

基于信息量的分布式协同自组织算法

陈延军, 潘 泉, 梁 彦, 李小俣

(西北工业大学 自动化学院 控制与信息研究所, 陕西 西安 710072)

摘要: 无线传感器网络中节点协同自组织主要涵盖传感器管理和状态估计, 也就是如何选择传感器节点、设置传感器参数并估计被监测系统的状态, 因此协同自组织为决策与估计的联合优化. 本文提出了一种自适应动态协同自组织算法, 以量测所提供的信息量和节点自身的剩余能量做为节点选择的综合指标, 根据设定的感知精度, 自适应地选择参与感知任务的节点集合, 在信息滤波的融合框架下完成状态的分布式估计. 相比信息驱动传感器查询(information-driven sensor querying, IDSQ), 算法具有精度可调、强鲁棒, 同时尽可能地延长了网络的生命周期. 以目标跟踪为应用背景, 其仿真结果表明: 以跟踪精度、失跟率和网络生命周期作为评价指标, 该算法优于IDSQ.

关键词: 无线传感器网络; 协同自组织; 信息滤波; 目标跟踪

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A

Decentralized collaborative self-organization algorithm based on information content

CHEN Yan-jun, PAN Quan, LIANG Yan, LI Xiao-wei

(Institute of Control & Information, School of Automation, Northwestern Polytechnical University, Xi'an Shaanxi 710072, China)

Abstract: Collaborative self-organization of sensor nodes in wireless sensor networks involves sensor management and state estimation, which include the selection of sensor nodes, the configuration of sensors, and the estimation of the states of the inspected system. Thus, this collaborative self-organization performs the joint optimization of decision and estimation. We propose an adaptive dynamic collaborative self-organization algorithm, in which the sensors are selected based on the composite index of the measured information and the residual energy of the sensor node. Given the desired accuracy by the end user, the optimal set of sensors involved in the sensing task is chosen adaptively and instantly. Then, the measured information from selected sensors is fused under the frame of information filter. Compared with the method of information-driven sensor querying(IDSQ), this technique is more advantageous in the adjustable accuracy, the robustness and the network lifetime. When this algorithm is applied to the target tracking, the simulation results validate the superiority of this algorithm to IDSQ in tracking accuracy, the percentage of missing tracking and the lifetime of the network.

Keywords: wireless sensor networks; collaborative self-organization; information filter; target tracking

1 引言(Introduction)

无线传感器网络^[1,2]中节点的固有特性要求节点之间必须协同完成某种感知功能, 因此传感器网络中协同自组织主要涵盖传感器管理和状态估计两方面任务, 传感器管理包括节点选择以及传感器参数设置等内容, 传感器参数设置不在本文研究范围之列. Zhao等^[3~5]提出了IDSQ, 该算法以节点量测的信息效用和传递状态的代价为基础建立目标函数, 以目标函数最大为原则选择节点参与状态的估计, Zuo等^[6,7]提出以状态估计误差的罗克拉美下界(Cramer-Rao lower bound, CRLB)作为节点的选择标准. 以上算法状态估计均采用粒子滤波, 由于每时刻选择单个节点作为融合中心, 因此这些方法对节点能量耗尽或损坏以及通信环境的不确定性缺乏鲁棒性, 需要一种分布式节点协同自组织策略.

Liang等^[8]提出分布式仿生自适应控制, 但未涉及状态估计. 信息滤波是Kalman滤波的代数等价形式, 具有低计算复杂度、易于初始化以及便于分布式等特点. 文献[9]基于信息滤波提出了分布式估计算法DIF(decentralized information filter); 针对非线性非高斯系统, Tom等提出了一种基于Sigma点信息滤波的分布式估计方法^[10]. 因此, 本文以信息滤波为融合框架提出分布式协同自组织解决方案, 克服了由于节点坏死以及通讯环境不确定性引起数据包丢失而造成的感知任务终止.

本文基于信息滤波(information filter, IF)提出了一种自适应动态协同自组织算法(adaptively dynamic collaborative self-organization based on IF, ADCS-IF), 以量测所提供的信息量和节点自身的剩余能量做为节点选择的综合指标, 根据设定的感知精度, 自适应

地确定参与感知任务的节点集合,在信息滤波的融合框架下分布式地融合节点量测。相比IDSQ,算法具有精度可调、强鲁棒,同时尽可能地延长了网络的生命周期。该算法的计算复杂度与Kalman滤波相当,因此能够满足系统实时性的要求,适用于传感器网络中的分布式动态估计问题。

2 问题提出(Problem formulation)

传感器网络中节点协同自组织是传感器管理与状态估计的耦合,其主要目的是利用传感器所提供量测估计被监测系统的状态,利用待估计量不确定性的减少量来驱动传感器管理模块,过程框图如图1所示。图1中: $x(t)$ 表示被监测系统在 t 时刻的状态, $\bar{Z}^{(t)}$ 表示时刻 t 以前的量测集合。 t 时刻被监测系统的状态 $x(t)$ 以概率密度表征,其概率密度可以通过GMM(Gaussian mixture model)或粒子滤波(particle filter, PF)近似表示,若分布密度为正态分布,其均值和方差可以通过DKF(decentralized Kalman filter)或分布式信息滤波(decentralized information filter, DIF)等得到。依据 t 时刻系统状态概率分布 $p(x(t)|\bar{Z}^{(t)})$ 和用户需求,传感器管理模块做出 $t+1$ 时刻的决策 $a(t+1)$,例如参与感知传感器节点集合以及传感器参数配置等;考虑不同的网络特性,得到 $t+1$ 时刻传感器量测集合 $z(t+1)$ 。

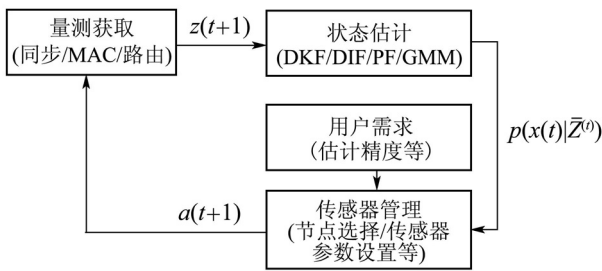


图1 协同自组织框图

Fig. 1 The chart of collaborative self-organization

本文主要目的是设计轻量级的分布式协同自组织算法,满足系统的实时性要求,同时当传递状态时对坏死节点造成的网络空洞以及无线通信环境的不确定性具有强鲁棒性。由于DIF具有与局部Kalman滤波相当的复杂度且易于分布式实施等特点,因此本文拟采用DIF为融合框架,具体的算法流程见下节。针对本文协同自组织框架,作以下假设:

A1) 传感器节点通信采用广播机制,若节点从邻居节点收集到广播的状态信息,在简单加性融合框架下融合,以广播作为通信机制,省去节点之间路由的复杂性;

A2) 传感器节点位置已通过节点定位方法确定;

A3) 节点之间同步采样,且采样间隔足够长以便完成前一时刻的协同自组织所必须的通信过程,如图2所示。

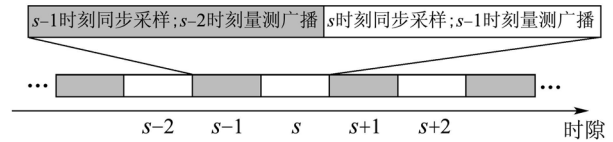


图2 采样、通讯和时间同步

Fig. 2 Signal sampling, communication and time synchronization

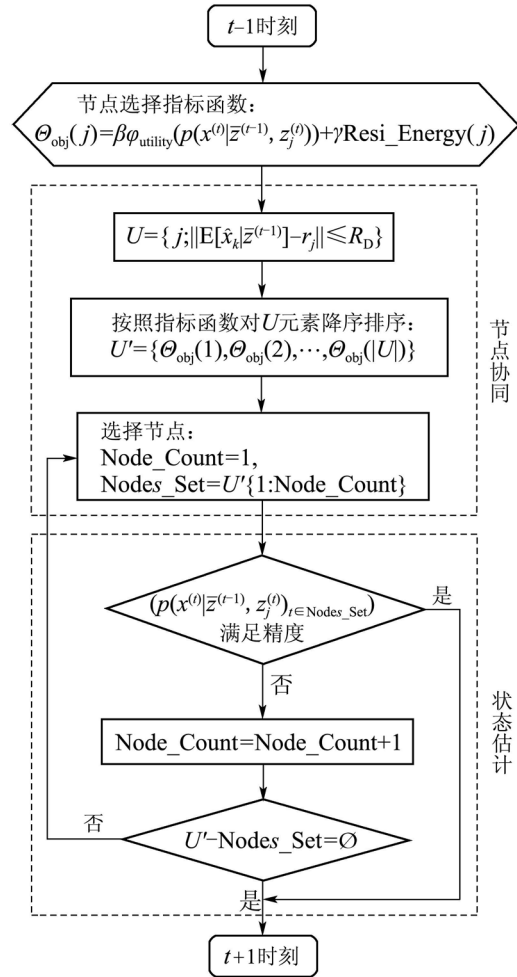


图3 ADCS-IF流程图

Fig. 3 The flow chart of ADCS-IF

3 ADCS-IF算法描述(The description of ADCS-IF)

节点在感知区域的无规则撒布决定量测的空间分布特性,在未知节点量测的情况下必须选择一个最优的节点集合有序地参与状态的估计。本文节点选择所采用的指标函数为

$$\Theta_{obj}(j) = \beta \varphi_{utility}(p(x^{(t)}|\bar{Z}^{(t-1)}, z_j^{(t)})) + \gamma \text{Resi_Energy}(j), \quad (1)$$

式中: $\bar{Z}^{(t-1)}$ 表示时刻 $t-1$ 以前的量测集合, $z_j^{(t)}$ 为 j 节点在 t 时刻的量测, $\varphi_{utility}(p(x^{(t+1)}|\bar{Z}^{(t-1)}, z_j^{(t)}))$ 为

利用 j 节点在 t 时刻的量测给该时刻的状态估计带来的信息效用; $\text{Resi_Energy}(j)$ 表示 j 节点剩余能量, 也反映了网络生命周期的长短; β, γ 表示用户对网络服务质量 QoS (quality of service, QoS) 和网络生命周期的关注程度, 若信息效用采用互信息的表示形式, 则其单位分别为 bit, J, 因此 $\Theta_{\text{obj}}(j)$ 为无量纲的量, 表示综合考虑节点量测所带来的信息效用以及节点自身剩余能量所得到的指标. 协同自组织算法是节点协同与状态估计的耦合过程, 其具体流程如

图3所示, 图3中: $E[\cdot]$ 表示期望算子, r_j 节点 j 的空间坐标, R_D 表示节点的感知半径, 以分布式信息滤波为框架融合获选节点量测完成状态估计, 直至满足用户预设的估计精度.

单个节点的信息融合框图如图4所示, 节点从当前传感器量测 $z(k)$ 得到信息贡献量 $i(k)$ 和 $I(k)$, 同时对接收到其余任务节点的信息贡献量求和得到 $\sum_n i_n(k), \sum_n I_n(k)$, 通过 DIF 得到 k 时刻系统状态的信息状态向量 $\hat{y}(k|k)$ 和信息矩阵 $Y(k|k)$.

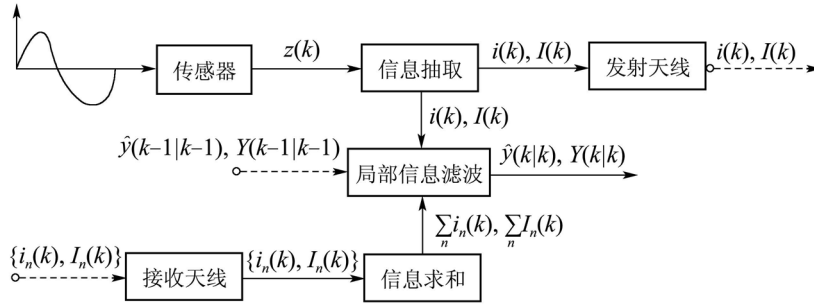


图 4 单节点信息融合框图

Fig. 4 The chart of information fusion at a node

3.1 分布式信息滤波(Decentralized Information Filter)

信息滤波是 Kalman 滤波的等价形式, 考虑线性高斯情形

$$x(t+1) = F(t)x(t) + G(t)v(t), \quad (2)$$

$$z(t) = H(t)x(t) + \omega(t), \quad (3)$$

式中: $v(t) \sim N(0, Q(t)), \omega(t) \sim N(0, R(t))$. 定义 $\hat{x}(t|t') \triangleq E[x(t)|\bar{Z}^{(t')}]$, $P(t|t') \triangleq \text{var}(x(t)|\bar{Z}^{(t')})$, 则信息矩阵 Y 和信息状态向量 \hat{y} 可以表示为

$$Y(t|t') = P^{-1}(t|t'),$$

$$\hat{y}(t|t') = P^{-1}(t|t')\hat{x}(t|t') = Y(t|t')\hat{x}(t|t').$$

Kalman 滤波写成信息矩阵和信息向量的形式.

预测

$$\hat{y}(t|t-1) = L(t)\hat{y}(t-1|t-1),$$

$$Y(t|t-1) = [F(t)Y^{-1}(t-1|t-1)F^T(t) + G(t)Q(t)G^T(t)]^{-1}.$$

更新

$$\hat{y}(t|t) = \hat{y}(t|t-1) + \underbrace{H^T(t)R^{-1}(t)z(t)}_{i(t)},$$

$$Y(t|t) = Y(t|t-1) + \underbrace{H^T(t)R^{-1}(t)H(t)}_{I(t)}.$$

式中 $L(t)$ 为信息传输矩阵, 其可以表示为

$$L(t) = Y(t|t-1)F(t)Y^{-1}(t-1|t-1),$$

$i(t), I(t)$ 为信息状态和信息矩阵.

若量测 $z(t)$ 为 S 个传感器量测的集合, 即

$$z(t) = \{z_1^{(t)}, z_2^{(t)}, \dots, z_S^{(t)}\},$$

式中:

$$z_s^{(t)} = H_s(t)x(t) + \omega_s(t), \quad s = 1, \dots, S,$$

此处每个传感器量测噪声为高斯白噪声且对于量测集合的传感器而言两两不相关,

$$E[\omega_s^{(t)}\omega_{s'}^{(t')}] = \delta(t-t')\delta(s-s')R_s(t).$$

相应的矩阵可以分解为

$$H(t) = [H_1^T(t) \quad H_2^T(t) \quad \dots \quad H_S^T(t)]^T,$$

$$\omega(t) = [\omega_1^T(t) \quad \omega_2^T(t) \quad \dots \quad \omega_S^T(t)]^T,$$

$$R(t) = \text{diag}\{R_1(t), R_2(t), \dots, R_S(t)\},$$

因此,

$$i(t) = H^T(t)R^{-1}(t)z(t) = \underbrace{\sum_{s=1}^S H_s^T(t)R_s^{-1}(t)z_s(t)}_{i_s(t)}, \quad (4)$$

$$I(t) = H^T(t)R^{-1}(t)H(t) = \underbrace{\sum_{s=1}^S H_s^T(t)R_s^{-1}(t)H_s(t)}_{I_s(t)}. \quad (5)$$

式中 $i_s(t)$, $I_s(t)$ 为单个传感器 s 量测所带来的信息贡献量, 其计算复杂度与局部Kalman滤波相当, 所有传感器量测的信息贡献量为每个传感器贡献量的和. 传感器 s 在确定的传感器集合中以洪泛的形式广播自己的信息量, 则在每个传感器就可以得到所有量测信息量的总和, 因此对于多传感器系统, 以信息滤波为融合框架, 极大减小了计算的复杂度, 适用于传感器网络中的分布式估计问题.

3.2 ADCS-IF主要参数(The primary parameter of ADCS-IF)

1) 信息收益.

假设满足

- a) 以 $x(t)$ 为条件, $z(t)$ 与 $\bar{Z}^{(t-1)}$ 不相关;
 - b) 以 $x(t-1)$ 为条件, $x(t)$ 与 $\bar{Z}^{(t-1)}$ 不相关.
- 序贯Bayes滤波标准形式如下所示:

$$p(x^{(t)}|\bar{Z}^{(t-1)}, z_j^{(t)}) = \frac{p(z_j^{(t)}|x^{(t)})p(x^{(t)}|\bar{Z}^{(t-1)})}{p(z_j^{(t)}|\bar{Z}^{(t-1)})}. \quad (6)$$

两边取对数, 则

$$-\log p(x^{(t)}|\bar{Z}^{(t-1)}, z_j^{(t)}) = -\log p(x^{(t)}|\bar{Z}^{(t-1)}) - \log \frac{p(z_j^{(t)}|x^{(t)})}{p(z_j^{(t)}|\bar{Z}^{(t-1)})}.$$

两边对状态 $x(t)$, $z_j^{(t)}$ 求期望:

$$\begin{aligned} H(x^{(t)}|\bar{Z}^{(t-1)}) - H(x^{(t)}|\bar{Z}^{(t-1)}, z_j^{(t)}) &= \\ E\left[\log \frac{p(z_j^{(t)}|x^{(t)})}{p(z_j^{(t)}|\bar{Z}^{(t-1)})}\right] &= \\ E\left[\log \frac{p(x^{(t)}|\bar{Z}^{(t-1)}, z_j^{(t)})}{p(x^{(t)}|\bar{Z}^{(t-1)})}\right] &= \\ I(x^{(t)}|\bar{Z}^{(t-1)}; z_j^{(t)}) &. \end{aligned} \quad (7)$$

从以上的推导可以看出, 利用 j 节点 $z_j^{(t)}$ 量测更新状态, 目标状态不确定的平均减少量理论上用互信息来表示, 因此信息效用选用互信息.

2) 能量消耗模型.

传感器网络中的能量消耗主要是由于节点信息感知、数据处理以及节点之间的数据通讯(数据包的发送与接收)所带来的系统开销, 本文中使用的能量模型基于文献[11].

如果传感器节点 j_1 感知并处理 b_s 比特的数据所消耗的能量:

$$E_s(j_1, b_s) = e_s b_s, \quad (8)$$

e_s 由传感器节点 j_1 的规格决定.

如果节点 j_2 给一跳邻居节点 j_3 发送 b_c 比特大小的数据包, 则发送端消耗的能量为

$$E_t(j_2, j_3, b_c) = (e_t + e_d r_{j_2, j_3}^\alpha) \times b_c, \quad (9)$$

e_t, e_d 由节点 j_2 发射模块参数所决定, 节点 j_2, j_3 之间的欧氏距离为 r_{j_2, j_3} , α 由信道的特征决定; 接收端的能量消耗为

$$E_r(j_3, b_c) = e_r b_c, \quad (10)$$

e_r 由节点 j_3 的接收模块决定.

为了处理问题的方便, 忽略了节点处理空闲时所消耗的能量.

3) 估计精度.

若待估计量在 t 时刻的协方差矩阵为 $P(t|t)$, 若仅关心状态 $x(t|t)$ 的 i, j 二维, 则该时刻的估计精度定义为

$$\Phi(t)(i, j) = \sqrt{P(t|t)_{(i,i)} + P(t|t)_{(j,j)}} = \sqrt{Y^{-1}(t|t)_{(i,i)} + Y^{-1}(t|t)_{(j,j)}}. \quad (11)$$

3.3 算法步骤(The steps of ADCS-IF)

定义感知到任务的节点为候选节点, 协同完成感知任务的节点为任务节点.

Step 1 k 时刻候选节点从 $k-1$ 时刻的任务节点中获得状态的预测信息, 若为多跳则其路径为Dijkstra算法得到的最短路径;

Step 2 k 时刻候选节点集合按照目标函数降序排列;

Step 3 以信息滤波为融合框架, 依次利用候选节点集合中的节点信息更新状态, 直到估计精度满足预设值 Φ_{thr} 或用尽所有的候选节点, 得到最优的任务节点集合;

Step 4 确定 $k+1$ 时刻候选节点集合, 转到Step 1.

4 算法性能分析(The analysis of ADCS-IF performance)

本文以目标跟踪为应用背景, 且设定封装在节点传感器板上的传感器采用声音传感器和红外传感器.

4.1 仿真场景(The simulation scenario)

感知区域大小为 $800\text{ m} \times 800\text{ m}$, 在此区域内随机撒布500个节点, 每个节点加载声音传感器和红外传感器.

t 时刻的状态为 $x^{(t)} \triangleq [x_s^{(t)} \quad v_x^{(t)} \quad y_s^{(t)} \quad v_y^{(t)}]^T$,

$(x_s^{(t)}, y_s^{(t)})$ 表示目标的空间坐标, $(v_x^{(t)}, v_y^{(t)})$ 为相应的速度. 目标做匀速直线运动, 其状态方程为

$$x^{(t+1)} = Fx^{(t)} + v^{(t)}, \quad (12)$$

方程中: F 为状态转移矩阵, $v^{(t)}$ 服从协方差矩阵为 Q 的高斯白噪声.

$$F = \begin{bmatrix} 1 & T & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix},$$

$$Q = q * \text{diag}\left\{ \begin{bmatrix} T^3/3 & T^2/2 \\ T^2/2 & T \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} T^3/3 & T^2/2 \\ T^2/2 & T \end{bmatrix} \right\}.$$

其中: T 为采样间隔, q 决定过程噪声的强度, 仿真中 $T=1$, $q=0.5$. 目标初始状态为 $[-300 \ 10 \ -300 \ 10]^T$, 状态估计的滤波算法采用分布式扩展信息滤波(DEIF).

4.2 场景配置及算法参数(Configuration and parameter)

1) 传感器模型.

a) 声音传感器.

声波的传播实质上就是能量的传递, 在各向同性的介质中, 声音幅度衰减模型为

$$a = \frac{A_0}{r^\alpha},$$

式中: A_0 为距声源1 m处声波的振幅, r 为声波的传输距离, α 为振幅衰减系数, 理想情况下 $\alpha = 1$, 工程实际中, 考虑到外界环境的影响, $\alpha = 0.5 \sim 1.5$. 由此声音传感器的传输模型为

$$a_i(t) = g_i \frac{A(t - t_{ni})}{\|\vec{x}_s(t - t_{ni}) - \vec{x}_i\|^\alpha} + \omega_{i,a}(t), \quad (13)$$

式中: $a_i(t)$ 为传感器 i 在时刻 t 测得的声音振幅, g_i 为传感器的增益, $\vec{x}_s = (x_s, y_s)$ 为声源目标的空间位置, $\vec{x}_i = (x_i, y_i)$ 为传感器的空间位置, t_{ni} 为声波的传输时间, $\omega_{i,a}(t)$ 为量测噪声(通常为高斯白噪声). 本课题组通过实验验证了该模型的合理性, 并求得 $\alpha = 0.896$. 假设目标的初始声音振幅 A_0 服从区间为 $[50, 100]$ 的均匀分布.

b) 红外传感器.

IR传感器工作时不发射电磁波, 而是接受目标自身产生或反射其他能源的热辐射, 得到量测信号, 主要提供目标角度数据和红外辐射特性信息, 由此IR传感器的模型为

$$\theta_i(t) = \arctan \frac{y_s - y_i}{x_s - x_i} + \omega_{i,IR}(t), \quad (14)$$

式中: $\theta_i(t)$ 为传感器 i 在时刻 t 测得的方位角, $(x_s,$

$y_s)$ 为目标在时刻 t 的空间坐标, 传感器 i 的空间坐标为 (x_i, y_i) , $\omega_{i,IR}(t)$ 为量测噪声(通常为高斯白噪声).

节点传感器的探测半径 $R_D = 25$ m, 节点的通信半径 $R_C = 50$.

2) 自组织参数.

节点动态自组织算法中信息效用函数为

$$\begin{aligned} \varphi_{\text{utility}}(p(x^{(t)}|\bar{Z}^{(t-1)}, z_j^{(t)})) = \\ H(x^{(t)}|\bar{Z}^{(t-1)}) - H(x^{(t)}|\bar{Z}^{(t-1)}, z_j^{(t)}) = \\ \left(\frac{n}{2} \log(2\pi e) + \frac{1}{2} \log |P(t|t-1)|\right) - \\ \left(\frac{n}{2} \log(2\pi e) + \frac{1}{2} \log |P(t|t)|\right) = \\ \frac{1}{2} \log \left(\frac{|P(t|t-1)|}{|P(t|t)|} \right) = \\ \frac{1}{2} \log \left(\frac{|Y^{-1}(t|t-1)|}{|Y^{-1}(t|t)|} \right), \end{aligned} \quad (15)$$

式中 $x^{(t)}$, $\bar{Z}^{(t-1)}$, $z_j^{(t)}$ 含义如本文第2部分所述, 状态维数为 n , $Y^{-1}(t|t-1)$, $Y^{-1}(t|t)$ 分别为 t 时刻目标的预测与估计信息矩阵.

t 时刻目标位置的估计精度为

$$\Phi(t) = \sqrt{\sigma_x^2 + \sigma_y^2} = \sqrt{\text{tr}(L(t|t))}, \quad (16)$$

其中:

$$L(t|t) = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} P(t|t) \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}^T = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} Y^{-1}(t|t) \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}^T.$$

对于本文中的能量消耗模型, 仿真中: $\alpha = 2$, $e_s = 50 \times 10^{-6}$, $e_t = 45 \times 10^{-6}$, $e_r = 135 \times 10^{-6}$ (以上单位均为J/bit), $e_d = 10 \times 10^{-9}$ mJ/(bit·m²), $b_s = 64$ bit, $b_c = 512$ bit.

跟踪精度的折扣因子 $\beta = 0.5$, 网络生命周期的折扣因子 $\gamma = 0.5$.

4.3 评价指标(The guideline of evaluation)

1) 跟踪精度.

设目标状态真值为 X , 估计值为 \hat{X} , $X_{j,k}$, $\hat{X}_{j,k}$ 分别代表第 j 次仿真中目标在 k 时刻的状态, 用均方根误差衡量目标的跟踪精度:

$$\text{RMSE} = \frac{1}{N_1} \sum_{k=1}^{N_1} \left[\frac{1}{N_s} \sum_{j=1}^{N_s} d(X_{k,j}, \hat{X}_{k,j}) \right]. \quad (17)$$

式中: N_s 为仿真次数, N_1 为单次仿真的拍数.

2) 失跟率.

t 时刻估计误差大于预设的误差阈值 $\text{Error}_{\text{thr}}$ 时,目标失跟. j 次仿真的失跟次数 $N_{j,\text{miss}}$ 与总拍数 N_1 的比值定位为该次仿真的失跟率,平均失跟率为

$$P_{\text{miss}} = \frac{1}{N_s} \sum_{j=1}^{N_s} \frac{N_{j,\text{miss}}}{N_1}, \quad (18)$$

式中 N_s 为仿真次数.

用于判断目标丢失的误差阈值 $\text{Error}_{\text{thr}} = 20 \text{ m}$.

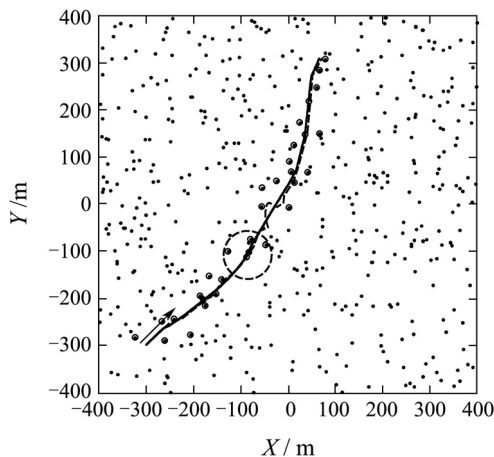
3) miss网络生命周期.

网络生命周期是无线传感器网络的重要指标,通常采用网络中最先耗尽能量的节点寿命来衡量^[12]. 让目标重复经过预设的路径,直至出现首个能量耗尽的节点所经历的时间,据此比较不同算法网络的生命周期.

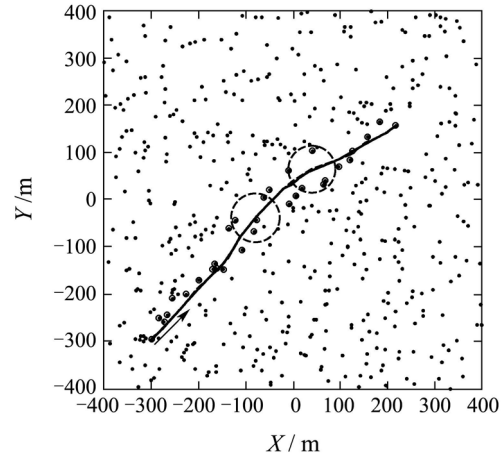
4.4 结果分析与讨论(Result analysis and discussion)

1) 结果分析.

由于IDSQ算法在每个时刻选择单个节点作为融合中心,接收驻留在上一时刻任务节点中目标的状态置信并用其量测更新(如图5(a)),没有充分利用邻居节点提供的量测信息,因此状态估计精度较差,同时每时刻仅有一个任务节点,若节点能量耗尽或节点损坏,则目标失跟,则算法缺乏鲁棒性. 相比IDSQ算法,ADCS-IF算法能够根据用户自定义的跟踪精度自适应动态地确定每时刻任务节点的个数(如图5(b)),最大可能地利用目标周围节点量测的信息. 由于存在多个任务节点,其中若有任务节点能量耗尽或损坏,并不能影响跟踪任务的完成,因此算法具有强鲁棒性. 图5中:点表示WSN中的普通节点,圆圈包裹的点表示任务节点,虚线圆表示目标的影响区域,区域半径为节点感知半径.



(a) IDSQ



(b) ADCS-IF

图5 节点协同目标跟踪

Fig. 5 Target tracking through node cooperation(ADCS-IF)

用户设定的跟踪精度阈值为 Φ_{thr} . 结合图6、图7可以看出,IDSQ与ADCS-IF算法 $\Phi_{\text{thr}} = 6$ 的跟踪精度相当,但IDSQ网络生命周期远小于 $\Phi_{\text{thr}} = 6$ 时网络的生存时间,究其原因在于IDSQ每时刻都切换任务节点,消耗较多能量,同时选择任务节点时未考虑节点自身的剩余能量,而对于ADCS-IF算法选择任务节点以目标的状态为中心,若预设跟踪精度较大,如 $\Phi_{\text{thr}} = 6$ 时参与跟踪的任务节点总数小于IDSQ算法的任务节点总数,同时选择任务节点时考虑了节点自身的剩余能量,两者原因导致了IDSQ算法的网络生命周期小于ADCS-IF预设精度较大时的网络生命周期;ADCS-IF的跟踪精度RMSE随着用户设定的精度而变化, Φ_{thr} 越小,参与目标跟踪的任务节点数越多,算法的跟踪精度越高,相应的能量消耗越大,如当 $\Phi_{\text{thr}} = 0.5$ 时,尽管所消耗的能量大于IDSQ所消耗的能量,但由于算法在选择任务节点时考虑了节点自身的剩余能量,此时网络的生命周期与IDSQ的网络生存时间相当,因此ADCS-IF既可以提高目标跟踪的精度,也一定程度地延长网络的生命周期.

结合图7、图8可以看出,ADCS-IF算法预设精度阈值越小,参与目标跟踪的任务节点越多,相应消耗的能量越大,可能造成个别节点能量耗尽,因此本文所定义的网络生命周期变短;但本文的跟踪算法是分布式的,个别节点的能量耗尽并不能造成目标的失跟,因此本文所提出的算法ADCS-IF具有强鲁棒性,可以获得较低的目标失跟率(图8目标失跟率较高是由于本文所采用的目标状态方程噪声强度参数 q 取值较大,导致目标提前出了感知区域所导致的).

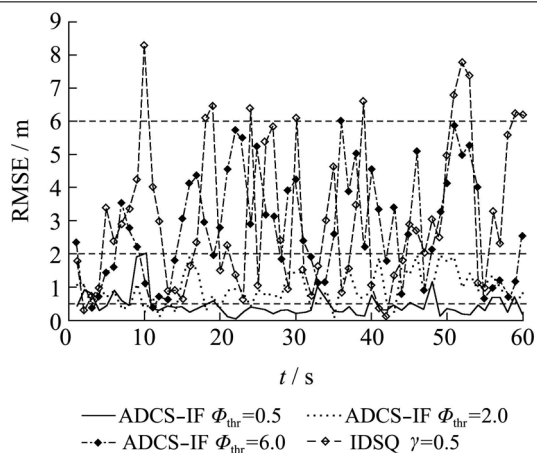


图 6 跟踪精度RMSE对比

Fig. 6 The comparison of tracking accuracy RMSE

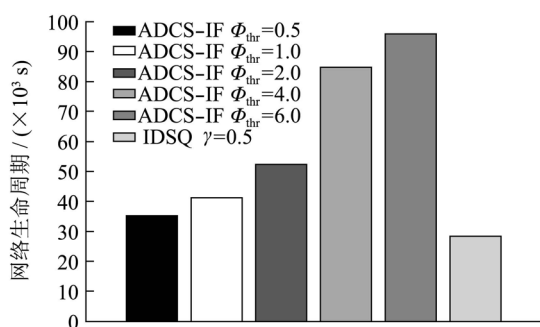


图 7 网络生命周期对比

Fig. 7 The comparison of network lifetime

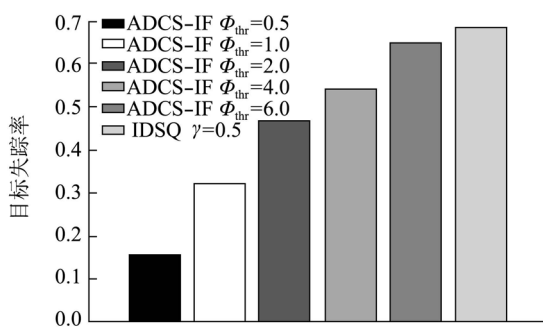


图 8 目标失踪率对比

Fig. 8 The comparison of target missing ratio

综上所述, ADCS-IF算法应用于目标跟踪, 相比IDSQ算法, 首先能够根据预设的跟踪精度, 自适应地选择任务节点的数目; 其次在满足不同跟踪精度的前提下, 能够一定程度上延长网络的生命周期, 同时对节点能量耗尽或损坏具有较强的鲁棒性, 因而具有较低的目标失踪率。

2) 讨论.

状态估计协方差矩阵的下界称为CRLB, 其在信息意义上与Fisher信息矩阵 \mathcal{J}^{-1} 相当, 即

$$\begin{aligned} E\{[x(t) - \hat{x}(t|t)] [x(t) - \hat{x}(t|t)]^T\} &\geq \\ \text{CRLB} &= \mathcal{J}^{-1}(t). \end{aligned} \quad (19)$$

若 $x(t)$ 服从高斯分布, 其均值、方差分别为 $\hat{x}(t|t)$, $P(t|t)$, 即

$$p(x(t)|\bar{Z}^{(t)}) = \mathcal{N}(x(t); \hat{x}(t|t), P(t|t)),$$

因此, $x(t)$ 的Fisher信息矩阵为

$$\mathcal{J}(t) = P^{-1}(t|t). \quad (20)$$

综合公式(19)和(20)

$$\text{CRLB} = \mathcal{J}(t)^{-1} = P(t|t) = Y^{-1}(t|t). \quad (21)$$

公式(20)的推导见附录.

CRLB的行列式值与最小方差椭圆的体积成正比, 信息收益函数(15)最大的节点量测本质上使状态量估计的方差下界CRLB最小, 因此选择以互信息最大作为选择节点的指标本质上与以CRLB作为指标是一致的.

5 结论(Conclusion)

综上所述ADCS-IF可以根据用户对目标跟踪精度的需求自适应地选择任务节点参与状态估计, 最大限度地利用邻居节点所提供的信息, 同时该算法复杂度与局部Kalman滤波相当, 该算法在满足状态估计精度的同时, 也具有较小的计算复杂度, 能够满足实时性的要求; 算法的分布式特征决定了算法对节点能量耗尽或损坏具有强鲁棒性, 不会造成感知任务的中断; 算法在选择任务节点时考虑节点的剩余能量, 因此相比其他的协同算法能够较大可能地延长网络的生命周期.

将来的研究欲把节点之间的空间相关性作为节点选择的影响因素, 同时利用单个节点量测之间的时间相关性, 有效地调节节点的采样率. 由于网络有限带宽的约束, 对于包含数据量比较大的数据包, 拟考虑基于量测量化或基于移动智能体的节点协同方法.

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] AKYILDIZ I F, SU W L, SANKARASUBRAMANIAM Y, et al. Wireless sensor networks: a survey[J]. *Computer Networks*, 2002, 38(4): 393 – 422.
- [3] FENG Z, JAEWON S, REICH J. Information-driven dynamic sensor collaboration[J]. *Signal Processing Magazine*, 2002, 19(2): 61 – 72.
- [4] LIU J, FEN Z, PETROVIC D. Information-directed routing in ad hoc sensor networks[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2005, 23(4): 851 – 861.

- [5] ZHAO F, SHIN J, REICH J. Information-driven dynamic sensor collaboration for tracking applications[J]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2002, 19(2): 61 – 72.
- [6] LONG Z, RUIXIN N, VARSHNEY P K. Posterior crlb based sensor selection for target tracking in sensor networks[C] // *IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing*. New York: IEEE, 2007(II): 1041 – 1044.
- [7] LONG Z, RUIXIN N, VARSHNEY P K. A sensor selection approach for target tracking in sensor networks with quantized measurements[C] // *IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing*. New York: IEEE, 2008: 2521 – 2524.
- [8] LIANG Y, CAO J N, ZHANG L, et al. A biologically inspired sensor wakeup control method for wireless sensor networks[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C: Applications and Reviews*, 2010, 40(5): 1 – 14.
- [9] MUTAMBARA A. *Decentralized Estimation and Control for Multi-sensor Systems*[M]. Boca Raton, FL: CRC Press Inc, 1998.
- [10] VERCAUTEREN T, WANG X. Decentralized sigma-point information filters for target tracking in collaborative sensor networks[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2005, 53(8): 2997 – 3009.
- [11] BHARDWAJ M, CHANDRAKASAN A P. Bounding the life-time of sensor networks via optimal role assignments[C] // *Twenty-First Annual Joint Conference of the IEEE Computer and Communications Societies*. New York: IEEE, 2002, 3: 1587 – 1596.
- [12] KANG H, LI X L, MORAN P J. Power-aware markov chain based tracking approach for wireless sensor networks[C] // *2007 IEEE Wireless Communications and Networking Conference*. Piscataway, NJ: IEEE, 2007: 4209 – 4214.

附录(Appendix)

公式(20)推导.

由于 $x(t) \sim \mathcal{N}(x(t); \hat{x}(t|t), P(t|t))$, 则

$$p(x(t)|\bar{Z}^{(t)}) = \frac{1}{A} \exp\left\{-\frac{[x(t) - \hat{x}(t|t)]^T P^{-1}(t|t)[x(t) - \hat{x}(t|t)]}{2}\right\},$$

此处 $A = \sqrt{\det(2\pi P(t|t))}$.

因此

$$\begin{aligned} \mathcal{J}(t) &= -E[\nabla_x \nabla_x^T \ln p(x(t)|\bar{Z}^{(t)})] = \\ &E[\nabla_x \nabla_x^T \left\{ \frac{[x(t) - \hat{x}(t|t)]^T P^{-1}(t|t)[x(t) - \hat{x}(t|t)]}{2} + \right. \\ &\quad \left. \ln A \right\}] = \\ &E[\nabla_x \nabla_x^T \left\{ \frac{[x(t) - \hat{x}(t|t)]^T P^{-1}(t|t)[x(t) - \hat{x}(t|t)]}{2} \right\}] = \\ &E[P^{-1}(t|t)\{[x(t) - \hat{x}(t|t)][x(t) - \hat{x}(t|t)]^T\}P^{-1}(t|t)] = \\ &P^{-1}(t|t)P(t|t)P^{-1}(t|t) = \\ &P^{-1}(t|t). \end{aligned}$$

作者简介:

陈延军 (1977—), 男, 博士研究生, 从事传感器网络、分布式估计等研究, E-mail: chenyanjun@mail.nwpu.edu.cn;

潘泉 (1961—), 男, 博士生导师, 从事多目标跟踪、信息融合等研究, E-mail: quanpan@nwpu.edu.cn;

梁彦 (1971—), 男, 教授, 从事多目标跟踪、信息融合等研究, E-mail: liangyan@nwpu.edu.cn;

李小假 (1973—), 男, 博士研究生, 从事情报侦察、数据融合、C³I系统建模与仿真等研究, E-mail: xw.l@msn.com.