

基于鸽群决策机制的群体系统协同控制方法

李杰, 莫宏伟, 孙尧

(哈尔滨工程大学 自动化学院 黑龙江 哈尔滨 150001)

摘要: 在现实世界中邻居个体对个体影响权重的大小与邻居个体在集群系统中的地位和邻居个体与个体之间的相互状态有着密切的联系,为了模拟这种情况,提出一个模仿鸽群决策机制的集群系统协同控制策略模型。模型中各个个体根据邻居个体的在集群系统中的权重和距离来影响个体的状态变化,并且避免了 leader-follow 模型中因为 leader 的故障而导致整个集群的混乱和失效,并且通过仿真实验证明了在采用模仿鸽群决策机制的情况下,整个集群系统可以达成渐进的一致性。

关键词: 集群系统; 协同控制; 鸽群决策; 通讯拓扑; 控制权重

DOI: 10.15938/j.emc.2015.12.013

中图分类号: TP 315 文献标志码: A 文章编号: 1007-449X(2015)12-0088-06

Cooperative swarm system control method based on Pigeons decision-making mechanism

LI Jie, MO Hong-wei, SUN Yao

(College of Automation, Harbin Engineering University, Harbin 150001, China)

Abstract: Neighboring individuals with communication links determine the state, and the weight of different individuals in the group. However, in practice, there are closer relations between the status of neighboring individuals in a collective system, and the decision-making weights of its neighbors are constant. To imitate this situation, a strategic model of collective system coordination and control was proposed by imitating the decision-making mechanism of pigeon flocks. Each individual changes its situation based on the weighting and distance to the neighboring individuals in the collective system. This avoids complications due to malfunction of the leader in a leader-follower model. Simulations were employed to show that the entire collective system becomes consistent by imitating the decision-making mechanism of pigeon flocks.

Keywords: swarm system; cooperative control; pigeons decision-making mechanism; communication topological; control weight

收稿日期: 2015-07-17

基金项目: 国家自然科学基金(61075113); 黑龙江省杰出青年科学基金(JC1212)

作者简介: 李杰(1981—)男,博士研究生,研究方向为群体系统协同控制、导航、制导与控制;
莫宏伟(1973—)男,博士,教授,博士生导师,研究方向为人工智能与智能系统,智能机器人;
孙尧(1963—)男,博士,教授,博士生导师,研究方向为信息融合技术、导航自动化。

通讯作者: 莫宏伟

0 引 言

随着机器人技术与计算机技术的高速发展, 机器人集群系统协同控制领域已经成为研究者关注的热点, 研究过程中, 自然界中生物集群的蜂拥和聚集行为已经引起了广大研究者的浓厚兴趣。小到微观世界的细菌大到哺乳动物鲸鱼都存在集群行为, 这为现在的研究者提供了充分的灵感。在文献 [1] 中 Parrish 等人指出集群行为实质上是有益于进化的一种状态: 利于种群的繁殖, 提高后代存活率, 有助于觅食, 其他好处还包括以一定的编队队形运动能够减少能量的消耗等 [2]。

另外一个被研究者关注的问题是, 在这种大规模的集群行为中, 单一的个体之间是怎样实现相互的协同。种集群行为的性质。在这些模型中大部分运用的方法都与空间概念有关, 距离的概念可以直接地或间接地应用到模型的建立中; 另外是非空间的方法 [3-4]。文献 [5] 提出基于分层拓扑结构的机器人编队控制算法, 使得机器人编队实现了期望队形的控制, 但是其通讯拓扑结构为固定模式, 这在复杂环境下很难实现。

空间的方法包括基于统计模型、基于个体位置模型和基于行为模型。基于统计模型, 它使用欧拉框架来描述集群的平均场密度。在这个模型中, 集群中的每个成员不被视为一个单一的个体。该集群是运用随机运动扩散概率的一个偏微分方程 [6-9], 将其描述为一个密度空间。基于个体位置模型, 其中 Lagrangian 方程用来描述集群内个体成员的运动 [9]。在这个模型中, 个体之间的所有交互作用被模型抽象为吸引力和排斥力, 这一模型在群体避障过程中容易陷入局部陷阱点。基于行为的模型, 在模型中没有明确的数学方程规定。个别成员之间的所有交互作用都是通过某种行为的规则描述。Reynolds 提出被命名为 “boids” 的模型 [10], 其中包括三个简单的指导规则: 分离 (避免局部拥挤)、对齐 (协同临近个体的状态) 和聚集 (靠近自身邻居的中心位置)。相对于 Reynolds 的工作, 物理学家 Vicsek 提出了一种基于自推进粒子的集群行为模型 [11], 在这一模型中, 每个个体需要感知所有其他个体的状态, 这在实际应用中也是不现实的。在非空间方法中, 空间距离不在作为一个因素来描述集群动力学 [12-15]。实际上是将集群的规模作为主要因素来描述集群行为。

总而言之, 集群控制领域现有的组织协同行为建模方法多是对原有的单实体行为模型进行简单改

进和扩充, 是一种以个体为中心的方法, 缺少对组织机构的明确支持, 缺乏对组织协同行为的全面描述, 可重用性和可扩展性差。本文提出的模仿鸽群决策机制的集群系统协同控制策略, 在对鸽群飞行的机制进行研究的基础上, 提出了一种可扩展的具有避障机制与容错机制的机器人集群控制方案, 并对控制规则进行了稳定性理论分析。

1 集群系统认知模型

在集群系统协同控制模型中引入生物集群中认知的概念。由于认知是指从外部资源获取知识的能力, 适用于机器人集群控制时, 就意味着在协同的机器人集群系统中, 每个个体充分认知到任何其他个体, 它们能够交互所有状态信息, 其中包括导航数据、控制器和传感器数据, 有效载荷等。基于以上交互信息, 机器人集群系统能够进行自诊断、自补偿和自我改善。在这种方式下, 机器人集群具有更好的安全性和适应性来完成拥有更多属性的任务。认知机器人集群系统框架如图 1 所示, 在此框架下, 认知结构的信息交互是由机器人之间的内部协同网络链接和机器人集群与全局控制平台之间的外部网络链接组成。

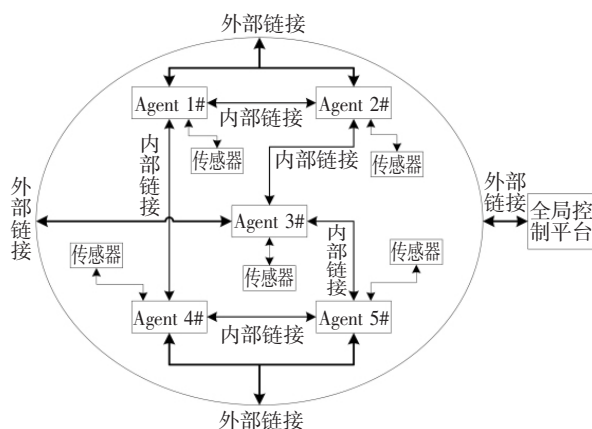


图 1 集群系统认知模型

Fig. 1 Swarm system cognitive model

2 集群系统运动模型

对于具有 n 个个体的集群系统, 每个个体的运动控制可以根据下式表示:

$$\begin{aligned} \dot{x}_i(t) &= v_i(t), \\ \dot{v}_i(t) &= \mu_i(t), \end{aligned} \quad i = 1, 2, \dots, n. \quad (1)$$

式中: $x_i \in \mathbf{R}^n$ 表示个体 i 的位置信息; v_i 表示个体 i 的速度信息; $\mu_i \in \mathbf{R}^n$ 表示个体 i 的控制变量。

集群系统协同控制包括两方面内容:系统协同一致性与集群避障。

1) 系统协同一致性,要求个体之间具有稳定的矢量关系和相同的速度矢量,在静态系统中个体之间通过协同控制形成稳定的队形;在动态系统中个体之间保持稳定队形的同时并以相同的速度状态实现集群移动。

2) 集群避障控制,集群在形成或保持协同一致性的过程中能够成功躲避环境中的障碍物。

2.1 鸽群协同机制

Usherwood 等研究人员通过对鸽群中每只鸽子的飞行行为进行研究,发现鸽群在飞行的过程中明显地分为“首领”与“跟随者”,但是并非只有“领导者”对鸽群的飞行行为具有决策能力,进一步研究发现鸽群的决策制定机制实际上更为成熟和精炼,每一只鸽子都能对集群行为作出某种形式的贡献。Usherwood 把这种决策制定机制称作灵活的领导体系^[16]。这使得个体可以对集群施加影响,让鸽群飞行成为让人惊叹的特技表演,鸽群结构如图2所示。

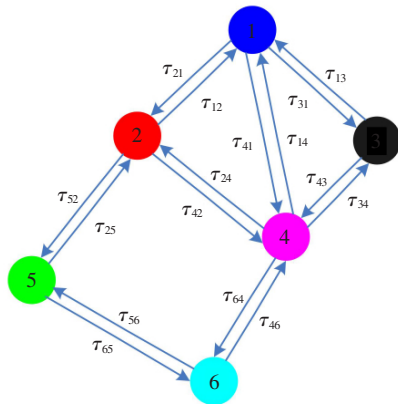


图2 鸽群结构示意图

Fig. 2 Pigeons structure

定义鸽群集群为 $V = (v_1, \dots, v_n)$, V 代表鸽群集群系统集合, v_i 代表鸽群个体 i ; $N = (h_1, \dots, h_n)$ 代表鸽群的等级系数,其中 $h_1 > h_2 > \dots > h_n > 0$; v_i 在 t 时刻的状态为 $x_i(t)$; 个体 i 与个体 j 之间的距离可以定义为 $d_{ij}(t) = \|x_i(t) - x_j(t)\|$, 式中泛数 $\|\cdot\|$ 定义为二维空间的欧式距离。

$$\|x_i(t) - x_j(t)\| = ((x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2)^{1/2} \quad (2)$$

在 $\tau_{ij}(t)$ 为 t 时刻个体 j 对个体 i 的影响权重,当个体 i 与能够感知到个体 j 的存在则 $0 < \tau_{ij}(t) \leq 1$, 否则 $\tau_{ij}(t) = 0$ 。

$$\tau_{ij}(t) = \frac{e^{-d_{ij}(t)/\beta_j}}{\sum_{k \in N_i} e^{-d_{ik}(t)/\beta_k}} \quad (3)$$

其中: N_i 为个体 i 能够感知到的邻居个体的集合; β_j 为个体 j 对集群决策的权重; $d_{ij}(t)$ 为个体 i 与个体 j 的距离。每个个体所收到的邻居个体的影响,随着其与邻居个体的距离 $d_{ij}(t)$ 成反比例关系,同时如果邻居个体在群体内部处于比较重要的地位,那么它的决策权重 β_j 相应的会较大,会对个体产生较大的影响。

2.2 鸽群协同机制在集群控制中的应用

假设集群系统中,各个个体在同一坐标系下,根据机器人的运动模型,结合集群系统协同一致性与集群避障各因素的影响,使得集群在通信拓扑结构为非强连通或切换拓扑结构的条件下实现集群的一致性。

在实际控制中避免控制耦合项过多引起系统的震荡和控制的过大延迟,在机器人集群协同控制率设计中引入鸽群控制模型的思想,认为个体的状态控制量只与和其具有信息交互的个体产生相互的耦合作用。结合集群系统的认知模型,定义在集群内部的信息交互为内部链接模式,集群系统感知到的外部环境信息为外部链接模式,通过此两部分信息的结合实现集群系统的渐进一致性。

提出以下控制策略:

$$\begin{aligned} \dot{x}_i(t) &= v_i(t) \\ \dot{v}_i(t) &= -\omega_0(v_i(t) - v_e(t)) + \\ &\omega_1 \sum_{j=1}^n a_{ij} [(x_j(t) - x_i(t)) - (h_j - h_i)] + \\ &\omega_2 \sum_{j=1}^n a_{ij} (v_j(t) - v_i(t)) + \omega_3 \mu_{ri}(x_i(t)) \end{aligned} \quad (4)$$

式中: $v_e(t)$ 为集群的期望速度; $v_i(t)$ 为个体 i 的当前速度; $v_j(t)$ 为个体 j 的当前速度; $x_i(t)$ 为个体 i 的当前位置信息; $x_j(t)$ 为个体 j 的当前位置信息; h_i, h_j 分别为个体 i 与 j 在编队中的相对位置信息; a_{ij} 为个体 i 与个体 j 的通信状态; 当个体 i 与个体 j 之间有通信网络链接则 $a_{ij} = \tau_{ij}$, 否则 $a_{ij} = 0$; $\omega_0, \omega_1, \omega_2, \omega_3$ 为大于0的控制参数; $\mu_{ri}(x_i(t))$ 为个体 i 的排斥加速度。在这一集群协同控制策略中共包括四方面内容:

(1) $v_i(t) - v_e(t)$ 为期望速度控制模块,代表个体速度与集群一致期望速度的耦合,此项能够使个体速度趋近于集群一致期望速度;

(2) $(x_j(t) - x_i(t)) - (h_j - h_i)$ 为队形控制模块,代表个体与其邻居个体之间的相对位置耦合,此项能够促进机器人集群组成期望队形;

(3) $v_j(t) - v_i(t)$ 为个体相互速度控制模块,代

表个体与其邻居个体之间的速度耦合, 此项能够使机器人集群中的各个个体趋向一致;

(4) $\mu_{ri}(x_i(t))$ 为集群避障控制模块, 代表个体与障碍物之间的排斥作用, 此项能够使机器人集群实现集群协同避障功能。

其中期望速度 $v_e(t)$ 可以按照式 (5) 的方法确定,

$$\left. \begin{aligned} v_e(t) &= v_{\max} \times [\cos\theta \quad \sin\theta] \\ \theta &= \arctan \frac{y_g - y(t)}{x_g - x(t)}. \end{aligned} \right\} \quad (5)$$

其中 θ 为航向角, 具体确定方法可以根据目标位置和个体的实时位置确定。

2.3 避障机制

在集群系统的运动控制中, 工作环境的不同将会对集群行为产生重要的影响, 下面主要讨论集群避障控制模块 $\mu_{ri}(x_i(t))$ 的工作机制。在这里受到卢瑟福的 α 粒子散射实验现象的启发, 提出集群避障控制方法, 避障机制如图 3 所示。

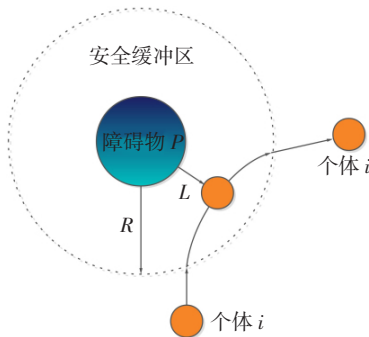


图 3 避障机制示意

Fig. 3 Individual obstacle avoidance

集群避障控制项函数表示为

$$\mu_{ri}(x_i(t)) = \frac{x_i - x_p}{\|x_i - x_p\|} \varphi \left(1 - \frac{\|x_i - x_p\|}{R} \right). \quad (6)$$

式中 x_i 表示个体 i 的位置, x_p 表示障碍物 P 的位置, R 为安全缓冲区域范围, 函数 $\varphi(t)$ 定义如下:

$$\varphi(t) = \begin{cases} t, & t \geq 0 \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (7)$$

公式 (7) 表明在集群协同控制中, 只有当机器人集群进入到安全缓冲区域时, 集群协同控制策略中的集群避障控制模块才发挥作用与其他控制模块 (期望速度控制模块、队形控制模块、个体相互速度控制模块) 一起形成完整的集群协同控制策略。在此控制策略中四个模块相互作用, 避免了在蜂拥控制中集群运动的紊乱现象, 在个体实现协同避障的同时仍然可以生成相对稳定的队形。

为了进一步表述所提出的群体协同算法的创新

性与实用性, 选用文献 [17] 中的 Flocking 算法进行比较。作为本文的对比试验, 为了体现实验的公平性所选用的群体同样具有切换的通信拓扑结构如图 4 所示。群体初始信息见表 1 所示。在 Flocking 算法中个体需要感知到群体内其他全部个体的状态, 从而进行协同控制。群体的运动轨迹图与个体的速度收敛曲线如图 5、图 6 所示。根据实验结果可以发现 Flocking 算法在解决群体协同控制问题上并不能使群体收敛于期望的编队队形, 并且在群体处于切换通信拓扑结构时, 其个体速度很难处于收敛状态, 而且容易导致个体丢失。

表 1 群体初始信息

Table 1 Group initial information

| 编号 | 1# | 2# | 3# | 4# | 5# |
|------|--------|--------|---------|--------|----------|
| 初始坐标 | (0, 0) | (0, 5) | (0, 10) | (5, 5) | (10, 10) |

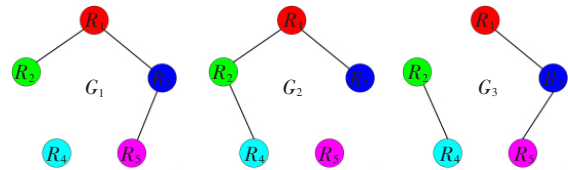


图 4 集群通信拓扑结构图

Fig. 4 Collective switching communication topological structure chart

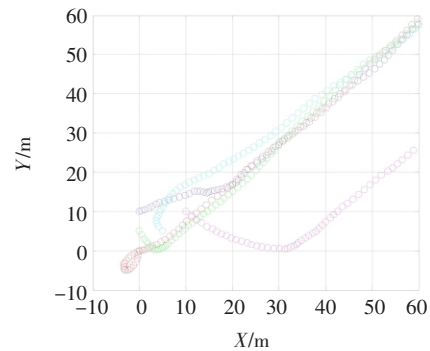


图 5 群体基于 Flocking 算法的运动轨迹图

Fig. 5 Collective coordination control track chart based on Flocking algorithm

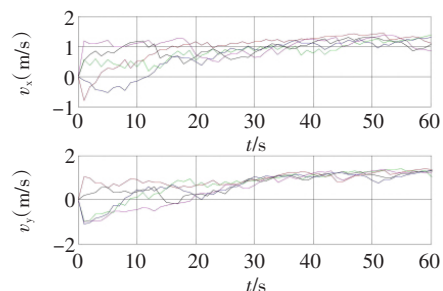


图 6 群体基于 Flocking 算法的速度收敛曲线

Fig. 6 Velocity convergence curve based on Flocking algorithm

3 仿真实验

集群的通信拓扑结构在复杂环境尤其是在具有强烈干扰的环境中,很难保持固定的通信拓扑结构,本仿真实验采用以下切换的通讯拓扑结构,个体之间的通信链接在拓扑结构图 G_1 、 G_2 、 G_3 之间随机切换如图 7 所示。

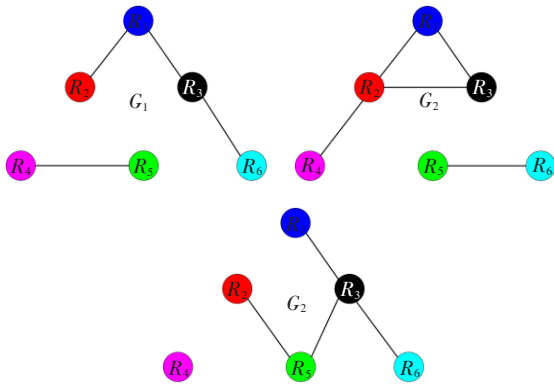


图 7 集群通信拓扑结构图

Fig. 7 Collective switching communication topological structure chart

机器人集群的初始位置为 $x_1(0) = (0\text{ m}, 40\text{ m})$, $x_2(0) = (0\text{ m}, 25\text{ m})$, $x_3(0) = (0\text{ m}, 0\text{ m})$, $x_4(0) = (-10\text{ m}, 25\text{ m})$, $x_5(0) = (0\text{ m}, 20\text{ m})$, $x_6(0) = (15\text{ m}, 15\text{ m})$ 。目标位置 $x_g = (160\text{ m}, 40\text{ m})$ 。机器人集群编队结构采用楔形结构,个体的期望相对位置为好 $h_1 = (15\text{ m}, 0\text{ m})$, $h_2 = (0\text{ m}, 15\text{ m})$, $h_3 = (0\text{ m}, -15\text{ m})$, $h_4 = (-15\text{ m}, 30\text{ m})$, $h_5 = (-15\text{ m}, 0\text{ m})$, $h_6 = (-15\text{ m}, -30\text{ m})$ 。集群期望速度为 $v_e = (1\text{ m/s}, 0\text{ m/s})$ 。个体的决策权重系数 $\beta = [3\ 2\ 2\ 1\ 1\ 1]$ 。控制参数选取如下: $\omega_0 = 1$, $\omega_1 = 2$, $\omega_3 = 1$, $\omega_4 = 1$ 。个体的速度约束为 $|v_{\max}| \leq 4\text{ m/s}$, 加速度约束为 $|\mu| \leq 1\text{ m/s}^2$ 。

环境中存在 3 个圆形障碍物,其圆心坐标分别为 $O_1 = (40, 60)$, $O_2 = (40, 0)$, $O_3 = (80, 25)$, 障碍半径 $R_1 = 8\text{ m}$, $R_2 = 8\text{ m}$, $R_3 = 6\text{ m}$, 集群中个体的认知范围为 4 m 。

通过图 8 集群协同控制轨迹图可以发现,群体中的各个个体初始状态分布在不同位置,并且在实验的过程中群体的通讯拓扑结构按照图 7 所示随机变换,虽然在每一种通信拓扑结构下都存在非联通的子集,但是所有群体在整体结构上仍然能够达到渐进一致性,并且在遇到障碍物的时候控制算法中的 $\mu_{r_i}(x_i(t))$ 模块被触发,使得群体能够适应多障碍物的复杂环境。

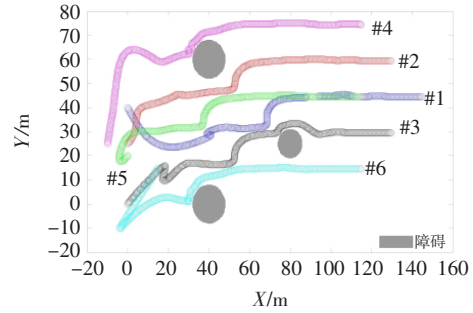


图 8 集群协同控制轨迹图

Fig. 8 Collective coordination control track chart

为了衡量所提出的集群协同控制率的有效性,定义一个集群编队误差 E_h 如式(8)所示和集群平均速度值 \bar{V} 如式(9)所示。

$$E_h = \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1, j \neq i}^n \| (x_i - x_j) - (h_i - h_j) \|}{2n}, \quad (8)$$

$$\bar{V} = \sum_{i=1}^n v_i / n. \quad (9)$$

通过图 9、图 10 的集群平均速度值 \bar{V} 、集群编队误差 E_h 的变化情况可知,集群系统在存在障碍区域的环境中并不是一直保持编队的稳定与速度的一致性,而是采用模拟鸽群的协同决策机制能够保证在集群避障过程中加入个体的内部相互协同的控制因素,保持集群的相对稳定,从而避免在集群在避障过程中产生混乱的“蜂拥”现象,使得个体在具有避障行为的同时保持相对的编队稳定性避免个体的相互碰撞。群体在越过障碍物后,逐渐实现了群体的一致性。

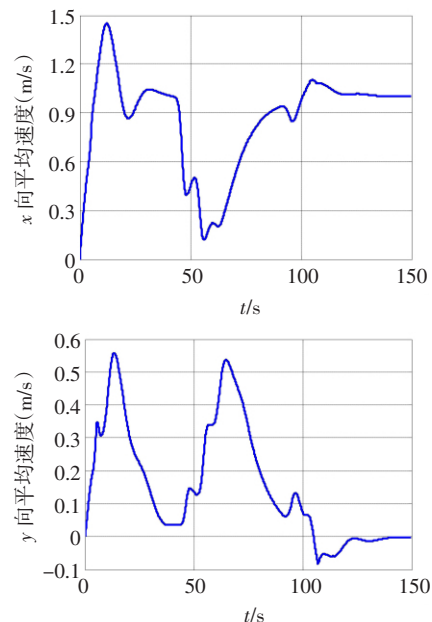


图 9 集群平均速度值 \bar{V} 变化情况

Fig. 9 Velocity on the X-direction and Y-direction

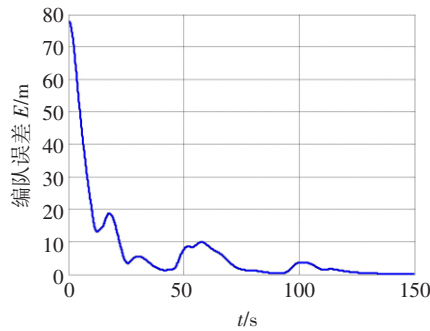
图 10 集群编队误差 E_h 变化情况

Fig. 10 Formation error over time of all individuals

通过仿真实验进一步验证了基于鸽群决策机制的群体系统协同控制方法,在群体系统的通讯拓扑结构不稳定和不存在全局连通图的情况下,采用所提出的控制策略仍然能够保障群体系统实现渐进一致性,这为群体系统协同控制在现实复杂环境中的应用提供了一种可行的方法。

4 结 论

针对集群系统协同控制问题,本文在分析了已有模型的优缺点基础上,提出了基于模拟鸽群的协同控制决策,在此控制策略中包括期望速度控制模块、队形控制模块、个体相互速度控制模块、集群避障控制模块,并且在个体之间决策权重的划分上运用生物集群现象中鸽群的决策机制,使得个体与其他个体保持通信状态的同时,能够以较高的权重获得较近个体的状态信息,这一模式既保证了集群系统的整体连通性,又增强了集群的整体与局部的稳定性。本文提出的协同控制策略还针对集群系统在复杂工作环境下可能产生的故障问题提出了相应的控制机制。结合实际算例的仿真实验表明本文提出的相关理论和算法在集群协同控制问题中的有效性。

参 考 文 献:

- [1] J. K. Parrish, L. EdelsteinK. Complexity, pattern, and evolutionary trade-offs in animal aggregation [J]. *Science*, 1999, 284: 99 - 101.
- [2] Fazeli, Jadbabaie. On consensus in a correlated model of network formation based on a Polyaurn process[C]//In Proceedings of the

50th IEEE Conference on Decision and Control 2011: 2341 - 2346.

- [3] P. Twu, M. Egerstedt, S. Martini. Controllability of homogeneous single-leader networks [C]//Proceedings of the 49th IEEE Conference on Decision and Control 2010. 2010, 2: 1538 - 1543.
- [4] P. Twu, P. Martin, M. Egerstedt. Graph process specifications for hybrid networked systems [C]// WODES 2010, 10th International Workshop on Discrete Event Systems 2010: 65 - 70.
- [5] 陈世明,丁贤达,化俞新. 大规模机器人群体的分层编队控制算法[J]. 华中科技大学学报: 自然科学版, 2014, 42(10): 52 - 57.
- CHEN Shiming, DING Xianda, HUA Yuexin. Hierarchical formation control algorithm of large-scale robot swarm [J]. *Journal of Huazhong University of Science and Technology: Natural Science Edition* 2014, 42(10): 52 - 57.
- [6] A. Arslan, K. Savla, E. Frazzoli. Efficient routing algorithms for multiple vehicles with no explicit communications [J]. *IEEE Transactions on Automatic Control* 2009, 54(10): 2302 - 2317.
- [7] R. Chipkatty, P. Twu, A. Rahmani, et al. Distributed scheduling for heterogeneous air traffic merging and spacing during the terminal phase of flight [J]. *AIAA Journal of Guidance, Control, and Dynamics* 2012: 146 - 151.
- [8] Y. Xie, B. Luo, R. B. Xu. The learning system of collective behavior in students' social network [J]. *Computers & Electrical Engineering* 2013, 39(8): 2521 - 2530.
- [9] A. Mogilner, K. L. Edelstein, L. Bent, et al. Mutual interactions, potentials, and individual distance in a social aggregation [J]. *Mathematical Biology* 2003, 47(4): 353 - 389.
- [10] C. W. Reynolds. Flocks, herds, and schools: A distributed behavior model [J]. *Proceedings of SIGGRAPH*, 1987.
- [11] T. Vicsek, A. Zafeiris. Collective motion [J]. *Physics Reports*, 2012, 517(3-4): 71 - 140.
- [12] L. Tang, X. Wang, H. Liu. Scalable learning of collective behavior [J]. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 2012, 24: 1080 - 1091.
- [13] F. Cucker, S. Smale. Emergent Behavior in Flocks [J]. *IEEE Transactions on Automatic Control* 2007, 52(5): 852 - 862.
- [14] A. J. Carrillo, M. Fornasier, J. Rosado, et al. Asymptotic flocking dynamics for the kinetic Cucker-Smale model [J]. *Siam Journal on Mathematical Analysis*, 2010, 42: 218 - 236.
- [15] P. Molavi, A. Jadbabaie, K. Rad. Reaching consensus with increasing information [J]. *Signal Process* 2013, 7: 358 - 369.
- [16] J. Usherwood, Marinos, C. John, et al. Flying in a flock comes at a cost in pigeons [J]. *Nature* 2011, 474(23): 474 - 494.
- [17] 郭海洋. 基于蜂群算法的无人机群协同飞行策略研究[D], 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2012: 50 - 55.

(编辑: 刘素菊)