

动态贝叶斯网络下多无人机目标协同搜索控制研究

唐剑平¹, 李俊²

(1. 广州应用科技学院 实验实训中心, 广东 肇庆 526072;

2. 广西工业职业技术学院 工业互联网学院, 南宁 530001)

摘要: 在复杂环境连续域内因特征稀疏容易丢失无人机目标定位, 出现多无人机目标协同搜索路径重合现象, 导致冲突风险系数增加, 为此对基于动态贝叶斯网络的多无人机目标协同搜索控制方法进行了研究; 在无人机上安装高分辨率图像传感器设备获取目标图像, 通过 Lucy-Richardson 算法对于目标图像进行运动模糊补偿后, 利用动态贝叶斯网络提取目标形状、移动特征, 采用特征匹配方法进行多无人机目标定位; 根据目标位置与环境的图像信息构建栅格地图, 在栅格地图中通过计算搜索优先级分配搜索目标, 将分配目标作为搜索路线中的关键路径点, 从而进行多无人机目标协同搜索控制路径规划, 通过控制器不断调整飞行轨迹以实现多无人机目标协同搜索控制; 实验测试结果表明, 设计方法的目标漏搜率比较低, 为 0.4%; 碰撞冲突风险系数低, 多无人机目标协同搜索控制成功率平均为 58%, 由此证明该方法在多无人机目标协同搜索控制方面具有明显优势。

关键词: 动态贝叶斯网络; 多无人机目标; 协同搜索控制; Lucy-Richardson 算法; 搜索优先级; 关键路径点

Research on Multi UAV Target Collaborative Search under a Dynamic Bayesian Network

TANG Jianping¹, LI Jun²

(1. Experiment & Training Center, Guangzhou College of Applied Science and Technology, Zhaoqing 526072, China;

2. Industrial Internet School, Guangxi Vocational & Technical Institute of Industry, Nanning 530001, China)

Abstract: In complex continuous domain environments, sparse features can easily lead to the loss of drone target localization, resulting in the phenomenon of multiple drone target collaborative search paths overlapping, leading to an increase in conflict risk coefficient. Therefore, a multi-drone target collaborative search control method based on the dynamic Bayesian network is studied. Install a high-resolution image sensor on the drone to obtain target images, perform motion blur compensation on the target images by using the Lucy Richardson algorithm, extract the shape and movement features of the target using a dynamic Bayesian network, and use feature matching methods for the localization of the multi drone target. Construct a grid map by the image information of the target location and environment, allocate search targets in grid map by calculating search priority, and use the allocated targets as key path points in the search route to carry out collaborative search control path planning for multi drone targets. The controller continuously adjusts the flight trajectory to achieve collaborative search control of multiple drone targets. Experimental results show that the target omission rate of the design method is relatively low, reaches 0.4%; With a low collision conflict risk coefficient, the average success rate of multi drone target collaborative search and control is 58%, which proves that this method has significant advantages in multi drone target collaborative search and control.

Keywords: dynamic Bayesian network; multiple drone targets; collaborative search control; Lucy Richardson algorithm; search priority; critical path point

收稿日期: 2024-10-30; 修回日期: 2024-12-23。

基金项目: 广西高校中青年教师科研基础能力提升项目(2022KY1295)

作者简介: 唐剑平(1986-), 男, 大学本科, 实验师。

通讯作者: 李俊(1990-), 男, 硕士, 讲师。

引用格式: 唐剑平, 李俊. 动态贝叶斯网络下多无人机目标协同搜索控制研究[J]. 计算机测量与控制, 2025, 33(11): 192-199, 227.

0 引言

随着无人机技术的迅猛发展, 无人机在各个领域的应用日益广泛。从最初的简单侦察任务到如今复杂的协同作战, 无人机以其速度、机动性和隐蔽性等方面的优势, 已成为现代战争中不可或缺的一部分。尤其在目标搜索、环境监测和区域侦察等领域, 无人机展现了巨大的应用潜力^[1]。然而, 面对日益复杂的任务环境和用户需求, 单无人机的作业能力有限, 已难以满足实际应用的需求。因此, 多无人机协同搜索控制的研究逐渐成为学术界和工程界关注的热点。多无人机目标协同搜索控制是指通过多个无人机的协同工作, 实现对特定目标的有效搜索和跟踪。这种协同工作方式不仅能显著提高搜索效率, 还能降低环境的不确定性, 提升任务完成的可靠性和安全性。多无人机协同搜索控制的关键在于多个无人机之间的有效通信、信息共享和协同决策。通过协同规划, 无人机可以合理分配任务, 优化搜索路径, 实现资源的最优配置。但是由于无人机设备数量的增加, 多无人机协同搜索控制过程中需要解决任务分配、路径规划、冲突等协同控制问题, 使得多无人机目标协同搜索控制的复杂度增加。

现阶段无人机目标搜索控制方法发展较为成熟, 例如如何昕杰等人^[2]引入了闭环调节和合作协同的策略, 提出了一种改进响应阈值多目标任务分配模型 (ITRT), 在此基础上设计了一种改进自适应惯性权重的三维扩展式微粒群算法 (IAEPSO), 将 TRT+IAEPSO 相结合实现群无人机并行式搜索控制。但是该方法在设计过程中忽略了特征稀疏这一问题, 导致难以精准定位目标位置, 后续目标搜索质量不高。严超等人^[3]利用相对位置估计器确定无人机目标在其局部坐标系中的位置, 结合位置估计结果设计一个分布式控制算法, 主要用于控制无人机精准完成目标搜索与监视任务。但是在复杂环境连续域内目标特征稀疏, 导致后续的搜索质量下降, 无法达到预期的搜索效果。李松等人^[4]借助无人机探测视场的协同作业, 达到扩大监视覆盖范围的目的。按照无人机视场范围的变动情况, 动态地调控每架无人机的位置和姿态关联, 最终实现多旋翼无人机变尺度协同监视编队飞行控制。但是该方法在应用过程中受到通信干扰, 导致目标特征丢失严重, 从而对于后续的目标定位与搜索产生负面影响。王可涵^[5]为了使无人机在未知且充满不确定性的环境达成自主路由/导航的目标, 创建了一种基于目标分类与识别的无人机自主飞行控制 (AFC) 架构, 该架构主要包括了数据采集感知、定位、测绘、控制和规划模块, 凭借这些模块的协同运作, 无人机在执行物体分类与识别任务期间, 能够顺利开展搜索和调查任务。但是在研究过程中发现, 这一方法并未

关注到目标位置, 导致目标搜索过程中容易发生碰撞问题, 因此该方法的可行性并不高。

动态贝叶斯网络算法是一种用于建模和分析时间序列数据的强大工具, 它扩展了静态贝叶斯网络的能力, 以捕捉数据随时间演变的复杂关系, 从而提高目标定位的准确性和鲁棒性, 能够为后续的多无人机目标协同搜索控制提供重要的数据基础, 为此提出了一种基于动态贝叶斯网络的多无人机目标协同搜索控制方法。

1 多无人机目标协同搜索控制方法设计

1.1 基于动态贝叶斯网络的无人机目标定位

动态贝叶斯网络作为贝叶斯网络的扩展, 能够随着毗邻时间步骤把不同变量联系起来, 形成对无人机目标定位的动态建模。这种能力使得动态贝叶斯网络能够更准确地捕捉无人机在不同时间点的位置和运动状态, 从而提高了定位的精度和实时性。不仅如此, 无人机目标定位过程中存在多种不确定性因素, 如信号干扰、环境噪声等, 动态贝叶斯网络能够有效地处理这些不确定性因素, 提高无人机目标定位的鲁棒性和可靠性。

基于概率和统计理论, 将静态网络结构与时间信息相结合, 形成具有处理时序数据能力的随机模型, 能够对不确定性因素进行实时、高效的推理和预测, 从而提高目标定位的准确性和鲁棒性, 从而为后续的多无人机目标协同搜索控制奠定重要的基础。

在无人机设备上安装高分辨率图像传感器设备, 利用传感器设备获取包含目标的图像, 目标图像的获取结果为:

$$I(u, v) = \frac{\kappa_c(u, v)}{f} \quad (1)$$

式中, κ_c 和 f 分别表示图像采集系数和焦距, (u, v) 表示待搜索目标的像素信息。由于无人机和成像目标均处于运动状态, 因此获取的初始图像中可能存在运动模糊, 此时利用 Lucy-Richardson 算法进行模糊补偿处理^[6]。Lucy-Richardson 算法假设图像模糊是由于一个已知的模糊核与原始图像的卷积造成的。通过迭代地最小化模糊图像与估计图像通过相同模糊核卷积后的差异, 算法逐渐逼近原始清晰图像^[7]。在航空成像过程中, 由于相机相对于地面在做高速运动, 不可避免地会造成目标场景影像在 CCD 像面上产生像移, 从而导致航空图像存在运动模糊。基于 Lucy-Richardson 算法的运动模糊补偿技术能够显著提高航空成像的分辨力和图像质量。通过估计相机的运动路径和模糊核函数, 该算法能够恢复出清晰的星系和恒星图像, 为天文学研究提供有力支持。基于 Lucy-Richardson 算法的目标图像的运动模糊补偿过程可以量化表示为:

$$I_c(u, v) = \frac{\mathbf{M}^T \cdot I(u, v)}{(\mathbf{M} \cdot I^k(u, v)) \otimes \mathbf{M}^T} \oplus I^k(u, v) \quad (2)$$

式中, M 和 M^T 分别表示模糊核矩阵及其转置矩阵, $I^k(u, v)$ 为第 k 次迭代后的估计图像, $\otimes$ 和 $\oplus$ 分别表示卷积操作和逐元素相乘操作符号^[8]。除此之外, 为保证多无人机目标图像的获取质量, 还需要对初始获取图像进行滤波和增强处理, 采用频域滤波的方式, 也就是将图像从空间域转换到频域, 在频域内对噪声进行抑制, 再将处理后的图像转换回空间域, 实现噪声和图像信号的有效分离。图像增强主要采用直方图均衡化处理方式, 通过重新分配图像的像素值, 使图像的直方图更加均匀, 从而提高图像的对比度^[9]。初始获取目标图像中的所有像素点经过上述处理操作, 得出满足质量要求的图像获取结果, 具体用 $I'(u, v)$ 表示。

以获取并处理完成的目标图像作为处理对象, 构建动态贝叶斯网络, 通过动态贝叶斯网络算法的学习, 得出目标定位结果。用于目标定位的动态贝叶斯网络结构如图 1 所示。

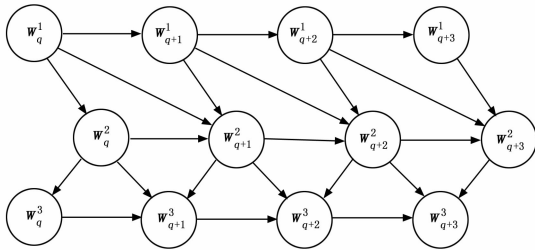


图 1 动态贝叶斯网络结构图

图 1 中 W 表示的是隐含状态变量, q 为迭代次数。在图 1 表示的动态贝叶斯网络中, 将时间划分为一系列的离散时间点, 每个时间点上的状态由一组随机变量表示, 这些变量之间的依赖关系通过有向边连接^[10]。在图像目标定位过程中, 可以将每个时间点的图像目标视为一个状态, 而状态之间的转移则反映了图像目标随时间的变化。动态贝叶斯网络的学习过程可以量化表示为:

$$P(Y) = \prod_{q=1}^{Q-1} P(w_q | w_{q-1}) \prod_{q=0}^{Q-1} P(Y | w_q) P(w_0) \quad (3)$$

式中, $Y = I'(u, v)$ 表示观测变量, $P(w_0)$ 表示动态贝叶斯网络初始参数包括初始状态的概率分布、状态转移概率和观测概率, w_q 表示第 q 次迭代输出的隐含状态变量更新结果, $P(w_q | w_{q-1})$ 和 $P(Y | w_q)$ 分别表示状态转移概率和观测概率^[11]。

无人机目标形状特征可以表示为:

$$\tau_B = \left(\frac{4\pi \times S_m}{C_m} \right) \otimes \left(\frac{x_{\max} - x_{\min}}{y_{\max} - y_{\min}} \right) \quad (4)$$

式中, $\frac{4\pi \times S_m}{C_m}$ 和 $\frac{x_{\max} - x_{\min}}{y_{\max} - y_{\min}}$ 分别表示形状紧凑度和纵横比, S_m 和 C_m 分别表示待搜索目标的面积和边长, $x_{\min}$ 、 $x_{\max}$ 、 $y_{\min}$ 和 $y_{\max}$ 对应的是搜索目标在水平和竖直

方向上的坐标值^[12]。

通过公式 (5) 的计算, 即可得出图像目标特征提取结果, 即:

$$\tau_I = \tau_B + P(I) \quad (5)$$

将两个相邻目标图像的获取结果代入到公式 (5) 中, 通过相邻图像特征的对比, 即可得出目标移动特征的提取结果, 可以量化表示为:

$$\tau_{\text{move}} = \tau_I - \tau_{I-1} \quad (6)$$

重复上述操作, 即可得出多目标图像移动特征的量化提取结果。根据动态贝叶斯网络输出的目标特征提取结果, 采用特征匹配的方式判断当前图像中是否存在待搜索的目标。在复杂环境下传统的无人机目标定位方法会受到干扰或限制。而基于特征提取的多无人机目标定位方法能够更好地适应这些环境, 通过提取目标的形状和移动特征, 从而形成了更全面的目标描述, 采用特征匹配的方式, 无人机可以根据提取到的目标特征在当前图像中进行搜索和匹配, 从而实现精确定位。无人机目标定位结果如下:

$$s = \frac{\tau_I \cdot \tau_B}{\|\tau_I\| \cdot \|\tau_B\|} \quad (7)$$

若公式 (7) 的计算结果高于阈值 s_0 , 证明当前目标图像中包含搜索目标, 搜索目标数量即为特征匹配点数量。

1.2 多无人机协同搜索路径规划

在利用动态贝叶斯网络识别结果对于多无人机协同搜索路径进行规划, 以此降低多无人机目标协同搜索控制过程中的碰撞概率, 提升无人机运行安全性。

根据目标位置与环境的图像信息构建栅格地图, 其创新性在于无人机所搭载的图像传感器可以实时捕捉环境的图像信息, 并基于这些信息更新栅格地图, 这种实时更新能力使得栅格地图能够反映环境的最新状态, 为多无人机协同搜索路径规划提供更加准确和可靠的信息支持。部分搜索区域环境的栅格划分情况如图 2 所示。

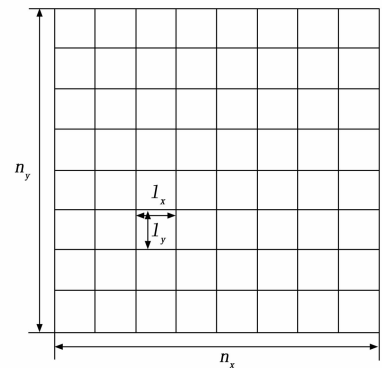


图 2 无人机搜索区域环境栅格划分示意图

图 2 中变量 n_x 和 n_y 分别表示构建无人机搜索区域环境中水平和竖直方向上包含的栅格数量, l_x 和 l_y 为单

一栅格的长度和宽度值。对搜索区域环境中的任意栅格进行编号处理, 编号方式如下:

$$h = \frac{x + (y - 1) \times n_x n_y}{l_x l_y} \quad (8)$$

在无人机目标搜索过程中, 需要根据目标所处环境的变化情况, 对栅格环境进行更新, 更新过程如下:

$$z_h(t) = h(1 - \mu) \cdot z_h(t-1) - 1 + \mu \cdot s \cdot z_{UAV}(t) \quad (9)$$

式中, $z_h(t-1)$ 和 $z_h(t)$ 分别表示 $t-1$ 和 t 时刻的栅格状态, $z_{UAV}(t)$ 为 t 时刻的无人机感知到的环境特征量化值, μ 为感受野覆盖率^[4]。在实际的无人机搜索区域环境构建与更新过程中, 根据无人机对环境障碍物状态的探测结果, 对各个栅格进行标记, 为多无人机协同轨迹的规划提供参考。

综合考虑无人机视野范围以及目标的分布情况, 为避免对统一搜索目标的重复搜索, 需要对目标进行分配^[13]。假设参与搜索工作中的无人机数量为 n_{UAV} , 待搜索目标数量为 n_{target} , 则任意目标在某无人机搜索视野范围内的概率可以表示为:

$$P(i, j) = \begin{cases} 1, \sqrt{(x_{center}(i) - x_{target}(j))^2 + (y_{center}(i) - y_{target}(j))^2} \leq R_{UAV} \\ 0, \sqrt{(x_{center}(i) - x_{target}(j))^2 + (y_{center}(i) - y_{target}(j))^2} > R_{UAV} \end{cases}, \quad i \in n_{UAV}, j \in n_{target} \quad (10)$$

式中, $(x_{center}(i), y_{center}(i))$ 为第 i 个无人机搜索视野范围的中心位置坐标, $(x_{target}(j), y_{target}(j))$ 为第 j 个目标的位置坐标, R_{UAV} 为无人机的搜索半径。若 $P(i, j)$ 的计算结果取值为 1, 可以将当前目标 j 的搜索工作分配给第 i 个无人机, 否则进行下一无人机的距离匹配, 直至得到满足概率要求的求解结果, 以此作为多无人机搜索目标分配决策的判定标准^[14]。按照上述方式, 将构建搜索区域环境中的所有搜索目标分配给无人机中, 在实际的搜索过程中, 目标处于移动状态, 因此目标与无人机视野范围之间的距离也发生动态变化, 因此需要对概率值进行实时更新, 根据概率更新结果对目标搜索任务进行分配调整。当分配给任意无人机的搜索任务不唯一时, 需要对目标搜索任务的优先级进行计算, 从而确定无人机搜索任务的执行顺序。无人机目标搜索优先级的计算公式如下:

$$\chi = \omega_1 \cdot \delta(i) + \omega_2 \cdot \phi(i) + \omega_3 \cdot d(i) + \omega_4 \cdot E(i), P(i, j) = 1 \quad (11)$$

式中, ω_1 、 ω_2 、 ω_3 和 ω_4 分别表示不同的权重因子, 用于调整各个因素在优先级计算中的相对重要性, $\delta(i)$ 、 $\phi(i)$ 、 $d(i)$ 和 $E(i)$ 分别表示第 i 个目标的紧急程度、价值、与无人机当前位置之间的距离以及移动速度对搜索优先级的影响系数^[15]。通过引入优先级计算机制, 无人机能够在栅格地图中根据目标的重要性和紧迫性进行

有序搜索, 这种优先级计算可以基于多种因素, 如目标的距离、价值、威胁程度等, 从而实现更高效的搜索策略。无人机搜索目标分配具体的计算公式如下:

$$P_{ij} = \frac{z_h P_{i1}}{\sum_{k=1}^N P_{k1}} \cdot \frac{\chi}{C_{ij}^t} \quad (12)$$

式中, P_{i1} 表示目标的更新概率, P_{k1} 表示目标的相对存在概率, C_{ij}^t 表示无人机到达目标的时间成本。

传统的搜索方式可能没有充分考虑目标分配与搜索路线之间的关联, 导致部分无人机资源闲置或过度使用。根据多无人机搜索目标的分配结果, 规划多无人机目标协同搜索控制路线, 保证不同无人机负责不同的目标区域, 避免了多架无人机在同一区域重复搜索, 能够最大程度地优化无人机资源的利用, 有效减少搜索冗余^[16]。多无人机协同搜索路线的规划原理如图 3 所示。

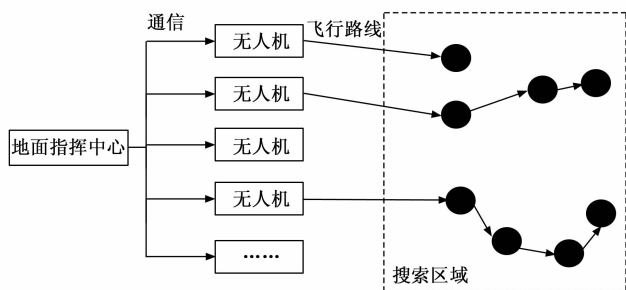


图 3 多无人机协同搜索路线规划原理图

按照图 3 表示原理, 以分配的目标为无人机搜索路线中的关键路径点, 以无人机的初始飞行位置为初始节, 生成无人机初始搜索路线, 结果为:

$$L_0 = \frac{P_{ij}(y_{target}(j) - y_{UAV-0})(x - x_{UAV-0})}{x_{target}(j) - x_{UAV-0}} + y_{UAV-0} \quad (13)$$

式中, (x_{UAV-0}, y_{UAV-0}) 表示无人机的初始飞行位置坐标。若分配给无人机的搜索目标数量不唯一, 则需要计算各个分配目标与无人机初始飞行位置之间的距离, 以距离最近的目标作为第一个路线节点, 按照公式 (13) 表示方式生成第一段路线, 在此基础上, 以第一个路径点为起点、下一个路径点为终点, 生成第二段路线, 按照上述方式直至所有目标均接入到规划路线为止, 并通过首尾相连的方式, 对各个路段进行连接, 即可得出多目标搜索路线的初始规划结果^[17]。

1.3 多无人机目标协同搜索控制实现

在确定多无人机目标与搜索路径规划之后, 通过控制器保证无人机按照规定路径飞行并执行目标协同搜索, 从而实现多无人机目标协同搜索控制。控制器技术是实现多无人机协同搜索的关键之一, 在飞行过程中, 控制器可以根据无人机的实时状态和环境变化来调整飞行参数和控制策略, 这种自适应能力使得无人机能够在

不同环境和任务需求下保持稳定的飞行性能。

利用以下公式计算任意两个无人机规划路线节点之间的距离, 具体的计算公式如下:

$$d(l(i), l(j)) = \sqrt{(l_x(i) - l_x(j))^2 + (l_y(i) - l_y(j))^2},$$

$$l(i), l(j) \in L_0 \quad (14)$$

式中, $(l_x(i), l_y(i))$ 和 $(l_x(j), l_y(j))$ 分别表示任意两个无人机初始路线节点的坐标值, 若公式 (14) 的计算结果取值为 0, 证明对应两无人机的飞行路线之间存在重合点, 即两无人机在执行搜索任务过程中存在飞行碰撞, 此时调整无人机的飞行高度, 调整结果为:

$$z_{\text{adjust}} = h_0 + \Delta h, d(l(i), l(j)) = 0 \quad (15)$$

式中, h_0 和 Δh 分别表示无人机的初始飞行高度以及调整幅值, z_{adjust} 表示调整后无人机的 z 轴坐标^[18]。

为保证多无人机按照规划搜索路线执行飞行操作, 在考虑无人机运动学原理的情况下, 对其飞行位姿进行控制。以无人机飞行偏航角控制为例, 控制量可以表示为:

$$K_\theta = g_\theta \left(\frac{y(t+1) - y(t)}{x(t+1) - x(t)} - \theta(t) \right),$$

$$(x(t+1), y(t+1)) \in L \quad (16)$$

式中, g_θ 表示偏航角控制增益, $\theta(t)$ 表示当前时刻无人机偏航角^[19]。

在实际的多无人机目标协同搜索控制任务执行过程中, 多无人机按照规划的飞行路线, 执行飞行任务, 获取相应的对地影像, 根据实时获取的目标位置信息、环境障碍物分布以及自身飞行状态, 不断调整飞行轨迹和速度, 以实现移动目标的持续追踪。同时, 无人机之间还会进行协同探测, 通过相互补充探测盲区, 提高搜索的覆盖率和准确性, 最终将各个无人机目标数量、位置等信息的搜索结果以可视化形式输出, 完成多无人机目标协同搜索控制任务, 具体的计算公式如下:

$$\begin{cases} x_m(t+1) = \tau_{\text{move}} \cdot x_m(t) \\ y_m(t+1) = \tau_{\text{move}} \cdot y(t) \\ z_m(t+1) = \tau_{\text{move}} \cdot z_{\text{adjust}}(t) \end{cases} \quad (17)$$

式中, $\tau_{\text{move}} = K_\theta + W_\theta + R_\theta$ 表示控制参数, W_θ, R_θ 表示横滚角、滚转角^[20]。

按照上述方式可以计算出无人机飞行横滚角、滚转角、高度等参数控制量, 以控制量为内容生成控制指令, 作用在无人机的动力系统中, 按照图 4 表示原理实现多无人机目标协同搜索控制。

在实际的多无人机目标协同搜索控制过程中, 需要实时检测无人机之间的潜在冲突和障碍物, 在避障控制过程中, 利用无人机内置的超声波传感器设备, 通过发射并接收超声波信号来计算与障碍物的距离, 为避障提供精确的距离信息, 考虑无人机的当前位置、速度、姿

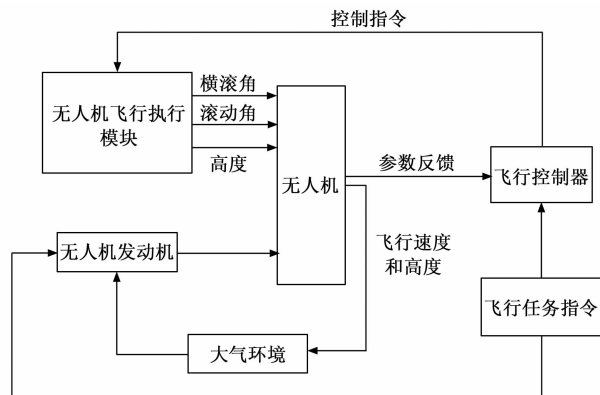


图 4 多无人机目标协同搜索控制原理图

态以及障碍物的位置、大小和运动趋势等因素, 计算出最优的避障路径。通过实时调整无人机的飞行轨迹和速度, 无人机能够迅速绕过障碍物, 确保飞行安全, 实现多无人机目标协同搜索。

2 性能测试实验分析

为了验证动态贝叶斯网络下多无人机目标协同搜索控制方法的应用效果, 采用对比测试的方式设计控制效果测试实验。

2.1 场景设置

此次实验选择 EVO MAX 型号的无人机作为目标协同搜索任务的执行对象, EVO MAX 型无人机采用 Autel Autonomy 自主飞行技术, 具备复杂环境下的全局路径规划、3D 场景重建、自主绕障和返航能力。MDCV3 型无人机是一款高性能航拍无人机。准备的无人机样机均配备机身、动力系统、感知系统、通信系统等, 满足独立飞行条件与要求, 并将准备的所有无人机样机进行编号。在实验开始之前, 设置无人机的飞行模式为自主飞行, 并保证所有无人机均能够成功执行飞行与控制操作。最终将准备多无人机样机放置到同一地面位置上, 即所有无人机的初始位置相同。多无人机飞行实景如图 5 所示。



图 5 多无人机飞行实景图

此次实验选择无交通管制的空旷场地作为无人机的

飞行环境, 并在此基础上, 从通信和障碍物两个方面布设飞行环境状态。为了确保无人机在飞行过程中能够保持稳定的通信连接, 需要在合适的位置设置通信基站, 保证安装的基站能够确保信号能够覆盖无人机的整个飞行区域。选择使用 5G 作为通信方式, 且无人机环境中无干扰源和电磁辐射。在无人机飞行前, 需要对飞行区域进行详细的障碍物识别和标记, 障碍物包括建筑物、树木、电线杆等。

根据无人机搜索的目标类型, 生成多个目标搜索任务, 部分任务的生成情况如表 1 所示。

表 1 多无人机目标搜索任务表

任务编号	目标类型	目标总数量/个	1号无人机搜索目标数量/个	2号无人机搜索目标数量/个	3号无人机搜索目标数量/个	4号无人机搜索目标数量/个	5号无人机搜索目标数量/个
1	牛群	34	5	0	11	17	1
2	羊群	200	15	29	38	42	76
3	汽车	80	22	15	17	21	5
4	马群	150	31	37	44	21	17
5	电动车	120	15	14	18	22	51
6	行人	100	16	24	20	6	34
7	热气球	30	5	7	9	4	5
8	建筑物	20	3	5	4	3	5

按照上述方式生成多组目标搜索任务, 确定目标的初始位置和分布情况, 并根据目标的移动情况, 记录各个目标的实时位置信息, 从而得出多无人机目标的搜索数量、位置等真实数据, 以此作为判定搜索和目标跟踪性能的比标准。

2.2 实验过程分析

在实验开始前, 首先根据动态贝叶斯网络算法对无人机目标定位进行了初始化设置。其中, 初始状态概率设为 0.2, 状态转移概率设为 0.6。然后, 利用无人机搭载的图像传感器设备获取目标图像, 并通过 Lucy-Richardson 算法对目标图像进行运动模糊补偿处理。经处理后的图像被用于动态贝叶斯网络中的目标特征提取与定位。在完成目标定位后, 根据目标位置 and 环境的图像信息构建栅格地图, 基于该地图规划多无人机协同搜索路径。在规划时考虑无人机的视野范围、目标分布情况以及搜索优先级等因素, 从而合理分配与调整搜索任务。最后, 利用控制器确保无人机按规定路径飞行并执行目标协同搜索任务。在飞行期间, 无人机依据实时获取的目标位置信息、环境障碍物分布以及自身飞行状态, 持续调整飞行轨迹和速度, 以实现对移动目标的持续追踪。

以牛群为例, 利用动态贝叶斯网络进行无人机目标定位, 结果如图 6 所示。

根据初始目标搜索任务的设置与分配情况, 规划多



图 6 无人机目标定位结果

多无人机协同搜索路线, 规划结果如图 7 所示。

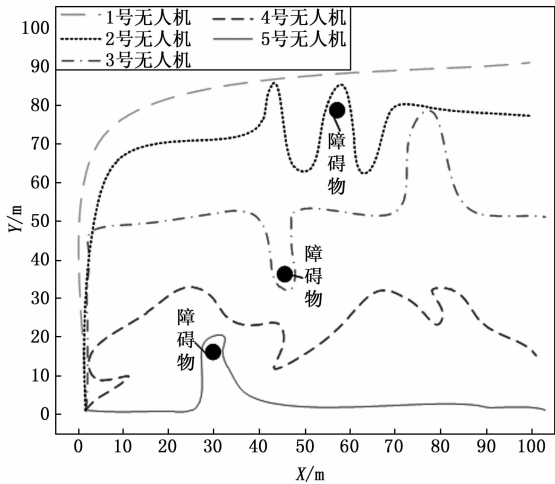


图 7 多无人机协同搜索路线规划结果

在多无人机协同搜索路线中, 无人机利用内置的超声波传感器设备, 通过发射并接收超声波信号来计算与障碍物的距离, 为避障提供精确的距离信息。分析图 7 可知, 该方法的多无人机协同搜索路线规划效果好, 能够降低无人机与障碍物发生碰撞的概率。

通过对目标图像的分析获取多无人机目标协同搜索控制结果, 如图 8 所示。



图 8 多无人机目标协同搜索控制结果

从图 8 中可以看出, 设计方法能够实现多无人机搜索结果的同步输出, 并显示目标数量和位置。重复上述

操作, 得出多组目标协同搜索任务的执行结果。

2.3 性能测试指标设置

实验设置传统的一种三维群无人机并行式多目标搜索协调控制方法、GNSS 拒止下面向目标监视的多无人机定位与控制方法作为实验对比, 将其应用到相同的无人机样机中, 得出对应的目标协同搜索结果。根据实验目的分别从搜索性能、目标协同搜索控制性能 3 个方面设置具体的测试指标, 其中搜索性能测试指标为目标漏搜率, 该指标的计算公式如下:

$$\eta = \left(1 - \frac{n_{\text{search}}}{n_m}\right) \times 100\% \quad (18)$$

式中, n_{search} 和 n_m 分别表示实际搜索的目标以及待搜索的目标数量, 计算得出目标漏搜率越大, 对应方法的搜索性能越差。协同性能测试指标为碰撞冲突风险系数, 具体的计算公式如下:

$$F = \frac{1}{d^{\kappa_{\text{eff}}} + 1} \cdot \left(\frac{\Delta v}{v_{\text{max}}}\right) \quad (19)$$

式中, d 和 κ_{eff} 分别表示任意两个执行搜索任务无人机之间的距离以及距离风险影响系数, Δv 和 v_{max} 对应的是无人机之间的相对速度和飞行速度最大值, 碰撞冲突风险系数 F 取值越小, 说明对应方法协同性能越优。

目标搜索控制性能测试指标为多无人机目标协同搜索控制成功率, 多无人机目标协同搜索控制成功率是衡量多无人机协同搜索任务中, 在控制策略的作用下成功找到目标的概率, 其反映了整个协同搜索控制方法的有效性, 该指标的计算公式如下:

$$P = \frac{p_i}{p_j} \times 100\% \quad (20)$$

式中, p_i 表示为成功搜索到目标的任务次数, p_j 表示总的搜索任务次数。

2.4 对比实验结果

为验证提出的基于动态贝叶斯网络的多无人机目标协同搜索控制方法的有效性, 设计了与三维群无人机并行式多目标搜索协调控制方法及 GNSS 拒止下面向目标监视的多无人机定位与控制方法的对比实验。实验依旧在 2.1 中选择的无交通管制的空旷场地进行, 以确保无人机在飞行过程中能够模拟真实环境中的复杂情况。在实验中, 为避免通信干扰, 设置多个通信基站在整个实验区域内的信号覆盖。选用 EVO MAX 型号无人机进行实验, 具备自主飞行、路径规划及避障能力。实验中在区域内设置多个目标 (如牛群、羊群、车辆等), 目标数量如表 1 所示, 确保每种方法在相同的目标环境下进行测试。在实验中, 各种方法下的无人机在相同时间点启动, 按照各自的控制策略进行目标搜索, 并在实验过程中记录每种方法输出目标个数, 为后续的结果分析提供了可靠的数据基础。

2.4.1 搜索性能测试实验结果

通过对各搜索任务执行数据的统计, 得出不同方法搜索性能的测试结果, 如表 2 所示。

表 2 多无人机目标协同搜索控制性能测试数据表

任务编号	三维群无人机并行式多目标搜索协调控制方法输出目标数量/个	GNSS 拒止下面向目标监视的多无人机定位与控制方法输出目标数量/个	基于动态贝叶斯网络的目标搜索方法输出目标数量/个
1	30	32	34
2	193	196	199
3	73	78	80
4	142	144	150
5	111	115	120
6	94	97	99
7	20	21	29
8	14	16	18

将表 2 中的数据代入到公式 (18) 中, 计算得出 3 种搜索方法目标漏搜率的平均值分别为 8.1%、3.8% 和 0.4%, 由此证明基于动态贝叶斯网络的多无人机目标协同搜索控制方法具有更优的目标搜索性能, 可以在实际中得到进一步应用。

2.4.2 协同性能测试实验结果

在优化设计搜索方法作用下, 对执行搜索任务的多无人机的飞行情况以及轨迹进行数据统计, 通过公式 (19) 的计算得出搜索方法协同性能测试结果, 如图 9 所示。

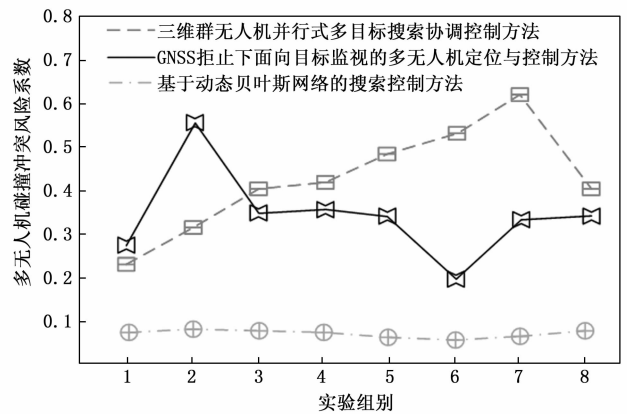


图 9 多无人机碰撞冲突风险测试结果

从图 9 中可以看出, 基于循环运动注意力的无人机目标搜索方法的多无人机碰撞冲突风险系数在 0.23~0.63 之间, 基于决策融合的多无人机协同目标搜索方法的多无人机碰撞冲突风险系数在 0.18~0.56 之间, 而基于动态贝叶斯网络的多无人机目标协同搜索控制方法的多无人机碰撞冲突风险系数在 0.05~0.08 之间, 远低于实验对比方法, 说明这一方法运行过程中, 多无人机的多无人机碰撞冲突风险系数明显降低, 即在协同

性能方面具有明显优势。

2.4.3 目标搜索控制性能测试实验结果

根据无人机搜索环境中目标的实际变化情况, 对目标的协同搜索结果进行更新, 通过公式 (20) 的计算得出目标搜索控制成功率的测试结果, 如图 10 所示。

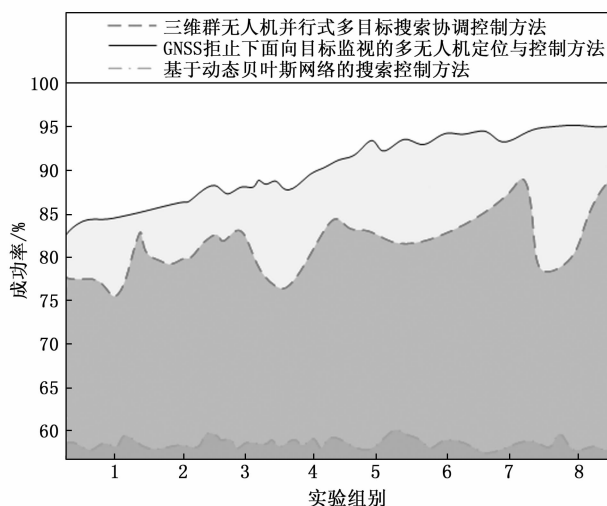


图 10 目标搜索控制性能测试结果

从图 10 中可以直观看出, 与两种传统方法相比, 优化设计方法的多无人机目标协同搜索控制成功率明显提升, 即具有更优的搜索控制性能, 原因在于利用动态贝叶斯方法对于目标进行定位后, 进行协同搜索路径规划与飞行控制, 从而最大程度上降低碰撞概率, 提升目标搜索能力, 因此该方法的目标搜索控制效果好。

综上所述, 实验测试验证了所设计的多无人机目标协同搜索控制方法的有效性。具体来说, 测试结果显示该方法在多无人机协同搜索任务中, 目标漏搜率较低, 这意味着无人机集群能够更全面地覆盖搜索区域, 减少了对潜在目标的遗漏。同时, 碰撞冲突风险系数也较低, 表明无人机之间在协同搜索过程中能够保持良好的相对位置和安全距离, 避免了相互之间的碰撞事故。此外, 目标搜索能力系数高, 说明该方法显著提高了无人机集群的搜索效率和准确性。经实际应用满足了以下应用需求。

1) 高效搜索与救援: 在自然灾害、人员失踪等紧急情况下, 多无人机协同搜索方法能够迅速覆盖大片区域, 快速定位并标记潜在的目标位置, 为后续的救援行动提供关键信息。

2) 环境监测与保护: 在森林火灾、海洋污染等环境监测任务中, 无人机集群可以协同工作, 对目标区域进行持续、全面的监测, 及时发现并报告异常情况, 为环境保护和灾害预防提供有力支持。

3) 智慧城市管理: 在城市交通管理、公共安全等领域, 无人机集群可以协同执行空中巡逻、交通疏导、

人员监控等任务, 提高城市管理的智能化水平和响应速度。

3 结束语

在多无人机目标协同搜索中, 通过合理的控制策略, 无人机之间能够进行有效的任务分配和信息共享。与单无人机搜索相比, 多无人机协同搜索能够显著扩大搜索范围, 减少搜索时间。在此次研究中, 通过构建合理的动态贝叶斯网络, 有效解决了多无人机在协同搜索控制过程中面临的目标动态变化等问题, 通过实时更新网络参数和状态, 实现了对目标位置的精准捕捉。同时, 结合任务分配与路径规划, 显著提升了搜索效率和目标发现率, 达到目标精准、完整搜索的目的。研究成果拓展了多无人机目标协同搜索控制在多个领域的适用性, 这种跨领域的适用性表明多无人机目标协同搜索控制研究成果具有广泛的社会和经济价值。

参考文献:

- [1] 周鹤翔, 徐 扬, 罗德林. 针对目标的多无人机协同组合差分进化搜索方法 [J]. 控制与决策, 2023, 38 (11): 3128-3136.
- [2] 何昕杰, 周少武, 张红强, 等. 一种三维群无人机并行式多目标搜索协调控制策略 [J]. 信息与控制, 2020, 49 (5): 605-614.
- [3] 严 超, 张泽旭, 袁 帅, 等. GNSS拒止下面向目标监视的多无人机定位与控制方法 [J]. 宇航学报, 2023, 44 (10): 1534-1543.
- [4] 李 松, 陈琪锋, 韩耀昆. 无人机变尺度协同监视编队飞行控制方法 [J]. 计算机仿真, 2020, 37 (7): 28-32.
- [5] 王可涵. 目标分类和识别任务中无人机自主飞行控制的智能体系结构 [J]. 电子元器件与信息技术, 2021, 5 (8): 83-84.
- [6] 朱 煜, 方观寿, 郑兵兵, 等. 基于旋转框精细定位的遥感目标检测方法研究 [J]. 自动化学报, 2023, 49 (2): 415-424.
- [7] 赖际舟, 陈 胜, 吕 品, 等. 基于轮询相对测距的多无人机协同优化方法 [J]. 中国惯性技术学报, 2023, 31 (12): 1167-1174.
- [8] 吕 伏, 傅宇恒, 贺丽娜, 等. 三维多层次特征协同的无人机遥感目标检测算法 [J]. 计算机科学与探索, 2024, 18 (5): 1301-1317.
- [9] 刘大千, 包卫东, 费博雯, 等. 未知城市环境下的多机协同目标搜索方法研究 [J]. 系统工程与电子技术, 2023, 45 (12): 3896-3907.
- [10] 许 诺, 朱 黔, 谢晓阳, 等. 基于改进混合粒子群优化算法的多无人机协同围捕方法研究 [J]. 电光与控制, 2024, 31 (9): 1-5.

(下转第 227 页)