多无人机协同搜索的模糊认知决策方法研究

魏瑞轩^{①*}, 周凯^①, 茹常剑^①, 关旭宁^①, 车军^②

① 空军工程大学航空航天工程学院, 西安 710038;

② 西安飞行自动控制研究所飞行器控制一体化技术国防科技重点实验室, 西安 710065

* E-mail: rxwei369@sohu.com

收稿日期: 2015-04-25; 接受日期: 2015-05-07

航空科学基金(批准号: 20135896027)资助项目

摘要 搜索决策方法是影响多无人机协同搜索效能的关键. 传统的搜索决策方法关注于使多架无人机形成对任务区域的协同全覆盖, 采用基于概率搜索图和滚动时域控制的搜索决策方法, 对复杂搜索任务的适应性有限. 本文借鉴人类实施搜索行为的认知决策方式, 提出面向多无人机协同搜索的三层结构的认知控制模型. 基于该模型和模糊聚类思想对任务区进行认知匹配和约简划分; 之后, 应用二次模糊聚类对各架无人机进行面向协同搜索的任务区域分配, 在此基础上, 再应用滚动时域控制方法完成对无人机的搜索控制. 从任务区域覆盖模式和目标发现能力两个方面, 通过仿真实验分析了本文提出的协同搜索模糊认知决策方法的性能.

关键词

无人机
协同搜索
认知决策
认知控制模型
模糊聚类

1 引言

无人机自主协同控制是实现多无人机协同应用任务的关键技术, 也是国内外学者的研究热点^[1-3]. 为了使无人机能够适应于复杂搜索任务, 国内外学术界广泛开展了关于多无人机协同搜索问题的研究. 其核心问题在于协同搜索的决策控制方法, 即通过怎样的决策控制方法使无人机之间能够实现自主高效的协同搜索行为, 从而达到整体搜索效能的最优.

Yang 等人^[4]为尽快减少目标位置的不确定性, 采用机会学习方法研究无人机自主协同搜索问题. Erignac^[5]受生物群体协同方式的启发, 设计了一种数字信息素, 提出了基于分布式信息素图的集群无人机完全协同搜索策略. Trodden 和 Richards^[6]提出了基于分布式模型预测控制的多无人机协同搜索方法.

Riehl 等人^[7]提出一种滚动时域协同搜索算法, 通过联合优化无人机路径和传感器方向实现对有界区域中移动目标的搜索. Hu 等人^[8]对于无人机协同搜索问题, 使用 Bayes 准则更新概率图, 提出基于一致性分布式的概率图融合方法. 针对基本搜索图的不足, 彭辉等人^[9]结合目标存在概率和荷尔蒙信息构建了扩展搜索图模型, 提出了基于扩展搜索图的分布式决策方法. 沈东等人^[10]通过改进目标概率图和数字信息素图, 提出一种面向协同广域目标搜索的滚动时域决策方法.

目前对于无人机协同搜索决策方法的研究, 主要关注于使多架无人机形成对任务区域的协同全覆盖, 对复杂搜索任务的适应性有限. 特别是对于未知广域环境不确定目标的搜索问题来说, 由于复杂度的增加会造成搜索效能的降低, 影响任务的快速

引用格式: 魏瑞轩, 周凯, 茹常剑, 等. 多无人机协同搜索的模糊认知决策方法研究. 中国科学: 技术科学, 2015, 45: 595–601

Wei R X, Zhou K, Ru C J, et al. Study on fuzzy cognitive decision-making method for multiple UAVs cooperative search (in Chinese). Sci Sin Tech, 2015, 45: 595–601, doi: 10.1360/N092015-00130

完成。

就目标搜索活动来说, 由人组成的搜索小组能在未知复杂环境中高效地协作和完成搜索任务, 人的这种能力可以给我们很好的启发。借鉴人类实施搜索行为的认知决策方式, 在搜索决策机制中引入认知行为, 构建面向多无人机协同搜索的三层结构认知控制模型, 基于该模型结合模糊聚类思想, 可以研究建立无人机协同搜索的模糊认知决策方法。

2 无人机协同搜索问题的传统求解

对于多无人机协同搜索问题, 设搜索任务区域中分布着 N_T 个未知目标, 由 N_V 架携带光学侦察设备的无人机组成搜索任务编组。搜索决策即是要在各个时刻为每架无人机确定合适的搜索行为。目前的研究方法有两大类, 一类是无即时协同的搜索决策方法, 如固定编队的几何形搜索法、随机搜索法等, 另一类是基于搜索图的考虑即时协同的搜索方法, 主要有目标概率图搜索法和改进的扩展搜索图法等。

将区域划分为 $L_x \times L_y$ 个均匀栅格, 坐标 (m, n) 的单元栅格记为 P_i , $i = m + L_x \cdot (n-1)$ 。在概率搜索图方法中, 设 t_k 时刻栅格 P_i 存储的信息结构体表示为 $[(m, n), p_i(t_k)]$, $p_i(t_k) \in [0, 1]$ 为目标存在概率, 所有栅格的信息结构体构成全局概率搜索图。无人机在搜索过程中, 根据传感器观测信息对 $p_i(t_k)$ 进行实时更新, 从而每个时刻都可获得实时的全局概率搜索图。为实现多无人机协同下的整体搜索效能的最优, 定义 t_k 时刻第 m 架无人机的搜索效能指标为 $J_m(X_m(k), U_m(k)) = \lambda_1 J_T^m(k) + \lambda_2 J_{UC}^m(k) - \lambda_3 J_C^m(k)$, 其中 J_T 表征目标发现收益, 是目标存在概率的函数; J_C 表征搜索代价, 包括无人机在搜索中需要支付的燃油、时间等代价; J_{UC} 表征无人机的协同收益, 是反映搜索无人机之间协同模式的函数。 $X(k)$ 为无人机的状态向量, $U(k)$ 为无人机的搜索决策。针对实时更新的协同优化指标 J_m , 利用滚动优化方法为每架无人机求解最优决策 $\hat{U}_m(k) = [\Delta \hat{\phi}_m(k), \hat{v}_m(k)]$, 即无人机的搜索方向和速度。

从已有搜索决策方法的算法原理和仿真实验可以看出, 这些搜索决策方法关注于使多架无人机形成对任务区域的协同全覆盖, 从而达到发现全部目

标的目的。但是, 对于复杂任务区域的搜索问题, 这种搜索决策模式可能造成搜索资源的浪费和低效率。例如对于车辆等陆上移动目标不可能进入的湖泊、江海等区域, 就不必要让无人机反复去搜索。为了提高无人机协同搜索的效能, 对于复杂搜索问题, 可以借鉴人的具有认知特性的搜索决策模式, 研究适应于多无人机协同搜索的认知决策方法。

3 协同搜索的模糊认知决策方法

3.1 无人机搜索的认知控制模型

对于复杂的目标搜索任务, 人类搜索小组往往能够高效的完成任务, 这主要源于人具有基于认知的决策能力。人类搜索小组即使进入陌生的任务环境, 仍可以通过自身的认知能力不断获取对环境的认知信息, 形成对环境和事物的整体性理解, 以及对被搜救对象可能状态的认知判断。进而根据这些认知信息不断地调整搜索行为, 达到对搜索资源的有效协调和搜索效益的最大化。

根据对大脑认知过程的研究, 人的认知控制行为具有层次化结构^[11], 本文用图 1 描述。主要包含三层结构: 上层是决策性行为, 执行一些决策性行为, 提供推理、判断、决策等高层次的神经控制活动; 中间是程序性行为, 提供程序性熟练行为的神经控制行为, 负责上层与下层之间的指令和信息传输, 主要完成组织与协调, 是一种整体化的粗控制; 下层主要执行反射性行为, 由底层神经中枢提供反射性行为控制, 以及与外界的信息沟通, 是实际搜索行为的执行体。正是这种层次与功能相配合的结构, 使人具有了高级的认知与行为控制能力。

借鉴图 1 所示的人的搜索行为的认知控制模型, 可以为协同搜索的无人机建立三层结构的协同搜索认知控制模型, 如图 2 所示。无人机的搜索认知控制模型包括任务态势认知层、协同策略规划层和搜索行为决策层。任务态势认知层主要是利用机载传感器、机间数据链和其他信息渠道获得的关于环境、目标等的信息, 对目标和环境的匹配态势进行分析和判断, 有效约简需要搜索的任务区域。协同策略规划层主要是依据态势认知层的结果, 对搜索无人机进行任务分配和搜索策略优化, 使多无人机的协同从宏观上更为高效。搜索行为决策层负责完成具体无人机的搜索决策, 为每一架无人机实时确定出最优的搜

图1 人认知控制的层次化模型

图2 无人机协同搜索的认知控制模型

索行为。

按照图2所示的无人机协同搜索的认知控制模型，对于复杂协同搜索任务，可以根据对环境和目标的认知，适时调整任务组中各架无人机的任务模式和任务对象，从而实现对任务区域的有针对性的覆盖搜索，提高了搜索效能。按照传统的协同搜索模式的工作原理，其搜索控制模型可以用图3进行说明。对比图2可以看出，传统搜索控制模型的功能主要是认知控制模型的第三层功能。所以，在传统模型中，无人机的搜索行为完全取决于按照事先的任务设定开展的搜索决策，也就是说，如果事先设定每架无人机以覆盖任务区域为目标，则在整个搜索过程中，各架无人机均是按照任务区域全覆盖进行各自的搜索

图3 无人机协同搜索的传统控制模型

决策。对于复杂广域搜索任务来说，这种方式必然会造成搜索效率的降低。

在我们的研究中，对于复杂环境下的搜索任务，按照图2描述的协同搜索认知控制模型，采用模糊聚类方法实现态势认知层和策略规划层的功能，然后使用传统的滚动时域控制方法完成面向各架无人机的搜索决策。在这样的设计中，首先根据对环境和目标的认知来调整任务模式，包括根据任务要求对任务区域进行可能的简约划分。之后，再通过协同规划策略，例如二次聚类方法，完成任务分配和要求设定。然后，各架无人机再根据实时设定的任务要求和模式，按照传统的滚动时域控制方法完成各自的搜索决策。在这样的协同搜索过程中，由于引入了模拟人类认知功能的态势认知层和相应的策略规划层，所以能够实现对无人机搜索行为的高效协调，进一步提高搜索效益。

3.2 基于模糊聚类的搜索态势认知

考虑多无人机的搜索编组进入未知的复杂任务区域后，通过机载传感器的探测信息和其它来源的信息已经了解了目标和任务区域的特性。然后，在任务态势认知层，采用基于模糊C均值聚类(fuzzy C-mean cluster, FCM)的思想进行目标和任务区域特性的认知匹配，实现对需要搜索的任务区域的有效约简，使搜索无人机的行动能够集中于目标最可能存在的区域，进一步提高搜索效能。

模糊聚类是根据属性将对象分组成为由类似对象组成的多个类的分析过程，类内具有最大相似性，类间则具有最小相似性。聚类划分的样本集合为所有单元格的目标存在性概率 $X_1 = \{p_1, p_2, \dots, p_N\}$ ，其

中 p_k 为第 k 个单元格的目标存在概率, $N = L_x \cdot L_y$. 给定样本集合按照 FCM 算法进行聚类划分, 为将目标存在概率大的区域与概率小的区域区分开, 随机初始化 $c_1 = 2$ 个聚类中心(对应高概率区和低概率区), 计算样本中每个数据对聚类中心的隶属度, 构成隶属度矩阵, 然后通过若干次迭代更新聚类中心和隶属度矩阵, 使目标函数值达到最小. 目标函数如下:

$$J_{\text{FCM}}(\mathbf{U}, \mathbf{V}) = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^{c_1} (\mu_{ij})^m (d_{ij})^2, \quad (1)$$

其中, $m > 1$ 是模糊加权指数, $c_1 = 2$ 为分类数; $\mu_{ij} \in [0, 1]$ 表示样本点 p_i 对第 j 分类的隶属度; d_{ij} 表示样本点 p_i 与聚类中心 v_j 的欧几里德距离; $\mathbf{V} = (v_i)$, $(i=1, 2, \dots, c_1)$ 表示聚类中心矩阵, $\mathbf{U} = (\mu_{ij})$ 表示隶属度矩阵. 其中隶属度 μ_{ij} 具有如下约束:

$$\begin{aligned} \sum_{j=1}^{c_1} \mu_{ij} &= 1, \forall i = 1, 2, \dots, N, \\ 0 &< \sum_{i=1}^N \mu_{ij} < N, \forall j = 1, 2, \dots, c_1. \end{aligned} \quad (2)$$

可通过不断更新隶属度和聚类中心矩阵, 迭代求 $J_{\text{FCM}}(\mathbf{U}, \mathbf{V})$ 最小值. 隶属度更新公式为

$$\mu_{ij} = \frac{1}{\sum_{k=1}^{c_1} (d_{ij}/d_{kj})^{2/(m-1)}}. \quad (3)$$

聚类中心更新公式为

$$v_j = \frac{\sum_{i=1}^N \mu_{ij}^m x_i}{\sum_{i=1}^N \mu_{ij}^m}. \quad (4)$$

由此可求得高、低目标存在概率的最佳模糊分类矩阵 $\mathbf{U}_1^*$ 和 2 个聚类中心 $\mathbf{P}_1^*$. 隶属度矩阵 $\mathbf{U}_1^*$ 对应样本对目标存在概率低/高聚类的隶属度, 聚类中心 $\mathbf{P}_1^*$ 对应 2 个聚类标准概率. 通过对搜索态势的认知, 可将目标概率高的区域分离出来, 进而可有效缩减搜索区域, 提高对高探测价值区域的搜索针对性.

3.3 基于二次 FCM 的搜索策略规划

完成搜索区域认知和约简后, 采用二次模糊聚类进行搜索策略规划, 将缩减后的搜索区域以空间位置分布为特征分配给不同的无人机进行搜索.

二次 FCM 的样本集合为约简后的高价值单元格坐标 $X_2 = \{(m_{p1}, n_{p1}), (m_{p2}, n_{p2}), \dots, (m_{pM}, n_{pM})\}$, M 为约简后的单元格数量. 为了将任务区域分配给各搜索无人机, 将空间位置坐标取为特征量, 目的是使位

置与某无人机接近的整块区域能划分给该架无人机, 从而减少转场时间, 提高任务效率. 由此可根据待搜索区域的空间分布求得最佳模糊分类矩阵 $\mathbf{U}_2^*$ 和 N_v 个聚类中心 $\mathbf{P}_2^*$. $\mathbf{U}_2^*$ 对应待分配给无人机的 N_v 个区域, $\mathbf{P}_2^*$ 为 N_v 个区域的空间中心点的坐标. 这样, 通过二次 FCM 即可实现根据空间位置划分待搜索区域的目的. 然后, 将 N_v 个区域合理分配给 N_v 架无人机执行搜索任务. 取无人机到各区域的转场时间和区域覆盖时间为特征量进行区域分配:

$$R_{\text{distrib}} = \arg \min \left[\max_{i,j} \left(f(S_{\text{area}_j}) + \delta_{ij} \right) \right], \quad (5)$$

其中, δ_{ij} 为 UAV i 到区域 j 的空间距离, 用以衡量转场时间; 用区域 j 的单元格数量 S_{area_j} 的函数 $f(S_{\text{area}_j})$ 描述覆盖任务时间, 最佳的区域分配策略是使各无人机的最大任务时间最小化.

3.4 基于 RHC 的搜索行为决策

无人机到达各自搜索区域后, 再根据本区域的环境信息、探测信息和本机状态进行自主决策, 实时决定其搜索方向. 在这一层, 仍采用传统的基于滚动时域优化 RHC(receding horizon control)的求解方法.

以 t_k 时刻的状态量 $x(t_k)$ 和决策量 $u(t_k)$ 的函数 J^k 来描述 t_{k+1} 时刻无人机进行搜索活动的收益

$$J^k = p(t_k) - p(t_{k+1}) = J^k(x(t_k), u(t_k)). \quad (6)$$

设 $x(t_{k+q}|t_k)$ 和 $u(t_{k+q}|t_k)$ 分别为 t_k 时刻对 t_{k+q} 时刻系统状态和控制输入的预测, 令 t_k 时刻往后的 N 步预测状态为 $\mathbf{X}(t_k)$, 控制输入为 $\mathbf{U}(t_k)$, 则 N 步预测后, 系统的搜索收益为

$$J(\mathbf{X}(t_k), \mathbf{U}(t_k)) = \sum_{q=0}^{N-1} J^{k+q}(x(t_{k+q}|t_k), u(t_{k+q}|t_k)), \quad (7)$$

其中, $\mathbf{X}(t_k) = \{x(t_{k+1}|t_k), x(t_{k+2}|t_k), \dots, x(t_{k+N}|t_k)\}$, $\mathbf{U}(t_k) = \{u(t_{k+1}|t_k), u(t_{k+2}|t_k), \dots, u(t_{k+N}|t_k)\}$. 则求解搜索决策的优化模型可以描述为

$$\begin{aligned} \mathbf{U}^*(t_k) &= \arg \max_{\mathbf{U}(t_k)} J(\mathbf{X}(t_k), \mathbf{U}(t_k)), \\ \text{s.t. } x(t_{k+q+1}|t_k) &= f(x(t_{k+q}|t_k), u(t_{k+q}|t_k)), \\ (q &= 0, 1, \dots, N-1). \end{aligned} \quad (8)$$

如图 4 所示, 在 t_k 时刻对接下来 4 步内的系统状

图4 RHC 预测迭代示意图

态和控制决策进行预测, 通过使当前时间窗口内系统的性能达到最优来确定最优化的控制决策序列为“右转, 左转, 直飞, 左转”, 将“右转”作为下一步搜索决策, t_{k+1} 时刻在新的时间窗口内进行预测计算最优控制序列, 以此类推, 不断产生最优化的搜索指令。

采取如图 4 所示的滚动时域迭代方式, 求解(8)式所述的最优化问题, 得到最优决策序列为 $U^*(t_k) = \{u^*(t_{k+1}|t_k), u^*(t_{k+2}|t_k), \dots, u^*(t_{k+N}|t_k)\}$, 将第一项 $u^*(t_{k+1}|t_k)$ 作为下一步的搜索决策。下一时刻在新的时间窗口内重新计算控制决策序列, 从而使无人机实现在线的优化搜索。

4 仿真实验与分析

本节通过仿真实验, 从任务区域覆盖模式和目标发现能力两个方面来检验所提出算法的性能, 其中目标发现能力用在给定时间内搜索到的目标数来衡量。采用 Matlab Simulink 搭建仿真环境进行仿真实验。所有计算在一台 CPU 为 Inter Core i5, 主频为 2.8 GHz, Windows XP 操作系统的电脑上执行。

假定搜索范围为 $80 \text{ km} \times 80 \text{ km}$, 目标为可移动的车辆和一些特定建筑, 任务区域内有若干的湖泊和江河, 3 架无人机组成搜索编组, 对任务区域进行搜索, 飞行速度为 800 km/h , 目标总数为 9 个, 其中 4 个低速直线运动目标, 5 个固定目标。仿真步长设为 5 s。设无人机进入任务区后, 通过机载传感器的探测信息、情报信息等已经获知了任务的江河湖泊的位置。在此基础上, 运用 FCM 算法以聚类划分的形式对搜索区域进行认知约简。以 $V_0 = [0.201; 0.774]$ 为初始聚

类中心, 通过更新聚类中心矩阵和隶属度矩阵实现聚类划分, 排除目标不可能存在的江河湖泊等区域, 得到高探测价值区域。10 次更新后得到的高价值搜索区域空间分布如图 5 所示。

为对比传统方法与本文方法的搜索覆盖模式, 使用基于概率搜索图的协同搜索决策方法和本文提出的基于模糊认知的协同搜索决策方法对任务区域进行搜索。设 3 架搜索无人机的初始位置分别为 $(1, 75)$, $(40, 1)$ 和 $(80, 35)$, 仿真运行 600 步, 得到的搜索区域覆盖图分别如图 6 和 7 所示。

对比图 6 和 7 可以看出, 传统的协同搜索决策侧重于使无人机编组实现对任务区域的全覆盖, 这种搜索覆盖模式会使无人机将大量搜索资源用于搜索目标基本不可能存在的区域, 从而造成搜索效能的降低。但是, 本文方法通过引入基于模糊聚类的认

图5 (网络版彩图)高价值搜索区域分布图

图6 (网络版彩图)传统的基于概率搜索图方法的 UAV 的搜索覆盖图

图7 (网络版彩图)本文方法得到的搜索覆盖图

知决策机制和目标分配机制,使无人机能够更关注于对高价值目标区域的搜索,从而可以提高对搜索资源的利用效率和任务效能。

为了更加形象地说明多无人机协同搜索的动态过程,在 STK 仿真环境下进行了多无人机协同搜索过程的视景仿真,从图8描述的多无人机协同搜索过程的3维示意图可以看出,本文基于模糊认知的搜索决策方法能够使无人机的搜索行为更加专注于高价值目标区域,减少了盲目性,有利于提高搜索效能。

为了进一步检验本文方法的搜索效能,在相同的仿真条件和任务场景下,分别使用4种方法进行目标搜索,考察各个方法在不同时刻的平均发现目标数。进行50次蒙特卡洛仿真实验,所得结果如图9所示。从图中可以看出,本文提出的方法可以在相对短的时间内发现更多的目标,具有更强的目标发现能力。

5 结束语

如何提高多无人机编组对于复杂任务环境下的

图8 (网络版彩图)无人机协同搜索过程的3维示意图

图9 (网络版彩图)不同搜索方法的目标发现能力

目标搜索效能,是无人机协同搜索研究的一个重要问题。本文把人的认知机制引入无人机的协同搜索决策中,建立了无人机协同搜索的认知控制模型,提出的多无人机协同搜索的模糊认知决策方法实现了对任务区域的有针对性的覆盖搜索,提高了搜索效能。但该方法的认知能力还比较初级,尚需进行更加深入的后续研究。

参考文献

- 1 Zengin U, Dogan A. Cooperative target pursuit by multiple UAVs in an adversarial environment. Robot Auton Syst, 2011, 59: 1049–1059
- 2 Duan H B, Zhang Y P, Liu S Q. Multiple UAVs/UGVs heterogeneous coordinated technique based on Receding Horizon Control (RHC) and velocity vector control. Sci China Tech Sci, 2011, 54: 869–876
- 3 Duan H B, Luo Q N, Yu Y X. Trophallaxis network control approach to formation flight of multiple unmanned aerial vehicles. Sci China Tech Sci, 2013, 56: 1066–1074
- 4 Yang Y L, Polycarpou M M, Minai A A. Multi-UAV cooperative search using an opportunistic learning method. ASME J Dyn Syst Meas Contr, 2007, 129: 716–728

- 5 Erignac C A. An exhaustive swarming search strategy based on distributed pheromone maps. AIAA Infotech@Aerospace Conference Exhibit. Rohnert Park, 2007
- 6 Trodden P, Richards A. Multi-vehicle cooperative search using distributed model predictive control. AIAA Guidance, Navigation and Control Conference and Exhibit. Honolulu, 2008. 1–11
- 7 Riehl J R, Collins G E, Hespanha J P. Cooperative search by UAV teams: A model predictive approach using dynamic graphs. IEEE T Aero Elec Sys, 2011, 47: 2637–2656
- 8 Hu J W, Xie L H, Lum K Y, et al. Multi-agent information fusion and cooperative control in target search. IEEE T Contr Syst T, 2013, 21: 1223–1235
- 9 彭辉, 苏菲, 沈林成. 用于多无人机广域目标搜索的扩展搜索图方法. 系统工程与电子技术, 2010, 32: 795–798
- 10 沈东, 魏瑞轩, 祁晓明. 基于 MTPM 和 DPM 的多无人机协同广域目标搜索滚动时域决策. 自动化学报, 2014, 40: 1391–1404
- 11 Appelbaum L, Boehler C, Davis L. The dynamics of proactive and reactive cognitive control processes in the human brain. J Cogn Neurosci, 2014, 26: 1021–1038

Study on fuzzy cognitive decision-making method for multiple UAVs cooperative search

WEI RuiXuan¹, ZHOU Kai¹, RU ChangJian¹, GUAN XuNing¹ & CHE Jun²

¹ College of Aeronautical and Astronautical Engineering, Air Force Engineering University, Xi'an 710038, China;

² Science and Technology on Aircraft Control Laboratory, Xi'an 710065, China

The searching decision-making method is the key factor affecting the efficiency of cooperative search for multiple Unmanned aerial vehicles (UAVs). Traditional searching decision-making method focuses on that how to make multiple UAVs cover the whole mission area cooperatively. These searching decision-making methods are based on probabilistic searching map and receding horizon control, and its flexibility to complex searching mission is limited. In this paper, according to the cognitive decision-making mode of human performing searching behavior, a cognitive control model with three layers structure for multi-UAVs cooperative search is presented. Based on this model and the fuzzy cluster idea, mission area is carried on cognitive match, reduction and division. Then, the assignment of mission area for cooperative searching is performed for each UAV using fuzzy cluster twice. On this basis, the receding horizon control approach is applied to realize the control of UAV searching. Finally, from two aspects, namely coverage mode of mission area and target searching ability, the performance of the fuzzy cognitive decision-making method for cooperative search proposed in this paper is analyzed and verified by the simulation experiments.

unmanned aerial vehicles (UAVs), cooperative search, cognitive decision-making, cognitive control model, fuzzy cluster

doi: 10.1360/N092015-00130