



Aug. 05-07, 2022, Harbin, China

ICGNC 2022 International Conference on Guidance, Navigation and Control

Cooperative Situation Awareness of Multi-UAVs based on Multi-sensor Information Fusion

Authors: Zirui Liao, Shaoping Wang, Jian Shi, Zhenkun Li, and Muhammad Baber Sial

Organization: School of Automation Science and Electrical Engineering, Beihang University, Beijing, China



目录 CONTENTS

- 一、研究背景与意义
- 二、国内外研究发展概况
- 三、基于D-S证据理论的协同态势感知
- 四、算例分析与讨论
- 五、结论与展望

- 中国正面临日益增长的空天威胁。某些西方大国，提出了“全球公域”概念，并确立“保持进入全球公域，促进全球公域安全，确保可持续地使用全球公域资源”的战略目标，意欲**掌控空天霸权**。
- **无人驾驶空中飞行器**(Unmanned Aerial Vehicle, UAV)在军事和民用领域得到广泛应用，是建设空天强国和捍卫国家主权完整所必不可少的。
- 随着现代信息化的普及和提升，以及战争武器的迅猛发展，传统的单一飞行器作战模式已经**无法满足**现代信息化战争的空战任务需求。



目标跟踪



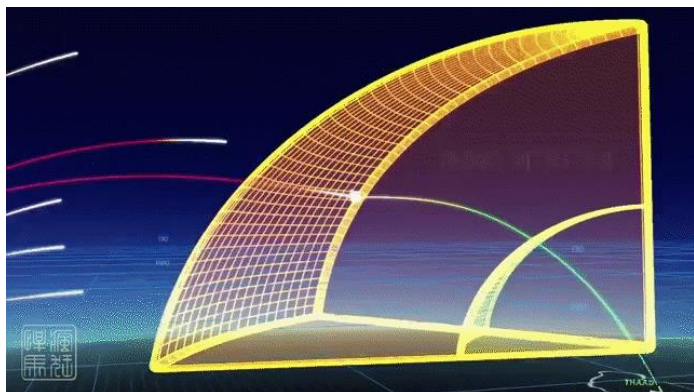
协同作战



编队协同

在未来复杂多变的动态战场环境中，单架无人机执行侦察、探测等任务时功能局限，效率低下！

- 多无人机通过共享情报信息，随时保持对集群中其他**无人机位置、状态的共享**，可以更为全面地获得**敌方的威胁信息和战场的态势**。
- 相比于单架无人机，多无人机编队在执行探测任务时，可以通过对轨迹的合理规划与重规划实现障碍物规避，**提高任务成功率**。
- 若某架无人机在执行任务的过程中发生故障，可以通过拓扑和编队重构来保证编队中**剩余无人机的任务执行能力**。



协同打击



态势感知



协同突防

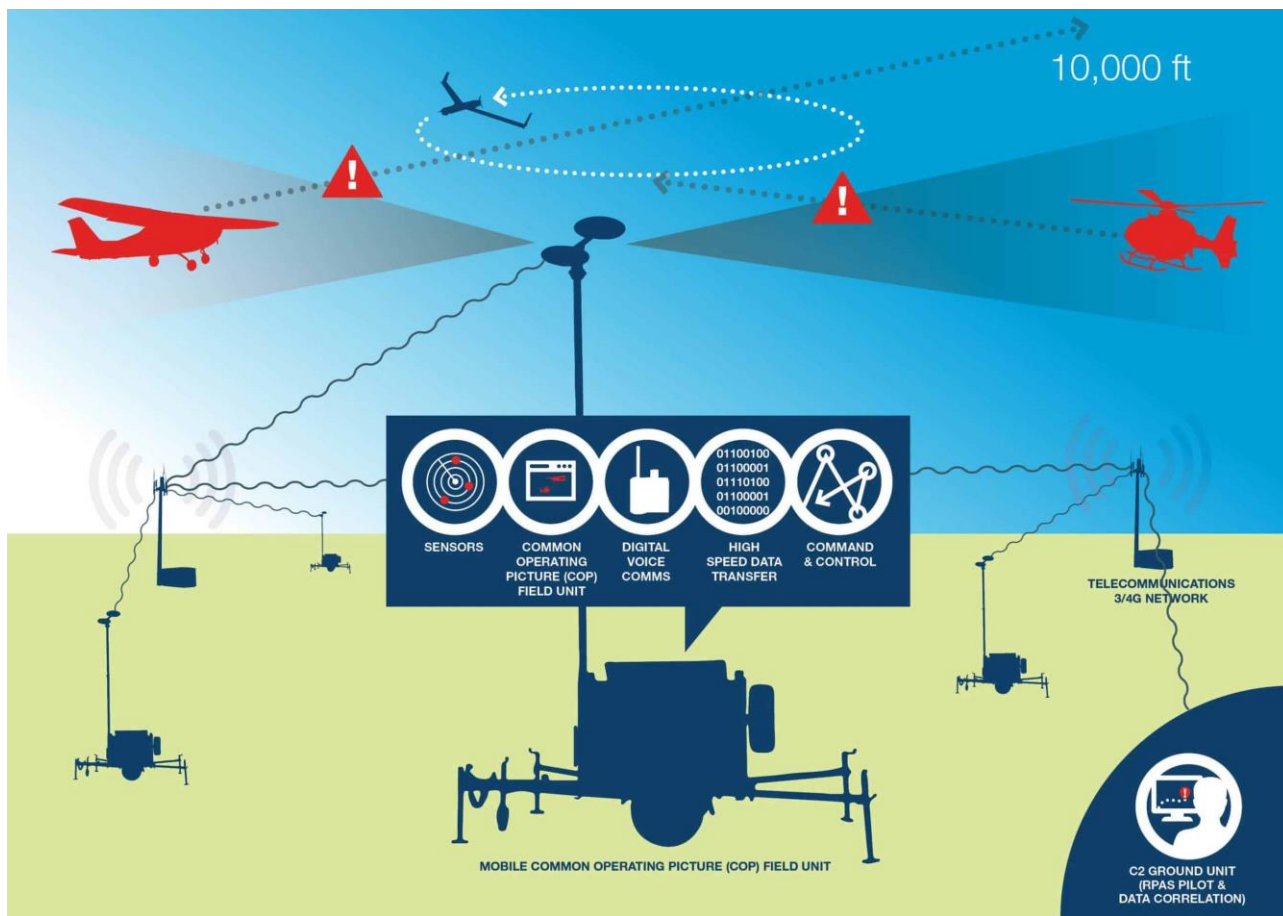
现代战场环境中充满欺骗性和不确定性，多无人机协同势感知的实现绝非易事！

目录 CONTENTS

- 一、研究背景与意义
- 二、国内外研究发展概况
- 三、基于D-S证据理论的协同态势感知
- 四、算例分析与讨论
- 五、结论与展望

二、国内外研究现状

➤ 态势感知技术简介



无人机态势感知示意图

态势感知定义：在一定时间和空间范围内对环境中的元素进行感知，并对其未来运动进行预测。

态势感知目标：支持多无人机编队的进一步决策，提高任务执行效率。

态势感知要求：所有无人机获得的信息应尽可能与真实信息保持一致。

多无人机编队态势感知现状：单一信息源已无法满足任务需求，而**多源信息融合技术**能够处理不同信息源的数据，并**按照一定规则组合这些数据**，做出全方面、高效率、准确合理的判断和决策，从而实现对**任务态势的准确感知**。

二、国内外研究现状

➤ 多源信息融合技术研究回顾

基于信息融合系统中数据抽象层次的信息融合方法划分

数据级融合	特征级融合	决策级融合
直接对来自同一类别的数据源的原始的监测数据进行融合，然后进行特征数据提取，最后进行识别判断。	每个数据源把自身的监测数据进行特征提取，然后提交给融合中心进行融合处理，最后给出属性判决结果。	每个数据源独自完成对监测数据行特征提取、识别，接着把识别结果提交融合处理中心，根据识别情况进行最终决策。
加权均值法等	聚类法、K 阶最近邻算法等	贝叶斯估计、D-S 证据理论等
信息处理量大，损失量小，但容错能力差，对运算能力要求高，且数据存在不完整、易出现偏差、不稳定的特点。	兼顾了数据级和决策级融合的特点，通信传输量减少，但相较数据级融合更易丢失部分信息，导致数据精度降低。	可以对不同类型的数据源进行融合，融合时信息处理量小，实时性高，容错和抗干扰能力强，但信息丢失略为严重。

不同级别信息融合方式各有利弊，需根据实际工况需求进行选取。本文基于多无人机态势感知背景，实时性要求较高，故拟采用决策级融合方法对机载传感器获取信息进行信息融合，从而实现对态势的准确感知。

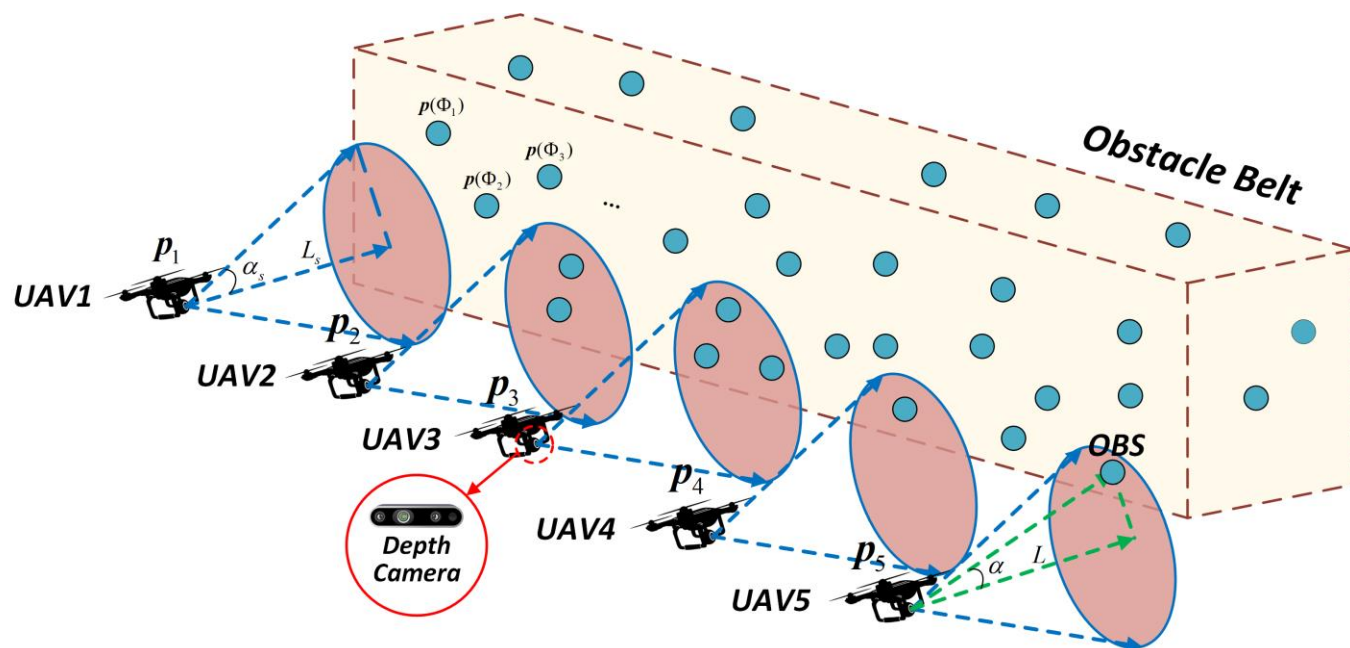
目录 CONTENTS

- 一、研究背景与意义
- 二、国内外研究发展概况
- 三、基于D-S证据理论的协同态势感知
- 四、算例分析与讨论
- 五、结论与展望

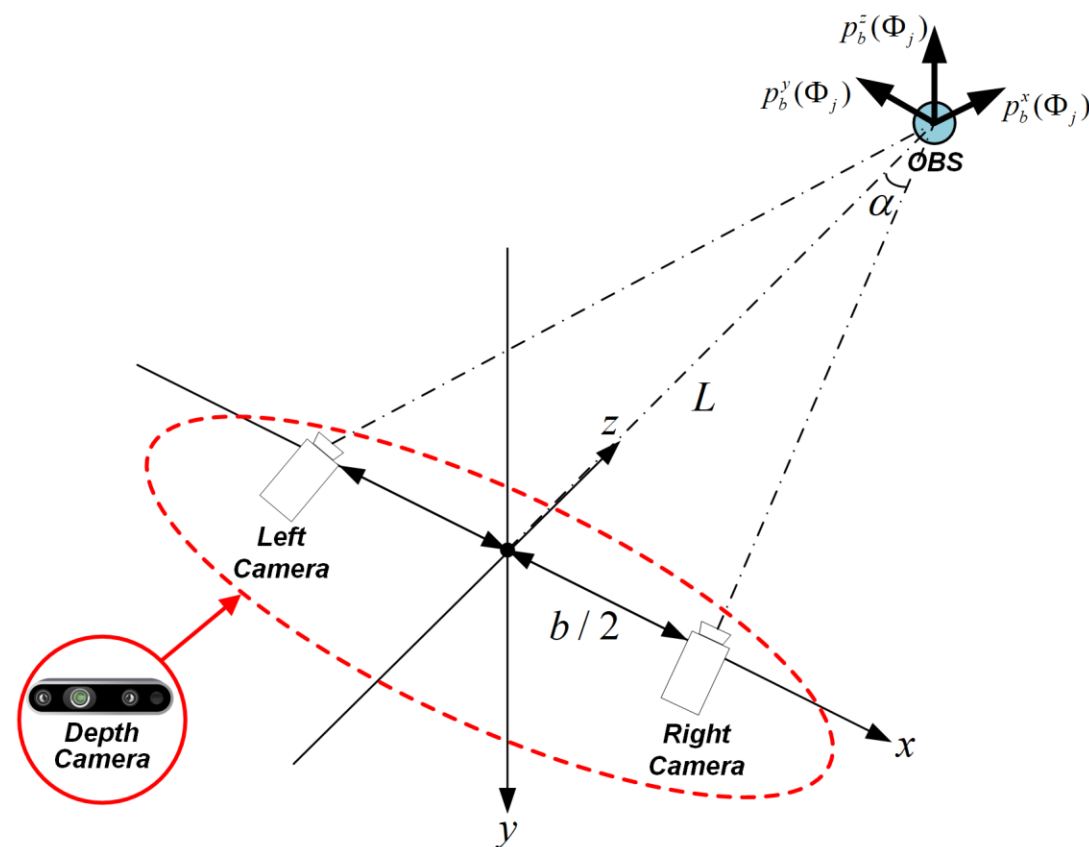
三、基于D-S证据理论的协同态势感知



➤ 协同态势感知场景想定



多无人机协同态势感知场景想定图



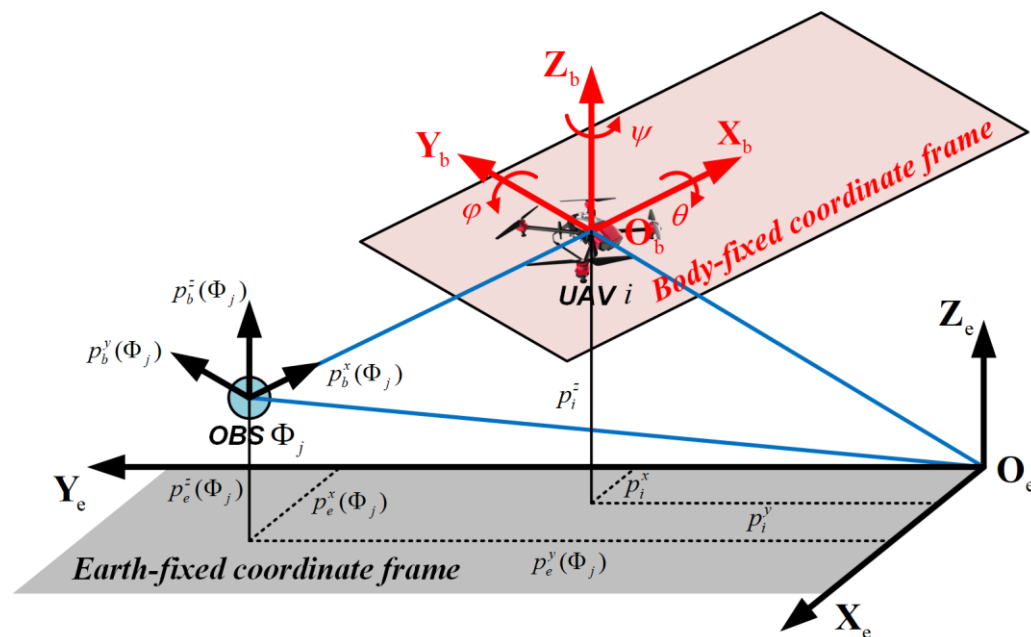
深度相机探测障碍物示意图

考虑一搭载深度相机的无人机集群在向前飞行过程中遇到一分布着多个未知障碍物的三维障碍带，并假设所有无人机分布在同一平面。由于机载深度相机探测能力受限及不确定性的存在，每架无人机只能获取关于障碍带的局部信息。因此，为实现协同态势感知，需通过多源信息融合技术融合单无人机的不确定信息。

三、基于D-S证据理论的协同态势感知



➤ 坐标系定义



机体和大地坐标系示意图

参考坐标系

- ◆ 机体坐标系: $O_b - X_b Y_b Z_b$
- ◆ 大地坐标系: $O_e - X_e Y_e Z_e$

无人机与障碍物初始信息

- ◆ 无人机 i 在大地坐标系下的坐标:

$$p_i = [p_i^x, p_i^y, p_i^z]^T \in \mathbf{R}^3$$

- ◆ 障碍物 Φ_j 在机体坐标系下的坐标:

$$p_b(\Phi_j) = [p_b^x(\Phi_j), p_b^y(\Phi_j), p_b^z(\Phi_j)]^T \in \mathbf{R}^3$$

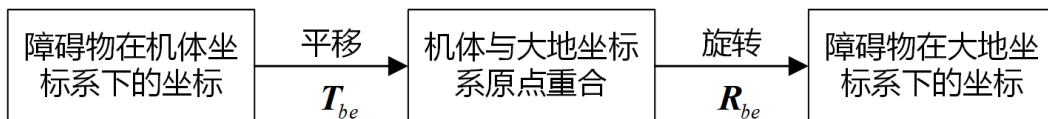
- ◆ 障碍物 Φ_j 在大地坐标系下的坐标:

$$p_e(\Phi_j) = [p_e^x(\Phi_j), p_e^y(\Phi_j), p_e^z(\Phi_j)]^T \in \mathbf{R}^3$$

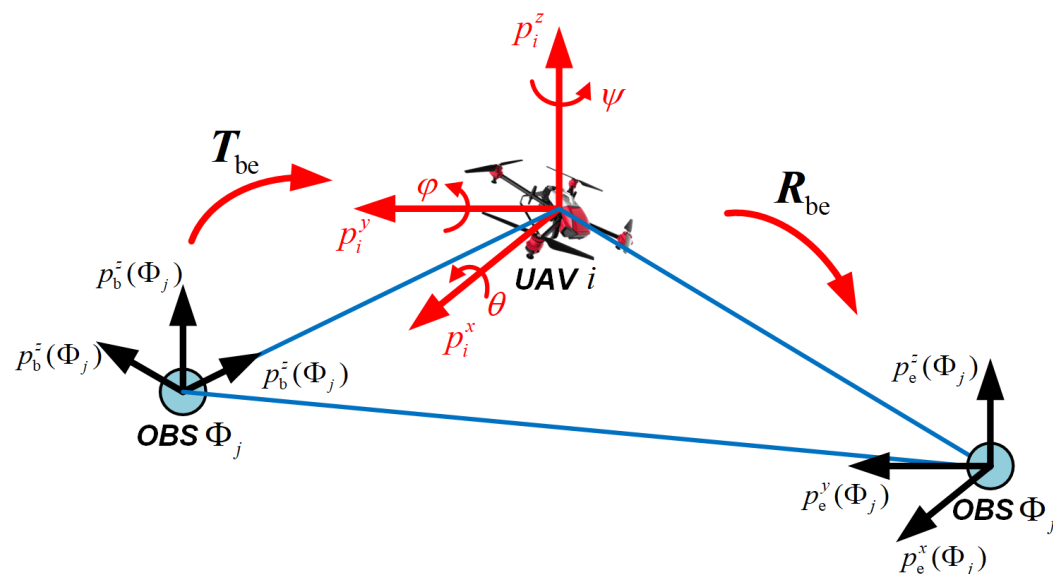
- ◆ 无人机 i 姿态角集合

$$\delta_i = [\theta_i, \phi_i, \psi_i]^T \in \mathbf{R}^3$$

➤ 坐标转换



坐标转换过程



坐标转换示意图

坐标转换相关信息

◆ 平移矢量:

$$T_{be} = p_b(\Phi_j) + p_i$$

◆ 旋转矩阵:

$$R_{be} = R_\psi \cdot R_\theta \cdot R_\phi = \begin{bmatrix} \cos \psi & -\sin \psi & 0 \\ \sin \psi & \cos \psi & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cos \theta & 0 & \sin \theta \\ 0 & 1 & 0 \\ -\sin \theta & 0 & \cos \theta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos \phi & -\sin \phi \\ 0 & \sin \phi & \cos \phi \end{bmatrix}$$

$$= \begin{bmatrix} \cos \psi \cos \theta & \cos \psi \sin \theta \sin \phi - \sin \psi \cos \phi & \cos \psi \sin \theta \cos \phi + \sin \psi \sin \phi \\ \sin \psi \cos \theta & \sin \psi \sin \theta \sin \phi + \cos \psi \cos \phi & \sin \psi \sin \theta \cos \phi - \cos \psi \sin \phi \\ -\sin \theta & \cos \theta \sin \phi & \cos \theta \cos \phi \end{bmatrix}$$

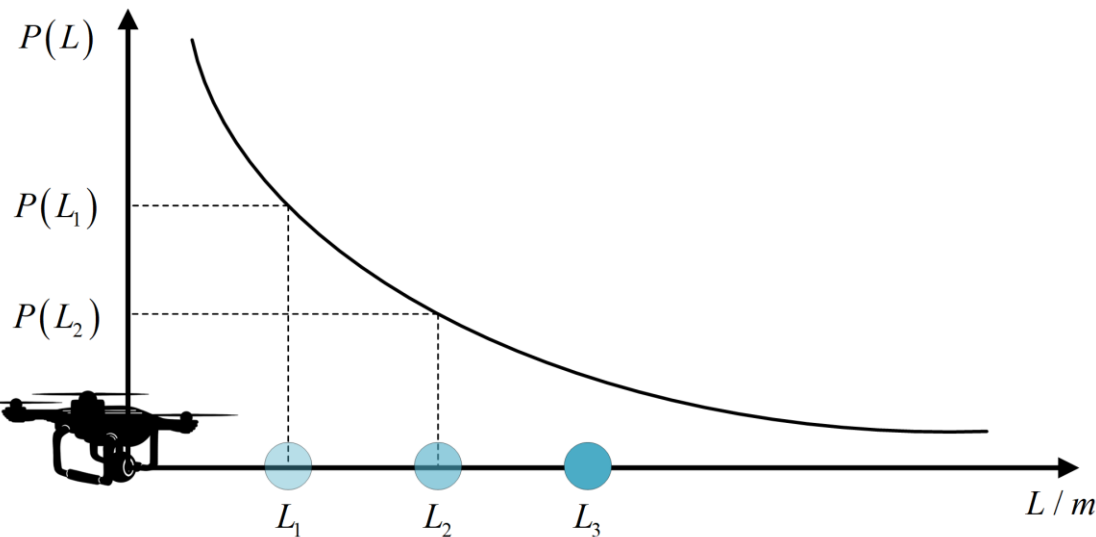
◆ 坐标转换式:

$$p_e(\Phi_j) = [p_b(\Phi_j) + p_i] \cdot R_{be}$$

三、基于D-S证据理论的协同态势感知

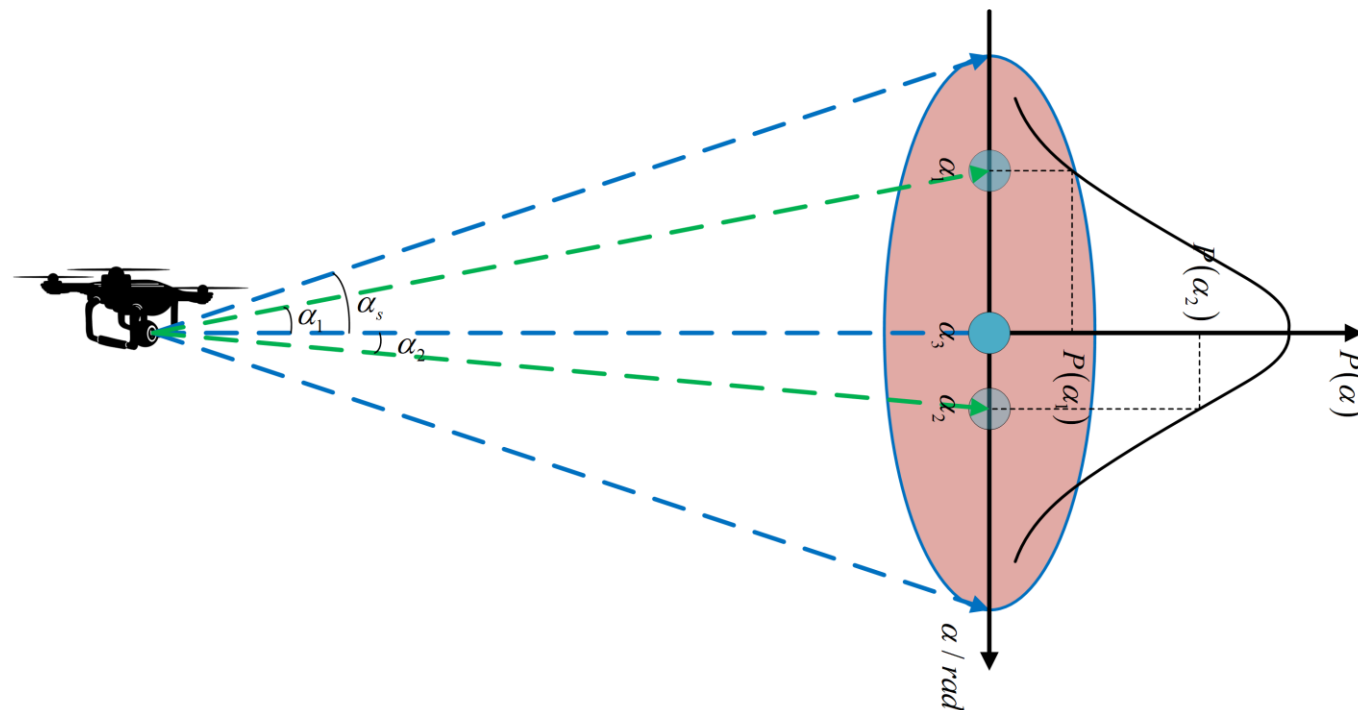


➤ 传感器不确定性建模



探测准确度与视距关系

$$f(L) = \lambda e^{-\lambda L}$$



探测准确度与视角关系

$$f(\alpha) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{\frac{-\alpha^2}{2\sigma^2}}$$

总探测
准确度

$$P_A(L, \alpha) = \sqrt{2\pi} \frac{\sigma}{\lambda} * \lambda e^{-\lambda L} * \frac{e^{\frac{-\alpha^2}{2\sigma^2}}}{\sigma\sqrt{2\pi}} * \delta(L, \alpha) = e^{\frac{-\alpha^2}{2\sigma^2} - \lambda L} * \delta(L, \alpha)$$

阶跃函数

➤ D-S证据理论框架

证据理论三要素：

◆ 辨识框架 (Discernment Frame)

由 n 个独立，完备且排它的元素 $\Phi_1, \Phi_2, \dots, \Phi_n$ 组成的集合被定义为辨识框架 Θ ，其幂集 2^Θ 包含了辨识框架内所有子集，可表示为：
 $2^\Theta = \{\emptyset, \{\Phi_1\}, \{\Phi_2\}, \dots, \{\Phi_n\}, \{\Phi_1 \cup \Phi_2\}, \{\Phi_1 \cup \Phi_3\}, \dots, \Theta\}$

◆ 基本信度分配函数 (Basic Probability Assignment, BPA)

基本信度分配函数用于描述不确定性和未知性，其刻画了证据对命题的支持程度。基本信度分配函数需满足以下三个条件：

$$m(\emptyset) = 0; m(\Phi) \geq 0; \sum_{\Phi \in 2^\Theta} m(\Phi) = 1$$

◆ 融合规则 (Fusion Rule)

在确定辨识框架和后，可以通过Dempster融合规则对多个独立的BPA集进行信息融合：

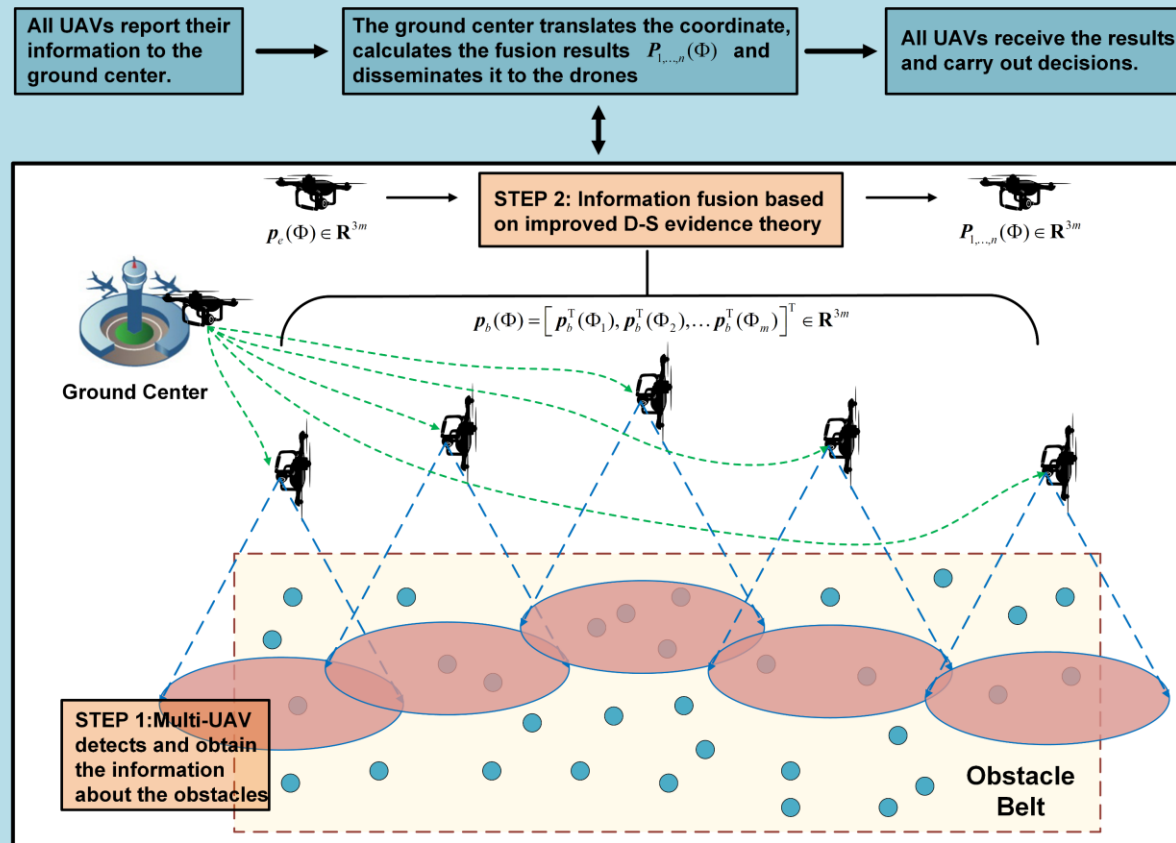
$$\left\{ \begin{array}{l} \forall \Phi \subset \Theta, \Phi \neq \emptyset, \Phi_1, \Phi_2, \dots, \Phi_n \subset \Theta \\ m(\Phi) = k \sum_{\substack{\Phi_1, \Phi_2, \dots, \Phi_n \subset \Theta \\ \Phi_1 \cap \Phi_2 \cap \dots \cap \Phi_n = \Phi}} m_1(\Phi_1) m_2(\Phi_2) \dots m_n(\Phi_n) \\ k = \left(1 - \sum_{\substack{\Phi_1, \Phi_2, \dots, \Phi_n \subset \Theta \\ \Phi_1 \cap \Phi_2 \cap \dots \cap \Phi_n = \emptyset}} m_1(\Phi_1) m_2(\Phi_2) \dots m_n(\Phi_n) \right)^{-1} \end{array} \right.$$

其中 k 为冲突系数，描述了不同证据间的冲突程度。

三、基于D-S证据理论的协同态势感知



➤ 基于D-S证据理论的协同态势感知



多无人机协同态势感知任务示意图

◆ 步骤一

多无人机编队向前飞行，探测并获取障碍内障碍物信息（**障碍物三维坐标，探测准确度**），随后报告给地面中心。

◆ 步骤二

地面中心进行坐标转换，并基于D-S证据理论进行**多源信息融合**，将信息融合结果发布给各无人机，便于后续的控制和避障等决策的执行，同时实现**协同态势感知**。

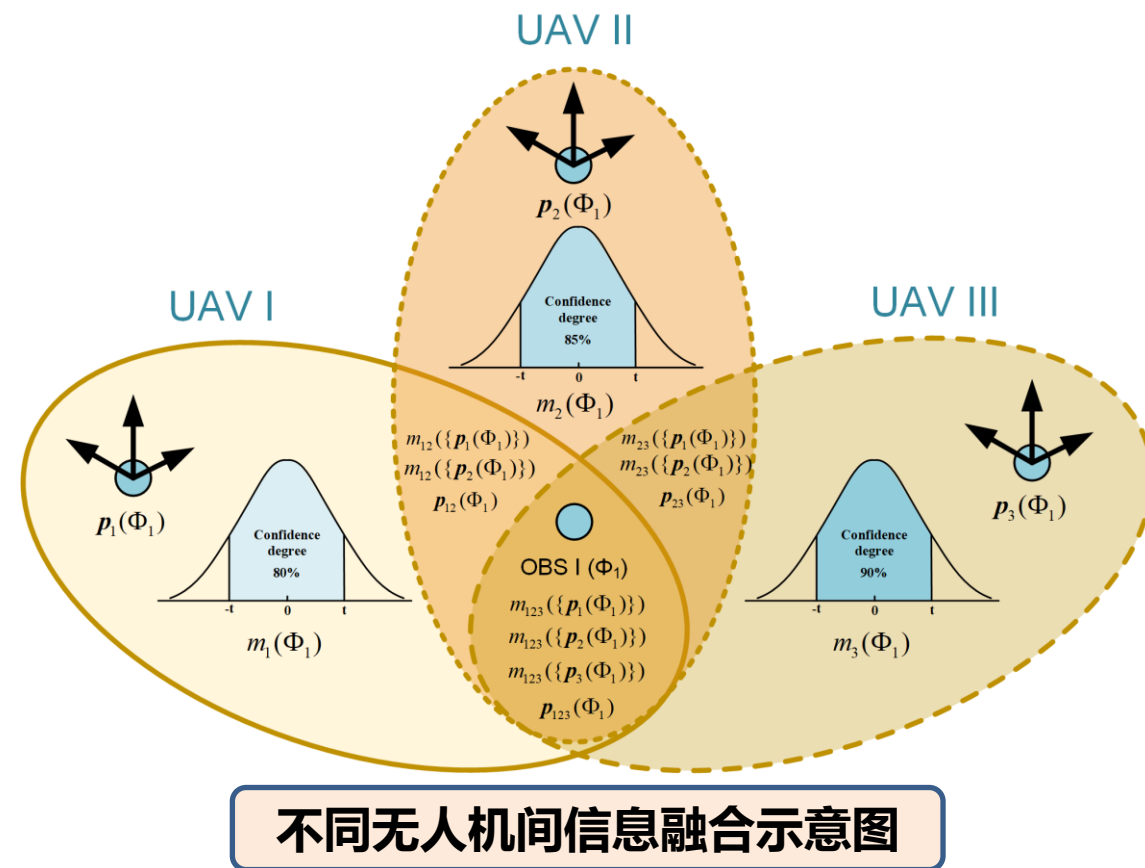
三、基于D-S证据理论的协同态势感知



➤ 多无人机间协同态势感知

**融合探测
准确度**

$$\left\{ \begin{aligned} m_{123}(\{p_1(\Phi_1)\}) &= \frac{1}{k} \cdot \sum_{A \cap B \cap C = p_1(\Phi_1)} m_1(A)m_2(B)m_3(C) \\ &= \frac{1}{k} \cdot \{m_1(\Phi_1) \cdot [1 - m_2(\Phi_1)] \cdot [1 - m_3(\Phi_1)]\} \\ m_{123}(\{p_2(\Phi_1)\}) &= \frac{1}{k} \cdot \sum_{A \cap B \cap C = p_2(\Phi_1)} m_1(A)m_2(B)m_3(C) \\ &= \frac{1}{k} \cdot \{[1 - m_1(\Phi_1)] \cdot m_2(\Phi_1) \cdot [1 - m_3(\Phi_1)]\} \\ m_{123}(\{p_3(\Phi_1)\}) &= \frac{1}{k} \cdot \sum_{A \cap B \cap C = p_3(\Phi_1)} m_1(A)m_2(B)m_3(C) \\ &= \frac{1}{k} \cdot \{[1 - m_1(\Phi_1)] \cdot [1 - m_2(\Phi_1)] \cdot m_3(\Phi_1)\} \end{aligned} \right.$$



**矛盾
系数**

$$k = \sum_{A \cap B \cap C \neq \emptyset} m_1(A)m_2(B)m_3(C) = m_1(\Phi_1) \cdot [1 - m_2(\Phi_1)] \cdot [1 - m_3(\Phi_1)] \\ + [1 - m_1(\Phi_1)] \cdot m_2(\Phi_1) \cdot [1 - m_3(\Phi_1)] + [1 - m_1(\Phi_1)] \cdot [1 - m_2(\Phi_1)] \cdot m_3(\Phi_1)$$

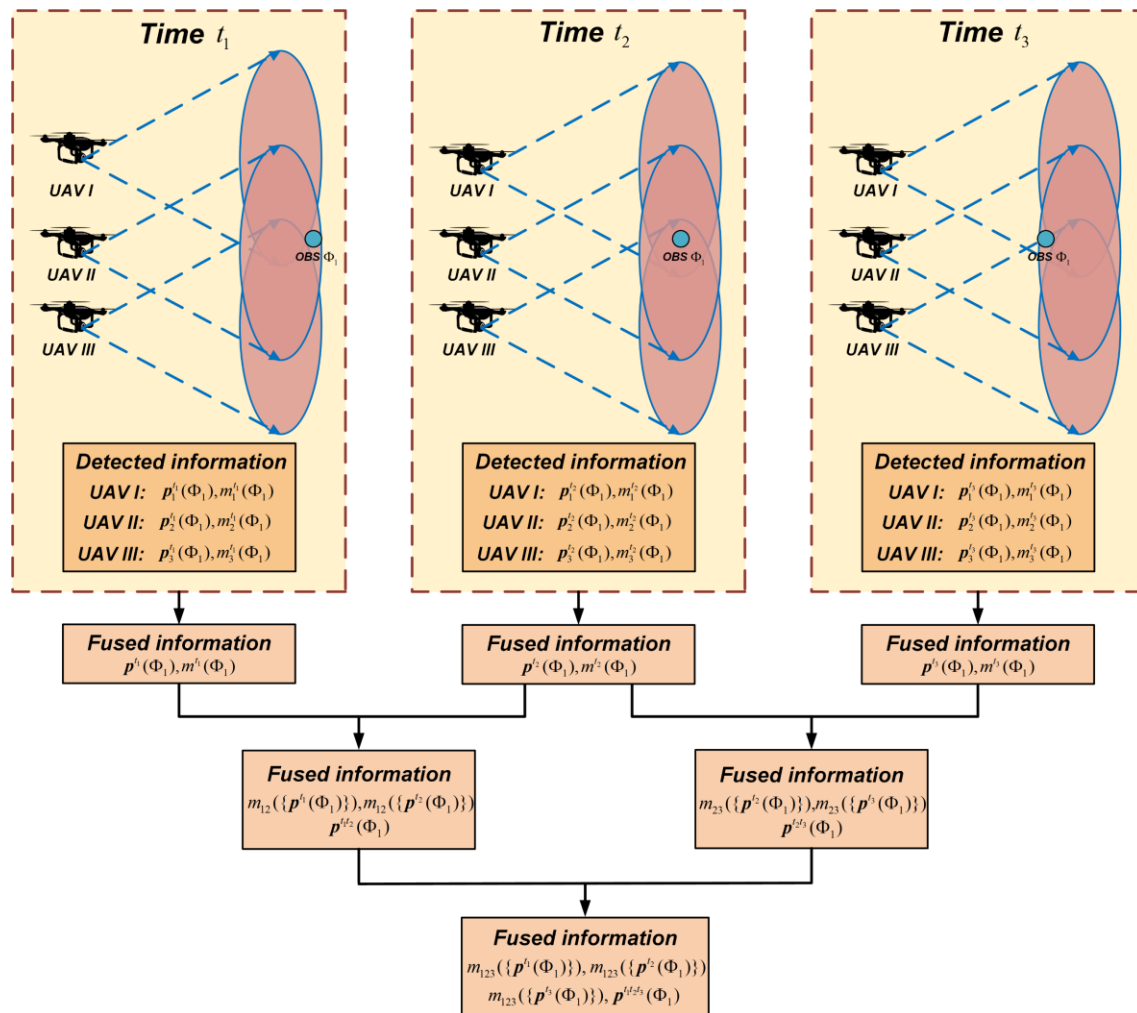
**融合
坐标**

$$P_{123}(\Phi_1) = \sum_{i=1}^3 \frac{m_{123}(\{p_i(\Phi_1)\}) \cdot p_i(\Phi_1)}{m_{123}(\{p_i(\Phi_1)\})}$$

三、基于D-S证据理论的协同态势感知



不同时刻下协同态势感知



不同时刻下信息融合示意图

融合探测
准确度

$$\left\{ \begin{aligned} m^{t_1 t_2 t_3}(\{p^1(\Phi_1)\}) &= \frac{1}{k} \cdot \sum_{A \cap B \cap C = p^1(\Phi_1)} m_1(A) m_2(B) m_3(C) \\ &= \frac{1}{k} \cdot \{m^1(\Phi_1) \cdot [1 - m^2(\Phi_1)] \cdot [1 - m^3(\Phi_1)]\} \\ m^{t_1 t_2 t_3}(\{p^2(\Phi_1)\}) &= \frac{1}{k} \cdot \sum_{A \cap B \cap C = p^2(\Phi_1)} m_1(A) m_2(B) m_3(C) \\ &= \frac{1}{k} \cdot \{[1 - m^1(\Phi_1)] \cdot m^2(\Phi_1) \cdot [1 - m^3(\Phi_1)]\} \\ m^{t_1 t_2 t_3}(\{p^3(\Phi_1)\}) &= \frac{1}{k} \cdot \sum_{A \cap B \cap C = p^3(\Phi_1)} m_1(A) m_2(B) m_3(C) \\ &= \frac{1}{k} \cdot \{[1 - m^1(\Phi_1)] \cdot [1 - m^2(\Phi_1)] \cdot m^3(\Phi_1)\} \end{aligned} \right.$$

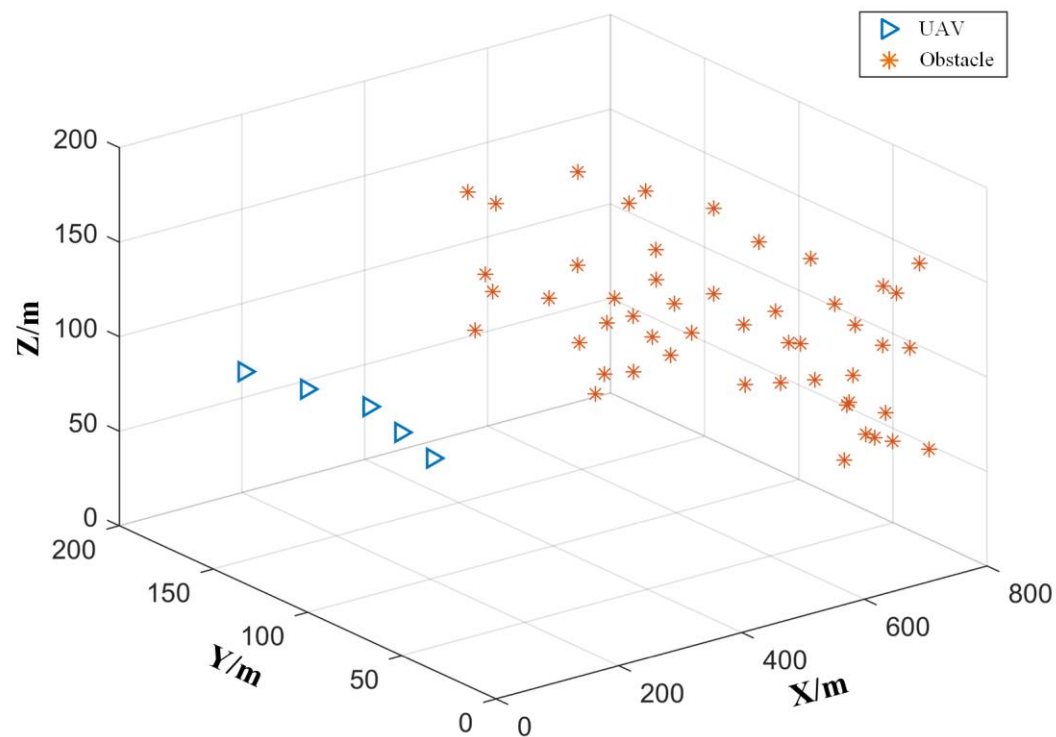
融合坐标

$$P_{123}(\Phi_1) = \sum_{i=1}^3 \frac{m_{123}(\{p_i(\Phi_1)\}) \cdot p_i(\Phi_1)}{m_{123}(\{p_i(\Phi_1)\})}$$

目录 CONTENTS

- 一、研究背景与意义
- 二、国内外研究发展概况
- 三、基于D-S证据理论的协同态势感知
- 四、算例分析与讨论
- 五、结论

➤ 定队形下的仿真结果



无人机与障碍物分布图

参数设置:

在 $300 \times 200 \times 100\text{m}$ 空间内随机生成50个障碍

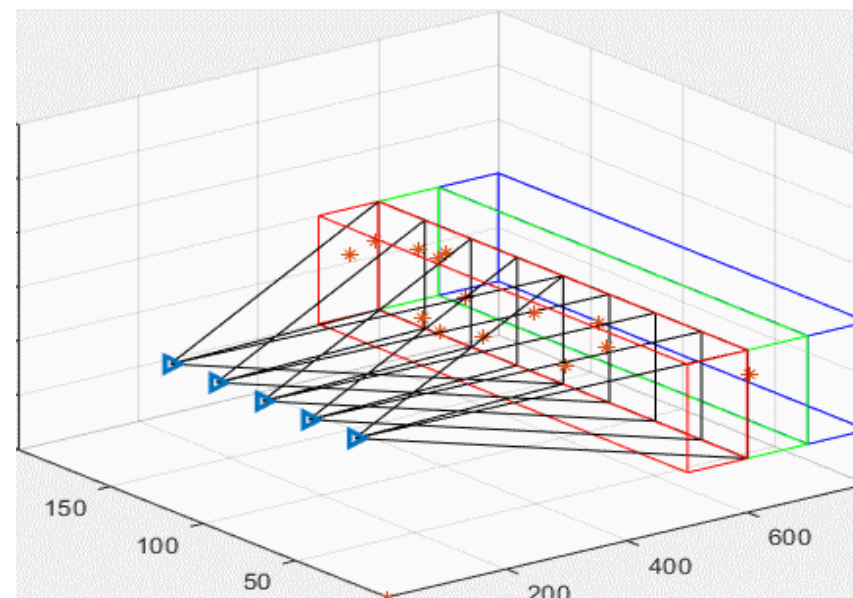
智能体数目: 5

智能体的速度为, 方向沿 X 轴正向

视距: 550m

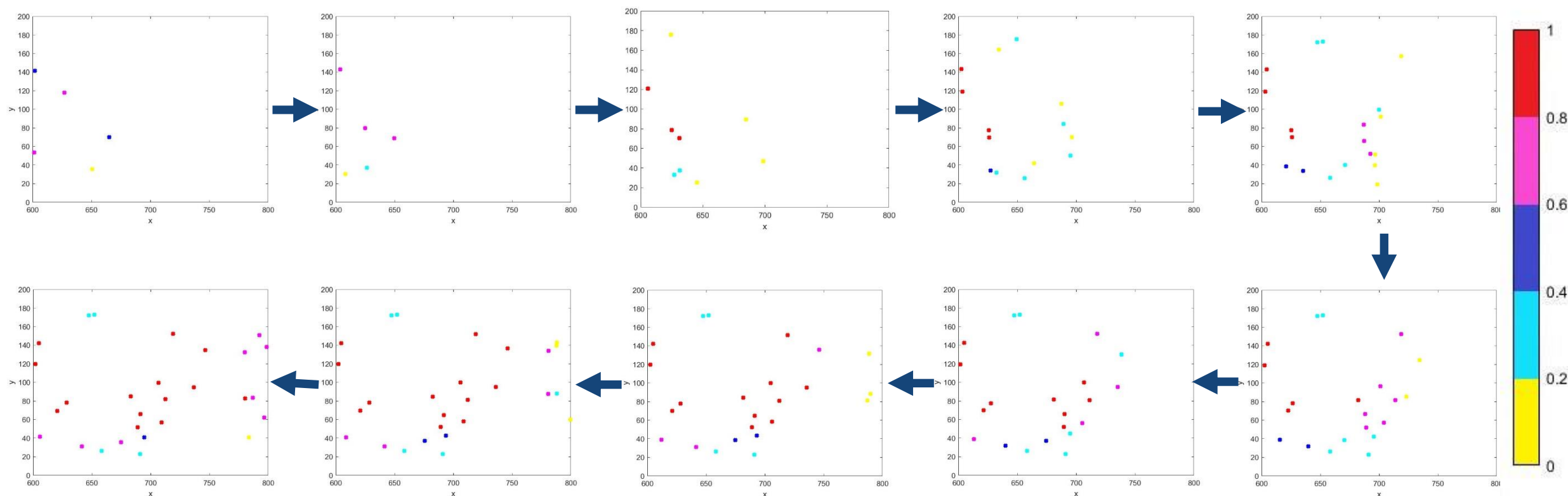
视界: $-45^\circ \sim +45^\circ$

采样间隔: 1s



➤ 定队形下的仿真结果

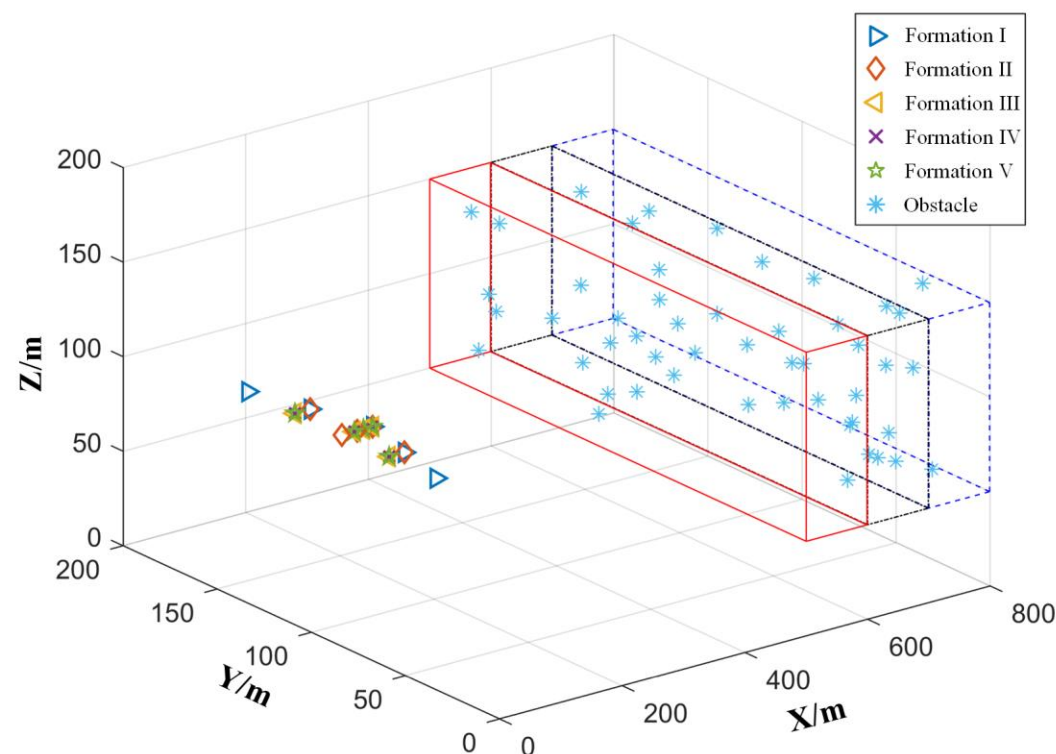
前10个采样周期融合结果：



结论：

- 1) 对于同一障碍，随着智能体的行进，对障碍信息的置信度越来越高；
- 2) 总体看来，在 x 方向上，障碍离智能体越远，置信度越低；在 y 方向上，障碍离编队中心越远，置信度越低。符合实际情况。

➤ 定队形下的仿真结果



无人机与障碍物分布图

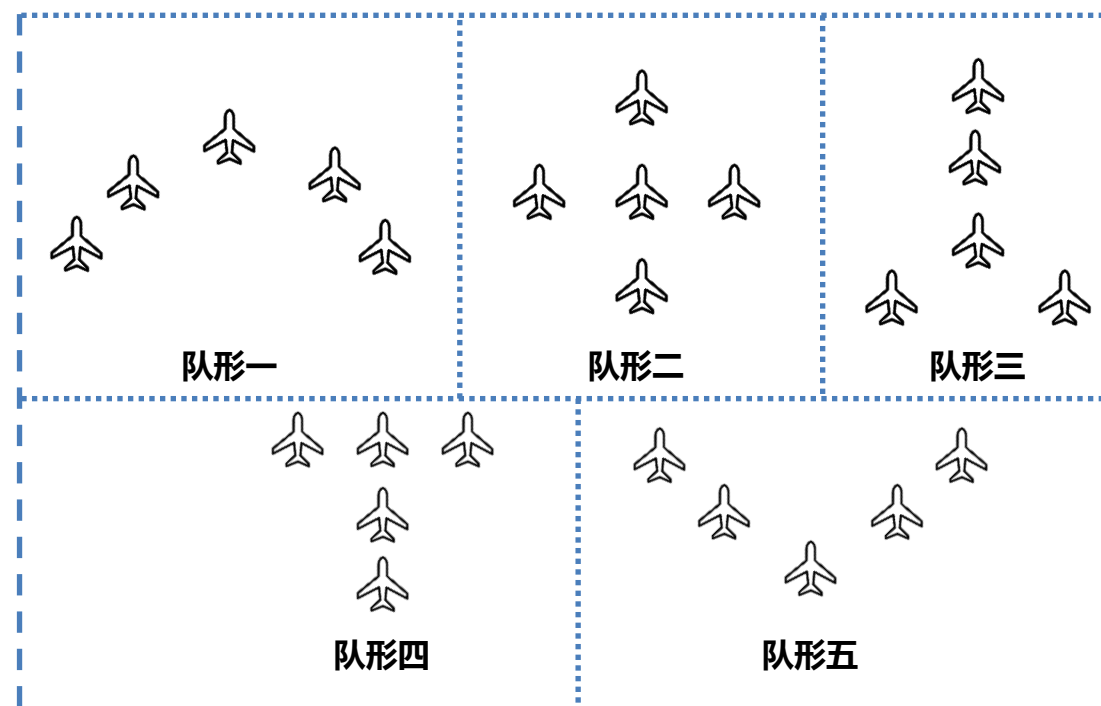
参数设置:

初始设置与之前一致

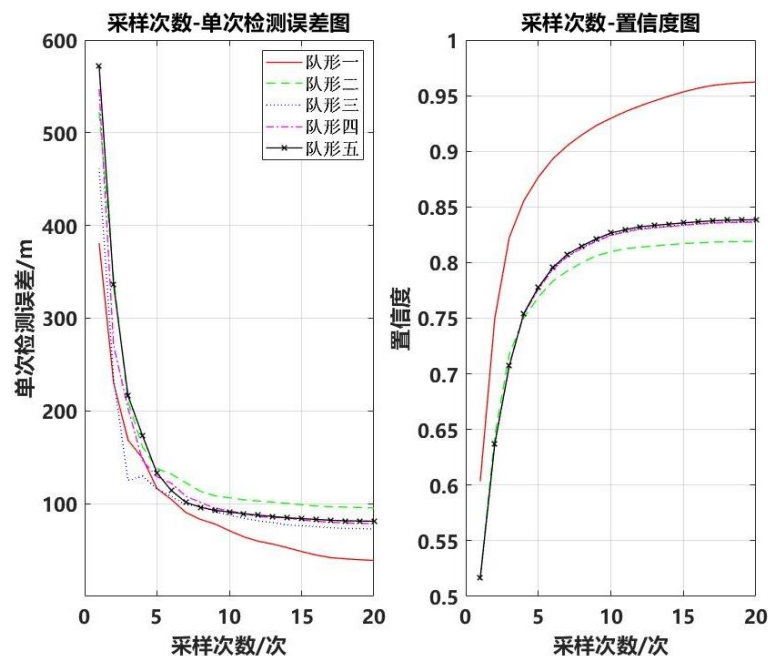
将障碍区域等分为三个区域，分别统计每个区域内融合后的位置误差与探测准确度

红色为区域一，黑色为区域二，蓝色为区域三

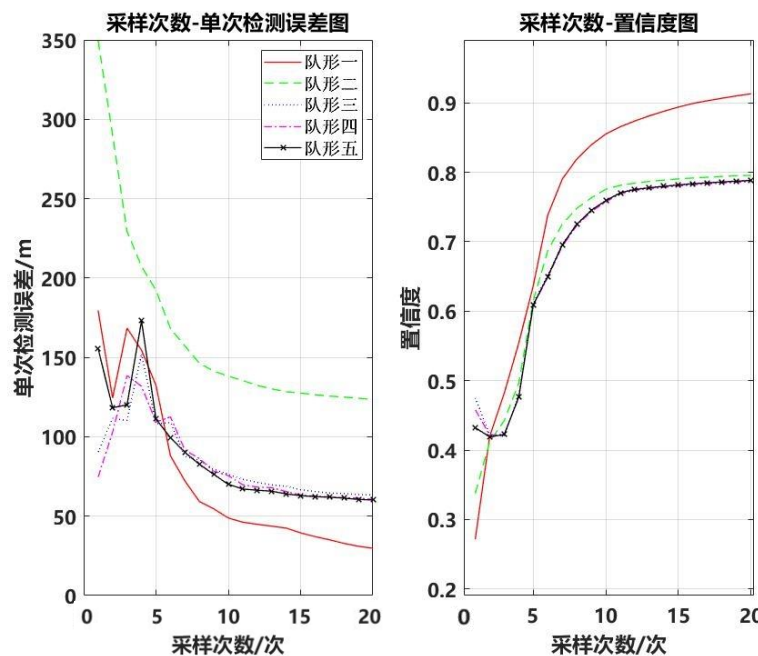
选取了5种无人机编队队形，示意图如下:



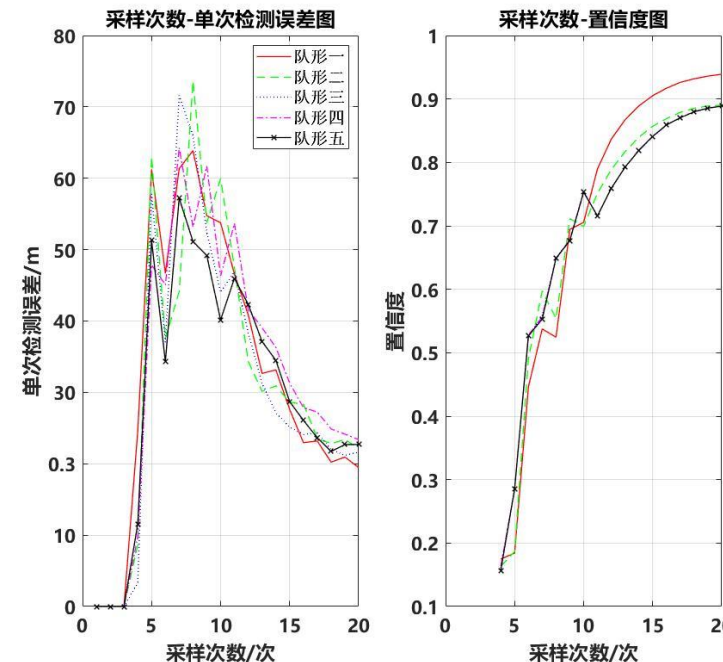
➤ 变队形下融合结果对比



区域一



区域二



区域三

智能体群在第1次采样时完全覆盖区域一，在第6次采样时完全覆盖区域二，在第11次采样时完全覆盖区域三。

结论：

- 1) 随着采样次数的增加，置信度越来越大，检测误差越来越小；
- 2) 采样次数一定的情况下，队形一的置信度更大、误差更小；
- 3) 队形一的置信度最高，误差最小。

验证了融合算法的有效性和稳定性

目录 CONTENTS

- 一、研究背景与意义
- 二、国内外研究发展概况
- 三、基于D-S证据理论的协同态势感知
- 四、算例分析与讨论
- 五、结论与展望

结论

本文基于多无人机协同探测场景，提出了一种基于多传感器信息融合的协同态势感知方法。首先，考虑传感器不确定性，由多个机载传感器探测并获取障碍物信息。随后，引入D-S证据理论进行障碍物信息融合，得到更准确的障碍物坐标；紧接着，在固定编队和变编队下进行信息融合仿真，数值结果验证了所提出的态势感知方法的有效性。

展望

未来研究工作主要包括：

- 动态障碍物行为预测建模（利用交互式多模型或随机过程进行建模）；
- 针对异质机载传感器（毫米波雷达、激光雷达等）的多源信息融合技术研究。



Aug. 05-07, 2022, Harbin, China

ICGNC 2022 International Conference on Guidance, Navigation and Control

Thank you so much for your listening!

Reporter: Zirui Liao

