

## 基于合作博弈的智能集群自主聚集策略\*

王 训<sup>1</sup>, 王兆魁<sup>2</sup>, 张育林<sup>1,2</sup>

(1. 国防科技大学 航天科学与工程学院, 湖南 长沙 410073; 2. 清华大学 航天航空学院, 北京 100084)

**摘要:**以无人车集群系统协同监视再入体着靶过程为任务背景,开展智能集群自组织策略相关技术研究。设计无人车集群执行再入体着靶协同监视的集群行为模式;针对协同监视过程中的集群聚集行为,提出基于合作博弈的智能集群自主聚集策略。各智能体以实现群体聚集为“合作目标”,以降低自身能量消耗为“竞争目标”,开展博弈;基于微粒群算法规划局部路径,最终使群体系统涌现出聚集行为。仿真实验验证了设计的自主聚集策略的有效性。

**关键词:**智能集群;无人车;再入体;合作博弈;自主聚集

**中图分类号:**TP181 **文献标志码:**A **文章编号:**1001-2486(2017)02-146-06

## Strategy about autonomous aggregation of intelligent swarm based on cooperative game

WANG Xun<sup>1</sup>, WANG Zhaokui<sup>2</sup>, ZHANG Yulin<sup>1,2</sup>

(1. College of Aerospace Science and Engineering, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China;  
2. School of Aerospace, Tsinghua University, Beijing 100084, China)

**Abstract:** Unmanned ground vehicle swarm was proposed to monitor the process of reentry vehicle landing, and then the techniques about intelligent swarm self-organizing strategy were researched. Swarm behavior patterns about unmanned vehicle swarm collaboratively monitoring the process of reentry vehicle landing were designed and the swarm self-organizing strategy based on cooperative game was presented for the swarm aggregation behavior in the process of collaborative monitoring. Each agent regards achieving swarm aggregation and saving energy as top goal and carries out the gaming. The particle swarm optimization was used to program the local path thus the aggregation behavior was realized. Simulation experiment proves the effectiveness of the autonomous aggregation strategy.

**Key words:** intelligent swarms; unmanned vehicle; reentry vehicle; cooperative game; autonomous aggregation

蜂群、蚁群、鸟群是自然界中十分普遍的生物集群现象,集群中个体微不足道,它们却能通过彼此交互,自组织工作,使群体涌现出各种复杂行为,集群的能力远远超过单个个体的能力,甚至超过个体能力简单数量上的叠加<sup>[1-2]</sup>。源于对自然界生物集群的启发,国内外众多学者和研究机构在对单机器人系统、多机器人系统研究的基础上,开始了对群体机器人系统的研究。美国国家航天局提出了自主纳卫星技术集群(Autonomic Nano Technology Swarm, ANTS)计划,将利用1000颗航天器组成的群体对位于火星和木星轨道之间的小行星带进行探测<sup>[3]</sup>。在美国国防部先进研究项目局的支持下,美国宾夕法尼亚州费城大学提出了一种自适应自主空/地机器人群组,通过形成立体视觉网络,实现对城市环境下各种目标的

探测<sup>[4]</sup>。

再入体着靶过程监视是火箭装备研制、定型过程中的关键环节,由于再入体着靶时散布区域大、落点存在偏差,因此固定式的远距离探测系统无法及时准确地捕获着靶过程。借鉴生物集群和群体机器人系统的研究成果可开展无人车集群系统执行再入体着靶过程监视的研究,无人车集群携带多传感器设备,在再入体着靶过程中,通过机动探查、抵近监视、协同观测获取再入体运动轨迹、几何外形、信号、光学等基本特征。本文重点探讨无人车集群的自组织策略,包括各种组织方式、信息交互方式、进化机制等问题,以期通过无人车之间的协同工作,适应复杂的动态环境,高效地完成任

务。目前集群系统自组织策略的研究主要基于一

\* 收稿日期:2015-10-15

基金项目:国家863计划资助项目(2014AA7041002)

作者简介:王训(1989—),男,湖南常德人,博士研究生,Email: wangxun1989@mail.tsinghua.edu.cn;

王兆魁(通信作者),男,副教授,博士,博士生导师,Email: wangzk@tsinghua.edu.cn

致性算法和虚拟势场法展开。Ren 等率先对一致性算法开展研究<sup>[5-7]</sup>,证明了群体系统中的智能体在特定通信拓扑约束下,协作变量达到一致的条件,以此为基础,设计了群体系统形成特定构型的编队算法,提出了包容控制算法,解决了群体系统在一定范围内的聚集问题。但是,一致性算法难以求得最优解,且当通信拓扑结构切换时,一致性要求很难达到。Gazi 和 Passino 等从虚拟势场的角度,开展了集群自主实现聚集、觅食、编队等行为的研究,并研究了集群行为达到稳定的条件,分析了各项势函数的吸引排斥作用,以及利用滑模控制实现复杂系统集群行为的方法<sup>[8-11]</sup>。但是采用基于虚拟势函数的集群控制,系统达到的平衡点是各个智能体初始位置的平均值且在进行控制时也没有考虑智能体自身能量的消耗。并且,一致性算法和虚拟势场法都需要满足复杂的约束才能确保群体系统最终的稳定性。

## 1 无人车集群实施再入体着靶协同监视任务模式分析

### 1.1 再入体着靶协同监视系统构成

实施再入体着靶协同监视的无人车集群由多辆无人车(Unmanned Ground Vehicle, UGV)构成,无人车携带全球定位系统(Global Positioning System, GPS)等惯性导航设备,对自身进行定位;携带光学观测、雷达探测等载荷,对再入体着靶过程进行协同监视;携带无线通信节点,接收地面测控站发出的目标位置信息,同时向无人车集群广播自身的位置信息和探测到的目标信息。各无人车接收到其余无人车的信息后,通过自主分析任务目标,执行自组织策略,完成任务。

利用无人车集群实施再入体着靶协同监视的运行过程如下:地面站产生动态目标方位信息,将此信息广播给所有的无人车移动平台;各辆无人车利用 GPS 获取定位信息,并将自己的位置信息广播给其他无人车;各辆无人车根据自身位置信息和其他无人车的位置信息,协同机动,形成对动态目标的全方位、多角度观测,并将观测数据发送给地面站,完成整个再入体着靶协同监视。无人车集群执行再入体着靶协同监视示意如图 1 所示。

以无人车集群实现再入体着靶协同监视的运行过程为基础,分析单辆无人车完成任务的决策过程,决策过程如图 2 所示。

无人车分析再入体着靶协同监视任务,产生完成任务所需的基本行为规则,包括集群聚集、分

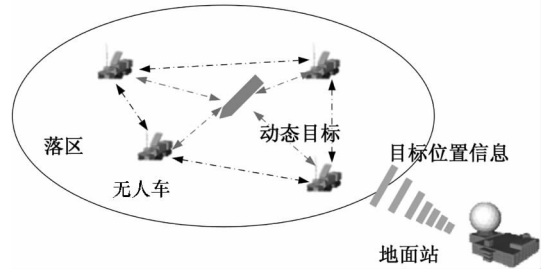


图 1 无人车集群执行再入体着靶协同监视示意图  
Fig. 1 Schematic diagram of UGV swarm collaboratively monitoring the process of reentry vehicle landing

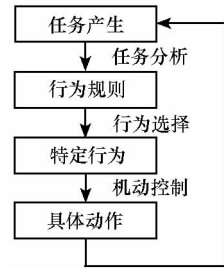


图 2 无人车任务执行决策过程  
Fig. 2 Decision-making process of UGV

散、编队以及个体的碰撞避免。在完成任务的过程中,无人车需要根据集群中其余无人车的运行情况,采取适当的行为,例如在聚集或者分散机动过程中,当无人车检测到可能发生碰撞时,需要切换到碰撞避免行为,因此在行为规则的基础上,需要选取特定行为,然后驱动底层的机动控制,完成具体行为,确保顺利完成任务。

### 1.2 无人车集群自主聚集任务分析

在集群的聚集、分散、编队、碰撞避免等众多行为中,聚集行为是一种基本的行为,其他集群行为都可以以聚集行为为基础开展研究,同时多群体机器人系统的工程实现也都是以聚集行为为基础。因此,在研究无人车集群实现再入体着靶协同监视的过程中,重点分析无人车集群自主聚集行为的实现。

首先给出集群系统自主聚集行为实现的定义:考虑一个由  $n$  个智能体组成的智能集群系统,智能体状态为  $\mathbf{x}_i(t)$ ,  $i = 1, \dots, n$ ,  $\mathbf{x}_i \in \mathbf{R}^m$ ,各个智能体之间保持一定距离。定义输入  $\mathbf{u}_i(t)$  ( $i = 1, \dots, n$ ) 作用于各个智能体,使得当  $t \rightarrow \infty$  时,对于所有智能体  $i = 1, \dots, n$  和  $j = 1, \dots, n$ ,有  $\lim_{t \rightarrow \infty} \|\mathbf{x}_i(t) - \mathbf{x}_j(t)\| \leq \varepsilon$  ( $\varepsilon$  为集群最终形成聚集范围的大小指标),则称智能集群系统最终实现聚集<sup>[11]</sup>。

不失一般性,假设应用于靶场探测的无人车智能体为一阶积分系统。无人车智能体的动力学

模型为:

$$\dot{\mathbf{x}}_i = \mathbf{u}_i, \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (1)$$

式中,  $n$  表示无人车集群系统中各无人车智能体的个数,  $\mathbf{x}_i \in \mathbf{R}^m$  和  $\mathbf{u}_i \in \mathbf{R}^m$  分别为第  $i$  个无人车智能体的状态和控制输入。将式(1)离散化后, 得到无人车智能体的离散动力学模型为:

$$\mathbf{x}_i(k+1) = \mathbf{x}_i(k) + \mathbf{u}_i(k), \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (2)$$

式中,  $\mathbf{x}_i(k+1) \in \mathbf{R}^m$  为第  $i$  个无人车智能体在  $k+1$  时刻的状态,  $\mathbf{x}_i(k) \in \mathbf{R}^m$  为第  $i$  个无人车智能体在  $k$  时刻的状态,  $\mathbf{u}_i(k) \in \mathbf{R}^m$  为第  $i$  个无人车智能体  $k$  时刻的控制输入, 它与自身的状态和集群中其余智能体的状态有关。

## 2 基于合作博弈的智能集群自主聚集策略设计

### 2.1 智能集群自主聚集策略

设计智能集群自主聚集策略的目的是使智能体涌现出聚集行为, 其算法流程如图 3 所示。

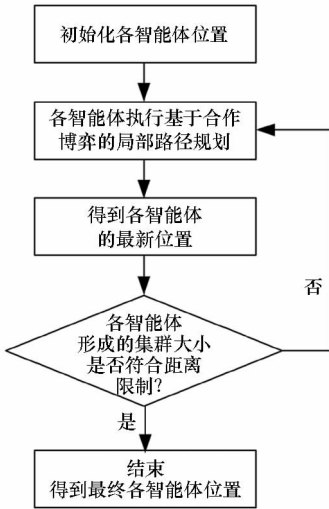


图 3 智能集群自主聚集策略流程图

Fig. 3 Flow chart of intelligent swarm's autonomous aggregation strategy

智能集群自主聚集策略中, 首先使各智能体随机分布在一定位置, 此后, 各智能体分布式地执行基于合作博弈的局部路径规划(下一小节有介绍), 进而得到各智能体的最新位置, 此时判断各智能体是否符合集群聚集行为达到的条件, 如果不达到, 则继续执行基于合作博弈的局部路径规划, 如果达到, 则结束算法, 得到聚集行为满足时的各智能体位置。

### 2.2 智能体合作博弈思想

达到聚集行为是整个智能集群系统的统一目标, 各个智能体在进行行为选择时, 只有使群体系

统最终聚集, 各智能体的行为选择才是有效的。但是由于集群系统中, 不存在全局的控制器, 各智能体在做出决策时, 难以找到一个符合最终条件的全局最优解, 可能只存在 Pareto 最优解。各智能体在进行行为决策时, 会进行博弈, 不仅是为了达到聚集的目标, 同时还会以降低自身能量消耗为优化指标, 此思想即为各智能体为形成集群聚集行为的合作博弈思想。智能体在进行局部路径规划时, 以下述两式作为优化指标。

$$f_1 = |\mathbf{u}_i(k)| \quad (3)$$

$$f_2 = \sum_{j \in N_i} |\mathbf{x}_i(k+1) - \mathbf{x}_j(k)| \quad (4)$$

式(3)中  $f_1$  表示的是第  $i$  个智能体进行第  $k$  步决策时自身能量的消耗, 以此为优化指标, 最小化  $f_1$ , 体现的是智能体的“自私性”, 各智能体进行博弈, 期望自身能量消耗最少。

式(4)中  $f_2$  表示的是第  $i$  个智能体进行第  $k$  步决策时, 其第  $k+1$  步状态与其他智能体第  $k$  步状态之差的绝对值的和,  $\mathbf{x}_i(k+1)$  为期望的下一步状态,  $\mathbf{x}_j(k)$ ,  $j \in N_i$  代表第  $i$  个智能体通信范围内的其他智能体第  $k$  步状态。为了达到各智能体状态最终聚集, 希望最小化代价函数  $f_2$ , 体现的是智能体的“合作性”, 各智能体以此方式进行合作, 最终使智能集群系统涌现出聚集行为。

### 2.3 基于微粒群算法求解局部路径

重新考虑智能体的动力学方程式(2)。令  $\mathbf{u}_i(k)$  满足下列关系式:

$$\mathbf{u}_i(k) = \sum_{j \in N_i} a_{ij} \mathbf{x}_j(k) \quad (5)$$

式中,  $N_i$  表示智能体  $i$  通信范围内的其余智能体,  $a_{ij}$  为加权系数。将式(2)、式(5)代入到式(3)、式(4)中, 得到:

$$f_1 = f_1(\mathbf{a}_i) = \sum_{j \in N_i} a_{ij} \mathbf{x}_j(k) \quad (6)$$

$$f_2 = f_2(\mathbf{a}_i) = \sum_{j \in N_i} \left| \mathbf{x}_i(k) + \sum_{j \in N_i} a_{ij} \mathbf{x}_j(k) - \mathbf{x}_j(k) \right| \quad (7)$$

其中,  $\mathbf{a}_i = [a_{ij}]^T$ , 由于  $\mathbf{x}_i(k)$  和  $\mathbf{x}_j(k)$  均为已知量, 因此基于合作博弈思想的智能体局部路径规划就是求解  $\mathbf{a}_i$ , 使得  $f_1$  和  $f_2$  最小。同时设计时考虑到智能体速度的限制:

$$\mathbf{u}_i(\mathbf{a}_i) = \sum_{j \in N_i} a_{ij} \mathbf{x}_j(k) \leq \mathbf{v}_i^{\max} \quad (8)$$

即每个智能体速度不超过其最大速度  $\mathbf{v}_i^{\max}$ 。

因此, 智能体基于合作博弈的思想进行局部路径规划的问题可归纳总结为:

$$\begin{cases} \min f(\mathbf{a}_i) = [f_1(\mathbf{a}_i), f_2(\mathbf{a}_i)] \\ \text{s. t. } \mathbf{u}_i(\mathbf{a}_i) \leq \mathbf{v}_i^{\max} \end{cases} \quad (9)$$

针对式(9)所述带约束多目标优化问题,假设每个智能体能得到其余智能体信息,即  $\mathbf{a}_i = [\mathbf{a}_{ij}]^T = [a_{i1}, a_{i2}, a_{i3}, \dots, a_{in}]^T$ 。在求解时,利用线性加权法处理多目标优化,利用惩罚函数法处理约束,因此可将式(9)所述的带约束多目标优化问题转化为:

$$\begin{cases} \min f(\mathbf{a}_i) = \alpha_1 \cdot f_1(\mathbf{a}_i) + \alpha_2 \cdot f_2(\mathbf{a}_i) + \beta \\ \beta = \begin{cases} 0, & \mathbf{u}_i(\mathbf{a}_i) \leq \mathbf{v}_i^{\max} \\ +\infty, & \mathbf{u}_i(\mathbf{a}_i) > \mathbf{v}_i^{\max} \end{cases} \end{cases} \quad (10)$$

其中,  $\alpha_1 > 0, \alpha_2 > 0$  为多目标优化的加权项,  $\beta$  为惩罚函数。采用微粒群优化算法求解  $\mathbf{a}_i$ , 首先随机初始化一群微粒  $\mathbf{a}_i^e, e = 1, 2, \dots, p, p$  为设计微粒群算法时选取的微粒个数。设  $\mathbf{a}_i^e = [a_{i1}^e, a_{i2}^e, a_{i3}^e, \dots, a_{in}^e]^T$  为微粒  $e$  的当前位置,  $\mathbf{v}_i^e = [v_{i1}^e, v_{i2}^e, v_{i3}^e, \dots, v_{in}^e]^T$  为微粒  $e$  的当前飞行速度, 每个微粒根据自己的历史个体极值  $\mathbf{a}_{i(\text{lbest})}^e$  和群体历史全局极值  $\mathbf{a}_{i(\text{gbest})}^e$  来更新自己的速度和位置<sup>[12]</sup>。

微粒群算法的进化方程式是:

$$\begin{cases} \mathbf{v}_i^e(t+1) = \mathbf{v}_i^e(t) + c_1 \text{rand}_1() [\mathbf{a}_{i(\text{lbest})}^e - \mathbf{a}_{i(\text{lbest})}^e(t)] + \\ \quad c_2 \text{rand}_2() [\mathbf{a}_{i(\text{gbest})}^e - \mathbf{a}_{i(\text{gbest})}^e(t)] \\ \mathbf{a}_i^e(t+1) = \mathbf{a}_i^e(t) + \mathbf{v}_i^e(t+1) \end{cases} \quad (11)$$

式中:  $\mathbf{v}_i^e(t)$  是粒子  $e$  在第  $t$  代的速度;  $\mathbf{a}_i^e(t)$  是粒子  $e$  在第  $t$  代的位置;  $\text{rand}()$  是介于  $(0, 1)$  之间的随机数;  $c_1, c_2$  是加速度因子, 通常在  $(0, 2)$  间取值。式(11)中的第一部分  $\mathbf{v}_i^e(t)$  是粒子先前的速度; 第二部分  $c_1 \text{rand}_1() [\mathbf{a}_{i(\text{lbest})}^e - \mathbf{a}_{i(\text{lbest})}^e(t)]$  为“认知”部分, 表示粒子自身的经验; 第三部分为  $c_2 \text{rand}_2() [\mathbf{a}_{i(\text{gbest})}^e - \mathbf{a}_{i(\text{gbest})}^e(t)]$  为“社会”部分, 表示粒子间的信息共享。这三部分共同决定粒子的空间搜索能力。通过调整  $c_1, c_2$  参数, 可以影响不同部分的权重, 从而影响微粒群算法的性能。

微粒群算法的实现步骤如下:

**Step 1:** 初始化一群微粒, 包括微粒的随机位置和速度。

**Step 2:** 根据优化指标函数计算每个微粒的优化指标值。

**Step 3:** 对每个微粒, 将其优化指标值与历史个体极值  $\mathbf{a}_{i(\text{lbest})}^e$  作比较, 如果较好, 则将其作为当前的最好位置  $\mathbf{a}_{i(\text{lbest})}^e$ 。

**Step 4:** 对每个微粒, 将其优化指标值与群体历史全局极值  $\mathbf{a}_{i(\text{gbest})}^e$  作比较, 如果较好, 则将其作为当前的全局最好位置  $\mathbf{a}_{i(\text{gbest})}^e$ 。

**Step 5:** 根据式(11)对微粒的速度和位置进行进化。

**Step 6:** 如未达到结束条件(通常为足够好的优化指标值或达到一个预设最大代数), 则返回 Step2。

利用上述微粒群算法, 各智能体求得使优化指标值最小的  $\mathbf{a}_{i(\text{gbest})}^e$ , 作为  $\mathbf{a}_i = [\mathbf{a}_{ij}]^T$  的取值, 从而完成局部路径规划。每个智能体在完成局部路径规划后, 按照 1.2 节所述, 判断是否达到集群系统形成聚集的条件, 否则继续执行自主聚集策略。

### 3 集群自主聚集仿真实验

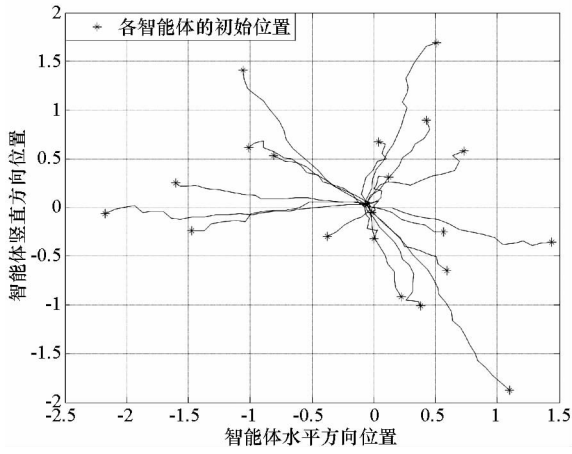
首先选取智能集群系统中智能体的个数, 假设由 20 个智能体构成智能集群系统, 即  $n = 20$ 。初始化各智能体的位置, 将平面内的位置变量作为各智能体的状态变量, 即  $\mathbf{x} = [x_x, x_y]^T$ , 其中  $x_x$  代表智能体水平方向的位置,  $x_y$  代表智能体竖直方向的位置, 随机选取服从标准正态分布  $x_x, x_y \sim N(0, 1)$  中的 20 个点作为智能体的初始位置。聚集范围的大小指标  $\varepsilon = 0.05$ , 设置初始化各智能体的速度限制  $\mathbf{v}_i^{\max}$ 。

在利用微粒群算法求解各智能体的局部路径规划时, 需要设置微粒群优化算法的参数, 设置粒子个数  $p = 10$ , 多目标优化的加权项  $\alpha_1 = 0.2, \alpha_2 = 0.04$ , 加速度因子  $c_1 = 0.5, c_2 = 1$ 。

得到基于合作博弈的智能集群自主聚集策略的仿真结果, 如图 4 和图 5 所示。

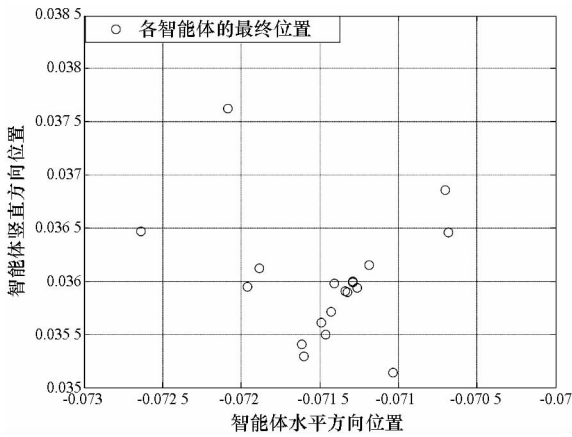
图 4 为设置智能体的最大速度限制  $\mathbf{v}_i^{\max} = [0.1, 0.1]^T$  时, 基于合作博弈的智能集群自主聚集策略的仿真结果。从图中可知, 20 个智能体位置  $\mathbf{x} = [x_x, x_y]^T$  初始分布在  $x_x \in (-2.5, 1.5), x_y \in (-2, 2)$  的区域, 经过多次迭代后, 智能体最终收敛在  $x_x \in (-0.073, -0.07), x_y \in (0.035, 0.0385)$  的区域。通过该仿真证明, 基于合作博弈的智能集群自主聚集策略能够使集群系统最终收敛到一定范围内, 实现群体的聚集行为。

图 5 为设置智能体的最大速度限制  $\mathbf{v}_i^{\max} = [0.2, 0.2]^T$  时, 基于合作博弈的智能集群自主聚集策略的仿真结果。从图中可知, 20 个智能体的位置  $\mathbf{x} = [x_x, x_y]^T$  初始分布在  $x_x \in (-2.5, 1.5), x_y \in (-2, 2.5)$  的区域, 经过多次迭代后, 智能体



(a) 智能体位置变化图

(a) Position alteration of agent

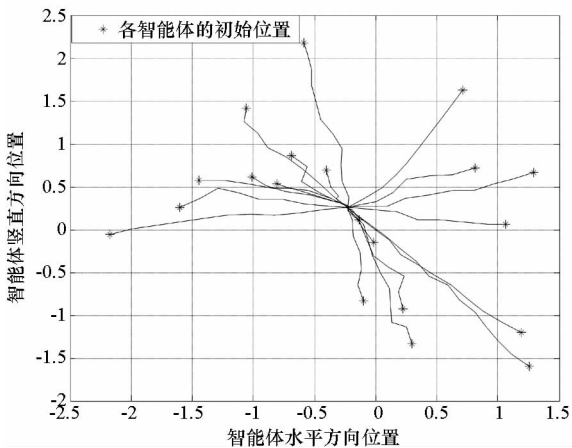


(b) 智能体最终位置图

(b) Final position of agent

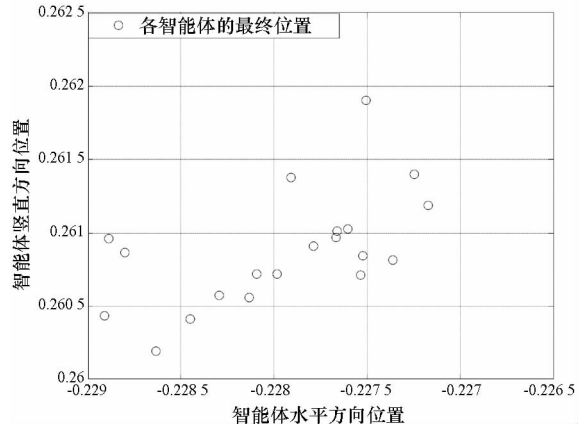
图 4 基于合作博弈的智能集群自主聚集策略的仿真结果( $v_i^{\max} = [0.1, 0.1]^T$ )

Fig. 4 Simulation results of intelligent swarm's autonomous aggregation strategy based on cooperative game( $v_i^{\max} = [0.1, 0.1]^T$ )



(a) 智能体位置变化图

(a) Position alteration of agent



(b) 智能体最终位置图

(b) Final position of agent

图 5 基于合作博弈的智能集群自主聚集策略的仿真结果( $v_i^{\max} = [0.2, 0.2]^T$ )

Fig. 5 Simulation results of intelligent swarm's autonomous aggregation strategy based on cooperative game( $v_i^{\max} = [0.2, 0.2]^T$ )

最终收敛在  $x_x \in (-0.229, -0.2265)$ ,  $x_y \in (0.26, 0.2625)$  的区域。

上述两个实验证明了基于合作博弈的智能集群自组织策略实现集群聚集行为的有效性。第二次实验与第一次实验相比,只是智能体的最大速度限制  $v_i^{\max}$  取值不同,第二次取值较大,从图中能看出,这样的变化使得智能体移动轨迹较为平滑。

### 4 结论

以无人车构成的集群系统应用于再入体着靶监视为背景,以实现群体聚集为目标,设计了一种基于合作博弈的智能集群自主聚集策略。运用博弈论的思想,设计了同时考虑合作目标和自身能量消耗的优化指标,并基于微粒群算法规划出了局部路径。该自组织策略通过个体的迭代优化求解,无需对群体的稳定性进行复杂的数学分析,最终使群体系统涌现出聚集行为,同时鲁棒性较强,可为研究群体系统的更多群体行为提供指导。

### 参考文献 (References)

[1] 吴启迪,康琦,汪镭,等. 自然计算导论[M]. 上海:上海科学技术出版社, 2011.  
WU Qidi, KANG Qi, WANG lei, et al. An introduction to nature-inspired computation [M]. Shanghai: Shanghai Scientific and Technical Publishers, 2011. (in Chinese)

[2] Kauffman S A. Origins of order: self-organization and selection in evolution [M]//Varela F J, Dupuy J. Understanding origins: contemporary views on the origin of

- life, mind and society. Oxford: Oxford University Press, 1993: 153 – 181.
- [3] Truszkowski W, Hallock h, Rouff C, et al. Autonomous and autonomic systems: with applications to NASA intelligent spacecraft operations and exploration systems [M]. London: Springer London, 2010.
- [4] Hsieh M A, Cowley A, Keller J F, et al. Adaptive teams of autonomous aerial and ground robots for situational awareness[J]. Journal of Field Robotics, 2007, 24(11/12): 991 – 1014.
- [5] Ren W. Consensus tracking under directed interaction topologies: algorithms and experiments [J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2010, 18(1): 230 – 237.
- [6] Ren W. Consensus strategies for cooperative control of vehicle formations [J]. IET Control Theory Application, 2007, 1(2): 505 – 512.
- [7] Cao Y C, Stuart D, Ren W. Distributed containment control for multiple autonomous vehicles with double-integrator dynamics: algorithms and experiments [J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2011, 19(4): 929 – 938.
- [8] Olfati-Saber R, Murray R M. Distributed cooperative control of multiple vehicle formations using structural potential functions[J]. IFAC Proceedings Volumes, 2002, 35(1): 495 – 500.
- [9] Gazi V. Swarm aggregations using artificial potentials and sling-mode control [J]. IEEE Transactions on Robotics, 2005, 21(6): 1028 – 1214.
- [10] Olfati-Saber R. Flocking for multi-agent dynamics systems: algorithms and theory[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2006, 51(3): 401 – 420.
- [11] Gazi V, Passino K M. Swarm stability and optimization[M]. Berlin: Springer Berlin Heidelberg, 2011.
- [12] Coello C C A, Pulido G T, Lechuga M S. Handling multiple objectives with particle swarm optimization [J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2004, 8(3): 256 – 279.