

文章编号: 1001-0920(2013)08-1190-05

基于局部估计的功率驱动多智能体网络牵制蜂拥控制算法

陈世明¹, 李慧敏¹, 谢 竟¹, 方华京²

(1. 华东交通大学 电气与电子工程学院, 南昌 330013; 2. 华中科技大学 控制科学与工程系, 武汉 430074)

摘 要: 针对复杂功率驱动系统控制中现有牵制控制策略在保持拓扑结构连通性和降低功率消耗方面存在的不足, 提出一种基于局部估计的功率驱动多智能体网络的牵制蜂拥控制算法. 该算法首先利用幂迭代一致估计算法动态估计多智能体网络的代数连通度; 然后根据代数连通度的局部估计值及最大功率约束自适应调整个体发射半径, 以保持多智能体网络在演化过程中拓扑结构的连通性, 并有效降低功率消耗; 最后通过仿真实验验证了所提出控制算法的有效性.

关键词: 多智能体; 功率驱动; 牵制控制; 蜂拥控制; 局部估计

中图分类号: TP273

文献标志码: A

Pinning flocking control algorithm for power-driven multi-agent networks based on local estimation

CHEN Shi-ming¹, LI Hui-min¹, XIE Jing¹, FANG Hua-jing²

(1. School of Electrical and Electronic Engineering, East China Jiaotong University, Nanchang 330013, China; 2. Department of Control Science and Engineering, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074, China. Correspondent: CHEN Shi-ming, E-mail: c1977318@hotmail.com)

Abstract: In the complex power-driven control system, the existing pinning flocking control strategies have shortcomings in preserving topology connectivity and decreasing power consumption. Therefore, a pinning flocking control algorithm for power-driven multi-agent networks based on local estimation is proposed. Firstly, the power iterative consensus estimation algorithm is used to dynamically estimate the algebraic connectivity of multi-agent network. Then, the algorithm dynamically adjusts individual launch radius according to the estimate of algebraic connectivity and the power restriction, so that it can preserve the global connectivity of the multi-agent network during motion and effectively reduce the power consumption. Finally, the simulation results show the effectiveness of the proposed control scheme.

Key words: multi-agent; power-driven; pinning control; flocking control; local estimation

0 引 言

自从 1986 年 Reynolds^[1]首次提出经典的群体系统蜂拥模型后, 关于群体动力学与协调控制的研究便引起了人们的广泛关注. 在传统蜂拥控制模型中, 一般通过对多智能体网络中每个节点施加控制来完成群体行为的协调与运动^[2-3]. 对于工程应用而言, 对所有节点实施控制需投入昂贵的成本, 不符合现代工业发展的需要. 随着近年来牵制控制研究的发展^[4-5], 将牵制的思想引入蜂拥控制的研究已经取得了一些非常重要的成果, 即通过对少数关键节点施加控制来

实现大规模群体的蜂拥行为, 如苏厚胜等^[6]提出的少数个体具有虚拟领导者信息的蜂拥控制算法. 汪小帆等^[7]进一步基于人工势场法来实现多智能体网络的牵制蜂拥同步, 但其中一个关键问题是系统演化过程中网络拓扑结构的连通性是通过假设予以保证的, 而对连通性的要求对于智能体网络蜂拥任务的完成是尤为关键的. 与此同时, 由于实际智能体网络主要依赖无线传感网络进行通信, 网络中节点一般是无源的, 其生存时间受能量限制, 而能量的消耗与个体间信息的交互能力息息相关, 即当能量不足时有可能导致个

收稿日期: 2012-03-22; 修回日期: 2012-05-20.

基金项目: 国家自然科学基金项目(60804066); 国家自然科学基金重点项目(61034006); 江西省教育厅科学基金项目(GJJ111115, GJJ12286); 江西省高等学校科技落地计划项目(KJLD12068); 江西省青年科学家培养项目(20122BCB23010); 江西省自然科学基金项目(20132BAB201039).

作者简介: 陈世明(1977—), 男, 副教授, 博士, 从事复杂网络理论、多机器人系统和优化算法等研究; 李慧敏(1988—), 女, 硕士生, 从事群体系统的建模与控制的研究.

体传递信息的范围变小, 从而使得网络拓扑结构的连通性变差. 针对这类功率驱动智能体网络的蜂拥控制问题, 目前已有一些相关的研究正在进行. 文献[8]通过增大牵制节点的发射功率保持网络连通, 但没有考虑整个多智能体网络的功率消耗代价; 文献[9]研究了功率驱动智能体网络的快速同步问题, 其不足在于采用全局计算的方式求解代数连通度, 具有一定的局限性.

基于上述研究背景, 本文提出一种基于局部估计的功率驱动多智能体网络的牵制蜂拥控制算法. 该算法从分布式控制的角度出发, 首先采用“局部预估全局”的思想, 利用幂迭代一致估计算法动态估计多智能体网络的代数连通度; 然后通过引入最大功率消耗作为约束条件, 根据代数连通度估计值自适应调整个体发射半径, 优化个体与其邻域内个体的拓扑连接关系, 从而有效地减少实际应用中的网络功率消耗.

1 功率驱动多智能体网络模型描述

考虑 N 个相同的功率驱动智能体在二维平面上运动, 不考虑智能体的尺寸(将智能体视作质点). 记 t 时刻智能体 i 的位置为 $q_i(t)$, 速度为 $p_i(t)$, 则智能体在二维坐标系下的动力学方程为

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

其中: $u_i(t)$ 为控制输入; $q_i(t), p_i(t), u_i(t) \in R^2$. 另外, 假设多智能体网络中存在一个虚拟领导者, 虚拟领导者作为网络的全局目标, 引导整个网络朝预想的方向以期望的速度运动, 其运动行为按下式更新:

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

其中 $q_\gamma(t), p_\gamma(t) \in R^2$ 为其位置和速度向量. 设虚拟领导者的初始值为 $(q_\gamma(0), p_\gamma(0)) = (q_d, p_d)$, 且沿着一个固定速度 p_d 运动, 则有 $\dot{q}_\gamma(t) = p_d, q_\gamma(0) = q_d$.

定义 1 在 n 维空间中, 以智能体 i 为圆心、 R 为发射半径所构成的区域称为智能体 i 的邻域范围, 智能体 i 邻域范围内的所有智能体(包括 i 自身)都是智能体 i 的邻居. 将智能体 i 看作网络中的一个节点, 能与其进行信息交互的所有邻居个体用直线相连, 可以得到一个无向图 $G = (V, E)$. 其中: $V = \{V_1, V_2, \dots, V_N\}$ 为移动智能体网络中节点的集合, $E = \{E_{ij} = (V_i, V_j) : V_i, V_j \in V\}$ 为移动智能体网络中边的集合. 则智能体 i 的邻居集合表示为 $N_i = \{V_j \in V : (V_i, V_j) \in E\}$, 图 G 的邻接矩阵 $A = [a_{ij}(t)]_{N \times N}$ 定义为

$$\begin{cases} a_{ij}(t) = \begin{cases} 1, & j \in N_i(t); \\ 0, & j \notin N_i(t); \end{cases} \\ a_{ii}(t) = 0. \end{cases} \quad (3)$$

$d_i = \sum_{j=1}^N a_{ij}$ 为节点 i 的度, $D(G) = \text{diag}(d_i)$ 是由节点的度构成的对角矩阵. 图 G 的拉普拉斯矩阵为 $L = D - A$.

引理 1^[10] (1) 设 $\mathbf{1}$ 是全 1 的列向量, 则有 $L\mathbf{1} = \mathbf{0}$. (2) 设图 G 是一个连通图, L 的所有特征值为 $\{\lambda_i | i = 1, 2, \dots, n\}$, 特征向量为 v_1, v_2, \dots, v_n , 每个特征向量由 $v_i = (v_i^1, \dots, v_i^n)^T$ 组成, 则有 $0 = \lambda_1 \leq \lambda_2, \dots, \lambda_n$, λ_2 是 L 的第 2 小特征值, 也被定义为代数连通度. 当 $\lambda_2 > 0$ 时, 网络联合连通, 且 λ_2 越大, 网络连通性越好.

定义 2 在功率驱动多智能体网络模型中, 智能体 i 通过无线传感网络与其周围邻居建立耦合关系. 假设载波的发射是全方向的, 且功率驱动智能体的无线传播路径是无障碍路径, 则在不考虑节点负载和干扰情况下, 智能体 i 的发射功率可描述为

$$P_t^i = \frac{P_r L (4\pi R)^2}{G_t G_r \lambda^2}, \quad (4)$$

总发射功率可表示为

$$P = \sum_i^N P_t^i. \quad (5)$$

其中: P_r 为智能体接收数据帧的功率; P_t^i 为智能体 i 发射数据帧的功率; λ 为载波波长; G_t 为发射机天线增益; G_r 为接收机天线增益; R 为发射节点与接收节点之间的距离, 即发射半径.

根据 Wendi^[11] 定义的传播模型, 若发射半径小于交叉距离, 则使用 Friss 自由空间模型 (R^2 衰减速度); 若发射半径大于或等于交叉距离, 则使用两线地面传播模型 (R^4 衰减速度). 交叉距离定义如下:

$$d_{\text{cro}} = \frac{4\pi\sqrt{L}h_r h_t}{\lambda}. \quad (6)$$

其中: $L \geq 1$ 是与传播无关的系统损耗因子, h_r 为发送天线的高度, h_t 为接收天线的高度. 式(4)可写为

$$P_t^i = \begin{cases} \varepsilon_{\text{fri}} V_b R^2, & R < d_{\text{cro}}; \\ \varepsilon_{\text{tra}} V_b R^4, & R \geq d_{\text{cro}}. \end{cases} \quad (7)$$

其中: ε_{fri} 和 ε_{tra} 为放大参数, V_b 为传输速率. 在相同的接收功率下, 发射功率均随着发射半径的增大而增加, 在移动智能体网络模型中, 可通过调整发射半径的大小来控制节点的功率消耗.

2 基于局部估计的功率驱动多智能体网络牵制蜂拥控制算法

2.1 多智能体网络的牵制蜂拥控制算法

假设功率驱动多智能体网络中存在一个以恒速 p_d 独立运动的虚拟领导者(虚拟领导者不包含在 N 个智能体中), 并将其作为网络的全局目标. 本文的控制目的是仅使部分智能体(信息智能体)具有虚拟领导者的信息, 最终使网络中所有智能体都达到虚拟

领导者的速度, 并实现位置的聚集与避碰. 对于智能体 i , 其控制输入算法主要包括以下 3 项:

$$u_i = f_i^\gamma + f_i^d + f_i^g. \quad (8)$$

其中

$$\begin{cases} f_i^\gamma = h_i [c_1(q_\gamma(t) - q_i(t)) + c_2(p_\gamma(t) - p_i(t))], \\ f_i^d = \sum_{j \in N_i(t)} a_{ij}(t)(p_j(t) - p_i(t)), \\ f_i^g = \sum_{j \in N_i(t)} g(q_i(t) - q_j(t)). \end{cases} \quad (9)$$

第 1 项 f_i^γ 为引导反馈项, 用于实现跟随虚拟领导者. 如果 i 是信息智能体, 则 $h_i = 1$, 否则 $h_i = 0$.

第 2 项 f_i^d 为速度一致算法, 以实现智能体之间的速度匹配.

第 3 项 f_i^g 为吸引-排斥力函数^[3], 用于实现分离和聚合规则. 吸引-排斥力函数在智能体之间的距离较长时表现为吸引力作用, 当智能体之间的距离较短时则表现为排斥力作用, 从而在避免智能体之间由于过度接近导致相互碰撞的同时保持群体的集聚行为, 其表达式为

$$g(x) = -ax + b e^{[-\|x\|^2/c]}. \quad (10)$$

2-范数 $\|x\| = \sqrt{x^T x}$, 取 $g(x) = 0$, 则在 $x = 0$ 或 $x = \delta = \sqrt{c \ln(b/a)}$ 时该函数切换符号. 引力函数中 $-a$ 表示智能体 i 在该引力作用下朝着与目标位置距离减小的方向运动, 斥力函数中常数 b 的作用是用来调整智能体 i 在同时受引力和斥力作用时的平衡位置. a, b, c 均为大于 0 的常数, 且 $a < b$. 若 $a > b$, 则该函数将只能在 $x = 0$ 处切换符号, 其物理意义是智能体间距离无论多近也不会产生任何排斥力作用.

功率驱动多智能体牵制蜂拥控制策略的虚拟控制过程可以表述为: 虚拟领导者将其位置和速度信息传递给信息智能体, 信息智能体一方面以虚拟领导者为目标跟随虚拟领导者运动, 另一方面通过与其邻居个体间的耦合连接关系虚拟控制其邻居个体, 而普通智能体在个体之间的局部交互作用下, 不断地实现位置聚集和速度匹配, 会直接或间接地受控于信息智能体, 因此普通智能体也间接地受控于虚拟领导者, 从而实现网络的协调运动.

2.2 多智能体网络代数连通度估计

本文使用幂迭代一致估计算法来动态估计图 G 的代数连通度 λ_2 , 并将其作为衡量网络连通性的指标. 主要思想是每个智能体 i 仅通过与其邻居个体 j 进行局部信息的交互便能估计出图的代数连通度 λ_2 及其对应的特征向量 v_2 .

设 $\tilde{v}_2 = (\tilde{v}_2^1, \tilde{v}_2^2, \dots, \tilde{v}_2^n)^T \in R^n$ 是特征向量 v_2 的

估计, 将 $\mathbf{1}$ 定义为 $n \times 1$ 的列向量, 它是对应 $I - aL$ 最大特征值的特征向量, 为了估计第 2 小的特征值 λ_2 , 可以对 $I - aL$ 进行幂迭代, a 足够小, 且有 $a > 0$. 幂迭代一致估计算法分为以下 3 个步骤^[12].

$$\text{Step 1: } \tilde{v}_2 = -\text{Ave}(\{\tilde{v}_2\})\mathbf{1};$$

$$\text{Step 2: } \tilde{v}_2 = -aL\tilde{v}_2;$$

$$\text{Step 3: } \tilde{v}_2 = -(\text{Ave}(\{(\tilde{v}_2)^2\}) - 1)\tilde{v}_2.$$

将以上 3 个步骤通过线性加权组合起来, 可得到

$$\begin{aligned} \dot{\tilde{v}}_2 = & -k_1 \text{Ave}(\{\tilde{v}_2\})\mathbf{1} - k_2 L\tilde{v}_2 - \\ & k_3 (\text{Ave}(\{(\tilde{v}_2)^2\}) - 1)\tilde{v}_2, \end{aligned} \quad (11)$$

其中 $k_1, k_2, k_3 > 0$, 均为控制增益. 方程 (11) 可以进一步改写为

$$\dot{\tilde{v}}_2 = -\frac{k_1}{n} \mathbf{1}\mathbf{1}^T \tilde{v}_2 - k_2 L\tilde{v}_2 - k_3 \left(\frac{\tilde{v}_2^T \tilde{v}_2}{n} - 1 \right) \tilde{v}_2. \quad (12)$$

L 是一个实对称矩阵, 其特征值可以分解为 $L = T^T L^* T$, 且有 $L^* = \text{diag}(0, \lambda_2, \dots, \lambda_n)$, T 是一个正交矩阵, 设 $y = (y^1 \ \dots \ y^n)^T = Tx$, 则将矩阵 L 和 $\mathbf{1}\mathbf{1}^T$ 同时对角化, 可以得到

$$\dot{y} = -k_1 \text{diag}(1, 0, \dots, 0)y - k_2 L^* y - k_3 \left(\frac{y^T y}{n} - 1 \right) y. \quad (13)$$

令 $\tilde{L}^* = \text{diag}\{k_1/k_2, \lambda_2, \dots, \lambda_n\}$, 则式 (13) 可进一步写为

$$\dot{y} = -k_2 \tilde{L}^* y - k_3 \left(\frac{y^T y}{n} - 1 \right) y. \quad (14)$$

给定任何初始条件 $\tilde{v}_2(t_0)$, 且

$$k_1, k_2, k_3 > 0, \quad v_2^T \tilde{v}_2(t_0) \neq 0,$$

在满足条件 $k_1 > k_2 \lambda_2, k_3 > k_2 \lambda_2$ 时, 由式 (12) 描述的迭代过程将收敛到一个特定的特征向量 \tilde{v}_2 , 与其对应的加权拉普拉斯矩阵 L 的特征值 λ_2 满足

$$\|\tilde{v}_2\| = \sqrt{n \left(\frac{k_3 - k_2 \lambda_2}{k_3} \right)}. \quad (15)$$

为了实现式 (11) 的幂迭代算法, 使用 PI 平均一致估计算法^[12]求解 $\text{Ave}(\{\tilde{v}_2\})$ 和 $\text{Ave}(\{(\tilde{v}_2)^2\})$, 具体形式为

$$\begin{aligned} \dot{z}^i = & \gamma(a^i - z^i) - K_p \sum_{j \in N_i} (z^i - z^j) + \\ & K_i \sum_{j \in N_i} (w^i - w^j), \end{aligned} \quad (16)$$

$$\dot{w}^i = -k_i \sum_{j \in N_i} (z^i - z^j). \quad (17)$$

其中: z^i 为平均估计量, $\gamma > 0$ 为新信息与旧信息的比率, K_p 和 K_i 为估计增益. 智能体 i 的估计误差为

$$e^i(t) = y^i(t) - \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \alpha^i(t). \quad (18)$$

在幂迭代算法中, 智能体 i 首先通过式 (16)、(17) 进行平均一致估计, 其中一个输入为 $a^{i,1} = \tilde{v}_2^i, z_1^i$ 是个

体 i 对 $\text{Ave}(\{\tilde{v}_2^i\})$ 的估计值, 另一个输入为 $a^{i,1} = (\tilde{v}_2^i)^2$, z_2^i 是个体 i 对 $\text{Ave}(\{\tilde{v}_2^i\}^2)$ 的估计值; 然后所有个体都通过式 (11) 进行更新, 用 z_1^i 和 z_2^i 代替 $\text{Ave}(\{\tilde{v}_2^i\})$ 和 $\text{Ave}(\{\tilde{v}_2^i\}^2)$, 得到

$$\dot{\tilde{v}}_2^i = -k_1 z_1^i - k_2 \sum_{j \in N_i} a_{ij} (\tilde{v}_2^i - \tilde{v}_2^j) - k_3 (z_2^i - 1) \tilde{v}_2^i, \quad (19)$$

从而可以用两种方法估计 λ_2 . 首先, 第1种方法利用 $-L\tilde{v}_2 = \lambda_2 v_2$, 个体 i 可通过下式估计 λ_2 :

$$\lambda_2^i = -\frac{\sum_{j \in N_i} L_{ij} v_2^j}{v_2^i}. \quad (20)$$

当 $v_2^j = 0$ 时, 方程 (20) 是奇异的, 可以使用第2种方法, 根据式 (15) 得到

$$\lambda_2^i = \frac{k_3}{k_2} \left(1 - \frac{\tilde{v}_2^i}{n}\right) = \frac{k_3}{k_2} (1 - z^{i,2}). \quad (21)$$

2.3 保持网络连通性

牵制蜂拥控制算法的实现必须基于网络拓扑结构保持连通这个条件才能保证蜂拥行为不产生分裂现象. 由引理1可知, 当代数连通度 $\lambda_2 > 0$ 时网络连通, 且 λ_2 越大, 网络连通性越好. 考虑在功率驱动多智能体牵制蜂拥控制中, 以代数连通度 λ_2 作为衡量网络连通性的指标, 根据每时刻 λ_2 的局部估计值及最大功率约束自适应调整个体发射半径, 即调整多智能体网络的拓扑结构, 以保障系统演化过程中网络拓扑结构的连通性, 并有效降低功率消耗. 由此提出根据代数连通度 λ_2 估计值动态调整发射半径 R 的策略, 算法如下.

Step 1: 初始化多智能体网络.

Step 2: 根据当前智能体位置和邻接关系, 利用幂迭代一致估计算法求解网络图 G 的代数连通度 λ_2 .

Step 3: 根据 λ_2 的值调整感知半径: 若 $\lambda_2 = 0$, 则图 G 不连通, $R = R + \Delta d_1$ (Δd_1 为调节量); 若 $0 < \lambda_2 \leq \lambda_{c1}$, 则图 G 的代数连通度较小, $R = R + \Delta d_2$ ($\Delta d_2 < \Delta d_1$); 若 $\lambda_2 > \lambda_{c2}$, 则图 G 的代数连通度较大, 为降低个体功率消耗 P_i , $R = R - \Delta d_3$; 若 $\lambda_{c1} < \lambda_2 \leq \lambda_{c2}$, 则图 G 的连通性较满意, 感知半径 R 不变. 如果没有达到最大迭代次数 k_{\max} , 则更新智能体位置, 进入下一次迭代, 返回 Step 2 求解网络的 λ_2 , 否则算法结束.

当多智能体牵制蜂拥控制实现最终稳定状态时, λ_2 稳定在 $(\lambda_{c1}, \lambda_{c2}]$ 内, 感知半径 R 保持不变.

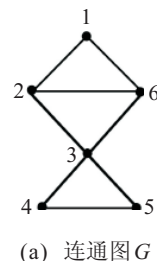
3 仿真分析

3.1 幂迭代一致估计算法仿真

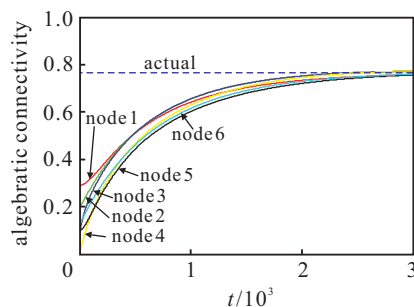
本文使用 Matlab 平台对幂迭代一致估计算法进行仿真, 以验证该算法的有效性. 具体参数设置如下: 平均一致估计增益 $\gamma = 24$, $K_p = 48$, $K_i = 9$; 特征向

量估计增益 $k_1 = 4$, $k_2 = 0.8$, $k_3 = 6.5$.

仿真结果如图1所示, 图1(a)表示一个包含6个节点的连通图 G , 图1(b)表示每个节点用幂迭代一致估计算法估计的代数连通度 λ_2 值, 且最终都收敛到特征值 0.764, 虚线表示 λ_2 的真实值为 0.7639. 由此可以表明, 幂迭代一致估计算法利用局部信息估计多智能体网络代数连通度是可行的.



(a) 连通图 G



(b) 代数连通度 λ_2 值

图1 幂迭代一致估计算法仿真

3.2 功率驱动多智能体牵制蜂拥控制算法仿真

设多智能体总数 $N = 80$, 信息智能体个数 $m = 8$, 智能体的位置和方向角分别在 $[0, 160] \times [0, 80]$ 和 $(-\pi, \pi)$ 的范围内随机生成, 速率 $p_v \in [1, 2]$; 虚拟领导者的初始位置 $q_\gamma(0) = [80, 30]$, 速度 $p_\gamma(0) = 0.25 \times [1, \sqrt{3}]$, 用空心圆圈表示普通智能体, 实心圆圈标记信息智能体, 六角星符号表示虚拟领导者的位置. 设定智能体的初始发射半径 R 在 $(0, 10)$ 内随机生成, 最大发射半径 $R_{\max} = 30$, 吸引-排斥力函数的参数 $a = 4$, $b = 25$, $c = 10$, 跟随虚拟领导者的反馈系数 $c_1 = 0.8$, $c_2 = 0.8$. 功率驱动多智能体网络采用全向天线, 具体参数设置如下: $G_t = G_r = 1$, $h_t = h_r = 1.5$, $L = 1.914 \text{ MHz}$, $\lambda = 0.328 \text{ m}$, $d_{\text{cro}} = 86.2 \text{ m}$, $\varepsilon_{\text{fri}} = 10 \text{ PJ}/(\text{bit} \cdot \text{m}^2)$, $\varepsilon_{\text{tra}} = 0.0013 \text{ PJ}/(\text{bit} \cdot \text{m}^4)$, $V_b = 100(\text{kb/s})$.

图2为功率驱动多智能体牵制蜂拥控制仿真在不同时刻演变图. 由图2可以看出, 初始随机分布的网络最终在 $t = 300$ 时刻所有智能体都聚集在虚拟领导者周围很小的范围内, 实现了位置聚集且方向同步.

图3为网络在演变过程中智能体的发射半径 R 和网络代数连通度 λ_2 随时间的变化图, 点画线表示最大发射半径 $R_{\max} = 30$ 时, 在不采用优化算法情况下每个智能体 i 的发射功率消耗为 $P_m = 900 \text{ kW} \times 300 = 2.7 \times 10^5 \text{ kW}$, 而本文算法根据每时刻代数连

通度的估计值不断调整发射半径,寻求保持网络连通和降低功率消耗的较优值,最后发射半径收敛到3.49,对应每个智能体的发射功率消耗为 $P = 1.6 \times 10^4$ kW,远小于优化前的值.同时,由虚线所示代数连通度的变化可知,在初始发射半径较小,使 $\lambda_2 = 0$ 时,通过优化后代数连通度呈上升趋势,并最终稳定在大于零的一个值上,即多智能体网络在演化过程中也始终保持连通.

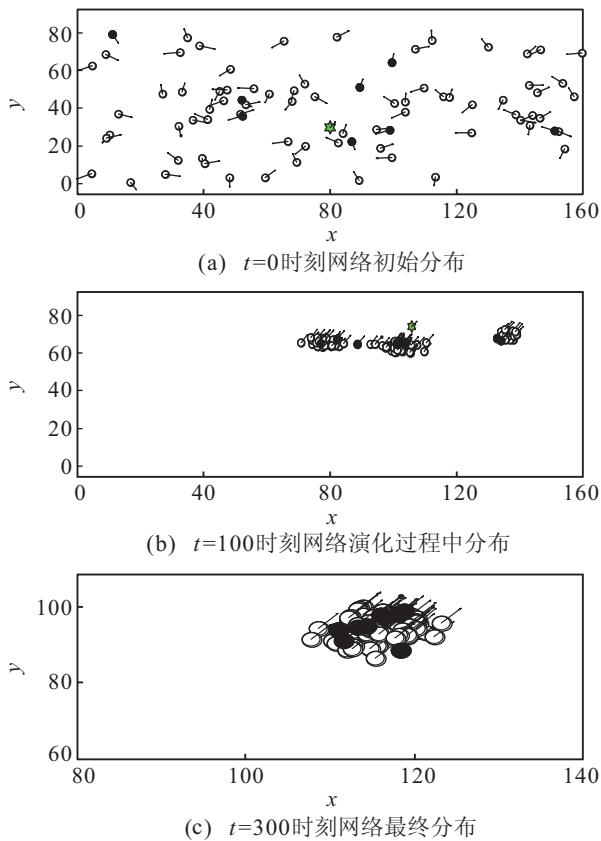


图2 功率驱动多智能体网络牵制蜂拥控制仿真演化图

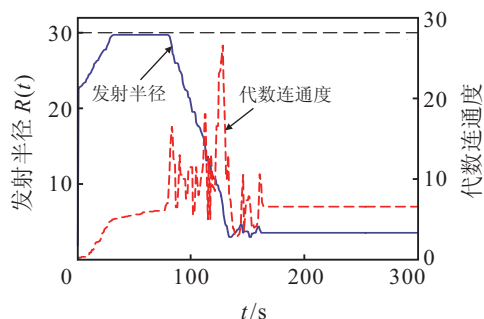


图3 运动过程中发射半径和代数连通度的变化

4 结论

本文针对多智能体网络在实际应用中通过无线传感网络进行通信时生存时间受能源限制的问题,提出了一种基于局部估计的功率驱动多智能体网络牵制蜂拥控制算法.该算法可以有效保持网络在牵制蜂拥演化过程中的连通性,而且个体发射半径设置灵活,能够有效降低无线传感装置中节点的功率消耗,对于提高移动智能体网络的生存时间具有重要意义.

参考文献(References)

- [1] Reynolds C W. Flocks, herds, and schools: A distributed behavioural model[J]. *Computer Graphics(ACM)*, 1987, 21(4): 25-34.
- [2] Olfati-Saber R. Flocking for multi-agent dynamic systems: Algorithms and theory[J]. *IEEE Trans on Automatic Control*, 2006, 51(3): 401-420.
- [3] Gazi V, Passino K M. Stability analysis of swarms[J]. *IEEE Trans on Automatic Control*, 2003, 48(3): 692-697.
- [4] Lu Xiao Qing, Francis Austin, Chen Shi Hua. Cluster consensus of second-order multi-agent systems via pinning control[J]. *China Physics B*, 2010, 19(12): 90-96.
- [5] 蒋强,肖建,郑高,等.一种基于能量指数的复杂网络牵制控制策略[J]. *控制与决策*, 2012, 27(1): 22-27. (Jiang Q, Xiao J, Zheng G, et al. A pinning scheme in complex networks based on energy index[J]. *Control and Decision*, 2012, 27(1): 22-27.)
- [6] Su H S, Wang X F, Lin Z L. Flocking of multi-agents with a virtual leader[J]. *IEEE Trans on Automatic Control*, 2009, 54(2): 293-307.
- [7] Wang X F, Li X, Lu J H. Control and flocking of networked systems via pinning[J]. *IEEE Circuits and Systems Magazine*, 2010, 10(3): 83-91.
- [8] 石焕,王磊,戴华平,等.功率驱动移动智能体网络的同步牵制控制研究[J]. *控制与决策*, 2011, 26(2): 253-257. (Shi H, Wang L, Dai H P, et al. Pinning synchronization of power-driven moving agent network[J]. *Control and Decision*, 2011, 26(2): 253-257.)
- [9] 陈世明,聂森,李慧敏,等.移动智能体网络的优化功率控制及同步[J]. *华中科技大学学报:自然科学版*, 2011, 39(7): 84-87. (Chen S M, Nie S, Li H M, et al. Optimization of power control and synchronization in mobile agent network[J]. *J of Huazhong University of Science & Technology: Natural Science Edition*, 2011, 39(7): 84-87.)
- [10] 吴俊.复杂网络拓扑结构抗毁性研究[D].长沙:国防科学技术大学信息系统与管理学院,2008. (Wu J. Study on invulnerability of complex network topologies[D]. Changsha: School of Information System and Management, National University of Defense Technology, 2008.)
- [11] Wendi B H. Application-specific protocol architectures for wireless networks[D]. Boston: Department of Electrical Engineering and Computer Science, Massachusetts Institute of Technology, 2000.
- [12] Yang P, Freeman R A, Gordon G J, et al. Decentralized estimation and control of graph connectivity for mobile sensor networks[J]. *Automatica*, 2010, 46(2): 390-396.