

doi: 10.7690/bgzd.2015.05.018

空地多智能体围捕系统体系结构与实现

李 嘉, 梁 瑾, 陈小龙, 张 宁

(西安飞行自动控制研究所飞行器控制一体化技术重点实验室, 西安 710065)

摘要: 针对空地多智能体围捕问题, 提出一种层次化的体系结构与任务实现方法。通过系统模态设计实现任务调度与分配, 利用改进型人工势场法的路径规划和碰撞预测算法实现追捕者的自主导航, 使用基于人工视觉的辅助定位方式完成惯性器件的修正。系统试验表明, 该系统可稳定完成围捕任务。

关键词: 多智能体; 围捕算法; 层次结构

中图分类号: TP242 **文献标志码:** A

Aerial and Ground Multi-agent Pursuit System Architecture Design and Implement

Li Jia, Liang Jin, Chen Xiaolong, Zhang Ning

(Science & Technology on Aircraft Control Laboratory, Xi'an Flight Automatic Control Research Institute, Xi'an 710065, China)

Abstract: With regard to the problem of aerial and ground pursuit-evasion game, an architecture system and task implement method is proposed. The task scheduling and assignment can be realized by using system mode design. The improved artificial potential field and collision prediction arithmetic can be used in the pursuers' automatic navigation. The inertial device is modified by use of assistance location based on artificial vision. The system experiment indicates that the system can settle the pursuit problem.

Keywords: multi-agent; pursuit algorithm; layer architecture

0 引言

随着科技的发展, 无人武器越来越多地出现在现代战争中。为了提高作战效率、降低战场伤亡, 在阿富汗与伊拉克战争中美军大量使用了用于军事侦察、扫雷排爆的无人车辆。这些无人车辆担负一些人类无法或难以执行的危险任务。与此同时, 各国均在研究更加智能的无人作战单元。而在战场上, 单一的无人车辆或无人机作战能力是有限的, 多个单元协同作战可以大大提高完成任务的效率。预计在不远的未来, 战争将是无人系统之间的较量。如何提高无人系统的自主决策能力将是今后无人作战系统研究的关键。

针对上述无人系统对抗问题, 笔者研究了空地多智能体协同控制围捕系统。假设一组无人机和无人车, 在存在边界的环境中追捕一个地面逃跑者。追捕者无人车和无人机通过视觉系统对逃跑者进行搜索, 若检测到逃跑者位置, 则根据当前时刻逃跑者信息和追捕者自身位置、能力与特点, 通过协同算法对逃跑者实施围捕, 最终将其包围。

对于二维空间内的围捕问题, 一些研究人员将其建模为数学问题。20世纪60年代Issacs博士在美国Rand公司资助下创立微分对策^[1]研究该问题。

Benda^[2]等人提出4个追捕者智能体通过占据一个逃跑者智能体周围的4个相邻栅格包围并捕获逃跑者的单猎物合作追捕问题。Denzinger等^[3]利用最邻近规则对当前状态进行分类, 并对每一个状态用遗传算法搜索, 以使围捕智能体采用最优方式运动。UC Berkeley的Sastry^[4]研究小组在算法中, 利用部分可观测的Markov决策过程研究了概率意义追捕逃跑问题。

上述研究大多停留在仿真阶段, 笔者着重研究三维空间内异构多智能体围捕系统的体系结构与系统实现方案。

1 系统体系架构

1.1 模块设计

多智能体协同围捕系统在运行过程中需要完成探测、识别、决策和通信等复杂任务, 这些功能在系统中自成体系。为了提高系统重用性, 降低系统集成的难度, 笔者采用模块化的设计方案。即将整个系统分为若干功能独立、任务划分清晰、可独立调试的模块, 模块间的定义统一接口。而围捕系统可分为环境探测、目标识别、目标跟踪、路径规划、系统决策、任务解释、任务分配和通信等模块。

收稿日期: 2015-03-16; 修回日期: 2015-04-17

基金项目: 中国航空科学基金资助项目(2013ZA18001)

作者简介: 李嘉(1983—), 男, 河南人, 硕士, 工程师, 从事无人系统任务与决策研究。

1.2 系统层级结构

根据任务信息流的走向与模块间的关系，建立模块间的层次结构。如图 1 所示，围捕系统自上而下可分为策略层、任务层和信息层。

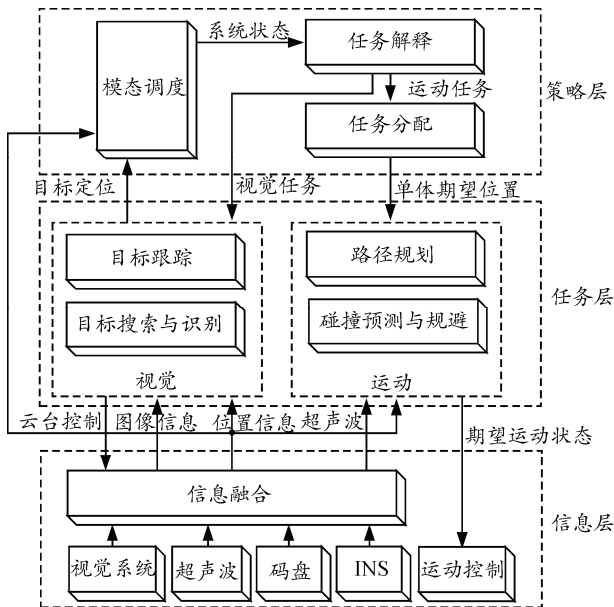


图 1 系统层级结构

策略层通过逃跑者与智能体自身状态信息给出智能体的具体任务目标。任务层利用传感器及其间融合后的信息完成策略层给出的任务。信息层完成传感器数据的采集与预处理。

2 系统层级设计

2.1 策略层设计

为了便于对其进行描述，可将围捕过程建模为漫游搜索、集结、围捕和预测搜索^[5]4 个模态。而策略层输入信息的改变，将触发模态调度逻辑，如图 2 所示。

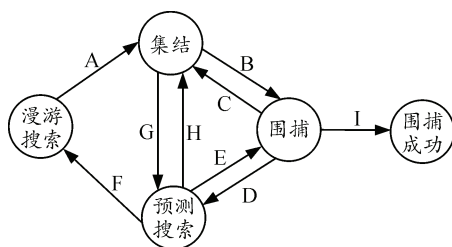


图 2 系统模态及转换

通过任务解释与任务分配，将抽象的模态转换为具体的任务信息，即通过优化算法得到每个智能体的期望目标点以及视觉系统采用何种方式对目标进行搜索与跟踪^[6]。在规划中需考虑不同追捕者（包

括空中与地面追捕者）运动和感知环境能力上的不同。

漫游搜索为系统的初始状态，该模态的任务即采用优化的策略使空中与地面智能体高效搜索逃跑者。可根据搜索能力及自身位置分配搜索区域。若发现逃跑者，则进入集结模态。集结模态需要在对逃跑者不断追踪定位的条件下，使追捕者在位置上形成合围之势。若既定的集结队形形成则切换进入围捕模态。围捕模态下，追捕者迅速向逃跑者运动，最终限制其移动。若在集结或围捕模态下，出现对逃跑者追踪失败的情况，根据当前信息推断逃跑者可能出现的区域，对该区域进行搜索。若发现逃跑者则返回集结或围捕模态，否则重新进入漫游搜索模态。

模态设计中集结模态是系统实现的关键。集结模态可分为领导者设置、集结点设置、集结点分配、子目标点生成等实施步骤。通过设置领导者，可更好的完成逃跑者的持续跟踪和集结队形设定。

记 t 时刻 $P(i)(i=1,2,\dots,n)$ 为所有 n 个追捕者的在全局坐标系中的位置， P_e 为当前时刻逃跑者在全局坐标系中的位置。 $P_e P(i)(i=1,2,\dots,n)$ 表示从逃跑者到第 i 个追捕者中心的方向矢量。设定最大集结环半径为 r_s 。考虑第 i 个追捕者为当前的领导者无人车，以 P_e 为极点， $P_e P(i)$ 作为极轴建立坐标系 Σ_{ci} 。无人车在 Σ_{ci} 下的坐标为 $P^i(\rho_k, \phi_k)(k=0,1,\dots,n-1)$ 。

无人车的集结点为均匀分布在以 P_e 为圆心， r_s 为半径的圆圈上的 n 个点。在坐标系 Σ_{ci} 下定义为 $P^j(r_s, \phi_k)(k=0,1,\dots,n-1)$ 。

集结点分配将角度信息作为系统匹配信息。引入匹配函数 $\sum(\phi_i - \phi_j)^2$ ，使用遍历法将目标点与无人车追捕者一一匹配，找到代价函数最小的匹配方式。

本项目提出了基于迂回包抄的策略的子目标点生成算法，解决了追捕者尚未形成围捕队形时，逃跑者迅速逃离集结环，导致追捕失败的问题。即设定大于集结环半径 r_s 的迂回环半径 r_R ，当追捕者方向角 ϕ_j 与目标方向角 ϕ_i 的夹角满足

$$\begin{cases} \phi_j - \phi_i > a \cos(\frac{r_s}{r_R}) & (\phi_j \geq \phi_i) \\ \phi_i - \phi_j > a \cos(\frac{r_s}{r_R}) & (\phi_j < \phi_i) \end{cases} \quad (1)$$

则坐标系 Σ_{ci} 下无人车追捕者对应的子目标点的幅值为 r_R ，方向角为

$$\begin{cases} \varphi_j - a \cos(\frac{r_s}{r_R}) & (\varphi_j \geq \phi_i) \\ \varphi_j + a \cos(\frac{r_s}{r_R}) & (\varphi_j < \phi_i) \end{cases} \quad (2)$$

若不满足公式 (1), 则追捕者机器人对应的目标点为以逃跑者为原点, 地面领导者机器人为正方向的极坐标系中, 以 r_R 为半径, 方向角为 ϕ_i 。

2.2 任务层设计

策略层可输出每个智能体的运动期望目标点。对于地面智能体, 需要考虑对障碍物的规避以及智能体间的避碰(无人机不考虑障碍规避问题)。本项目中地面智能体路径规划采用改进的人工势场法, 并利用沿墙跟踪算法解决了局部极小问题。

人工势场法通过在运动空间中引入一种虚拟受力场控制机器人的运动: 目标点产生引力势场, 障碍物则产生斥力势场, 在合势场的作用下, 机器人从高势场位置沿势场的负梯度方向逐步向低势场位置运动, 由于目标点被设计为合势场的全局极小点, 因此, 理论上机器人将最终止步于目标点。然而, 复杂环境的势场往往在除了目标点以外的其他局部区域内也存在极小值, 因此可能导致机器人无法到达目标点。

本项目将地面机器人的运动分解为人工势场法和沿墙跟踪 2 个模态。机器人首先利用人工势场法前进, 若在 T 时间内机器人的位移小于阈值 s , 即其产生了抖动或绕圈运动的情况。可判断其进入了局部极小, 则切入沿墙跟踪模态。为了使机器人障碍物规避时间更短, 选择障碍物距离较远一方作为沿墙运动的方向。在该模态下, 机器人向前移动, 并与障碍物保持一定的侧向距离。若机器人在沿墙跟踪过程中满足退出条件, 则重新进入人工势场法模态, 若机器人遇到复杂的凹形障碍物可能会产生退出沿墙跟踪进入人工势场后, 又一次来到上一个局部极小点的附近, 在这种情况下, 可采用与上次相反的沿墙跟踪方向, 跳出该路径循环。

智能体间采用碰撞预测算法, 给算法根据多个无人机运动的方向预测其未来产生碰撞的可能, 在可能产生碰撞的区域设置虚拟障碍物, 引导无人车避免碰撞的发生。

在视觉任务中, 搜索与追踪时为了实现期望区域的探测, 需要完成云台 2 个自由度的控制。而由此得到的图像, 经过预处理滤除噪声、颜色提取、计算边缘和目标比对等步骤实现对逃跑者的判断并

得到逃跑者的精确位置。

2.3 信息层

信息层负责所有传感器信息的采集, 并对信息进行初步处理, 滤除错误数据。由于系统传感器配置上的冗余, 通过多种传感器信息融合可更好地完成智能体自定位、障碍物探测和目标辨识等任务。

本项目在室内环境中验证算法, 没有 GPS 辅助定位。利用惯性器件定位具有一定的累积误差。本项目中为了实现室内小型飞行器的精确定位问题, 采用微惯性测量单元及视觉复合定位算法^[7]。

如图 3 所示, 本项目空中智能体采用四旋翼, 在四旋翼的底部中心位置安装一个下视摄像头, 在地面设置一个导航区域, 导航区域由横纵向参考线构成, 参考线的间隔为 1 m。将四旋翼第一次检测到的一对垂直参考线的交点作为四旋翼位置量测平面坐标系的原点 O , 使用微惯性测量单元及视觉复合定位算法处理四旋翼惯性传感器的量测结果和对四旋翼下视摄像头特征提取的结果, 得到四旋翼相对于原点 O 的位移, 即为四旋翼的定位结果。

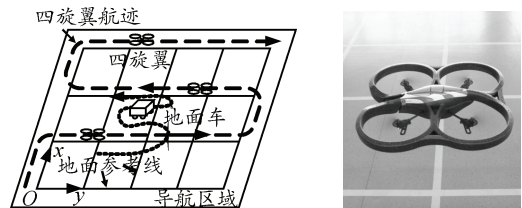


图 3 四旋翼定位信息修正

复合定位算法的步骤是: 1) 检测下视摄像头图像中的参考线特征; 2) 根据微惯性测量单元的偏航角测量结果判断检测到的参考线在平面坐标系 R_c 中的方向; 3) 计算四旋翼中心与 2 条参考线的像素距离, 并由参考线与图像轴线的夹角校正四旋翼的航向; 4) 根据四旋翼高度测量值计算四旋翼与参考线的相对位置; 5) 结合四旋翼单目视觉结果与微惯性测量单元的测量结果计算四旋翼的绝对位置。

由于本项目中采用的四旋翼机载摄像头拍摄清晰度有限, 为了提高检测的准确性, 需要在检测直线前对图像进行预处理。预处理包括滤除图像噪声, 提取图像中的黄色部分(地面参考线的颜色), 计算边缘等, 预处理可以利用图像中的颜色信息, 避免直接使用灰度图带来的误判。

3 系统实现方案

本试验的验证空中追捕者采用 Parrot 公司的

AR.Drone 四旋翼无人机, 逃跑者与地面追捕者采用 MobileRobots 公司的 Pioneer 3-AT 机器人。

系统实现方案如图 4 所示。设立决策计算机作为系统的计算与通信中心节点。该计算机运行决策层软件, 完成模态控制和任务分配, 并承担通信服务端、用户交互、界面显示等功能, 如图 5 所示。视觉和运动任务由决策计算机通过网络分配给地面追捕者与四旋翼控制计算机。任务层的路径规划、碰撞预测、目标捕获与跟踪等算法, 由地面追捕者与四旋翼控制计算机执行。

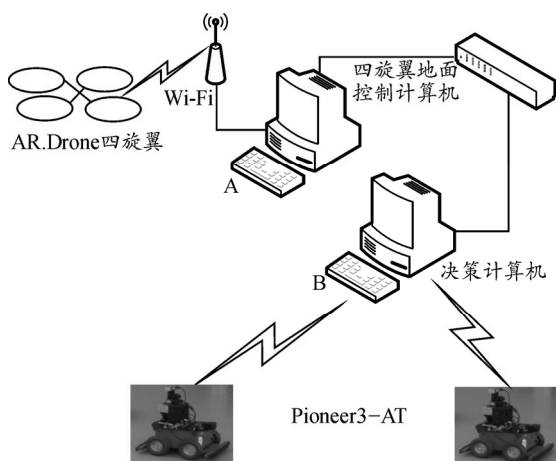


图 4 室内追捕试验原理

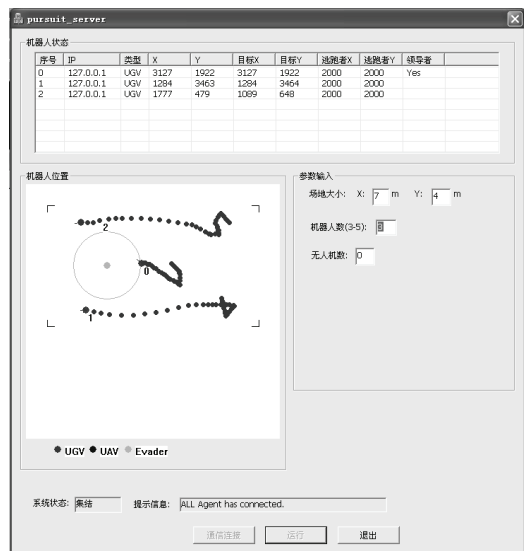


图 5 多智能体围捕策略软件

为了弥补四旋翼计算机计算能力的不足, 使其通过无线局域网与四旋翼地面控制计算机连接, 在

地面完成目标探测与跟踪、外环控制指令的生成、微惯性测量单元及视觉复合定位算法。将运算处理结果再通过无线网络上传到四旋翼上执行。

根据上述系统实现方案, 在一个无障碍物 7 m × 4 m 的室内区域下进行系统验证。逃跑者和追捕者初始位置随机。逃跑者采用随机路径运动方式, 并可对附近追捕者进行智能躲避。本系统可完成多智能体对逃跑者的稳定围捕。图 5 显示了一次试验中 3 个地面追捕者的追捕路径。

4 结束语

针对空地多智能体围捕问题, 笔者提出一种层次化构架, 实现了异构平台下的多智能体协同围捕任务。在室内简单环境中进行了系统的测试与验证, 其可实现稳定的多智能协同围捕。为了进一步验证系统的功能, 未来将逐步提高逃跑者的智能水平, 并在室内复杂环境以及室外非结构化环境下测试系统。本项目研究的技术可应用于复杂战场环境下的异构平台的混合协同控制, 其关键技术也可用于地面车与四旋翼的自主控制研究。

参考文献:

- [1] Isaacs R. Differential Games[M]. New York: John Wiley & Sons, 1965: 25-27.
- [2] Benda M, Jagannathan V, Dodhiawalla R. On Optimal Cooperation of Knowledge Sources[R]. Seattle, USA: Boeing Computer Services, 1985: 127-130.
- [3] Denzinger J, Funchs M. Experiments in learning prototypical situations for variants of the pursuit game. [C]. Proceedings of the 2nd International Conference on Multi-Agent Systems Kyoto. Menlo Park, CA: AAAI Press, 1996: 48-55.
- [4] Kim H J, Vidal R, Shim D H, et al. A hierarchical approach to probabilistic pursuit-evasion games with unmanned ground and aerial vehicles[C]. California Univ. Berkeley CA USA: Decision and Control, Proceedings of the 40th IEEE Conference, Dec. 2001: 639-643.
- [5] Cao Zq, Zhang B, Wang Sh, et al. Cooperative hunting of multiple mobile robots in an unknown environment[J]. Acta Automation Sinica, 2003, 29(4): 536-543.
- [6] 李嘉, 梁瑾. 基于空地异构平台的多智能体围捕算法与实现[M]. 北京: 科学出版社, 2012: 948-951.
- [7] 陈小龙, 唐强, 车军, 等. 基于人工视觉的四旋翼飞行器室内定位与控制[J]. 兵工自动化, 2012, 31(5): 61-64.