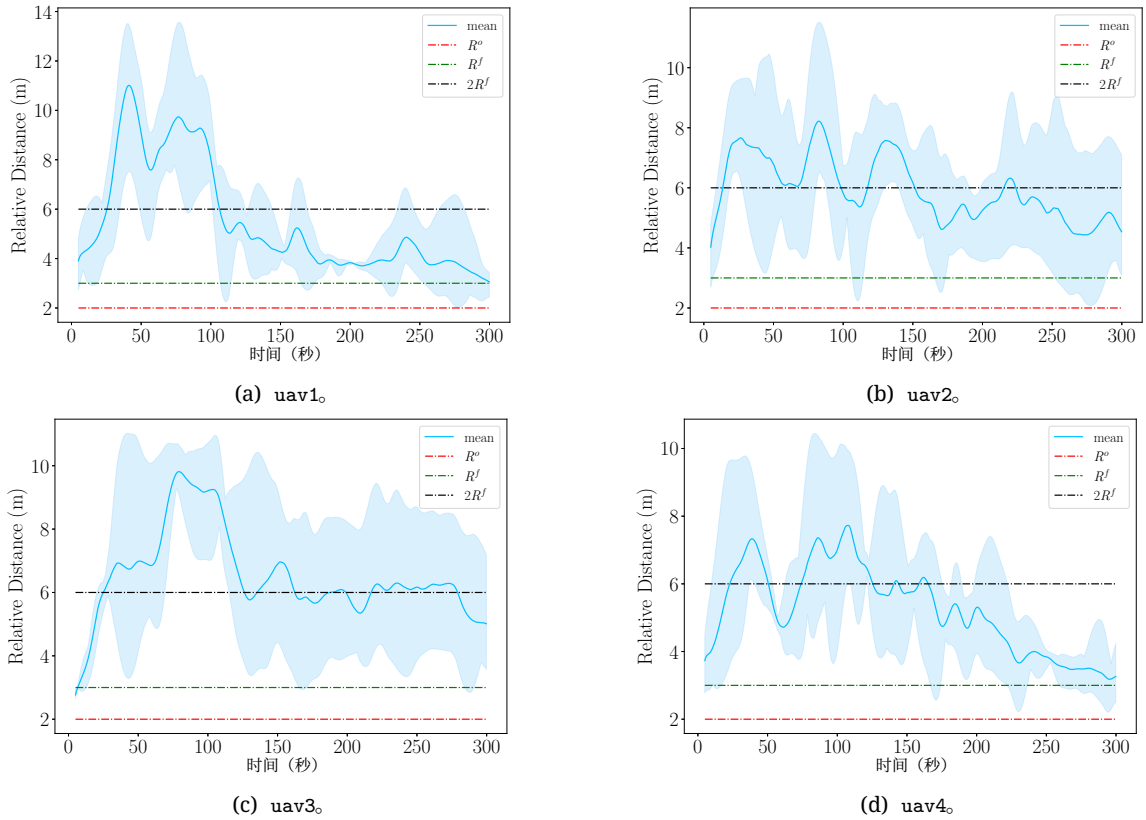
无人机之间的估计距离方差很大，且常出现大幅跳变。估计不准确还导致无人机顺序（速度对齐的度量指标）出现不规则变化，如图16所示。然而，由于所提出的路径相似度和持续性指标（见第2节）依赖于路径历史，而非单个位置估计，实验表明，所提出的方法成功地使无人机能够在这一充满挑战的环境中导航。

7. 讨论

7.1. 二维实现与三维实现

下面讨论所提出的方法在二维实现与三维实现之间的差异。本文聚焦于 PACNav 的二维实现，不过，三维实现也很简单，它能为无人机提供额外的运动维度，并进一步促进避碰。本文方法的三维实现只需扩展所有向量量的维度。维度的这一变化会略微增加涉及向量的计算量，但不会影响整体方法。不过，同步定位与建图和避障需要使用环境的三维表示。该三维表示需要笨重的传感器和计算开销巨大的建图算法。此外，用于规划的 A^* 算法（第5.1节）的三维实现会显著增加无人机机载系统的内存占用和计算负载。

增加重型传感器和更多计算能力会增大无人机的尺寸，使其



(a) uav1。　(b) uav2。

(c) uav3。　(d) uav4。

图15：真实世界实验中记录的无人机之间的相对距离。距离根据UVDAR直接定位系统的位置估计计算得出。阴影区域包含所有距离测量值，实线表示任意时刻这些测量值的平均值。

难以在障碍物密集环境（如森林）中运行。PACNav方法的二维实现足以解决许多实际场景中的导航问题（本文展示了其中一些场景），同时也具备实际可行性。因此，尚不清楚三维实现所需的额外计算负载和能量需求是否足以证明采用它是合理的。

7.2. 可扩展性

在没有障碍物的场景中，整个任务期间，大多数无人机之间都能保持稳定的视距。因此，每架无人机只需对其他无人机的运动作出响应。然而，在杂乱环境中，由于环境障碍物和其他无人机造成的遮挡，无人机之间经常会失去视距。因此，每架无人机可能只能利用局部信息（来自处于视距范围内的无人机）来选择目标。对于固定数量的已知情无人机，增加无信息无人机的数量意味着有若干架无人机无法与任何已知情无人机保持视距。这会对集群的集体导航产生不利影响。

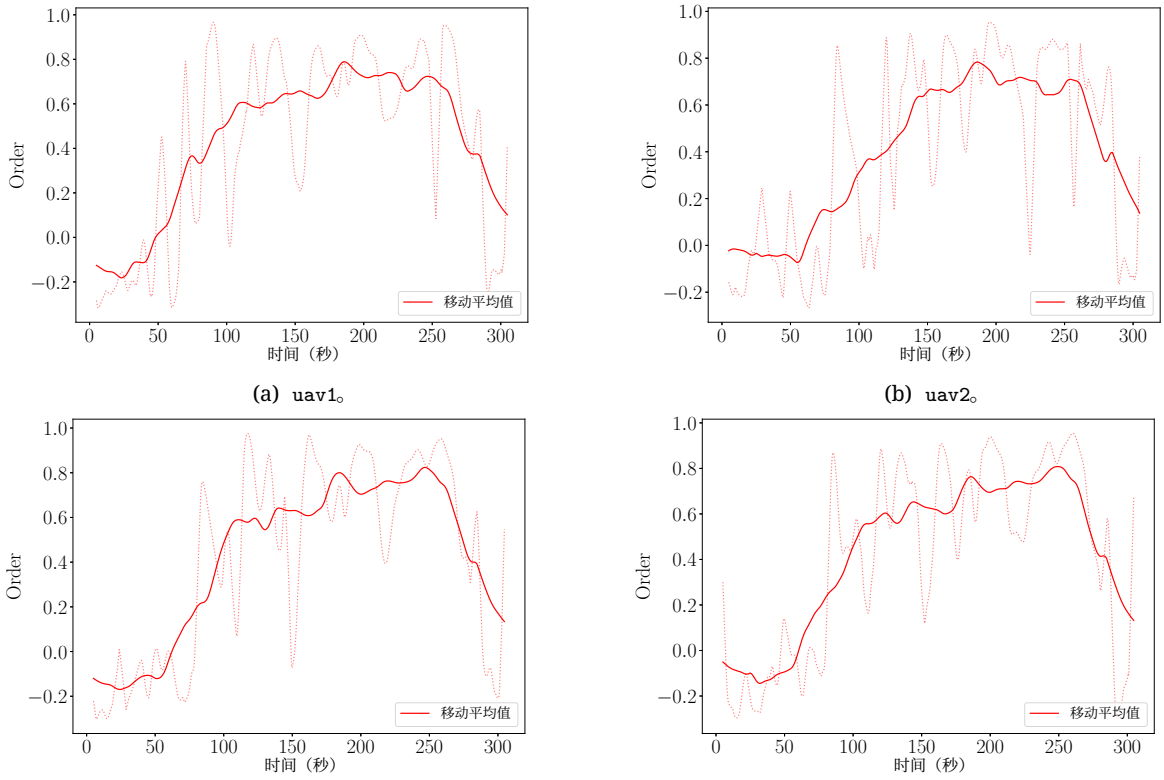
在我们的实验所模拟的森林中，当无人机群规模超过六架时，我们观察到集群会分裂成子群。由于部分无信息无人机丢失了目标，距离已知情无人机较远的无人机因而无法朝目标点移动，也就无法引导其他无信息无人机前往目标点。此外，由于没有合适的目标可供跟随，无信息无人机更容易陷入停滞或掉队。我们的实验表明，若集群中约有 60% 的无人机为已知情无人机，就可以避免分裂。

7.3. 设计参数

PACNAV方法的设计参数为 R^f、R^o K^n K^c K^m K^p 、、、、和 。在下一节中，我们将简要讨论这些参数的用途及其对PACNAV方法的影响。

- R^f 用于排除距离过近的潜在目标无人机。只有当第 i架无人机与第 j架无人机之间的距离大于 R^f时，前者才会将后者视为潜在目标。

  如果 R^f 过小，大多数靠近第 i架无人机的无人机都会被视为潜在目标。由于这些无人机彼此距离很近，它们的轨迹会受到避碰机制的显著影响，而该机制会增大无人机之间的距离。因此，无人机在跟随目标时所表现出的引导行为将不会出现。因此，在杂乱环境中，较小的R^f 可能导致目标无人机的选择频繁变化，因为避碰运动会使大多数潜在目标的路径持续性增强。



(a) uav1。　(b) uav2。

(c) uav3。　(d) uav4。

图16：真实世界实验期间无人机之间的记录顺序。虚线和实线分别表示记录顺序和简单移动平均。

这种快速变化会减缓集群的集体运动，因为无人机试图跟随避碰运动，而非已知情无人机的目标导向运动。

或者，如果 R^f 过大，那么第 i架无人机可能无法找到任何无人机作为潜在目标，算法也可能会失败。

- 参数 R^o 描述了对障碍物做出反应时的阈值距离（18）。

  如果 $R^o \to \infty$，无人机就会对周围的每一个障碍物做出反应。这些反应会减慢移动速度，因为无人机会不必要地尝试避开远处的障碍物。

  然而，如果 R^o 过小，无人机的视野就会变得狭窄。因此，无人机可能无法及时对周围的某些障碍物做出反应，从而导致碰撞。

- 参数 K^n 是知情无人机导航向量（15）的系数。

  当 K^n 较大时，知情无人机将以较高速度朝目标点移动，在杂乱环境中运行时，这可能导致其与其他无人机失去视距。高速运动还可能影响无人机避开障碍物碰撞时的稳定性。

  然而，当 K^n 过小时，无人机的移动速度会变慢，进而拖慢整个集群。

- 参数 K^c 是避碰向量**c** (20)的系数。 K^c 取值过小会导致无人机对障碍物的反应不足且迟缓，从而有发生碰撞的风险。 K^c 取值过大则会导致无人机在遇到障碍物时反应过于剧烈。在最糟糕的情况下（与 K^n的情况一样），这可能会对无人机的稳定性产生负面影响。

- K^m 在算法1中引入。当第 i架无人机与第 j架无人机失去视距超过 K^m 个时刻时，将从集合 $\mathcal{N}_i$中剔除第 j架无人机。

  当 K^m 的值较大时，无人机在失去视距后仍会在集合 $\mathcal{N}_i$ 中停留较长时间。因此，这些无人机的位置信息也会过时。由于导航向量取决于 $\mathcal{N}_i$中的无人机数量，第 i架无人机将根据过时的位置信息做出反应，这可能会给整个集群的集体运动造成不必要的延迟。

  相比之下，当 K^m 较小时，第 i架无人机一旦失去视距，就会立即移除其他无人机。由于环境中障碍物密布，视距丢失的情况会频繁发生。因此，在任意时间 k，第 i架无人机的 $\mathcal{N}_i$中都只会有少数无人机，从而减少了潜在目标的选择范围。结果是，较小的 K^m 可能会严重干扰目标选择过程，并导致不规则轨迹。

- K^p 在算法2中介绍。它决定

为每架无人机存储的路径历史长度。该长度对路径相似度（4）和路径持续性（6）度量指标至关重要。在非常短和非常长的时间尺度上，大多数无人机的运动都相似。由于这些度量指标是根据归一化的向量量计算的，多架无人机观测到的路径历史可能会得到相似的度量值。因此，当 K^p的值过小或过大时，这些度量指标无法反映路径信息，导致所选目标频繁变化。当一架无人机频繁切换目标无人机时，集群的整体运动可能会减慢。

8. 结论

本文介绍了 PACNav，这是一种新型仿生分散式方法，可引导无人机群以紧凑队形飞向预定目标点。与最先进的方法不同，本文提出的方法无需成员之间进行通信，也不需要全局定位系统。这种方法在要求严苛的现实条件下大有裨益：此时全局定位可能不可用或存在较大不确定性，而且集群规模过大，难以实现通信。在该方法中，每架无人机仅利用机载传感器获取的信息来确定其未来运动，从而模仿群体活动的动物的感觉器官。由此形成的分散式集群具有可扩展性，不受通信带宽和信息共享的限制。基于动物在自然界中的集体运动所推导出的度量指标设计的导航方法，可确保集群协调运动，并避免与环境及其他成员发生碰撞。在 Gazebo 机器人仿真器中开展的仿真实验，以及在天然森林中进行的真实飞行，验证了该方法的有效性。通过仿真进行的深入分析表明，该算法对于已知情无人机数量的变化以及森林中树木空间分布的不同情况均具有可靠性。为促进进一步研究并复现所得结果，我们将用于在无人机去中心化集群上部署该算法的软件框架作为开源软件提供‡。

致谢

本工作部分得到了捷克科学基金会（GAˇCR）研究项目20-10280S、欧盟地平线2020研究与创新计划AERIAL-CORE（资助协议编号871479）、CTU资助项目SGS20/174/OHK3/3T/13、阿联酋技术创新研究所个人独资有限责任公司以及OP VVV项目CZ.02.1.01/0.0/0.0/16 019/0000765“信息学研究中心”的支持。作者谨此感谢Daniel Heˇrt在实验设置方面提供的帮助。

ORCID

AfzalAhmad：0000-0002-5889-0320 Daniel Bonilla Licea：0000-0002-1057-816X Giuseppe Silano：0000-0002-5816-6002 Tom´aˇsB´aˇca：0000-0001-9648277 Martin Saska：0000-0001-7100-5816

参考文献

[1] Zhou X, Wen X, Wang Z, Gao Y, Li H, Wang Q, Yang T, Lu H, Cao Y, Xu C and Gao F 2022 野外微型飞行机器人集群 *Science Robotics* **7** eabm5954[2] Chung S, Paranjape A A, Dames P, Shen S and Kumar V 2018 *IEEE* 空中集群机器人学综述 –[3]H¨onig W, Preiss J A, Kumar T K S, Sukhatme G S and Ayanian N 2018 四旋翼集群的轨迹规划 *Transactions on Robotics* **34** 837–855 *IEEE Transactions on Robotics* **34** 856–869[4] Augugliaro F, Lupashin S, Hamer M, Male C, Hehn M, Mueller M W, Willmann J S, Gramazio F, Kohler M and D'Andrea R 2014 飞行组装建筑装置：利用飞行机器进行协同建造 *IEEE Control Systems Magazine* **34** 46– 64[5]Elmokadem T 2019 面向精准农业的四旋翼多无人机系统分布式覆盖控制 *IFAC-PapersOnLine* vol 52 pp 251–256[6] McGuire K N, De Wagter C, Tuyls K, Kappen H J and de Croon G C H E 2019 用于探索未知环境的微型飞行机器人集群最简导航方案 *Science Robotics* **4** eaaw9710[7] Tagliabue A, Kamel M, Siegwart R and Nieto J 2019 多个微型飞行器的鲁棒协同物体运输 *The International Journal of Robotics Research* **38** 1020–1044 –[8] Inada Y and Takanobu H 2010 基于生物体集体运动控制的航空器飞行编队控制 *IFAC-PapersOnLine* vol 43 pp 386–391[9] Novak F, Walter V, Petr´aˇcek P, B´aˇca T and Saska M 2021 自定位无人驾驶飞行器集群中的快速集体规避 *Bioinspiration & Biomimetics*16 026009[10]Chamseddine A, Zhang Y and Rabbath C A 2012 四旋翼无人驾驶飞行器容错编队飞行控制的轨迹规划与重规划 *America Control Conference* pp 3291–3296[11]Petr´aˇcek P, Kr´atk´y V and Saska M 2020 Dronument：用于在大型历史纪念建筑黑暗区域可靠部署微型飞行器的系统 *IEEE IEEE Robotics and Automation Letters* **5** 2078–2085 –[12] Nagy M, ´Akos Z, Biro D and Vicsek T 2010 鸽群中的层级群体动力学 *Nature* **464** 890–893 –[13] 2007 *Nature* **445** 715–715 Couzin I 集体思维 –[14] Yomosa M, Mizuguchi T, V´as´arhelyi G and Nagy M 2015 鸽群中的协调行为 *Plos one* **10**e0140558 [15] Reynolds C W 1987 群、群体与鱼群：一种分布式行为模型 *Proceedings of the 14th Annual Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques* 21–25–34 vol pp – [16]Olfati-Saber R 2006 多智能体动态系统的群集：算法与理论 *IEEE Transactions on Automatic Control* **51** 401–420 –[17] Cheng H, Zhu Q, Liu Z, Xu T and Lin L 2017 基于ORCA和模型预测控制的多个智能体分散式导航 *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems* 3446–3451 pp –

[18] Zhou X, Zhu J, Zhou H, Xu C and Gao F 2021 EGO-Swarm：杂乱环境中的全自主分散式四旋翼集群系统 *IEEE International Conference on Robotics and Automation* pp 4101–4107[19] V´as´arhelyi G, Vir´agh C, Somorjai G, Nepusz T, Eiben A E and Vicsek T 2018 受限环境中自主无人机的优化群集飞行 *Science Robotics* **3**[20] Ahmad A, Walter V, Petracek P, Petrlik M, Baca T, Zaitlik D and Saska M 2021 GNSS拒止环境中具有高障碍物密度的自主空中集群 *IEEE International Conference on Robotics and Automation* 570 576 pp –

[21] Dmytruk A, Nascimento T, Ahmad A, B´a˘ca T and Saska M 2021 GNSS拒止环境中的安全、严格约束无人机群集 *International Conference on Unmanned Aircraft Systems* 1391 1399 pp –[22] Petr´a˘cek P, Kr´atk´y V, Petrl´ık M, B´a˘ca T, Kratochv´ıl R and Saska M 2021 无人机对洞穴环境的大规模探索 *IEEE Robotics and Automation Letters* **6** 7596 7603 –[23] Wang Q, Chen M and Li X 2017 利用流形学习量化和检测集体运动 *Conference on Artificial Intelligence* 4292 4298 pp –[24] Anam T, Jari B, Mohammad-Hashem H, Hannu T T and Juha P 2019 无人驾驶飞行器集群——综述 *Journal of Industrial Information Integration* **16**100106[25] Karthik E and Spring B 2019 群体机器人学中的平均场模型：综述 *Bioinspiration & Biomimetics* **15**015001[26]Verginis C K, Xu Z and Dimarogonas D V 2017 在高层级目标约束下，具有避碰功能的无人机团队分散式运动规划 *IEEE International Conference on Robotics and Automation* pp 781–787[27] Cotsakis R, St-Onge D and Beltrame G 2019 使用微型无人机协同运输织物 *IEEE International Conference on Robotics and Automation* 7734 7740 pp –[28] Kushleyev A, Mellinger D, Powers C and Kumar V 2013 迈向灵活微型四旋翼飞行器集群 *Autonomous Robots* **35** 287–300[29] Schilling F, Schiano F and Floreano D 2021 室外环境中基于视觉的无人机群集飞行 *IEEE Robotics and Automation Letters* **6** 2954 2961 –[30] Dai F, Chen M, Wei X and Wang H 2019 受群体智能启发的无人机网络自主群集飞行控制 *IEEE Access* **7** 61786–61796[31] Weinstein A, Cho A, Loianno G and Kumar V 2018 视觉惯性里程计集群：由基于视觉的四旋翼飞行器组成的自主集群 *IEEE Robotics and Automation Letters* **3** 1801 1807 –[32] Petr´a˘cek P, Walter V, B´a˘ca T and Saska M 2020 受生物启发的紧凑型无人驾驶飞行器集群，无需通信和外部定位 *Bioinspiration & Biomimetics* **16** 026009[33] Walter V, Staub N, Saska M and Franchi A 2018 基于闪烁紫外标记和三维时空霍夫变换的无人机相互定位 *IEEE 14th International Conference on Automation Science and Engineering* 298 303 pp –[34] Walter V, Staub N, Franchi A and Saska M 2019 用于视觉相对定位的UVDAR系统及其在多旋翼无人机领航者—跟随者编队中的应用 *IEEE Robotics and Automation Letters* **4** 2637– 2644[35] Vrba M and Saska M 2020 使用卷积神经网络进行无标记微型飞行器检测与定位 *IEEE Robotics and Automation Letters* **5** 2459–2466[36] Horyna J、Walter V 和 Saska M，2022，UVDAR-COM：采用集成光通信的无人机紫外线相对定位 *International Conference on Unmanned Aircraft Systems* 1341 1347 页码 –[37] Kohlbrecher S、von Stryk O、Meyer J 和 Klingauf U，2011，一种灵活且可扩展的SLAM系统，具备完整的三维运动估计 *IEEE International Symposium on Safety, Security and Rescue Robotics* 155 160 ，页码 –[38] Hart P E、Nilsson N J 和 Raphael B，1968，最小成本路径启发式确定的形式化基础 *IEEE Transactions on Systems Science and Cybernetics* **4** 100 107 –[39] Ma L、Bao W、Zhu X、Wu M、Wang Y、Ling Y 和 Zhou W，2020，O-Flocking：用于机器人集群自主导航的优化群集模型 *Advances in Swarm Intelligence* 628 639 页码 –[40] Koenig N 和 Howard A，2004，Gazebo（一种开源多机器人仿真器）的设计与使用范式 *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems* 2149 2154 页码 –[41]Silano G、Oppido P 和 Iannelli L，2019，软件在环仿真助力飞行控制系统设计：四旋翼飞行器案例研究 *IEEE International Conference on Systems Man and Cybernetics* 466 ，页码 –471[42] Soria E 、 Schiano F 和 Floreano D，2020，SwarmLab：一种 Matlab 无人机集群仿真器 *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems* 8005 页码 –8011[43]Baca T、Petrlik M、Vrba M、Spurny V、Penicka R、Hert D 和 Saska M，2021，MRS无人机系统：以自主无人驾驶飞行器推动可复现研究、真实世界部署和教育的前沿 *Journal of Intelligent & Robotic Systems* **102** 1 28 –[44] Hert D、Baca T、Petracek P、Kratky V、Spurny V、Petrilik M、Matous V、Zaitlik D、Stoudek P、Walter V、Stepan P、Horyna J、Ptrizl V、Silano G、Bonilla Licea D、Stibinger P、Penicka R、Nascimento T 和 Saska M，2022，MRS模块化无人机硬件平台，支持真实世界的室内外环境研究 *International Conference on Unmanned Aircraft Systems* 1303 1312 页码 –[45] Pritzl V、Vrba M、Stepan P 和 Saska M，2022，伴随无人机利用三维激光雷达相对定位对微型飞行器进行协同导航与制导 *International Conference on Unmanned Aircraft Systems* 517 526 页码 –