

邻域交互结构优化的多智能体快速蜂拥控制算法

陈世明¹ 化俞新¹ 祝振敏¹ 赖强¹

摘要 针对多智能体系统在动态演化过程中容易出现“局部聚集”现象,融合复杂网络中的拓扑结构优化理论与多智能体系统协调蜂拥控制研究,提出了一种基于邻域交互结构优化的多智能体快速蜂拥控制算法.该算法首先从宏观上分析多智能体的局部聚集现象,利用社团划分算法将局部相对密集的多个智能体聚类成一个社团,整个多智能体系统可以划分成多个相对稀疏的社团,并为每个社团选择度最大的个体作为信息智能体,该个体可以获知虚拟领导者信息;随后从多智能体系统中不同社团相邻个体间的局部交互结构入手,取消社团间相邻个体的交互作用,设计仅依赖于社团内部邻居个体交互作用的蜂拥控制律;理论分析表明,只要每个社团存在一个信息智能体,在虚拟领导者的引导作用下,整个多智能体系统就可以实现收敛的蜂拥控制行为;仿真实验也证实了对多智能体系统进行邻域交互结构优化可以有效提高整个系统的收敛速度.

关键词 多智能体系统,蜂拥控制,快速一致性,邻域交互结构

引用格式 陈世明,化俞新,祝振敏,赖强.邻域交互结构优化的多智能体快速蜂拥控制算法.自动化学报,2015,41(12): 2092–2099

DOI 10.16383/j.aas.2015.c150254

Fast Flocking Algorithm for Multi-agent Systems by Optimizing Local Interactive Topology

CHEN Shi-Ming¹ HUA Yu-Xin¹ ZHU Zhen-Min¹ LAI Qiang¹

Abstract A fast flocking algorithm for multi-agent systems is presented to improve the speed of consensus of multi-agent systems based on local interactive topology optimization by considering the phenomenon of “local cohesion” in the dynamic process of flocking control, and combining the theory of topology optimization with the research of multi-agent flocking control. Firstly, the phenomenon of “local cohesion” is analyzed macroscopically, and fast Newman algorithm is used to form multiple communities for multi-agent system where agents connect familiarly in the same community and connect sparsely in the different community. Then the agent which possesses the maximum degree is defined as the informed agent in every community which can obtain information from the virtual leader. Furthermore, to cut off the joint among agents in different communities, the flocking control law is proposed to only consider local interactions between neighbor agents in the same community. Theoretic analysis shows that the multi-agent system can achieve the goal of flocking control when every community has at least one informed agent. And the simulation results show that the speed of flocking control can be improved by optimizing the local interactive topology.

Key words Multi-agent system, flocking control, fast consensus, local interactive topology

Citation Chen Shi-Ming, Hua Yu-Xin, Zhu Zhen-Min, Lai Qiang. Fast flocking algorithm for multi-agent systems by optimizing local interactive topology. *Acta Automatica Sinica*, 2015, 41(12): 2092–2099

自 1986 年 Reynolds^[1] 首次提出了基于 Boid 模型的蜂拥控制算法,将复杂的群体行为用三条简单的规则表述为:分离、聚合和速度匹配.在此基础

上,众多学者从各自专业的角度对蜂拥控制问题展开了研究,并取得了众多优秀的研究成果^[2–5].

针对基本蜂拥控制算法在应用中容易出现由于系统不连通所导致的“分裂”现象,Olfati-Saber 等^[6]提出了一种经典的带虚拟领导者蜂拥控制算法,通过对系统中每一个智能体进行速度引导反馈,以实现期望的蜂拥控制目标.Su 等^[7]则进一步研究了仅有部分智能体能够获取虚拟领导者状态的情况,并通过理论证明和仿真实验验证了改进算法的有效性.Ge 等^[8]通过构建的李亚普诺夫函数和平均驻留时间模式,给出了有向切换信息拓扑和时变时滞下离散时间线性多智能体系统的一致性的条件.考虑到智能体自身能量、计算能力、传感器精度等自

收稿日期 2015-04-28 录用日期 2015-07-21
Manuscript received April 28, 2015; accepted July 21, 2015
国家自然科学基金项目(61364017),江西省自然科学基金(20132BAB201039),江西省“井冈之星”青年科学家培养计划项目(20122BCB23010),江西省高校科技落地计划(KJLD12068)资助
Supported by National Natural Science Foundation of China (61364017), Natural Science Foundation of Jiangxi Province (20132BAB201039), Development Program of Jiangxi Provincial “Star of JingGang” Young Scientists (20122BCB23010), Technological Plan of Jiangxi Provincial Universities (KJLD12068)
本文责任编辑 曾志刚
Recommended by Associate Editor ZENG Zhi-Gang
1. 华东交通大学电气与电子工程学院 南昌 330013
1. Institute of Electrical and Electronic Engineering, East China Jiaotong University, Nanchang 330013

身条件的限制, Yan 等^[9] 基于事件触发机制提出了一种分布式控制协议, 借助系统状态方程的范数和预定义的测量误差比值来触发对智能体的控制, 有效提高了系统的控制效率. Wang 等^[10] 则通过借鉴复杂网络牵制控制的思想, 提出了一种基于牵制策略的蜂拥控制算法, 仅通过对少数信息智能体进行控制便能实现全局的控制目标. 然而, 考虑到在多智能体系统中智能体的通信距离是有限的, 单个智能体仅能依靠其邻居个体的信息而非全局信息来更新自己的状态^[11-12], 这就导致智能体在动态演化过程中更容易产生“局部聚集”的现象.

随着网络科学的不断发展, 人们发现许多实际网络都有一个共同性质, 即社团结构^[13-15], 也就是说, 整个网络是由若干个社团构成的, 每个社团内部节点之间的连接相对紧密, 但是各个社团之间的连接却相对比较稀疏. 考虑到社团结构的这一特性以及多智能体系统的空间分布特性, 本文通过研究多智能体系统在蜂拥演化过程中呈现出的“局部聚集”现象, 在不改变智能体遵循的三条基本运动规则的情况下, 根据智能体的通信距离和空间分布特性, 利用社团划分算法对智能体局部拓扑结构进行优化; 智能体在设计邻居交互规则下仅与所在社团内的邻居个体进行信息交互, 通过删减社团间个体的交互作用来提升多智能体系统整体的连通性能, 从而提升蜂拥行为的收敛速度, 这一设计方式突破了传统的“通过对网络增边来提升网络代数连通度”思想, 理论分析与仿真结果证明, 在社团内的信息智能体的直接或者间接作用下, “减边”设计可使普通智能体快速聚集到信息智能体的附近; 最终在虚拟领导者引导反馈作用下, 实现整个多智能体系统的快速蜂拥行为.

1 问题描述

考虑由 n 个相同智能体组成的多智能体系统在二维空间运动, 将智能体视为质点, 可以用无向图 $G = (V, E)$ 来表示该系统的拓扑结构, 其中 $V = \{v_1, v_2, \dots, v_n\}$ 为图 G 的有限点集合, 节点 v_i 表示第 i 个智能体, $E = \{e_{ij} = (v_i, v_j) : v_i, v_j \in V\}$ 表示智能体之间连边的集合. 通常定义邻接矩阵 $A = [a_{ij}]$ ($i, j = 1, 2, \dots, n$) 来表示智能体之间的邻接关系, 当智能体 i 与智能体 j 存在通信时, 则 $a_{ij} = 1$; 否则, $a_{ij} = 0$. 另外, 定义图的拉普拉斯矩阵 $L = [l_{ij}]$ ($i, j = 1, 2, \dots, n$), 该矩阵的第二小特征值 $\lambda_2(L)$ 通常用来表征系统的连通度. 一般地, 智能体 i 的动力学方程可表示为

$$\begin{cases} \dot{q}_i(t) = p_i(t) \\ \dot{p}_i(t) = u_i \end{cases} \quad (1)$$

其中, q_i 和 p_i 分别表示智能体 i 的位置和速度, u_i 表示控制输入, $p_i, q_i, u_i \in \mathbf{R}^2$. 虚拟领导者的运动方程如下表示:

$$\begin{cases} \dot{q}_\gamma(t) = p_\gamma(t) \\ \dot{p}_\gamma(t) = f_\gamma(q_\gamma, p_\gamma) \end{cases} \quad (2)$$

经典蜂拥控制算法^[6] 如下:

$$u_i = f_i^g + f_i^d + f_i^\gamma \quad (3)$$

其中, 第一项 $f_i^g = -\sum_{j \in N_i(t)} \nabla_{q_i} \psi_{ij}$ 为人工势函数梯度项, 用以实现智能体之间的分离和聚合两条规则, 人工势函数是根据智能体之间的相对位置信息构造的, 用来表征智能体之间的相互作用的情况, 保证相邻智能体能够互相吸引, 且在距离较近时不至于发生碰撞; 第二项 $f_i^d = -\sum_{j \in N_i(t)} (p_i - p_j)$ 为速度一致性算法以保证智能体之间的速度匹配; 第三项 $f_i^\gamma = c_1(q_\gamma - q_i) + c_2(p_\gamma - p_i)$ 为虚拟领导者速度引导反馈项, 用以实现智能体对虚拟领导者的跟踪. 当多智能体系统满足上述三条规则时, 即对于任意两个智能体 $i \neq j$, 若当 $t \rightarrow \infty$ 时, $\|p_i - p_j\| \rightarrow 0$, 当 $\|q_j - q_i\| \rightarrow 0$ 时, $\psi_{ij}(\|q_j - q_i\|) \rightarrow \infty$; 当 $\|q_j - q_i\|$ 为某一个期望值时达到最小, 则称多智能体系统实现了期望的蜂拥控制目标.

从式 (3) 第三项可知 Olfati-Saber 所提蜂拥控制算法对每个智能体都施加了虚拟领导者的速度反馈, 然而在实际应用中这一条件是很难得到满足的. Su 等^[7] 通过进一步研究证明了多智能体系统中仅有部分智能体能够获取虚拟领导者的信息也可以实现蜂拥控制目标. 有 $f_i^\gamma = h_i [c_1(q_\gamma - q_i) + c_2(p_\gamma - p_i)]$, 其中, 若智能体 i 能够获取虚拟领导者的信息则 $h_i = 1$; 否则, $h_i = 0$. 对仅有部分智能体能够获取虚拟领导者信息的情形, 系统中无法获取虚拟领导者信息的普通智能体, 仅能通过与其邻居个体的信息交互更新自身状态以实现蜂拥行为, 故在动态演化过程中容易与通信连接密切的智能体较早地聚集在一起. 能够获取虚拟领导者引导信息的信息智能体通过对虚拟领导者的跟踪以及邻居智能体的信息交互, 影响周围的普通智能体向虚拟领导者聚集. 在智能体仅通过局部信息交互的自组织行为更新状态的情况下, 多智能体系统在蜂拥动态演化过程中容易出现“局部聚集”的现象, 使得该部分智能体与系统整体失去通信, 降低系统整体的连通度, 容易导致系统发生“分裂”现象.

2 基于邻域交互结构优化的多智能体快速蜂拥控制算法

本文采用 Fast Newman (FN) 算法^[13] 将多智能体系统划分为若干个通信连接相对稀疏的社团结

构;然后设计仅依赖于社团内部邻居个体交互作用的蜂拥控制律,再根据节点度最大的评估标准,从各个社团内选取度最大的智能体作为信息智能体,各个社团内的普通智能体通过与其邻居智能体和信息智能体的信息交互达到跟踪虚拟领导者的目的,最终实现快速的蜂拥控制目标。

2.1 FN 算法

FN 算法是 Newman 等提出的一种快速社团划分算法,它的主要思想是:初始时把每个智能体看作一个独立的社团;然后,逐次合并存在连边的社团,根据定义的模块度函数计算合并后的模块度增量,继而将模块度值增量最大的两个社团合并,重复该过程直至所有社团合并成一个社团,同时会形成一棵层次聚类树;最后,根据实际情况的需要对其进行分割,最终得到社团划分结果。模块度函数定义^[13]如下: $Q = \frac{1}{2m} \sum_{ij} (a_{ij} - \frac{d_i d_j}{2m}) \delta(M_i, M_j)$, 其中 m 为初始化网络的总边数, $A = (a_{ij})$ 为网络的邻接矩阵, d_i 为节点 i 的度值, M_i 为节点 i 所在的社团,当 i, j 在同一个社团内时 $\delta = 1$; 否则, $\delta = 0$, 定义 $e_{ij} = \frac{1}{2m}$, $a_i = \frac{1}{2m}$, 则 FN 算法步骤如下:

1) 对给定或随机初始的有 n 个节点的网络, 将其看成 n 个独立的社团;

2) 逐次合并存在边连接的社团对, 并计算合并后的模块度值 Q 的增量: $\Delta Q = 2(e_{ij} - a_i a_j)$;

3) 不断重复第 2) 步直到将所有社团合并为一个社团, 得到树状结构图, 根据实际需要得到最终社团划分结果。

2.2 基于邻域交互结构优化的蜂拥控制算法描述

本节考虑多智能体系统在现有蜂拥控制算法作用下, 由于智能体自身通信距离的限制和智能体分布情况所隐藏的拓扑结构特性, 导致系统动态演化过程中呈现出的“局部聚集”现象, 在系统初始时借助社团划分算法对多智能体系统进行社团划分, 并从每个社团内选择一个度最大的智能体为信息智能体。在此基础上设计了新的邻域交互规则, 通过对多智能体系统的局部代数连通的优化, 实现提高多智能体系统蜂拥速度的目的。本文提出的蜂拥控制协议如下:

$$u_i = \sum_{j \in M_i(t_0)} \nabla_{q_i} \psi_\alpha(\|q_j - q_i\|_\sigma) + \sum_{j \in M_i(t_0)} a_{ij}(p_j - p_i) - h_i[c_1(q_i - q_\gamma) + c_2(p_i - p_\gamma)] \quad (4)$$

其中, 第一项用于实现社团内智能体的聚集与分离两条规则, $M_i(t_0)$ 为智能体 i 所在社团智能体组成

的集合, h_i 为社团内信息智能体识别变量, 若 i 为信息智能体, 有 $h_i = 1$, 否则 $h_i = 0$; 第二项为智能体的速度一致性算法; 第三项为虚拟领导者信息反馈项。社团内部智能体在蜂拥控制算法的作用下快速聚集在信息智能体的附近, 而信息智能体在虚拟领导者的引导反馈作用下实现最终的蜂拥行为。

引理 1^[6]. 对于无向图 $G = (V, E)$, 若图 G 是连通无向图, 则其拉普拉斯矩阵 L 仅有一个零特征值, 且其他非零特征值均有正实部。对于无向、线性多智能体系统, 其收敛时间可以用 $\lambda_2(L)$ 的大小来衡量, 并且 $\lambda_2(L)$ 越大系统的收敛速度越快。

定理 1. 考虑由动力学系统 (1) 所组成的二阶多智能体系统, 虚拟领导者的控制输入如式 (2) 所示, 假设每个社团内至少存在一个智能体能够与虚拟领导者进行通信, 且系统的初始能量 W_0 为有限值, 则多智能体系统在控制协议 (4) 的作用下, 所有智能体都会渐近收敛到虚拟领导者的速度, 最终实现稳定的蜂拥运动。

证明. 由式 (4) 可知, 多智能体系统的社团划分仅改变了若干智能体的局部信息交互, 并不影响整个系统的总能量, 故定义系统总能量为智能体之间的总势能和智能体与虚拟领导者之间的相对势能和动能之和, 如下所示:

$$W = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N (p_i - p_\gamma)^T (p_i - p_\gamma) + \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{j \in M_i} \psi_\alpha(\|q_j - q_i\|_\sigma) + \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{j \notin M_i} \psi_\alpha(\|q_j - q_i\|_\sigma) + \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N h_i c_1 (q_i - q_\gamma)^T (q_i - q_\gamma) \quad (5)$$

令 $\tilde{p}_i = p_i - p_\gamma$, $\tilde{q}_i = q_i - q_\gamma$, 则有 $\dot{\tilde{p}}_i = \dot{p}_i = u_i$, $\dot{\tilde{q}}_i = \dot{q}_i$, 将其带入式 (4) 和 (5) 可以得到:

$$u_i = \sum_{j \in M_i} \nabla_{q_i} \psi_\alpha(\|\tilde{q}_{ji}\|_\sigma) + \sum_{j \in M_i} a_{ij}(t)(\tilde{p}_j - \tilde{p}_i) - h_i[c_1 \tilde{q}_i + c_2 \tilde{p}_i] \quad (6)$$

$$W = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \tilde{p}_i^T \tilde{p}_i + \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{j \in M_i} \psi_\alpha(\|\tilde{q}_{ji}\|_\sigma) + \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N h_i c_1 \tilde{q}_i^T \tilde{q}_i \quad (7)$$

对式 (7) 求导可得:

$$\dot{W} = \sum_{i=1}^N \tilde{p}_i^T \dot{\tilde{p}}_i + \sum_{i=1}^N \sum_{j \in M_i} \frac{\partial \psi_\alpha(\|\tilde{q}_{ji}\|_\sigma)}{h \tilde{q}_{ji}} + \sum_{i=1}^N h_i c_1 \tilde{p}_i^T \tilde{q}_i \quad (8)$$

另外由人工势函数和邻接矩阵的对称性有:

$$\frac{\partial \psi_\alpha(\|\tilde{q}_{ji}\|_\sigma)}{\partial \tilde{q}_{ji}} = \frac{\partial \psi_\alpha(\|\tilde{q}_{ji}\|_\sigma)}{\partial \tilde{q}_j} = -\frac{\partial \psi_\alpha(\|\tilde{q}_{ji}\|_\sigma)}{\partial \tilde{q}_i}$$

故将式 (6) 代入式 (8) 进行化简可以得到:

$$\begin{aligned} \dot{W} = & -\sum_{i=1}^N \sum_{j \in M_i} \tilde{p}_i^T \nabla_{q_i} \tilde{\psi}_{ij} - \\ & \sum_{i=1}^N \sum_{j \notin M_i} \tilde{p}_i^T \nabla_{q_i} \tilde{\psi}_{ij} - \\ & \sum_{i=1}^N \sum_{j \in M_i} \tilde{p}_i^T a_{ij} (\tilde{p}_i - \tilde{p}_j) + \\ & \sum_{i=1}^N \sum_{j \notin M_i} \tilde{p}_i^T a_{ij} (\tilde{p}_j - \tilde{p}_i) - \\ & \sum_{i=1}^N \tilde{p}_i^T (h_i c_1 \tilde{q}_i + h_i c_2 \tilde{p}_i) + \\ & \sum_{i=1}^N \sum_{j \in M_i} \tilde{p}_i^T \nabla_{q_i} \tilde{\psi}_{ij} + \sum_{i=1}^N h_i c_1 \tilde{p}_i^T \tilde{q}_i \quad (9) \end{aligned}$$

根据人工势函数的性质, 当智能体 j 不在智能体 i 所在社团内时, 其人工势函数为常数^[6], 且其邻接矩阵中的元素均为 0, 故有 $\sum_{i=1}^N \sum_{j \notin M_i} \tilde{p}_i^T \nabla_{q_i} \tilde{\psi}_{ij} = 0$, $\sum_{i=1}^N \sum_{j \notin M_i} \tilde{p}_i^T a_{ij} (\tilde{p}_j - \tilde{p}_i) = 0$. 故 \dot{W} 可进一步化简得:

$$\begin{aligned} \dot{W} = & -\sum_{i=1}^N \sum_{j \in M_i} \tilde{p}_i^T a_{ij} (\tilde{p}_i - \tilde{p}_j) - \\ & \sum_{i=1}^N h_i c_2 \tilde{p}_i^T \tilde{p}_i \quad (10) \end{aligned}$$

由 $\sum_{j \in M_i} (p_j - p_i) = \sum_{j=1}^N a_{ij} (p_j - p_i) = \sum_{j=1}^N l_{ij} p_j$ 可知, $\dot{W} = -\tilde{p}^T [(L(t) + c_2 H(t)) \otimes I_N] \tilde{p}$, 其中 $H(t) = \text{diag}\{h_1, \dots, h_N\}$, $\tilde{p} = \text{col}(\tilde{p}_1, \dots, \tilde{p}_N)$. 由于 c_2 为正实数, h_i 等于 0 或者 1, 显然 $\dot{W} \leq 0$, 故多智能体系统在控制算法 (4) 的作用下是渐近稳定的, 即智能体通过与其社团内邻居个体的信息交

互, 在控制算法 (4) 的作用下可以实现期望的蜂拥控制目标. \square

3 仿真与分析

在 Matlab 仿真平台下, 对基于邻域交互结构优化的多智能体快速蜂拥控制算法进行仿真实验, 并在相同条件下与经典蜂拥控制算法 (3) 进行对比. 具体参数设置如下: 考虑由 60 个智能体组成的多智能体系统, 智能体的位置和方向角分别在 $[0, 160] \times [0, 90]$ 和 $(-\pi, \pi)$ 的范围内随机生成, 智能体用星形符号表示, 线段表示智能体的方向, 如图 1 所示. 程序中所用作用力函数的参数 $a = 4$, $b = 25$, $c = 10$, 智能体感知半径 $r = 8$, 期望距离 $d = 1.3 \times r$, 参数 $\varepsilon = 0.1$, $h = 0.9$, 引导反馈系数 $c_1 = c_2 = 0.5$.

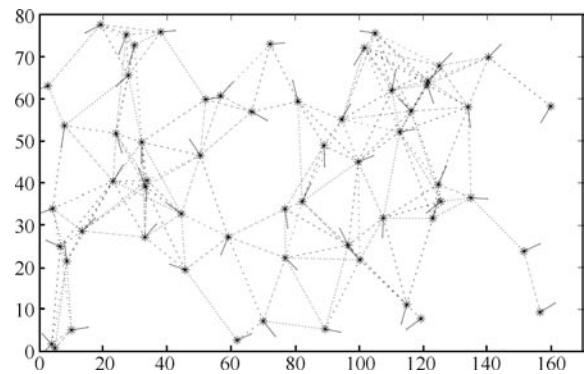


图 1 多智能体系统初始分布

Fig. 1 Initial distribution of multi-agent systems

在经典蜂拥控制算法^[6]作用下多智能体系统的动态演化过程如图 2 所示, 从图 2(a) 和 (b) 中可以看出智能体系统在动态演化过程中呈现出比较明显的“分块”现象, 有些智能体之间存在“亲疏”关系, 这是由于智能体的通信能力有限, 只能与感知范围内的个体进行通信. 故在系统动态演化过程中, 通信连接较为密切的智能体所组成的局部交互拓扑结构具有较高的连通度, 然而就多智能体系统整体而言, 由于智能体自身交互规则的限制导致系统整体连通度较低. 多智能体系统最终在 $t = 140$ 的时候实现较为紧密的聚集.

针对图 2(a) 和 (b) 中所呈现出的“分块”现象, 在相同初始化和参数设置条件下, 对图 1 所示多智能体系统进行社团划分, 得到树状结构图, 如图 3 所示, 可知该多智能体系统存在明显的社团结构, 可以分为两个子社团. 在本文提出的蜂拥控制协议 (4) 的作用下, 系统动态演化如图 4 所示.

从图 4(a) 中可以看出多智能体系统在蜂拥过程中分成了两个子社团, 社团内智能体连接紧密, 而与社团外的智能体连接稀疏. 在相同的网络初始化

和相同的参数下,多智能体系统在 $t = 80$ 的时候实现较为紧密的聚集,比未经社团优化的蜂拥速度提升了40%左右.

图5为多智能体系统蜂拥控制算法优化前后,系统拓扑结构图的代数连通度对比曲线,从图中可知,在对多智能体系统进行邻域交互结构优化之后,各个社团在演化过程中($t \leq 80$)的代数连通度明显大于未优化前系统的代数连通度,且多智能体系统

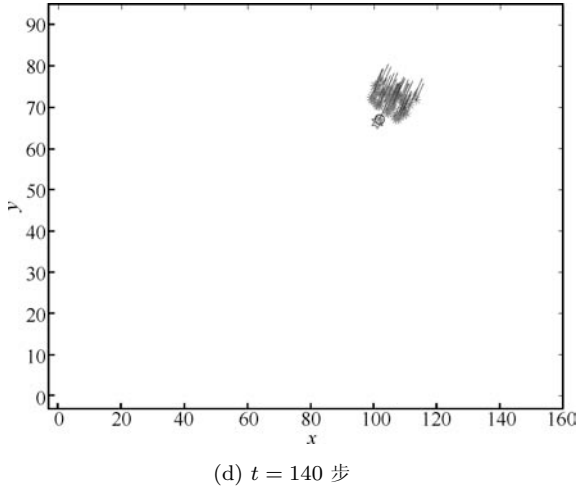
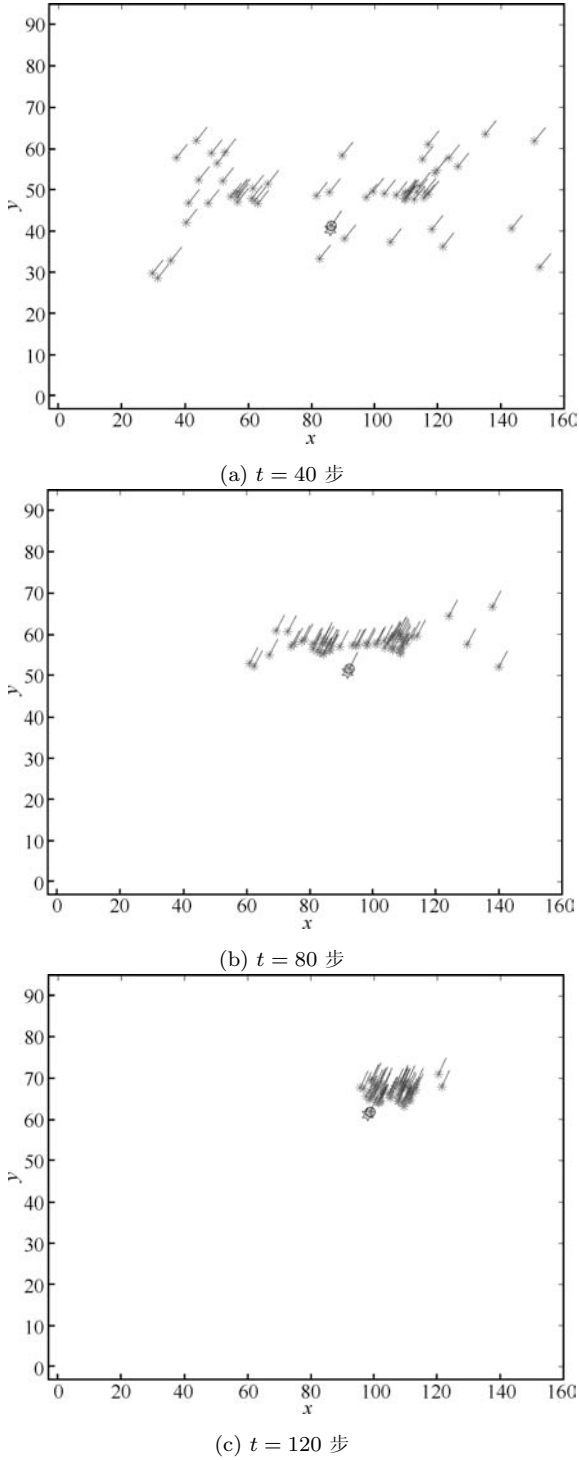


图2 未优化前多智能体系统蜂拥过程
Fig.2 Evolution of unoptimized flocking control

整体的代数连通也有一定程度的提高;另从图5的局部放大图中可以看出,在 $t = 40$ 左右经邻域交互结构优化后多智能体系统整体的代数连通度开始明显增大,这一点从图2(a)和图4(b)中也可以看出,图2(a)中智能体整体分布较为稀疏,而图4(b)则相对紧密,具有更高的连通性,这也从另一方面验证了改进算法的有效性.

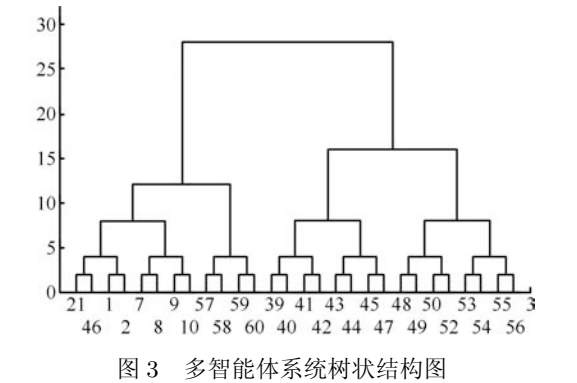
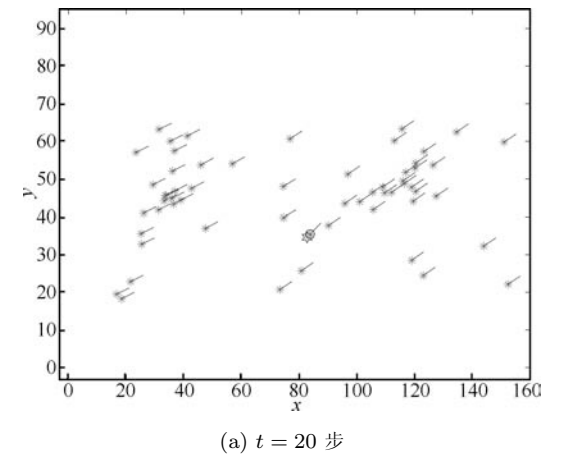


图3 多智能体系统树状结构图
Fig.3 Tree structure chart of multi-agent systems



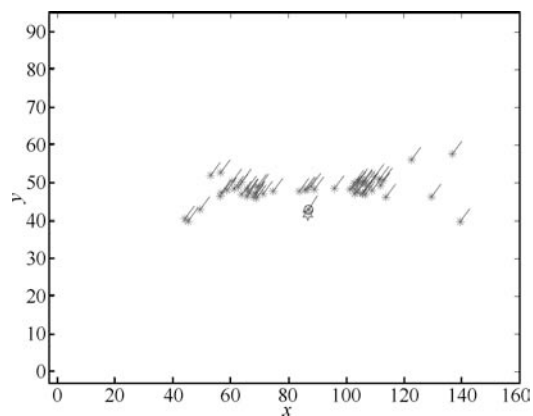
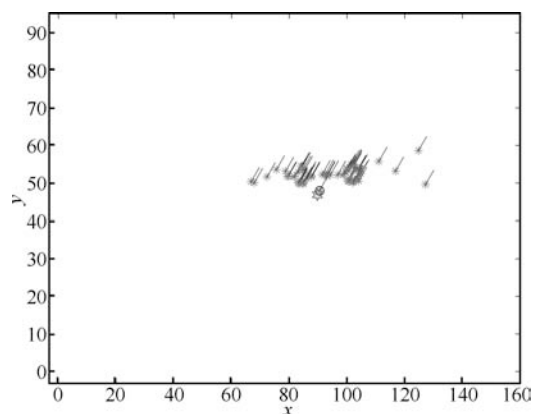
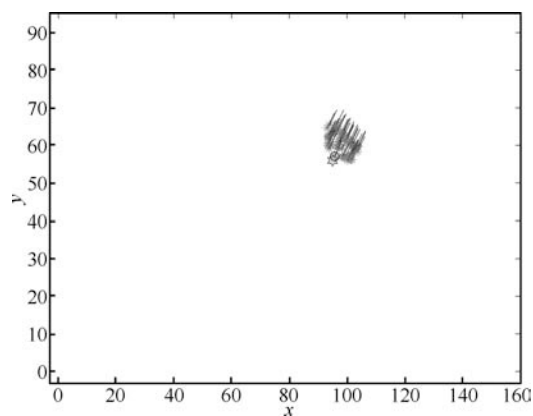
(b) $t = 40$ 步(c) $t = 60$ 步(d) $t = 80$ 步

图 4 优化后多智能体系统蜂拥过程

Fig. 4 Evolution of optimized flocking control

图 6 和图 7 分别为 60 个智能体邻域交互结构优化前后, 在 x 轴方向和 y 轴方向的位置演化图, 从图中可以明显看出通过对多智能体系统的邻域交互结构优化, 有效地提高了多智能体系统的蜂拥速度.

4 结语

在多智能体系统的蜂拥控制研究中, 如何提高智能体的蜂拥速度是蜂拥控制的关键问题之一, 然

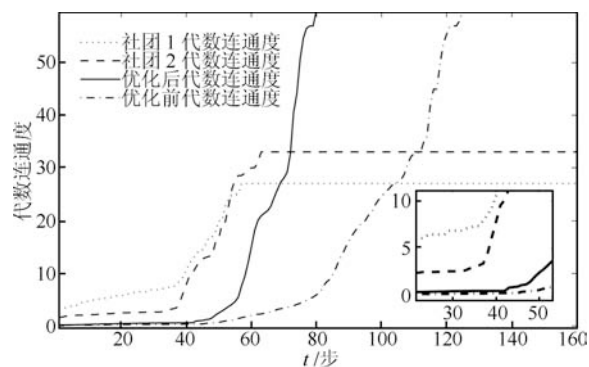
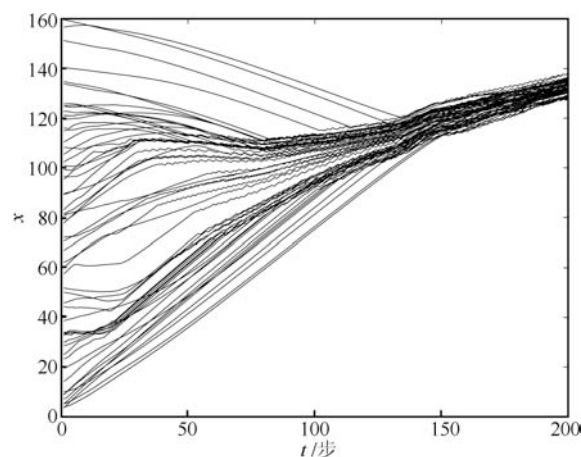


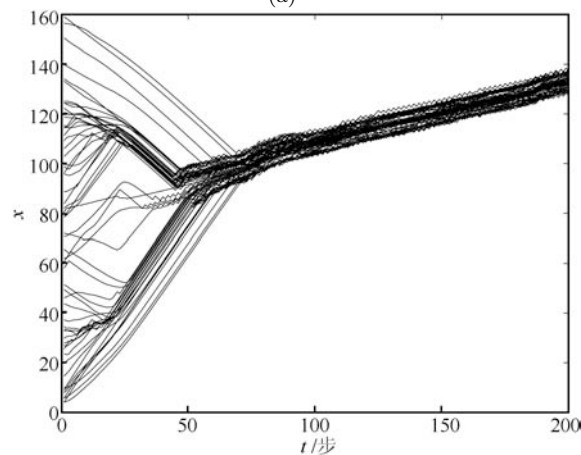
图 5 优化前后代数连通度曲线

Fig. 5 Graph of algebraic connectivity

而当前蜂拥控制算法在多智能体系统的蜂拥控制过程中存在收敛速度较慢的缺陷. 本文针对经典蜂拥控制算法存在的不足, 结合复杂网络社团划分思想对多智能体的邻域交互拓扑结构进行优化, 基于设



(a)



(b)

图 6 优化前后智能体在 x 方向位置演化图Fig. 6 Unoptimized and optimized evolution of x

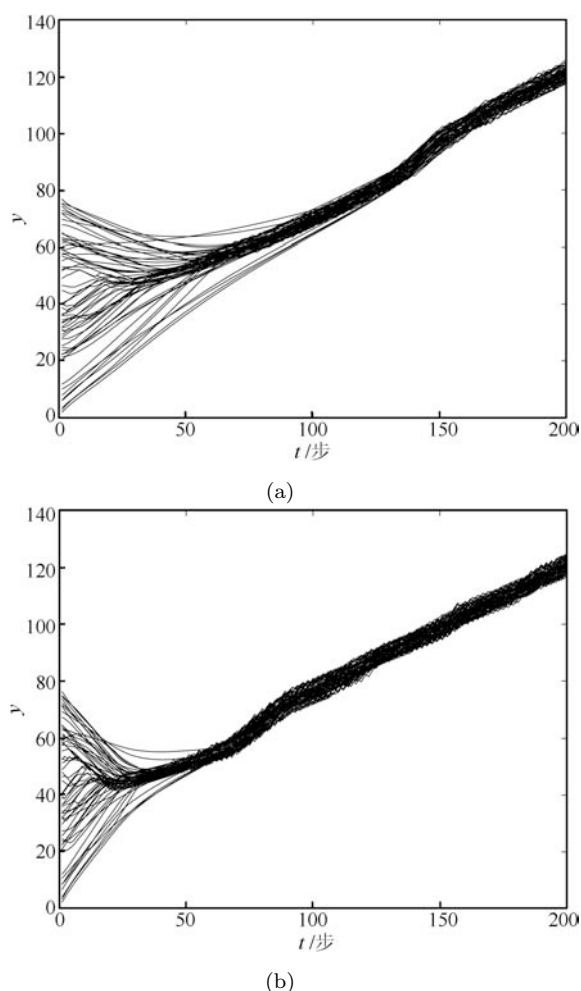


图7 优化前后智能体在 y 方向位置演化图

Fig.7 Unoptimized and optimized evolution of y

计的仅依赖于社团内部邻居个体交互作用的蜂拥控制律,提出了一种基于邻域拓扑结构优化的多智能体系统快速蜂拥控制算法,在一定程度上提高了多智能体系统的局部代数连通度,有效提高了多智能体系统的蜂拥速度。

References

- 1 Reynolds C W. Flocks, herds and schools: a distributed behavioral model. *Computer Graphics*, 1987, **21**(4): 25–34
- 2 Luo Xiao-Yuan, Yang Fan, Li Shao-Bao, Guan Xin-Ping. Generation of optimally persistent formation for multi-agent systems. *Acta Automatica Sinica*, 2014, **40**(7): 1311–1319 (罗小元, 杨帆, 李绍宝, 关新平. 多智能体系统的最优持久编队生成策略. *自动化学报*, 2014, **40**(7): 1311–1319)
- 3 You K Y, Li Z K, Xie L H. Consensus condition for linear multi-agent systems over randomly switching topologies. *Automatica*, 2013, **49**(10): 3125–3132
- 4 Su H S, Chen M Z Q, Lam J, Lin Z L. Semi-global leader-following consensus of linear multi-agent systems with input saturation via low gain feedback. *IEEE Transactions on Circuits and Systems I: Regular Papers*, 2013, **60**(7): 1881–1889
- 5 Liu Z W, Guan Z H, Shen X M, Feng G. Consensus of multi-agent networks with aperiodic sampled communication via impulsive algorithms using position-only measurements. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2012, **57**(10): 2639–2643
- 6 Olfati-Saber R. Flocking for Multi-Agent Dynamic Systems: Algorithms and Theory. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2006, **51**(3): 401–420
- 7 Su H S, Wang X F, Lin Z L. Flocking of multi-agents with a virtual leader. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2009, **54**(2): 293–307
- 8 Ge Y R, Chen Y Z, Zhang Y X. Average dwell-time conditions for consensus of discrete-time linear multi-agent systems with switching topologies and time-varying delays. *Acta Automatica Sinica*, 2014, **40**(11): 2609–2617
- 9 Yan H C, Shen Y C, Zhang H, Shi H B. Decentralized event-triggered consensus control for second-order multi-agent systems. *Neurocomputing*, 2014, **133**: 18–24
- 10 Wang X F, Li X, Lu J H. Control and flocking of networked systems via pinning. *IEEE Circuits and Systems Magazine*, 2010, **10**(3): 83–91
- 11 Martin S, Girard A, Fazeli A, Jadbabaie A. Multiagent flocking under general communication rule. *IEEE Transactions on Control of Network Systems*, 2014, **1**(2): 155–166
- 12 Martin S. Multi-agent flocking under topological interactions. *Systems and Control Letters*, 2014, **69**: 53–61
- 13 Newman M E J. Fast algorithm for detecting community structure in networks. *Physical Review E*, 2004, **69**(6): 066133
- 14 Chen M M, Kuzmin K, Szymanski B K. Community detection via maximization of modularity and its variants. *IEEE Transactions on Computational Social Systems*, 2014, **1**(1): 46–65
- 15 Chen Q, Wu T T, Fang M. Detecting local community structures in complex networks based on local degree central nodes. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 2013, **392**(3): 529–537

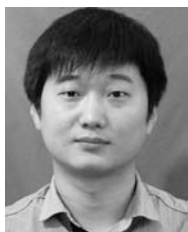


陈世明 博士, 华东交通大学电气与电子工程学院教授. 主要研究方向为多智能体系统协调控制, PSO 优化算法. 本文通信作者.

E-mail: shmchen@ecjtu.jx.cn

(**CHEN Shi-Ming** Ph.D., professor at the School of Electrical and Electronic Engineering, East China Jiaotong University.

His research interest covers coordination control of multi-agent systems and particle swarm optimization (PSO) algorithm. Corresponding author of this paper.)



化俞新 华东交通大学电气与电子工程学院硕士研究生. 主要研究方向为多智能体系统的蜂拥控制.

E-mail: huayuxin2719@163.com

(**HUA Yu-Xin** Master student at the School of Electrical and Electronic Engineering, East China Jiaotong University. His research interest covers

flocking of multi-agent systems)



祝振敏 博士, 华东交通大学电气与电子工程学院副教授. 主要研究方向为 LED 应用光学设计, 彩色视觉测量.

E-mail: zhuzhenmin1984@163.com

(**ZHU Zhen-Min** Ph.D., associate professor at the School of Electrical and Electronic Engineering, East China Jiaotong University. His research inter-

est covers LED application of optical design, and the measurement of color vision.)



赖强 博士, 华东交通大学电气与电子工程学院讲师. 主要研究方向为复杂网络, 多智能体协同控制, 非线性动力学分析与控制. E-mail: laiqiang87@126.com

(**LAI Qiang** Ph.D., lecturer at the School of Electrical and Electronic Engineering, East China Jiaotong University. His research interest covers complex network, cooperative control of multi-agent system,

analysis and control of nonlinear system.)