

文章编号: 1001-0920(2013)11-1637-06

## 基于蜂拥控制的移动传感器网络目标跟踪算法

娄柯<sup>1,2</sup>, 崔宝同<sup>1</sup>, 李纹<sup>1</sup>

(1. 江南大学 轻工过程先进控制教育部重点实验室, 江苏 无锡 214122;

2. 安徽工程大学 安徽检测技术与节能装置省级实验室, 安徽 芜湖 241000)

**摘要:** 针对移动传感器网络中的目标跟踪问题, 以及现有控制策略在保持网络拓扑结构连通性和降低能量消耗方面存在的不足, 提出一种基于蜂拥控制的移动传感器网络目标跟踪算法. 首先, 利用网络中部分节点检测目标, 并使用卡尔曼一致性滤波算法估计目标的状态, 在获得比较精确的估计状态的同时降低能量消耗; 然后, 在蜂拥控制下传感器网络始终保持拓扑结构连通性和目标对网络可见, 同时避免节点之间发生碰撞. 仿真结果验证了所提出算法的有效性.

**关键词:** 移动传感器网络; 蜂拥控制; 卡尔曼一致性滤波; 目标跟踪

**中图分类号:** TP273

**文献标志码:** A

## Target tracking algorithm of mobile sensor networks based on flocking control

LOU Ke<sup>1,2</sup>, CUI Bao-tong<sup>1</sup>, LI Wen<sup>1</sup>

(1. Key Laboratory of Advanced Process Control for Light Industry, Ministry of Education, Jiangnan University, Wuxi 214122, China; 2. Anhui Key Laboratory of Detection Technology and Energy Saving Devices, Anhui Polytechnic University, Wuhu 241000, China. Correspondent: LOU Ke, E-mail: loukeauts@gmail.com)

**Abstract:** In the mobile sensor networks(MSN), the existing target tracking control strategies have shortcomings in preserving topology connectivity and decreasing power consumption. Therefore, a target tracking algorithm based on the flocking-based mobility control algorithm is proposed. Firstly, the target is assumed to be observed by a small fraction of mobile sensors in the networks, which takes important role on reducing power consumption. Then, the connectivity-preserving and collision-avoiding flocking algorithm enables all mobile sensors to track the target utilizing the states of target which are estimated by the small percentage of mobile sensors using Kalman-consensus filtering. Finally, simulation results show the effectiveness of the proposed control scheme.

**Key words:** mobile sensor networks; flocking control; Kalman-consensus filtering; target tracking

### 0 引言

目标跟踪是无线移动传感器网络的重要应用之一<sup>[1]</sup>. 在无线移动传感器网络中的目标跟踪问题通常分解成两个部分解决: 1) 对目标的状态进行估计; 2) 控制节点组成网络向目标估计位置移动, 并始终保持网络拓扑结构的连通性和目标对网络可见. 目标状态估计中有集中式卡尔曼滤波法和分布式卡尔曼滤波, 以及集中式粒子滤波和分布式粒子滤波等. 由于集中式滤波需要通过把各个节点的数据传输到信息中心进行滤波, 通信开销较大, 只有当通信带宽和集

中处理速度满足系统要求时才可以得到较好的结果, 同时信息中心损坏会导致整个系统的失效. 而在分布式滤波中, 每个节点只是和其邻近的节点进行交互, 减小了通信开销, 并且可以在交互对象发生变化的条件下实现全局最优状态估计<sup>[2-3]</sup>.

Spanos 等<sup>[4]</sup>最早将一致性概念引入移动传感器网络对目标进行估计, 提出卡尔曼一致滤波, 具有很好的扩展性和鲁棒性. Saber<sup>[5-6]</sup>进一步系统地研究了卡尔曼一致滤波器, 为该研究建立了框架, 并且结合蜂拥控制算法实现了移动节点以蜂拥运行方式跟

收稿日期: 2012-07-15; 修回日期: 2012-10-26.

基金项目: 国家自然科学基金项目(61174021, 61104155, 61203034); 安徽省高等学校省级自然科学基金项目(KJ2013 B019).

作者简介: 娄柯(1979—), 男, 博士生, 从事多智能体协调控制的研究; 崔宝同(1960—), 男, 教授, 博士生导师, 从事复杂系统控制理论与应用等研究.

踪目标的运行轨迹. Stanković等<sup>[7]</sup>基于Saber的工作, 提出基于一致性的重叠分散式估计算法, 并讨论了网络中存在丢包和传感器出现故障时的卡尔曼一致性估计问题.

Saber<sup>[5-6]</sup>假设所有的传感器节点都能够检测到目标状态, 然而在实际应用中因为传感器故障、检测距离有限以及障碍物遮挡等原因, 并不能保证所有传感器节点都能够探测到目标; 此外如果仅使用部分传感器节点探测目标就能够获得理想的目标估计值, 从而减小整个网络的能量消耗. 虞文武等<sup>[8]</sup>提出了带牵制控制的一致滤波算法, 当目标系统满足一定条件时, 网络系统可通过一部分传感器对目标进行检测, 使所有传感器最终对目标系统进行有效估计. 此外, Saber等<sup>[5-6]</sup>还假设网络拓扑结构始终是保持连通的, 然而这个假设在实际中很难保证. 因此, 本文借鉴文献[8]将牵制控制引入一致性估计中的思想, 考虑仅当部分传感器节点能够检测到目标状态条件下, 利用卡尔曼一致性滤波算法对目标状态进行估计, 设计基于蜂拥控制的移动传感器网络目标跟踪算法, 使得移动传感器网络快速准确地对目标进行跟踪, 并在保证网络连通性的同时避免多智能体节点之间的碰撞.

## 1 问题描述

### 1.1 移动传感器网络模型

假设每个节点具有相同的通讯半径  $R$ . 考虑在  $n$  维欧氏空间中运行的  $N$  个移动传感器节点组成的网络, 可以用无向图  $G(t) = (V, E(t))$  来描述. 其中:  $V = \{v_1, v_2, \dots, v_N\}$  为图  $G(t)$  的有限节点集,  $v_i$  代表第  $i$  个移动传感器节点;  $E(t) = \{(v_i, v_j)\} \subset V \times V$  为连接节点的边集, 如果在时刻  $t$  节点  $v_i$  和节点  $v_j$  存在信息传递, 则这两个节点有边相连. 在无向图中节点对是无序的, 即  $(v_i, v_j) \in E(t) \Leftrightarrow (v_j, v_i) \in E(t)$ .

假设  $\varepsilon \in (0, R)$  为一个给定常数. 网络  $G(t)$  中的连边按照以下规则<sup>[9]</sup>产生:

1) 初始连边满足

$$E(0) = \{(v_i, v_j) \mid \|q_i(0) - q_j(0)\| < R, v_i, v_j \in V\}.$$

2) 如果  $(v_i, v_j) \notin E(t^-)$ , 且  $\|q_i(t) - q_j(t)\| < R - \varepsilon$ , 则智能体  $v_i$  和  $v_j$  之间在时刻  $t$  产生一条新边.

3) 如果  $\|q_i(t) - q_j(t)\| \geq R$ , 则  $(v_i, v_j) \notin E(t^-)$ . 其中:  $q_i(t), q_j(t)$  为智能体  $v_i$  和  $v_j$  在  $t$  时刻的位置. 上述规则中加入新边存在滞后效应, 即原本没有边相连的两个智能体之间距离等于通信半径  $R$  时, 不会立即加入一个新边, 只有当距离小于  $R - \varepsilon$  时才有新边加入. 加边滞后对网络拓扑结构的连通性保持具有重要作用, 具体见定理 2 的证明过程.

令  $N_i(t) = \{v_j : (v_i, v_j) \in E(t)\}$  为传感器节

点  $v_i$  在时刻  $t$  可以通讯的邻居集. 对于具有  $N$  个节点的图, 定义邻接矩阵  $A = [a_{ij}]$  为:  $a_{ij} = 1 \Leftrightarrow (v_j, v_i) \in E(t)$ , 否则  $a_{ij} = 0$ . 定义拉普拉斯矩阵  $L = [l_{ij}] (i, j = 1, 2, \dots, N)$  为:  $l_{ii} = \sum_{k \neq i}^N a_{ik}$  且  $l_{ij} = -a_{ij}, \forall i \neq j$ .

### 1.2 系统数学描述

假设第  $i$  个移动传感器节点的运动方程为

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

其中:  $q_i \in R^n$  和  $p_i \in R^n$  分别为第  $i$  个移动传感器节点的位置向量和速度向量;  $u_i \in R^n$  为第  $i$  个移动传感器节点的控制输入向量.

目标系统的状态方程为

$$x(k+1) = Ax(k) + B\omega(k), \quad x \in R^m. \quad (2)$$

每个传感器都能对目标 (2) 的状态进行测量, 即

$$z_i(k) = H_i(k)x(k) + v_i(k), \quad z_i \in R^p. \quad (3)$$

其中:  $x(0) \in R^m$  为目标系统的初始状态,  $\omega(k)$  和  $v_i(k)$  分别为系统噪声和测量噪声, 它们均是零均值高斯噪声, 且协方差分别为

$$E(\omega(k)\omega(l)^T) = Q(k)\delta_{kl}, \quad (4)$$

$$E(v_i(k)v_j(l)^T) = R_i(k)\delta_{kl}, \delta_{ij}. \quad (5)$$

其中: 当  $k = l$  时,  $\delta_{kl} = 1$ , 否则  $\delta_{kl} = 0$ .

## 2 基于蜂拥控制的目标跟踪算法

### 2.1 卡尔曼一致性滤波

卡尔曼一致性滤波算法作为一类分布式估计算法具有收敛速度快、估计精度高等优点, 是一种行之有效的传感器网络分布式估计方法. 文献[5]给出卡尔曼一致性滤波定理如下.

**定理 1** (卡尔曼一致性滤波算法)<sup>[5]</sup> 在一个传感器网络中, 对于每个传感器节点上的检测方程 (3), 假设每个节点都使用以下分布式估计算法:

$$\hat{x}_i = A\hat{x}_i + K_i(z_i - H_i\hat{x}_i) + \mu P_i \sum_{j \in N_i} (\hat{x}_j - \hat{x}_i),$$

$$K_i = P_i H_i^T R_i^{-1}, \mu > 0,$$

$$\dot{P}_i = AP_i + P_i A^T + BQB^T - K_i R_i K_i^T. \quad (6)$$

其中:  $\hat{x}_i$  和  $P_i$  分别为第  $i$  个传感器节点对系统状态  $x$  的估计值和先验估计误差的协方差, 且初始值为  $P_i(0) = P_0$  和  $\hat{x}(0) = x(0)$ . 那么对于第  $i$  个传感器节点的估计误差  $\eta_i = x - \hat{x}_i$  是全局渐近稳定的, 设李雅普诺夫函数为

$$V(\eta) = \eta^T P^{-1} \eta = \sum_{i=1}^N \eta_i^T P^{-1} \eta_i, \quad (7)$$

则有

$$\dot{V}(\eta) \leq -2\mu[\eta^T(L(t) \otimes I_m)\eta] \leq -2\mu\bar{\lambda}_2\|\eta\|^2, \quad (8)$$

其中  $\bar{\lambda}_2 = \min \lambda_2(L(t))$ , 而且所有传感器节点的估计值渐近达到一致, 即  $\hat{x}_1 = \hat{x}_2 = \dots = \hat{x}_N = x$ .

## 2.2 目标跟踪控制规则及稳定性分析

对于目标状态方程 (2) 和移动传感器网络节点运动方程 (1), 文献 [6] 给出基于蜂拥算法的目标跟踪控制器如下:

$$u_i = - \sum_{j \in N_i(t)} \nabla_{q_i} \psi(\|q_j - q_i\|_\sigma) - \sum_{j \in N_i(t)} a_{ij}(p_i - p_j) - c_1(q_i - \hat{q}_{i,\gamma}) - c_2(p_i - \hat{p}_{i,\gamma}). \quad (9)$$

其中:  $\hat{q}_{i,\gamma}$  和  $\hat{p}_{i,\gamma}$  分别为第  $i$  个传感器节点对目标  $\gamma$  位置和速度的估计值,  $c_1$  和  $c_2$  为正常数,  $\psi(\|q_i - q_j\|_\sigma)$  为人工势能函数, 详细说明参见文献 [6].

式 (9) 假设所有的传感器节点都能够测量到目标, 然而这个假设在实际应用中很难保证, 而且只使用部分节点检测目标有利于减小能耗, 因此本文讨论在传感器网络中仅有部分传感器节点可以测量到目标.

不失一般性, 假设移动传感器网络中前  $M$  个节点可探测到目标状态, 本文称这些节点为 I 类节点; 从第  $M+1$  个节点到第  $N$  个节点探测不到目标的状态, 称为 II 类节点. 对于 I 类节点可以检测到目标状态, 因此可以使用卡尔曼一致性滤波算法估计目标的状态, 并根据估计的目标状态控制自己的运动; 而 II 类节点检测不到目标状态, 因此不使用滤波算法, 仅根据接收邻居节点的信息进行运动控制.

I 类节点向邻居节点发送信息  $(q_i, p_i, \hat{x}_i)$ . 其中:  $q_i, p_i, \hat{x}_i$  分别是本节点的位置、速度和对目标的状态估计. II 类节点向邻居节点发送信息  $(q_i, p_i)$ . 其中:  $q_i, p_i$  分别是本节点的位置和速度.

在 I 类节点和 II 类节点互为邻居的情况下: 如果是 I 类节点接收到 II 类节点的信息, 则 I 类节点只需要 II 类节点的位置信号, 即  $q_j$ ; 如果是 II 类节点接收到 I 类节点的信息, 则需要利用其中的位置信息  $q_j$  和速度信息  $p_j$ .

对于每个 I 类节点, 分布式蜂拥控制器设计如下:

$$u_i = - \sum_{j \in N_i(t)} \nabla_{q_i} \psi(\|q_j - q_i\|_\sigma) - c_1(q_i - \hat{q}_{i,\gamma}) - c_2(p_i - \hat{p}_{i,\gamma}), \quad i = 1, 2, \dots, M. \quad (10)$$

其中  $\hat{x}_i = \text{col}(\hat{q}_{i,\gamma}, \hat{p}_{i,\gamma})$  为本节点通过卡尔曼一致性滤波算法对目标  $\gamma$  的状态估计.

对于每个 II 类节点, 分布式蜂拥控制器设计如下:

$$u_i = - \sum_{j \in N_i(t)} \nabla_{q_i} \psi(\|q_j - q_i\|_\sigma) - \sum_{j \in N_i(t)} b_{ij}(p_i - p_j),$$

$$\dot{b}_{ij} = k_{ij}(p_i - p_j)^T(p_i - p_j), \quad i = M+1, M+2, \dots, N. \quad (11)$$

由式 (10) 和 (11) 可见, 所有节点都需要邻居节点的位置信息以保证网络拓扑结构的连通性和避免碰撞; 而 I 类和 II 类节点对邻居节点速度信息的需求则有所不同. 因为 I 类节点有对目标速度的估计, 所以不需要再利用邻居节点的速度信息; 而 II 类节点没有此数据, 因此需要邻居节点的速度信息以达到速度的一致性. 因为两类节点必然有互为邻居节点的情况, 所以所有节点的速度最终能够和目标速度同步, 具体的理论分析见定理 2 的证明.

另外, 式 (9) 还假设在目标跟踪过程中网络拓扑结构始终是保持连通的. 因为这个假设在实际工程中很难实现, 所以为了保持传感器网络的连通性, 受文献 [9-10] 的启发, 重新构造人工势能函数

$$\psi(\|q_{ij}\|) = \frac{1}{\|q_{ij}\|^2} + \frac{\|q_{ij}\|^2}{R - \|q_{ij}\|}, \quad \|q_{ij}\| \in (0, R). \quad (12)$$

其中:  $q_{ij} = q_i - q_j$ ,  $R$  为智能体通信半径, 第 1 项可保证智能体之间避免碰撞, 第 2 项提供智能体之间的吸引力, 保证了网络中已存在的边不会断开.

为了便于证明, 将式 (10) 和 (11) 用一个表达式表示如下:

$$u_i = - \sum_{j \in N_i(t)} \nabla_{q_i} \psi(\|q_j - q_i\|_\sigma) - (1 - h_i) \sum_{j \in N_i(t)} b_{ij}(p_i - p_j) - h_i[c_1(q_i - \hat{q}_{i,\gamma}) + c_2(p_i - \hat{p}_{i,\gamma})],$$

$$\dot{b}_{ij} = k_{ij}(p_i - p_j)^T(p_i - p_j). \quad (13)$$

因为假设前  $M$  个移动传感器节点可以探测到目标状态, 所以对于  $i = 1, 2, \dots, M$ , 有  $h_i = 1$ , 否则有  $h_i = 0$ .

令  $q = \text{col}\{q_i\}$ ,  $p = \text{col}\{p_i\}$  和  $b = (b_{ij})_{N \times N}$ ,  $i = 1, 2, \dots, N$ . 定义系统的能量方程为

$$Q(q, p, q_\gamma, p_\gamma, b, \eta) = \varphi(q, p, q_\gamma, p_\gamma, b) + \frac{k}{2\mu} V(\eta). \quad (14)$$

其中

$$\varphi(q, p, q_\gamma, p_\gamma, b) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \left[ U_i(q_i, q_\gamma) + \|p_i - p_\gamma\|^2 + \sum_{j \in N_i(t)} \frac{(1 - h_i)(b_{ij} - l)^2}{2k_{ij}} \right], \quad (15)$$

$$U_i(q_i, q_\gamma) = \sum_{j \in N_i(t)} \psi_\alpha(\|q_i - q_j\|_\sigma) + h_i c_1 \|q_i - q_\gamma\|^2.$$

$l$  和  $k$  是正常数, 并取值为

$$l = c_2 \geq \frac{1/2}{\lambda_1(\overline{H}L(0) + H)}, \quad k \geq \frac{c_3^2}{2\lambda_2(L(t))}. \quad (16)$$

其中:  $H = \text{diag}\{h_i\}$ ,  $\overline{H} = \text{diag}\{1 - h_i\}$ ,  $i = 1, 2, \dots$ ,

$N, c_3 = \max\{c_1, c_2\}$ .

**定理 2** 考虑一个具有  $N$  个节点的移动传感器网络, 对于每个移动节点的运动方程 (1), 以及节点上的传感器检测方程 (3), 假设初始网络  $G(0)$  连通并且初始能量  $Q_0(q(0), p(0))$  是一个有限值. 假设只有前  $M$  个移动传感器节点可以检测到目标状态, 并使用卡尔曼一致性滤波算法 (6) 对目标状态 (2) 进行估计, 每个节点在控制策略 (13) 的作用下对目标进行跟踪. 由此可以得到以下结论:

- 1) 对于任意时间  $t \geq 0$ , 网络  $G(t)$  保持连通;
- 2) 智能体节点之间避免发生碰撞;
- 3) 所有智能体节点速度将收敛到目标的速度;
- 4) 节点对目标的估计值渐近趋于一致  $\hat{x}_1 = \hat{x}_2 = \dots = \hat{x}_N$ .

**证明** 令

$C = [c_1 I_m \quad c_2 I_m]$ ,  $\eta_i = [q_\gamma - \hat{q}_{i,\gamma}, p_\gamma - \hat{p}_{i,\gamma}]^T$ , 移动传感器网络节点动力学方程 (1) 改写为

$$\begin{aligned} \dot{q}_i &= p_i, \\ \dot{p}_i &= - \sum_{j \in N_i(t)} \nabla_{q_i} \psi_\alpha(\|q_j - q_i\|_\sigma) + \\ &\quad (1 - h_i) \sum_{j \in N_i(t)} b_{ij}(q)(p_j - p_i) - \\ &\quad h_i [c_1(q_i - q_\gamma) + c_2(p_i - p_\gamma)] - C\eta_i, \\ \dot{b}_{ij} &= k_{ij}(p_i - p_j)^T(p_i - p_j). \end{aligned} \quad (17)$$

设  $x_i = q_i - q_\gamma$  和  $v_i = p_i - p_\gamma$ , 式 (17) 改写为

$$\begin{aligned} \dot{x}_i &= v_i, \\ \dot{v}_i &= - \sum_{j \in N_i(t)} \nabla_{x_i} \psi_\alpha(\|x_j - x_i\|_\sigma) - \\ &\quad (1 - h_i) \sum_{j \in N_i(t)} b_{ij}(x)(v_i - v_j) - \\ &\quad h_i [c_1 x_i + c_2 v_i] - C\eta_i, \\ \dot{b}_{ij} &= k_{ij}(v_i - v_j)^T(v_i - v_j). \end{aligned} \quad (18)$$

令  $x = \text{col}\{x_i\}$ ,  $v = \text{col}\{v_i\}$ ,  $i = 1, 2, \dots, N$ , 系统能量方程 (14) 改写为

$$Q(x, v, b, \eta) = \varphi(x, v, b) + \frac{k}{2\mu} V(\eta), \quad (19)$$

其中

$$\begin{aligned} \varphi(x, v, b) &= \\ &\frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \left[ U_i(x_i) + \|v_i\|^2 + \sum_{j \in N_i(t)} \frac{(1 - h_i)(b_{ij} - l)^2}{2k_{ij}} \right], \\ U_i(x_i) &= \sum_{j \in N_i(t)} \psi_\alpha(\|x_i - x_j\|_\sigma) + h_i c_1 \|x_i\|^2. \end{aligned} \quad (20)$$

假设网络  $G(t)$  在时刻  $t_k (k = 1, 2, \dots)$  发生切换, 那么  $G(t)$  在时间区间  $[t_{k-1}, t_k)$  的拓扑结构是固定的.

在时间区间  $[t_0, t_1)$ , 系统能量方程 (19) 对时间求导, 可得

$$\dot{Q}(t) = \dot{\varphi}(x, v, b) + \frac{k}{2\mu} \dot{V}(\eta), \quad \forall t \in [t_0, t_1). \quad (21)$$

其中

$$\begin{aligned} \dot{\varphi}(x, v, b) &= \\ &\frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \left[ \dot{U}_i(x_i) + 2v_i^T \dot{v}_i + \right. \\ &\quad \left. \sum_{j \in N_i(t)} (1 - h_i)(b_{ij} - l)(v_i - v_j)^T(v_i - v_j) \right] = \\ &\sum_{i=1}^N \left[ - (1 - h_i)v_i^T \sum_{j \in N_i(t)} l(v_i - v_j) - \right. \\ &\quad \left. h_i c_2 v_i^T v_i - v_i^T C\eta_i \right]. \end{aligned} \quad (22)$$

对于一个  $n \times m$  矩阵  $M$  和两个向量  $x \in R^n$  和  $y \in R^m$ , 有

$$\begin{aligned} |x^T M y| &\leq \\ \frac{1}{2} (\|x\|^2 + \|M y\|^2) &\leq \frac{1}{2} (\|x\|^2 + \lambda_{\max}^2(M) \|y\|^2). \end{aligned}$$

特别地, 当  $M = C = [c_1 I_m \quad c_2 I_m]$  时, 令  $c_3 = \max\{c_1, c_2\}$  可得

$$|v_i^T C\eta_i| \leq \frac{1}{2} (\|v_i\|^2 + c_3^2 \|\eta_i\|^2). \quad (23)$$

令  $l = c_2$ , 将式 (23) 代入 (22) 可得

$$\begin{aligned} \dot{\varphi}(x, v, b) &\leq \\ - v^T \left[ \left( c_2 (\bar{H}(t)L(t) + H(t)) - \frac{1}{2} I_N \right) \otimes I_n \right] v + \\ c_3^2 \|\eta\|^2 / 2. \end{aligned} \quad (24)$$

其中:  $H = \text{diag}\{h_i\}$ ,  $\bar{H} = \text{diag}\{1 - h_i\}$ ,  $i = 1, 2, \dots, N$ .

由式 (24) 和 (8) 可得

$$\begin{aligned} \dot{Q}(t) &\leq - v^T \left[ \left( c_2 (\bar{H}(t)L(t) + H(t)) - \frac{1}{2} I_N \right) \otimes I_n \right] v - \\ &\quad \left( k\bar{\lambda}_2 - \frac{1}{2} c_3^2 \right) \|\eta\|^2. \end{aligned}$$

因为网络  $G(0)$  是连通的, 所以  $\lambda_2 > 0$ , 又因为  $\bar{H}L(0) + H$  是正定矩阵, 而且参数  $l, c_2, k$  满足条件 (16), 所以有  $\dot{Q}(t) \leq 0, \forall t \in [t_0, t_1)$ , 于是可以得到

$$Q(t) \leq Q_0 < \infty, \quad \forall t \in [t_0, t_1).$$

根据人工势能函数的定义, 当  $\|q_{ij}\| \rightarrow R$  时有  $\psi(q_{ij}) \rightarrow \infty$ , 因此可以得到在时间区间  $[t_0, t_1)$ , 所有存在在边的距离都不会趋向于  $R$ , 即所有的存在的边都不会在  $t_1$  时刻断开. 同理, 当  $\|q_{ij}\| \rightarrow 0$  时  $\psi(q_{ij}) \rightarrow \infty$ , 这保证了不会有智能体发生碰撞. 新边会在切换时刻  $t_1$  加入, 因为存在加边滞后效应, 所以如果有有限的新边加入网络  $G(t)$ , 则根据人工势能函数的定义可知  $Q(t_1)$  是一个有限值.

类似地可以计算系统能量  $Q(t)$  在时间区间

$$\begin{aligned} & [t_{k-1}, t_k) \text{ 对时间的导数} \\ \dot{Q}(t) & \leq -v^T \left[ \left( c_2(\overline{H}(t)L(t) + H(t)) - \frac{1}{2}I_N \right) \otimes I_n \right] v - \\ & k\lambda_2 \|\eta\|^2 \leq 0, \end{aligned}$$

于是可得

$$Q(t) \leq Q(t_{k-1}) < \infty, \forall t \in [t_k, t_{k-1}), k = 1, 2, \dots \quad (25)$$

因此, 在时间区间  $[t_{k-1}, t_k)$  所有存在边的距离都不会趋向于  $R$  或  $0$ , 这意味着所有存在的边都不会在切换时刻  $t_k$  断开, 同时也避免了智能体之间的碰撞, 而且因为加边滞后的原因, 在时刻  $t_k$  的能量  $Q(t_k)$  是一个有限值.

因为  $G(0)$  是连通的并且所有的初始边  $E(0)$  都不会断开, 所以对于任意时间  $t \geq 0$ , 网络  $G(t)$  保持连通. 由此结论 1) 和结论 2) 得证.

对于任意时间  $t \geq 0$ , 没有已经存在的边断开, 只有新的边加入, 那么最多有  $\hat{m}$  个新边加入网络, 即

$$\hat{m} = \sup_{t \geq t_0} \{|E(t)| - |E(t_0)|\} = \frac{N(N+1)}{2} - (N-1).$$

其中:  $N-1$  为在初始时刻, 网络  $G(0)$  是连通图条件下最少的边的数量,  $N(N+1)/2$  为网络  $G(t)$  是完全连通图下边的数量.

假设在  $t_k$  时刻有  $m_k$  条新边加入网络, 则有

$$0 < m_k \leq \hat{m}. \quad (26)$$

由式 (14) 和 (25) 可得

$$\begin{aligned} Q(t_k) & \leq Q_0 + (m_1 + m_2 + \dots + m_k)\psi(\|R - \varepsilon\|) \leq \\ & Q_{\max} \triangleq Q_0 + \hat{m}\psi(\|R - \varepsilon\|). \end{aligned}$$

对于节点数量固定的网络  $G(t)$ , 最多有  $\hat{m}$  个新边加入网络, 也就意味着在移动传感器网络跟踪目标移动过程中, 网络拓扑结构切换次数是有限的, 即网络  $G(t)$  最终形成固定拓扑结构并一直保持下去.

定义水平集

$$\Omega = \{(\|q_j - q_i\|, p_{i\gamma}, \eta) | Q \leq Q_{\max}, Q_{\max} > 0\}$$

为移动传感器网络中节点相对距离和速度空间上的紧集. 由连续性可知,  $\Omega$  为闭集. 因为网络  $G(t)$  始终保持连通, 所以对于任意的节点  $\|q_j - q_i\| \leq (N-1)R$ ,  $p_{i\gamma}^T p_{i\gamma} \leq 2Q_{\max}$ , 有  $\|p_{i\gamma}\| \leq \sqrt{2Q_{\max}}$ , 从而  $\Omega$  为有界闭正向不变集.

取正不变紧集

$$\Omega = \{(\|q_j - q_i\|, p_{i\gamma}, \eta) | Q \leq Q_{\max}\}$$

中最大不变集

$$S = \{(\|q_j - q_i\|, p_{i\gamma}, \eta) \in \Omega | \dot{Q} = 0\},$$

根据 LaSalle 不变原理, 可以得到始于  $\Omega$  内的每个解都会趋于最大的不变集  $S$ . 由  $\dot{Q} = 0$  可知,  $\hat{x}_1 = \hat{x}_2 = \dots = \hat{x}_N, p_1 = p_2 = \dots = p_N = p_\gamma$ . 这表明节点对目

标的估计值渐近趋于一致, 所有智能体的速度将会渐近收敛到目标的速度, 并最终形成稳定的群集运动. 由此结论 3) 和 4) 得证.  $\square$

最终, 卡尔曼一致性滤波算法和蜂拥控制结合的分布式目标跟踪算法总结如下.

**算法 1** 分布式目标追踪算法.

**Step 1:** 初始化. 令  $P_i = P_i(0), \bar{x}_i = x_i(0), i = 1, 2, \dots, N$ . 令  $i = 1, k = 0$ .

**Step 2:** 若节点  $i$  是 I 类节点, 则在  $t_k$  时刻测量目标状态  $z_i$ , 并通过下式对含有噪声的测量值  $z_i$  进行处理:

$$w_i = H_i^T R_i^{-1} z_i, W_i = H_i^T R_i^{-1} H_i.$$

**Step 3:** 节点  $i$  向邻居节点发送信息. 对于 I 类节点发送  $(q_i, p_i, \bar{x}_i, w_i, W_i)$ , 对于 II 类节点发送  $(q_i, p_i)$ , 节点  $i$  从邻居节点接受信息.

**Step 4:** 对测量值及协方差进行一致性处理, 并通过下式计算对目标系统的估计:

$$y_i = \sum_{j \in J_i} w_j, S_i = \sum_{j \in J_i} W_j,$$

$$M_i = (P_i^{-1} + S_i)^{-1}, \mu = \epsilon / (\|P_i\| + 1),$$

$$\hat{x}_i = \bar{x}_i + M_i(y_i - S_i \bar{x}_i) + \mu P_i \sum_{j \in N_i} (\bar{x}_j - \bar{x}_i).$$

**Step 5:** 通过下式更新滤波器状态:

$$P_i^+ = A M_i A^T + B Q B^T, \bar{x}_i^+ = A \hat{x}_i,$$

其中上标“+”表示更新.

**Step 6:** 计算控制器  $u_i$ . 如果节点  $i$  是 I 类节点, 则利用式 (10) 计算  $u_i$ ; 如果节点  $i$  是 II 类节点, 则利用式 (11) 计算  $u_i$ .

**Step 7:** 令  $i = i + 1$ , 如果  $i \leq N$ , 则返回 Step 2, 计算下一个节点控制器, 否则转至 Step 8.

**Step 8:** 令  $k = k + 1$ , 返回 Step 2, 计算下一时刻系统的控制器.

### 3 模拟仿真

考虑由 20 个移动传感器节点组成的网络在二维平面上对目标进行跟踪. 节点的初始位置和速度分别随机产生于  $[0, 8] \times [0, 8]$  和  $[0, 0.1] \times [0, 0.1]$ , 邻域半径  $r = 8.4$ . 不失一般性, 假设前 10 个移动传感器节点是 I 类节点, 即可以检测到目标状态, 后 10 个移动传感器节点为 II 节点. 移动传感器网络在分布式目标跟踪算法的作用下对目标进行跟踪.

目标在二维平面上以  $y = \sin x$  轨迹运行. 前 10 个移动传感器节点使用卡尔曼一致性算法对目标进行估计, 如图 1 所示. 图 2 为各个节点单独使用标准卡尔曼滤波算法对目标进行估计, 图 3 为两种估计算法的估计均方根误差. 从图 1~图 3 中可以看出, 卡尔曼

一致性滤波算法可使各个节点的估计逐渐趋向于一致,并获得比标准卡尔曼滤波更好的估计精度。

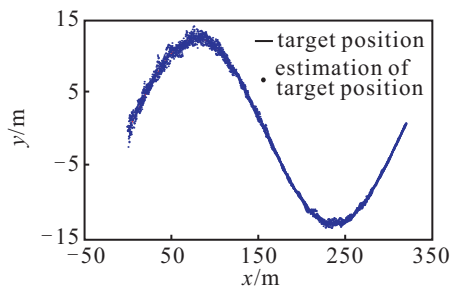


图1 卡尔曼一致性估计算法对目标估计

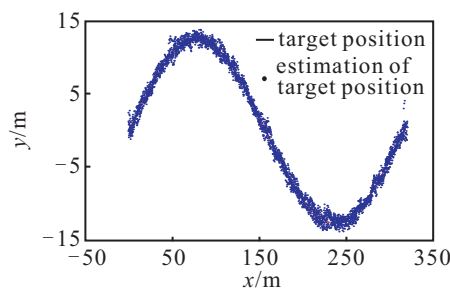


图2 标准卡尔曼估计算法对目标估计

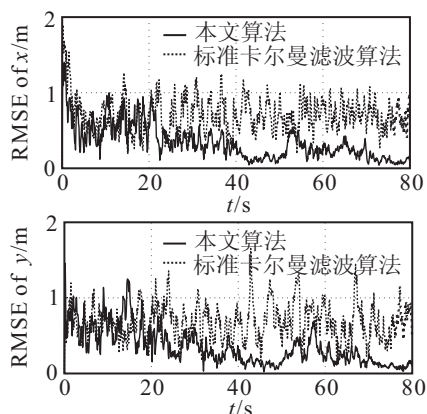


图3 两种估计算法的位置估计均方根误差

移动传感器网络在分布式目标追踪算法的作用下对目标进行跟踪. 图4分别显示了在 $t = 0\text{ s}$ ,  $t = 15\text{ s}$ 和 $t = 30\text{ s}$ 时刻的网络拓扑结构. 图4中,小圆代表移动节点,小圆之间的连线为网络的边,虚线为移动节点运行轨迹,实线为被跟踪目标轨迹. 由图4可以看出,移动网络实现了对目标的跟踪,并且在 $t = 15\text{ s}$ 时刻网络中的边达到稳定状态并一直保持下去. 此外,由图5可以看出,系统的能量随着时间是递减的,这验证了定理2证明的有效性;传感器网络的Laplacian矩阵次小特征值 $\lambda_2 > 0$ ,因此整个网络在跟踪过程中一直保持网络的连通<sup>[9]</sup>. 图6为网络中传感器节点之间最小距离,可以看出最小距离从初始时刻的0.3 m左右逐渐稳定在6.5 m. 由此可见,在任何时刻移动传感器节点之间都没有碰撞发生.

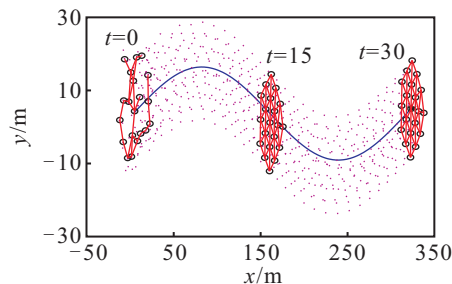


图4 移动传感器网络跟踪目标轨迹

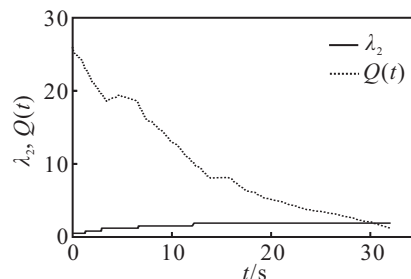


图5 移动传感器网络能量 $Q(t)$ 和拉普拉斯矩阵特征值 $\lambda_2$

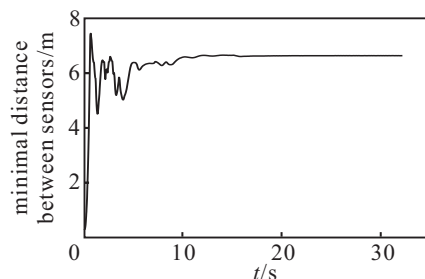


图6 移动传感器网络节点之间最小距离

## 4 结论

本文针对一类移动传感器网络目标跟踪问题,提出一种只使用部分传感器节点检测目标的跟踪算法,该算法结合了卡尔曼一致性滤波和蜂拥控制. 由于只需使用网络中部分传感器节点对目标进行检测,此算法具有低能耗、较强实用性的优点. 仿真结果表明,该算法的目标都具有良好的跟踪性能,并且在跟踪过程中始终保证网络拓扑结构的连通性和避免节点之间发生碰撞.

## 参考文献(References)

- [1] Akyildiz I F, Su W L, Sankarasubramaniam Y, et al. A survey on sensor networks[J]. IEEE Communications Magazine, 2002, 40(8): 102-114.
- [2] 王林, 王楠, 朱华勇, 等. 一种面向多无人机协同感知的分布式融合估计方法[J]. 控制与决策, 2010, 25(6): 814-820.

(Wang L, Wang N, Zhu H Y, et al. Distributed fusion estimation algorithm for multi-UAVs cooperative sensing[J]. Control and Decision, 2010, 25(6): 814-820.)

(下转第1649页)