

文章编号: 1001-0920(2013)05-0741-05

基于邻域跟随的群集系统分群控制算法

雷小康, 刘明雍, 杨盼盼

(西北工业大学 航海学院, 西安 710072)

摘要: 传统基于避撞、组队和聚集规则的个体运动协同算法具有内聚和速度一致趋势, 群体在外部信息刺激下难以自发实施分群. 为此, 提出一种融合了邻域跟随行为的分布式协同控制算法. 该算法在短距排斥、长距吸引和速度一致行为的基础上, 引入个体对于其感知域内间距变化最快的邻居的跟随运动, 并通过跟随目标的动态更新, 实现了外部信息作用下群体的自组织分群行为. 仿真实验验证了算法的可行性和分群有效性.

关键词: 群集系统; 分群控制; 邻域跟随; 组群控制

中图分类号: TP13

文献标志码: A

Fission control algorithm for swarm based on local following interaction

LEI Xiao-kang, LIU Ming-yong, YANG Pan-pan

(College of Marine Engineering, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China. Correspondent: LEI Xiao-kang, E-mail: ray_com@163.com)

Abstract: Traditionally, the motion cooperative algorithms for swarm base on the interaction rules of attraction, repulsion and alignment have the properties of group cohesion and velocity consensus, which prevent the splitting of the group under multiple external stimulus. Therefore, a distributed motion cooperative algorithm is proposed by integrating a following interaction with the behaviors of long-range attraction, short-range repulsion and consensus-based alignment, where the following behavior is applied locally to one of the proximity neighbors with the fastest change of inter-individuals distance and vanished after a short acting time. Then, the swarm can split autonomously into multiple sub-groups when multiple stimulus are introduced. Finally, simulation results show the feasibility and effectiveness of the proposed algorithm for the fission control.

Key words: swarm; fission control; local following; flocking control

0 引言

群集系统是由大量感知、计算和执行能力有限的非智能化个体组成的自组织群体系统, 其显著特点是群内个体的行为仅受邻居行为和局部环境的影响^[1]. 目前对于群集系统协同控制的研究主要集中在组群编队方面^[2-7], 即要求分布于某一区域的个体通过局部交互自发地聚集成群, 形成有序化的单一群体或编队协同运动. 针对该问题, Reynolds^[2]做了开创性的工作. 他总结的避撞、组队和聚集(RAA)3条个体行为规则已成为后续相关研究的基础. 通过采用不同的实现技术, 目前已提出了多种基于RAA规则的组群控制算法, 如人工势场法^[3-5]、虚拟物理法^[6]、模糊

逻辑法^[7]、几何类方法^[8]、基于行为的方法等.

本文研究群集系统的分群控制问题. 分群行为与组群编队相对应, 表现为群体中的部分个体分裂而出形成多个独立子群的现象. 这对于群体开展多任务合作^[9]、执行多目标监控与跟踪^[10-11]、实施障碍物及危险规避^[12,14]等发挥关键作用. 群集系统的分群行为仅受个体间协同规则的影响, 这与基于集中分配或磋商机制的多智能体任务分配问题存在显著不同^[9]. 目前对于分群控制研究尚处于起步阶段, 相关工作包括: 文献[10-13]以个体分别跟踪不同目标或领导者的方式, 实现了群集系统的分群运动. Ong等^[14]通过调整个体间的拓扑关系实现了刚性编队的分裂/融合控制. Zhao等^[15]采用基于密度的协同控制算法, 通过

收稿日期: 2012-02-07; 修回日期: 2012-06-22.

基金项目: 国家自然科学基金项目(51179156, 50979093).

作者简介: 雷小康(1982-), 男, 博士生, 从事群集系统的运动建模与控制的研究; 刘明雍(1971-), 男, 教授, 博士生导师, 从事导航、制导与控制等研究.

调控期望密度实现了群体的分裂控制. Kumar等^[16]针对包含两类不同个体的异构系统, 设计了差异化的交互势场来实现混合群体的分类集聚. Chen等^[17]在经典RAA规则的基础上引入了一个中距离的排斥力, 实现了对群体分裂行为的控制.

分群现象实际上是由多元信息在群内传播引起的个体行为分化现象. 文献[10-13]中, 个体借助直接通讯选择目标或领导者进行跟踪, 实现了多目标信息的定向传播, 从而产生群体的分裂行为. 但实际中, 受环境约束及自身能力的限制, 个体往往不能直接获得目标信息. 比如在密集飞行的鸟群中^[18], 只有位于群体边缘的少量个体能感知到游隼的攻击, 但其无法将隼来袭的方向、速度等状态信息直接传递给群内的其它个体. 个体之间只能通过对邻居避险行为的模仿, 实现相关信息的间接传播. 此时, 群体对于外部信息的反应行为, 将完全取决于个体间所遵循的运动协同规则. 经典的RAA协同规则针对群集系统的组群问题提出, 具有内聚和速度一致的特性, 这有利于实现群体的聚集运动, 但却使得分群行为难于发生.

为此, 本文提出一种融合了邻域跟随行为的个体运动协同算法(F-RAA), 该算法以RAA协同规则为基础, 通过引入个体对其感知范围内相对距离变化最快的邻居的跟随运动, 实现有效信息在群内的定向传播, 使得群体在受到多个外部刺激作用时, 个体间无需进行身份识别或交换任何任务信息, 即可自发地实施分群机动. 针对不同规模的群集系统的仿真实验, 验证了F-RAA算法的可行性和有效性.

1 问题的提出

考虑由 N 个个体组成的群集系统, 其运行于二维无障碍平面. 设个体 i 的运动方程为

$$\begin{cases} \dot{\mathbf{r}}_i^t = \mathbf{v}_i^t, \\ \dot{\mathbf{v}}_i^t = \mathbf{u}_i^t, \end{cases} \quad i = 1, 2, \dots, N. \quad (1)$$

其中: $\mathbf{r}_i^t, \mathbf{v}_i^t \in \mathbf{R}^2$ 分别表示 i 在 t 时刻的位置和速度向量; $\mathbf{u}_i^t \in \mathbf{R}^2$ 代表 t 时刻的控制输入(加速度)向量. 个体满足如下假设(下文描述中若无冲突, 均省略上标 t):

1) 个体间不存在显式的通信交换目标信息, 不能进行身份识别;

2) 个体仅能感知有限范围内邻居的位置和速度信息.

设个体的感知半径为 $\delta > 0$, 则 t 时刻 i 的邻居 N_i^t 可表示为

$$N_i^t = \{j \mid \|\mathbf{r}_i - \mathbf{r}_j\| \leq \delta, j \in \{1, 2, \dots, N\}, j \neq i\},$$

其中 $\|\cdot\|$ 表示两者间的欧氏距离. 受个体运动影响, N_i^t 动态变化.

群集系统中个体的运动仅受邻居状态和环境影响. 基于RAA规则的协同控制算法中, 个体通过对近邻 N_i^t 状态的平均确定自身运动, 其典型实现形式如下^[3]:

$$\mathbf{u}_i = \mathbf{f}_i^g + \mathbf{f}_i^v + \mathbf{f}_i^n. \quad (2)$$

其中: \mathbf{f}_i^g 为位置协同项, 实现避碰及个体间的位置协同; \mathbf{f}_i^v 为速度协同项, 实现近邻间的速度匹配; \mathbf{f}_i^n 为导航项, 体现个体与环境的作用.

本文分别采用人工势场和速度一致算法设计 \mathbf{f}_i^g 和 \mathbf{f}_i^v 两项, 以实现群内个体间的相互作用. 位置协同项 \mathbf{f}_i^g 取为^[5]

$$\mathbf{f}_i^g = \sum_{j \in N_i^t} 2 \cdot \left(\frac{1}{d_{ij}} - \frac{d_0}{d_{ij}^3} \right) \cdot \hat{\mathbf{r}}_{ij}. \quad (3)$$

其中: $d_{ij} = \|\mathbf{r}_i - \mathbf{r}_j\|$ 表示个体 i 和 j 之间的欧氏距离; $\hat{\mathbf{r}}_{ij} = (\mathbf{r}_j - \mathbf{r}_i) / \|\mathbf{r}_j - \mathbf{r}_i\|$ 表示由 i 指向 j 的单位向量. 式(3)在短距离内产生排斥力, 长距离产生吸引力. 特别地, 当 $d_{ij} \rightarrow 0$ 时, $\|\mathbf{f}_i^g\| \rightarrow \infty$, 该性质防止个体间发生碰撞.

速度协同项 \mathbf{f}_i^v 取为^[3]

$$\mathbf{f}_i^v = - \sum_{j \in N_i^t} (\mathbf{v}_i - \mathbf{v}_j); \quad (4)$$

导航项 \mathbf{f}_i^n 取为^[17]

$$\mathbf{f}_i^n = \mathbf{e} - \gamma \cdot \mathbf{v}_i. \quad (5)$$

其中: \mathbf{e} 为群体的期望运动方向; $-\gamma \cdot \mathbf{v}_i$ 为阻尼力. 为简便起见, 令 $\mathbf{e} = [1, 0]^T$.

运动控制律(2)可以实现群集系统(1)的组群运动, 使得群体内部个体间避碰、聚集且速度渐近收敛到一致状态^[3]. 另外, 当环境中存在多个目标或领导者且所有个体均具有它们的状态信息时, 通过设计合适的导航反馈项 \mathbf{f}_i^n , 使得不同个体跟踪不同的目标, 式(2)可以产生群体的分群运动^[11-13]. 但是, 如果群内仅有少量个体掌握了目标信息, 则基于RAA规则的群集系统很难实施分群运动. 图1给出一个仿真实例, 从中可清楚地看到, 在外部信息作用下, 两组个体(即信息个体)出现趋向性运动从母群分出, 但未能诱导群体出现相应的分裂行为, 且母群运动几乎未受影响. 这主要由于式(2)中速度匹配项(4)的平均一致性作

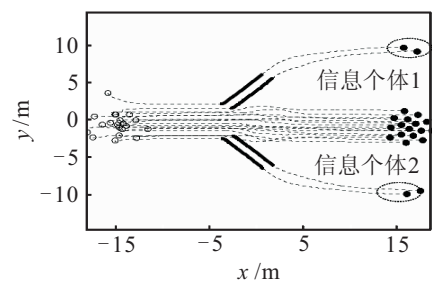


图1 基于RAA协同规则的群体运动仿真实例

用^[3], 造成了有效信息的稀释和消抵, 弱化了外部信息的作用效果。

本文目的是为个体设计一种仅基于局部感知信息的协同控制算法 $\mathbf{u}_i = u(N_i^t)$, 该算法不仅可以实现群集系统的自组织组群运动, 而且当群体受到多个外部信息作用时, 可以自发地实施分群机动, 形成数个规模相近的独立子群, 而无需任何直接的目标选择或磋商操作。

2 融合邻域跟随行为的个体运动协同算法

群集系统在受到外部信息刺激时, 个体运动状态的变化间接反映了其受信息作用的强度, 而个体之间的跟随运动具有实现信息定向传播的特性. 因此, 可以通过对个体跟随目标的选择和切换实现有效信息在群内的定向流转. 基于这一思想, 本文在 RAA 协同规则的基础上, 加入个体对其感知范围内运动状态变化最快邻居的跟随运动, 提出一种融合邻域跟随行为的个体运动协同控制算法 F-RAA.

2.1 个体的运动控制律

融合邻域跟随行为的协同控制律可描述为

$$\mathbf{u}_i = \mathbf{f}_i^g + (1 - \alpha) \cdot \mathbf{f}_i^v + \alpha \cdot \mathbf{f}_i^f + \mathbf{f}_i^n. \quad (6)$$

其中: \mathbf{f}_i^f 体现个体的跟随运动; $\alpha \in \{0, 1\}$ 为控制参数, 实现跟随和速度一致行为的互斥切换; 其他3项 ($\mathbf{f}_i^g, \mathbf{f}_i^v, \mathbf{f}_i^n$) 的意义与式(2)相同, 实现方法见第1节. 显然, 当 $\alpha = 0$ 时, 控制律(6)等价于控制律(2).

设个体 i 跟随的邻域目标为 l_i , 跟随项 \mathbf{f}_i^f 取为

$$\mathbf{f}_i^f = \frac{1}{(d_{il_i} - \delta)^2} \cdot \hat{\mathbf{r}}_{il_i} + (\mathbf{v}_{l_i} - \mathbf{v}_i). \quad (7)$$

其中: δ 为 i 的感知半径, $d_{il_i} = \|\mathbf{r}_{l_i} - \mathbf{r}_i\|$ 为两者间的欧氏距离; $\hat{\mathbf{r}}_{il_i} = (\mathbf{r}_{l_i} - \mathbf{r}_i) / \|\mathbf{r}_{l_i} - \mathbf{r}_i\|$ 为由 i 指向 l_i 的单位向量. 在 \mathbf{f}_i^f 的作用下, i 将朝向 l_i 运动并使得两者速度实现匹配. 特别地, 当 $d_{il_i} \rightarrow \delta$ 时, $\|\mathbf{f}_i^f\| \rightarrow \infty$, 这有助于减少分群过程中孤立个体的出现.

控制参数 α 取为

$$\alpha = \begin{cases} 1, & \Delta t_i^f \leq t_i^*; \\ 0, & \Delta t_i^f > t_i^*. \end{cases} \quad (8)$$

其中: Δt_i^f 为跟随行为的执行时间; $t_i^* > 0$ 为跟随行为作用时限. 可见, 个体执行跟随运动一段时间后将自动切换至 RAA 协同方式, 直到产生新的邻域目标.

注1 文献[12]针对多智能体系统曾提出一种结合了“leader-follower”和“吸引-排斥”行为的分裂/融合控制算法, 本文 F-RAA 算法与其存在较大不同, 主要体现在: 1) 文献[12]中 follower 需利用全局通信识别 leader 执行跟随运动; 而 F-RAA 中所有个体的地位均等, 个体的跟随目标为其邻居, 完全基于局部感知信息进行. 2) 文献[12]通过一个全局参数控制群体的

分裂和融合行为; 而本文的分群行为是群体应对外部信息刺激做出的一种自发反应, 无需任何形式的集中控制.

2.2 邻域跟随目标更新

个体 i 的局部跟随目标 l_i 从其邻居 N_i^t 中选择产生, 其选取规则可描述为

$$l_i = \{j \mid \max_{j \in N_i^t \cap N_i^{t-\tau}} c_j, c_j \geq c^*\}. \quad (9)$$

其中: $c^* > 0$ 为判断阈值; c_j 是一个定量评价指数, 定义为

$$c_j = \frac{|d_{ij}^t - d_{ij}^{t-\tau}|}{d_{ij}^t}, \quad j \in N_i^t \cap N_i^{t-\tau}; \quad (10)$$

$\tau > 0$ 表示一个短暂时间间隔, 用于判断 i 与邻居 j 之间相对距离 d_{ij} 的变化. 在实际应用中, c^* 和 τ 较大的取值有助于抑制个体运动随机性带来的干扰.

图2给出了邻域跟随目标选择过程的示意图. 在式(9)描述的“取极大”规则的作用下, 个体 i 将选择其感知域内相对位置变化最大且距离最近的邻居作为局部目标进行跟踪.

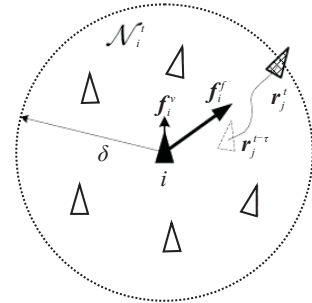


图2 邻域跟随目标选择过程示意图

2.3 算法流程

假设个体 i 的跟随行为具有固定作用时限 $t_i^* = t^*$, 完整的 F-RAA 算法执行步骤可描述如下:

Step 1: 初始化. $N_i^t \leftarrow \phi, l_i \leftarrow \phi, \Delta t_i^f = 0$.

Step 2: 处理邻域感知信息, 获得邻居集合 N_i^t .

Step 3: 若 $N_i^t \neq \emptyset$, 执行下列各步更新邻域跟随目标:

Step 3.1: 若 $l_i \notin N_i^t$, 则 $l_i \leftarrow \emptyset$.

Step 3.2: 当 $l_i \neq \emptyset$ 时, 若 $\Delta t_i^f \leq t^*$, 则维持当前跟随目标 l_i 不变; 否则, $l_i \leftarrow \emptyset$; 依系统时钟更新 Δt_i^f .

Step 3.3: 当 $l_i = \emptyset$ 时, 若 $|N_i^t| = 1$, 则 $l_i \leftarrow N_i^t$; 若 $|N_i^t| > 1, \forall j \in N_i^t$, 则根据式(10)计算其 c_j 指数, 并根据式(9)产生新的邻域跟随目标 l_i . 当 $l_i \neq \emptyset$ 时, 令 $\Delta t_i^f = 0$.

Step 4: 运动控制操作:

Step 4.1: 当 $N_i^t = \emptyset$ 时, $\mathbf{u}_i = \mathbf{f}_i^n$.

Step 4.2: 当 $N_i^t \neq \emptyset$ 时, 根据式(6)和(8)计算 \mathbf{u}_i .

Step 5: 执行 \mathbf{u}_i , 转 Step 2.

3 仿真验证

3.1 实验设置

仿真环境为 Windows XP 系统, Intel 2.93 GHz 双核 CPU, 2 GB 内存, Matlab 7.0 仿真软件. 个体的初始位置在一个可保证初始连通性的圆形区域内随机选取, 初始速度设为 $\mathbf{v}_0 = [0, 0]^T$. 以步长 $dt = 0.05$ s 同步更新个体状态. 算法参数设置为: $\delta = 3$ m, $\gamma = 0.4$, $d_0 = 1.5$, $c^* = 0.1$, $t^* = 3.5$ s, $\tau = 0.25$ s.

实验过程中, 当群体的组群运动完成之后, 在群体边缘随机选择两个个体作趋向性运动以模拟外部信息作用, 此时这两个“信息个体”的运动不受其他个体运动影响, 运动方程为

$$\mathbf{u}_k^{\text{info}} = \beta \cdot (v_{\max} - \|\mathbf{v}_k\|) \cdot \frac{\hat{\mathbf{v}}_k^{\text{dir}} - \mathbf{v}_k}{\|\hat{\mathbf{v}}_k^{\text{dir}} - \mathbf{v}_k\|}, \quad k = 1, 2.$$

其中: $v_{\max} > 0$ 和 $\hat{\mathbf{v}}_k^{\text{dir}}$ 分别为信息个体的期望速率和运动方向; $\beta > 0$ 为控制增益. 实验中分别取 $v_{\max} = 2$ m/s, $\beta = 10$, $\hat{\mathbf{v}}_1^{\text{dir}} = [1, 1]^T$, $\hat{\mathbf{v}}_2^{\text{dir}} = [1, -1]^T$; 同时, 限定所有个体的角速度不大于 10 rad/s.

3.2 实验结果与分析

图3给出了一个由20个个体组成的群集系统的分群行为仿真实例, 其中 \circ 和 \bullet 分别表示个体的初始位置和最终位置, 虚线表示其运动轨迹, 粗线代表了“信息个体”的运行轨迹. 该实验持续 25 s, 可分为3个阶段(图4): 0 ~ 7.5 s 完成随机分布下的组群运动; 7.5 ~ 10.5 s 实施自组织分群机动; 之后进入子群的独立运动阶段. 从图3中个体的运动轨迹可以清楚地看到, 两个“信息个体”的不同趋向性运动诱导母群发生了分裂, 最后形成两个规模接近 (11:9) 的独立子群.

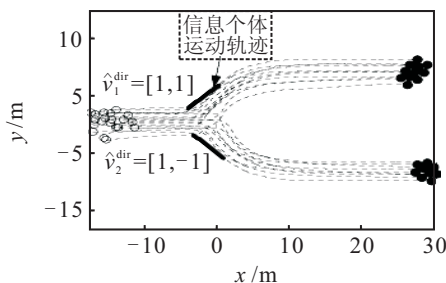


图3 基于F-RAA算法的分群行为实例($N = 20$)

图4给出了分群过程中各个体运动方向随时间变化的曲线, 显示出组群阶段各个体运动方向渐近趋于一致. $t = 7.5$ s 时刻后, 在邻域跟随行为的作用下, 群内个体的行为开始出现分化, 分别向 $\hat{\mathbf{v}}_1^{\text{dir}}$ 和 $\hat{\mathbf{v}}_2^{\text{dir}}$ 两个不同的方向收敛. $t = 7.5$ s 时刻, 当信息个体的趋向性运动消失后, 两个子群的运动方向又收敛至一致(沿环境场的梯度方向 \mathbf{e} 运动). 该实验说明在外部多元信息的作用下, 基于F-RAA协同算法的群集系统可以实现自组织分群运动, 证明了F-RAA算法分

群有效性.

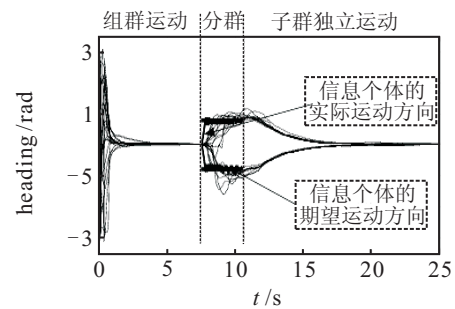


图4 分群过程中各个体航向的时间变化曲线

图5给出了另外一个包含100个个体的较大规模群集系统的分群行为仿真实例. 该实验持续 40 s, 信息个体在 $t = 15$ s 时刻引入. 同样地, 母群自发分裂形成了两个规模相近 (43: 57) 的独立子群. 整个分群过程中个体的运动轨迹平滑, 未出现过度的迂回机动, 群内个体间位置规整, 证明F-RAA算法亦适用于较大规模的群集系统, 具有良好的可扩展性.

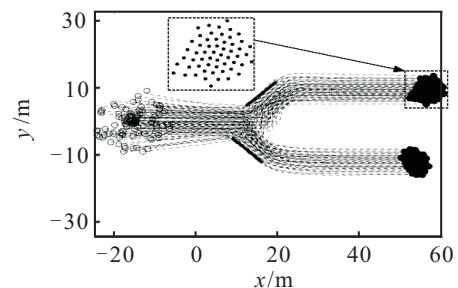


图5 基于F-RAA算法的分群行为实例($N = 100$)

4 结论

本文针对基于避撞、组队和聚集规则的运动协同算法难以实现群集系统分群运动的问题, 通过引入个体对其感知范围内间距变化最快的邻居的跟随运动, 提出了一种具有自组织分群特性的个体运动协同算法F-RAA. 该算法无需为个体指定不同身份, 也不进行直接通信交换目标信息, 个体的所有协同动作均基于局部近邻的位置和速度信息自主完成, 因而实现了一种完全的分布式协同控制. 仿真结果验证了算法的分群有效性和良好的可扩展性. 分析F-RAA算法的分群效率, 以及如何基于局部信息实现子群规模控制将是本文后续研究的重点.

参考文献(References)

- [1] 楚天广, 杨正东, 邓魁英, 等. 群体动力学与协调控制研究中的若干问题[J]. 控制理论与应用, 2010, 27(1): 86-93.
(Chu T G, Yang Z D, Deng K Y, et al. Problems in swarm dynamics and coordinated control[J]. Control Theory & Applications, 2010, 27(1): 86-93.)

[2] Reynolds C W. Flocks, herds and schools: A distributed behavioral model[J]. Computer Graphics, 1987, 21(4): 25-34.

[3] Olfati-Saber R. Flocking for multi-agent dynamic systems: Algorithms and theory[J]. IEEE Trans on Automatic Control, 2006, 51(3): 401-420.

[4] 陈世明, 方华京. 大规模移动智能群体的建模及联合行为分析[J]. 控制与决策, 2005, 20(12): 1392-1396. (Chen S M, Fang H J. Modeling and behavior analysis of large-scale social foraging swarm[J]. Control and Decision, 2005, 20(12): 1392-1396.)

[5] Gazi V, Passino K. A class of attractions/repulsion functions for stable swarm aggregations[J]. Int J of Control, 2004, 77(18): 1567-1579.

[6] Spears W M, Spears D F, Hamann J C, et al. Distributed, physics-based control of swarms of vehicles[J]. Autonomous Robots, 2004, 17(2): 137-162.

[7] Bajec I L, Zimic N, Mraz M. Simulating flocks on the wings: The fuzzy approach[J]. J of Theoretical Biology, 2005, 233(2): 199-220.

[8] Lee G, Chong N Y. A geometric approach to deploying robot swarms[J]. Annals of Mathematics and Artificial Intelligence, 2008, 52(2): 257-280.

[9] McLurkin J, Yamins D. Dynamic task assignment in robot swarms[C]. Proc of Robotics: Science and Systems. Cambridge, 2005: 129-136.

[10] La H M, Sheng W H. Moving targets tracking and observing in a distributed mobile sensor network[C]. Proc of the 2009 American Control Conf. St Louis, 2009: 3319-3324.

[11] 罗小元, 李绍宝, 关新平. 多智能体多目标跟踪算法研究[J]. 控制工程, 2008, 15(4): 420-422. (Luo X Y, Li S B, Guan X P. Multi-target tracking algorithm for multi-agent[J]. Control Engineering of China, 2008, 15(4): 420-422.)

[12] Morgan D S, Schwartz I B. Dynamic coordinated control laws in multiple agent models[J]. Physics Letters A, 2005, 340(1): 121-131.

[13] 刘宗春, 田严涛, 李成凤. 动态阻尼环境下多领导者群体机器人系统协同跟踪控制[J]. 机器人, 2011, 33(4): 385-393. (Liu Z C, Tian Y T, Li C F. Coadaptive following control of swarm robot system with multiple leaders in dynamic damping environment[J]. Robot, 2011, 33(4): 385-393.)

[14] Ong W, Yu C B, Anderson B D O. Splitting rigid formations[C]. Proc of the Joint 48th IEEE Conf on Decision and Control and 28th Chinese Control Conf. Shanghai, 2009: 859-864.

[15] Zhao S, Ramakrishnan S, Kumar M. Density-based control of multiple robots[C]. Proc of the 2011 American Control Conf. San Francisco, 2011: 481-486.

[16] Kumar M, Garg D P, Kumar V. Segregation of heterogeneous units in a swarm of robotic agents[J]. IEEE Trans on Automatic Control, 2010, 55(3): 743-748.

[17] Chen Z F, Liao H M, Chu T G. Clustering in multi-agent swarms via medium-range interaction[J]. Euphysics Letter, 2011, 96(4): 40015.

[18] Bajec I L, Heppner F H. Organized flight in birds[J]. Animal Behavior, 2009, 78(4): 777-789.

下 期 要 目

大流识别方法综述	夏靖波, 任高明
并行机实时调度问题的 LR & CG 算法	汪恭书, 唐立新
基于灰色定性理论的非陷阱人工势场	李书杰, 等
无人机编队飞行神经网络自适应逆控制器设计	王晓燕, 等
嵌入非对称拒识代价的二元分类算法	郑恩辉, 等
基于均匀离散 PSO 算法的多 QoS 网络任务调度策略	蒲 汛, 等
多方参与决策且指标集有差异的方案排序方法	李铭洋, 等
基于相对密度的混合属性数据增量聚类算法	黄德才, 李晓畅