

基于动态分簇路由优化和分布式粒子滤波的传感器网络目标跟踪方法

蒋 鹏* 宋 华 华

(杭州电子科技大学信息与控制研究所 杭州 310018)

摘 要: 针对无线传感器网络中节点通信能力及能量有限的情况, 该文提出基于动态分簇路由优化和分布式粒子滤波的传感器网络目标跟踪方法。该方法以动态分簇的方式将监测区域内随机部署的传感器节点划分为若干个簇, 并对簇内成员节点与簇首节点之间、簇首节点与基站之间的通信路由进行优化, 确保网络能耗的均衡分布, 在此基础上, 被激活的簇内成员节点并行地执行分布式粒子滤波算法实现目标跟踪。仿真结果表明, 该方法能有效地降低传感器网络中节点的总能耗, 能在实现跟踪的同时保证目标跟踪的精度。

关键词: 无线传感器网络; 动态分簇; 路由优化; 粒子滤波; 分布式并行

中图分类号: TP393

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2012)09-2187-07

DOI: 10.3724/SP.J.1146.2012.00059

Target Tracking Algorithm for Wireless Sensor Networks Based on Dynamic Cluster Routing Optimization and Distributed Particle Filter

Jiang Peng Song Hua-hua

(Institute of Information and Control, Hangzhou Dianzi University, Hangzhou 310018, China)

Abstract: Due to the limited communication capability and energy constraint of sensor nodes, a target tracking scheme is proposed for sensor networks based on Dynamic Cluster Routing Optimization and Distributed Particle Filter (DCRO-DPF). In order to achieve a balanced distribution of network energy consumption, DCRO-DPF utilizes a dynamic clustering approach to divide the nodes which deployed randomly in the monitored region into a number of clusters, then optimizes not only the communication routes between member nodes and cluster head in each cluster, but also the communication routes between cluster heads and the base station. On this basis, the activated cluster member nodes execute distributed particle filter to track the maneuvering target. The simulations corroborate that this scheme can effectively reduce the total energy consumption of the sensor networks, achieve the goal of tracking and guarantee the tracking accuracy simultaneously.

Key words: Wireless sensor network; Dynamic cluster; Routing optimization; Particle filter; Distributed parallel

1 引言

无线传感器网络(Wireless Sensor Networks, WSNs)技术是 21 世纪最重要的新兴技术之一, 在环境监测、工业控制、医疗卫生以及目标跟踪等领域均有着良好的应用前景^[1], 研究传感器网络中机动目标的监测和跟踪问题具有重要的意义^[2]。Lin 等人^[3]提出了一种应用于无线传感器网络目标跟踪的分布式多传感器调度方法, 根据节点的联合监测概率选择相应的分簇, 再结合簇内各节点能量指派簇内特定节点为簇首, 执行扩展卡尔曼滤波(Extended

Kalman Filter, EKF)算法完成状态估计, 该方法能一定程度地降低网络总能耗, 但缺陷在于滤波精度较低。Olule 等人^[4]提出了一种高能效的无线传感器网络路由协议, 通过限制簇内参与目标跟踪的节点数目以减少数据发送量, 代价是跟踪精度随着参与节点的减少而降低。以上两种传感器网络目标跟踪方法在分簇结构建立后, 整个网络的拓扑结构和通信路由不再变化, 这将导致网络中部分节点能耗过高而影响整个网络的生命周期。Heinzelman 等人^[5]提出了一种低功耗自适应传感器网络分簇方法(Low Energy Adaptive Clustering Hierarchy, LEACH), 该方法中簇首节点由网络内各节点轮流担任, 能降低网络总能耗, 缺陷在于各簇分布的均匀性难以保证, 且耗费在通信上的能耗较高。对于非线性非高斯随机过程, 粒子滤波算法因其能适应非线性动态模型和多模态观测模型而被认为是目前最有效的方法^[6]。Coates 等人^[7]提出了一种在无线传

2012-01-13 收到, 2012-05-24 改回

国家自然科学基金(61273072), 浙江省自然科学基金(Y1100054), 浙江省科技厅公益性技术应用研究计划项目(2012C31014, 2012C21097)和杭州市科技局科技计划项目(20110533B44, 20120433B40)资助课题

*通信作者: 蒋鹏 pjiang@hdu.edu.cn

传感器网络中利用粒子滤波算法实现目标跟踪的方法, 滤波算法中由专用的收发器执行重采样操作, 对节点的要求较高, 且不利于滤波算法的分布式运行。本文提出了一种基于动态分簇路由优化和分布式粒子滤波 (Dynamic Cluster Routing Optimization and Distributed Particle Filter, DCRO-DPF) 的传感器网络目标跟踪方法。该方法在簇首节点的选择和通信路由的优化上做了创新, 能构建动态分簇结构以降低网络总能耗, 实现能量均衡分布, 此外, 对簇内成员节点与簇首节点之间、簇首节点与基站之间的通信路由进行了优化, 可有效地降低节点通信能耗, 延长网络的生命周期, 同时, 采用分布式粒子滤波方法可确保目标跟踪的实时性和精确性^[8]。

本文的第2节分别设定了目标运动模型和节点感知模型; 第3节详述了动态分簇路由优化 (Dynamic Cluster Routing Optimization, DCRO) 和分布式粒子滤波 (Distributed Particle Filter, DPF) 的基本原理; 第4节则是 DCRO-DPF 的算法描述及流程图; 第5节以网络总能耗和跟踪精度为主要技术指标, 通过具体的仿真算例, 分析该方法的性能; 最后总结了全文工作。

2 目标模型与感知模型

假设目标在 k 时刻的状态用 \mathbf{x}_k 表示, $\mathbf{x}_k = [p_x \ p_y \ v_x \ v_y]^T$, 其中, p_x , p_y 分别表示目标在 X , Y 方向的位置分量, v_x , v_y 则是对应的速度分量。状态方程可表示如下:

$$\mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{A}(x_k)\mathbf{x}_k + \mathbf{G}\mathbf{w}_k \quad (1)$$

其中 $\mathbf{A}(x)$ 为状态转移矩阵, \mathbf{G} 为噪声转移矩阵, \mathbf{w}_k 为过程噪声。采用协调转弯率模型 (coordinated turn rate model)^[9], 可将状态转移矩阵和噪声转移矩阵定义为

$$\mathbf{A}(x_k) = \begin{bmatrix} 1 & \frac{\sin \phi_k T}{\phi_k} & 0 & \frac{1 - \cos \phi_k T}{\phi_k} \\ 0 & \cos \phi_k T & 0 & -\sin \phi_k T \\ 0 & -\frac{1 - \cos \phi_k T}{\phi_k} & 1 & \frac{\sin \phi_k T}{\phi_k} \\ 0 & \sin \phi_k T & 0 & \cos \phi_k T \end{bmatrix} \quad (2)$$

$$\mathbf{G} = \begin{bmatrix} \frac{T^2}{2} & 0 \\ T & 0 \\ 0 & \frac{T^2}{2} \\ 0 & T \end{bmatrix}$$

式(2)中, ϕ_k 为 k 时刻目标的转弯率。

对于布设于监测区域内的传感器节点 i ($i = 1, 2, \dots, N$, N 为节点总数) 而言, 在感知目标参数时各节点之间互相独立, 因此在 k 时刻每个节点有各自的量测值:

$$\mathbf{z}_{ik} = \mathbf{H}_{ik}\mathbf{x}_k + \mathbf{v}_{ik} \quad (3)$$

其中 \mathbf{H}_{ik} 为节点 i 在 k 时刻的量测矩阵, 在本文中布设的节点为同质的, 因此各节点的量测矩阵一致, 可统一表示为 \mathbf{H}_k 。 \mathbf{v}_{ik} 为节点 i 在 k 时刻的量测噪声, 它与 \mathbf{w}_k 均是零均值的高斯白噪声。

3 动态分簇路由优化及分布式粒子滤波原理

传感器网络中, 节点与基站之间的通信以单跳或多跳的方式实现, 在源节点与目标节点间距较大的情况下, 数据传输的能量开销尤其大^[10]。在传感器网络目标跟踪系统中, 采用分簇的方法能有效降低网络内节点能耗, 起到延长网络寿命的作用^[11]。

3.1 动态分簇路由优化

本文在结合实际的基础上提出了 DCRO 分簇方法, 该方法采用与 LEACH 算法类似的循环分簇的流程。第 r 次分簇时, 簇首由集合 $\text{CL}(r)$ 中选出, 其中 $\text{CL}(r) = \{i | i \in A, \text{且 } i \notin \text{CA}(r)\}$, $\text{CA}(r)$ 表示第 r 次分簇前已担任过簇首节点的集合, A 为所有节点的集合。由于传感器网络内布设的节点数量有限, 因此经多次分簇后, 集合 CL 内的节点可能不再满足构建覆盖全网的分簇结构的需要, 需适时进行重置, 重置条件设置为: 若 $\text{CL} \cap \text{CJ}_m = \emptyset$ 成立, 则重置条件成立, 置位标志位 $\text{RSET_Flag} = 1$, CJ_m 表示编号为 m 的簇中节点的集合。在第 r 次分簇开始时, 若重置标志位 $\text{RSET_Flag} = 0$, 则按如下步骤对网络内节点进行分簇:

(1) 节点 i 按如下规则生成介于 0 与 1 之间的随机数:

$$\text{Rand_}N_i = \begin{cases} \text{rand}(1), & i \notin \text{CA}(r) \\ 0, & i \in \text{CA}(r) \end{cases} \quad (4)$$

(2) 广播随机数。节点 i 在接收通信范围内邻节点广播的随机数 $\{\text{Rand_}N_k\}$ 后, 将其与自身生成的随机数 $\text{Rand_}N_i$ 作比较, 若满足:

$$\text{Rand_}N_i = \max(\{\text{Rand_}N_k\}, \text{Rand_}N_i) \quad (5)$$

则将簇首标志位 CH_Flag_i 置 1, 表示节点 i 将成为本次分簇中的簇首之一。这样就保证了簇首节点 i 的通信范围之内不会存在其它簇首;

(3) 簇首的节点在其通信范围内以相同的信号强度广播其成为簇首的消息, 若节点 j 能接收到该消息, 则记录源节点信息, 并将成员标志位 MEM_Flag_j 置 1;

(4)若节点 j 仅能接收到簇首 i 发送的信号,则节点 j 将成为以节点 i 为簇首的簇内成员;否则,须比较接收信号强度,加入信号最强的簇首节点所在的簇。此时若仍有节点的簇首标志位和成员标志位均为零,即 $CH_Flag_i | MEM_Flag_j = 0$,这类节点将再次进入并执行步骤(1)至步骤(4),而已被分配为簇首或成员的节点不再执行步骤(1),步骤(2),仅执行步骤(3),步骤(4)。否则,若网络内所有节点均满足 $CH_Flag_i | MEM_Flag_j = 1$,此时所有节点都已被分配为簇首节点或成员节点,转至步骤(5);

(5)为避免单独成簇,簇中成员节点数为零的簇首节点根据首次接收随机数时接受信号的强度,加入信号最强的邻节点所在簇,并根据分配到的角色重新置位相关标志位,最后更新集合 $CA(r+1)$ 。

在簇内,由于各成员节点的数据须传送至同一簇首节点,只需找出该簇首节点与各成员节点之间的最佳通信路由即可。假设某簇的节点总数为 n ,节点 1 为簇首节点,集合 $S = \{2, 3, \dots, n\}$ 内元素为该簇的成员节点,则可按如下方法优化通信路由:

(1)以节点 i 与 j 之间连线作为边,赋予权值 $w_{i,j} = \alpha_1 + \alpha_2 d_{i,j}^2$, $\alpha_1 = 50$ nJ/bit 为发送 1 bit 数据的电路功耗, $\alpha_2 = 100$ pJ/bit/m² 是与无线电能相关的常数, $d_{i,j}$ 表示两节点间的欧式距离。令 W_i 表示各节点与簇首节点之间的权重,初始值为 $W_i = w_{i,1}$,且 $W_1 = 0$;

(2)在集合 S 中,令 $W_j = \min\{W_i, i \in S\}$,并更新 $S = S - \{j\}$,若更新后集合 S 为空集,则算法结束,否则转至(3);

(3)对于 $i \in S$,若 j 与 i 之间存在通信,则更新 $W_i = \min\{W_i, W_j + w_{j,i}\}$ 后,转至(2)。

簇首节点与基站之间的最优通信路径搜寻方法与簇内所用的方法大致相同,不同之处在于目标节点改为基站,即基站被定义 1 号节点,而集合 S 被扩充,集合中所包含的元素为整个网络内除基站之外的所有节点,此外,只需找出网络中部分节点即当前时刻的簇首节点与基站之间的路由。

以上已对 DCRO 方法的基本原理和实现步骤作了详细描述。相比与 LEACH 算法,DCRO 方法的主要改进之处在于:

(1)无需预先设置簇首节点所占比例。考虑到实际应用中节点通信能力有限,DCRO 方法并不需预先设置网络中簇首节点的比例,分簇时簇首节点的数目仅与节点通信半径有关,可在分簇时控制网络内簇首节点的分配,构建囊括网络内所有节点的分簇结构,充分利用节点资源;

(2)改进了簇首节点的分配机制。LEACH 算法

中因簇首的选择具有较强的随机性,在通信范围有限的条件下,无法保证区域内各节点都能被纳入分簇,这种随机性还影响各簇的规模,易使节点因通信量过大而提前死亡,还可能因簇首节点位置分布较近而导致簇首节点间相互干扰。而在 DCRO 中,簇首节点的分配由节点与邻节点之间互动完成,在确保非簇首节点通信范围内至少存在一个簇首节点的同时,保证簇首节点通信范围内不存在其它的簇首节点,有效控制各簇规模,防止簇首节点间互相干扰;

(3)降低了建簇以及成簇后节点通信能耗。LEACH 算法基于节点通信范围可调,各簇首节点需将信号广播至网络内所有节点,且簇内以及簇首与基站之间均为直接通信,因而这种方法的通信能耗较大。而在 DCRO 方法中,节点决定归属前,簇首节点只需在正常通信范围内广播其成为簇首节点的信息。此外,建簇完成后,节点之间的通信路由得到优化,可进一步降低通信能耗。

3.2 分布式粒子滤波

本文采用以簇为单位的分布式粒子滤波算法,其基本思想是簇内各成员节点 j 在已知量测值 $z_{1:k}$ 的条件下,利用随机采样和样本的权重近似目标状态的概率分布以获得目标的状态估计,即在 k 时刻利用 N_p 个带权值的粒子 $\{(w_k^{(i)}, x_k^{(i)}) : i = 1, 2, \dots, N_p\}$ 来逼近分布 $p(x_{0:k} | z_{1:k})$,从而获得目标状态的最小方差估计^[12]。其中,

$$p(x_{0:k} | z_{1:k}) \approx \sum_{i=1}^{N_p} w_k^{(i)} \delta(x_{0:k} - x_{0:k}^{(i)}) \quad (6)$$

式(6)中, $\delta(\cdot)$ 为狄拉克函数, $w_k^{(i)}$ 为 k 时刻粒子 $x_k^{(i)}$ 经归一化后的权重值,满足: $\sum_{i=1}^{N_p} w_k^{(i)} = 1$,且对于每个粒子,在相邻时刻存在如下关系:

$$w_k^{(i)} = w_{k-1}^{(i)} \frac{p(z_k | x_k^{(i)}) p(x_k^{(i)} | x_{k-1}^{(i)})}{q(x_k^{(i)} | x_{k-1}^{(i)}, z_k)} \quad (7)$$

式(7)即为权重更新公式,根据该式,若已知 $k-1$ 时刻的粒子 $\{x_{0:k}^{(i)}\}_{i=1}^{N_p}$ 以及对应的权重值,结合 k 时刻的量测信息便可以更新其在 k 时刻的权重值。将采样有效尺度设置为

$$\hat{N}_{\text{eff}} = \frac{1}{\sum_{i=1}^{N_p} (w_k^{(i)})^2} \quad (8)$$

当计算得到的 \hat{N}_{eff} 小于阈值时,需进行重采样使其近似于分布 $p(x_{0:k}^{(i)} | z_{1:k})$,并将粒子权重归一化为 $w_k^{(i)} = 1/N_p$ 。利用残差重采样法获得 N_p 个样本点 $\{x_k^{(i)}\}_{i=1}^{N_p}$ 后,在成员节点内,状态估计的更新公式为

$$\hat{x}_k = \sum_{i=1}^{N_p} w_k^{(i)} x_k^{(i)} \quad (9)$$

各簇首节点需将成员节点上传的目标状态估计值和节点坐标相结合, 对其作简单的融合处理。参考 LANDMARC 系统的权值设计原理^[13], 用欧氏距离平方的倒数作为权重系数融合成局部估计:

$$W_{di} = \frac{1/D_i^2}{\sum_{j=1}^n \frac{1}{D_j^2}} \quad (10)$$

$$\tilde{x} = \sum_{i=1}^n W_{di} \hat{x}_i \quad (11)$$

式(10), 式(11)中, D_i 表示节点 i 与其簇首节点之间的欧氏距离, n 是该簇内成员节点的总数, \tilde{x} 即为该簇滤波所得的局部状态估计。由于在同一时刻目标可能被多个分簇内的节点监测到, 基站在接收到当前所有激活分簇上传的局部状态估计后取其平均值作为目标状态的全局估计。

4 DCRO-DPF 算法描述和流程图

基于前述动态分簇路由优化(DCRO)和分布式粒子滤波(DPF)的基本原理, 本文所提出的 DCRO-DPF 方法的流程图如图 1 所示, 具体实现步骤描述如下:

(1) 在第 r 轮分簇开始时, 判断重置条件是否被标记为成立, 若成立, 则对相关集合以及标志位进行重置后再执行后续操作。若不需重置, 则执行步骤(2);

(2) 节点生成随机数并广播至邻节点。节点 i 在接收完邻节点的随机数后进行比较, 若自身生成的

随机数最大, 则 i 成为 r 轮分簇中的簇首。新选为簇首的节点广播消息, 若非簇首的节点 j 能接收到此消息, 则节点 j 标记为成员节点;

(3) 若网络内所有节点都已分配为簇首节点或成员节点之一, 则各成员节点根据接收信号的强度决定所属的簇。否则, 若网络内尚有未分配到角色的节点, 那么这些节点将重新转入并执行步骤(2), 步骤(3), 选拔出本次分簇的下一批簇首节点和成员节点;

(4) 单独成簇的节点以首次广播随机数时的接收信号强度为依据, 加入信号最强邻节点所在分簇成为其成员节点, 然后更新簇首节点集合;

(5) 检查各簇内节点的标志位, 标记重置标志位。随后, 根据步骤(4)得到的分簇结果, 簇首节点负责搜寻簇内通信的最优路径, 基站则负责计算由基站出发到各簇首节点的最优路径;

(6) 完成分簇和路由优化工作后, 网络构建完毕, 可以开始进行滤波工作。新激活簇内的成员节点在滤波工作的初始阶段, 初始化采样点集(粒子)和对应的权重值;

(7) 在滤波器工作时刻 k , 各成员节点在更新采样点集和对应的权值后, 对权值作归一化处理, 然后考察有效采样尺度, 若有效采样尺度小于阈值 N_{th} , 则需执行重采样及归一化操作;

(8) 节点计算得目标状态的估计值并上传至簇首节点, 簇首节点融合上传数据, 获得目标状态的局部估计, 局部估计将被发送至基站, 基站对其取均值后作为目标状态的全局估计;

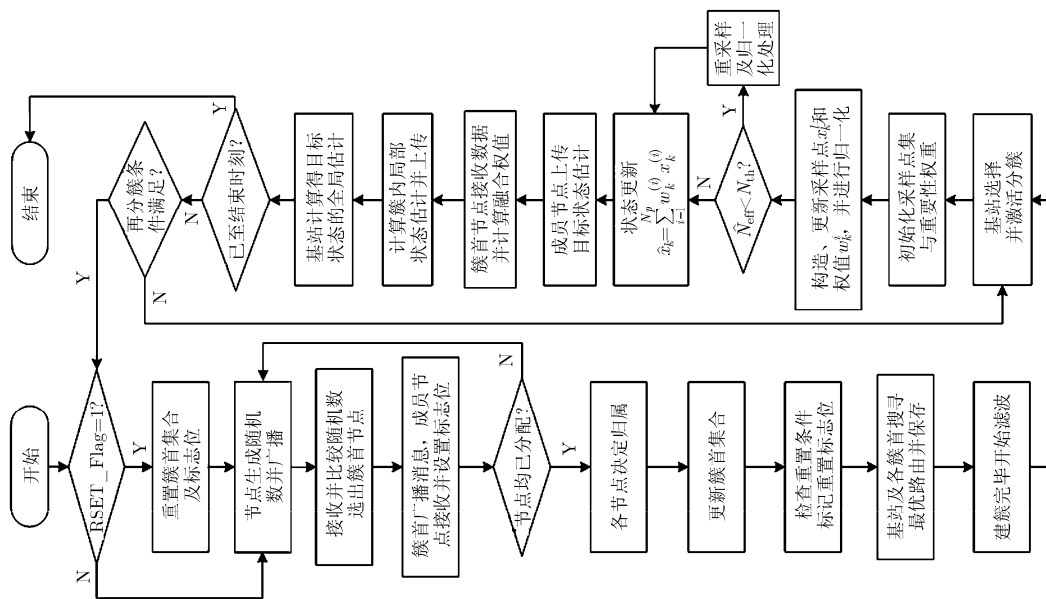


图1 DCRO-DPF 方法流程图

(9)根据预设的系统运行时长,判断此时是否应结束运行。若当前尚未到达结束时刻,则判断是否需要再次分簇,再次分簇的条件可设定为节点工作时间或节点剩余能量。如不需分簇,则基站以各簇位置与下一时刻目标状态预测值的接近程度为依据,发送激活信号激活相关的簇。被激活的簇将从基站处获得目标状态更新等必要信息,转步骤(7)进行下一轮滤波。若需要再次分簇,则返回步骤(1)进行下一次分簇。

DCRO-DPF方法主要考虑以下几个方面:动态划分和更新分簇时由尚未担任过簇首的节点继承簇首的工作;按最小化通信能耗的原则优化节点间的通信路由;执行分布式粒子滤波实现目标跟踪,并以目标状态的全局估计为依据激活相关区域的簇。这一系列操作的目的是降低网络内节点的能耗,延长网络寿命,同时确保目标跟踪的精确性。

5 仿真算例

以上已对本文提出的DCRO-DPF方法的基本原理和具体实现步骤作了阐述,下面以网络总能耗和目标跟踪精度作为主要技术指标,考察DCRO-DPF方法在这两方面的表现。传感器节点的能耗 E_{Node} 主要由3大部分组成,即节点发送数据的能耗 E_{Tx} 、接收数据的能耗 E_{Rx} 、执行算法的能耗 E_{Rf} ,满足 $E_{\text{Node}} = E_{\text{Tx}} + E_{\text{Rx}} + E_{\text{Rf}}$ 。其中, $E_{\text{Tx}} = E_{\text{elec}}k_b + E_{\text{amp}}k_b d^2$, $E_{\text{Rx}} = E_{\text{elec}}k_b$, $E_{\text{Rf}} = N \cdot C \cdot V_{\text{dd}}^2$, $E_{\text{elec}} = 50 \text{ nJ/bit}$ 为发送器或接收器处理1 bit数据的功耗, $E_{\text{amp}} = 100 \text{ pJ/bit/m}^2$, k_b 为发送数据的位数, N 为节点执行指令的时钟周期数, C 是切换电容均值, V_{dd} 代表电源电压^[14]。

采用DCRO分簇时簇首节点总数与通信半径有直接关系。假设监测区域为 $400 \text{ m} \times 400 \text{ m}$,总数为 $N_s = 256$ 的节点在该监测区域内均匀分布,感知半径设为 60 m ,感知模型如本文第2节所述,则平均簇首节点总数随通信半径的变化曲线如图2所示。在该曲线前一小段,簇首节点总数与网络内节点总数相等,这是因为此时的通信半径小于节点间距以致节点间无法实现通信,每个节点都得到了自身生成的随机数最大的判断,导致每个节点都成了簇首节点。通信半径增加到一定程度后,簇首节点总数随通信半径增大而单调下降,在通信半径达到 50 m 后曲线变化较为平缓,且变化幅度较小。在后面的仿真中,将DCRO-DPF方法中节点的通信半径设置为 75 m ,由于LEACH算法的原理是基于节点通信半径可调,故仿真时假设其通信半径可随通信距离的需要而调整。

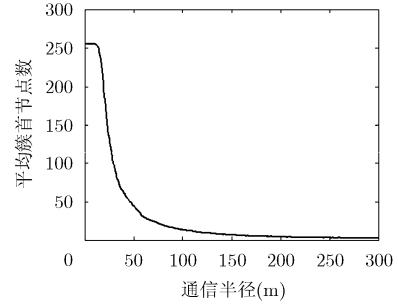


图2 簇首节点总数与通信半径关系图

图3至图7是采用不同机制生成的网络结构图,“○”代表普通节点,“□”为簇首节点,“△”则是基站。其中,图3为采用Dijkstra算法按照通信能耗最小化(Lowest Cost Path, LCP)的原则搜寻出各节点与基站之间的通信路径。图4为LEACH算法生成的分簇结构,簇首节点所占比例设置为5%。从该图中可见,各簇规模差别较大,规模最大的分簇中包含30个成员节点,而规模最小的仅包含8个成员节点。图5为 k 时刻由DCRO生成的优化前的簇内路由,簇内节点间直接通信。图6由DCRO生成的优化后的簇内路由,与LEACH算法相似,簇内节点也被划分为多个分簇,它与LEACH算法的不同之处在于,簇首节点的分布更为均匀,且优化了簇内通信路由。图7为DCRO优化后得到的簇首节点与基站之间的通信路径。

图8为LCP, LEACH, DCRO 3种不同方法的传感器网络总能耗曲线。仿真中相关参数设置为:步长 $T = 0.04 \text{ s}$,仿真时长为 26 s , $\sigma_0 = 3$, $C = 0.67 \text{ nF}$, $V_{\text{dd}} = 3.3 \text{ V}$,节点间通信时数据包大小相等,为 12 byte ,在首次分簇后,每完成50轮采样进行下一次分簇。比较图8中的3条曲线,可见LCP路由方法的传感器网络总能耗最大,LEACH次之,DCRO方法的能耗最低,在仿真结束时刻,3种算法的网络总能耗分别为 7.74 J , 5.82 J 和 4.65 J 。这是因为LCP方法中所有节点都要将滤波结果多跳传输至基站融合,路径较长且通信次数较多,因而能耗较大;采用LEACH方法后,传感器网络内的节点被划分为若干个簇,在簇内以及簇首与基站之间均直接通信,总通信量相比较少,因而总能耗比LCP低,但由于距离较远,能耗仍较大;相比于前两种方法,DCRO采用了分簇结构并优化了通信路由,而且簇首分布和各簇规模更为均匀,因此在图8表现的网络总能耗最低。

为对比说明DCRO-DPF方法在目标跟踪时的性能,将其与Wang等人^[15]提出的HS-EKF方法作比较,HS-EKF也是基于分簇结构和非线性滤波的

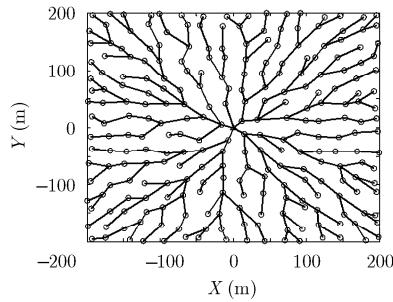


图3 LCP通信路由

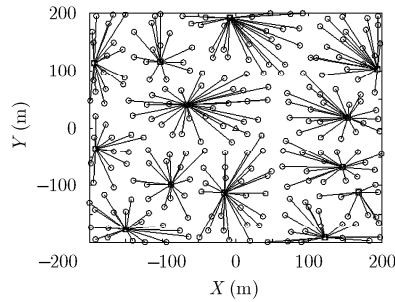


图4 LEACH通信路由

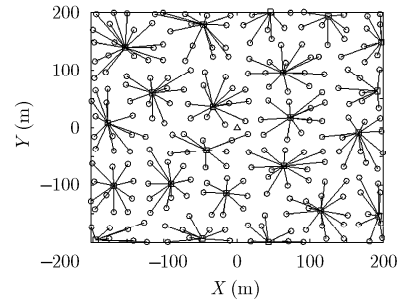


图5 DCRO路由优化前的簇内路由

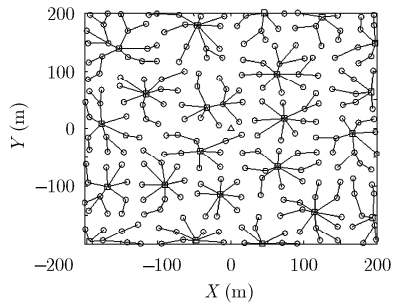


图6 DCRO路由优化后的簇内路由

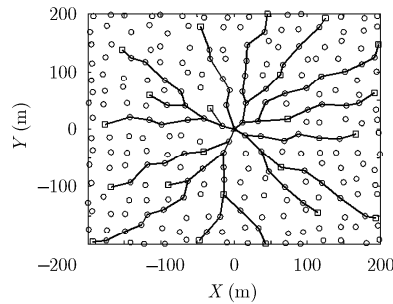


图7 DCRO簇首与基站间优化后的通信路由

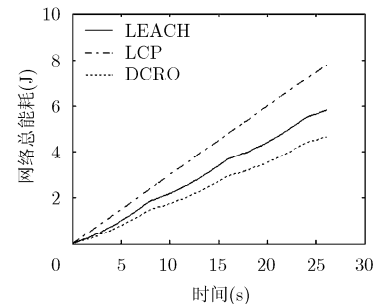


图8 传感器网络总能耗

传感器网络目标跟踪方法，具有一定代表性。采用本文第2节中所述的协调转弯率模型，假设目标初始状态为 $\mathbf{x}_0 = [-110 \ 3 \ 100 \ 4 \ -0.05]^T$ ，步长 T 为 1 s ，预设仿真时长为 140 s ， $0\sim 70\text{ s}$ 转弯率设置为 $\phi = -0.05\text{ rad}$ ， $71\sim 120\text{ s}$ 时 $\phi = 0.10\text{ rad}$ ， $121\sim 140\text{ s}$ 时 $\phi = 0.25\text{ rad}$ ，分别采用 DCRO-DPF 和 HS-EKF 方法实现跟踪，仿真结果如图9和图10所示。图9中目标的真实轨迹与 DCRO-DPF 方法所得轨迹几乎完全重合，相对而言，HS-EKF 方法所得轨迹与目标真实轨迹偏离较大。仿真过程中，各时刻 DCRO-DPF 和 HS-EKF 方法所得结果与目标真实状态之间的误差如图10所示，DCRO-DPF 所得估计值的误差分布在 $[0, 3.0]$ 之间，统计误差数据得到最大误差为 2.74 m ，平均误差为 1.10 m ，HS-EKF 的估计误差分布在 $[0, 10.0]$ 之间，统计误差数据得其最大误差为 9.08 m ，平均误差为 4.39 m 。说明 DCRO-DPF 方法能实现目标跟踪，且具有较高精度。

为了说明路由优化的必要性和有效性，在建簇完成时不优化路由的条件下进行目标跟踪(简称 DC-DPF)，则各方法的综合性能如表1所示。表中的平均计算速度是指完成单次分簇和滤波所耗时间的平均值。比较表内数据可知，从网络总能耗上看，HS-EKF、DCRO-DPF 两方法具有相似的性能，后者的网络总能耗略微大于 HS-EKF 算法，而 DC-DPF 的网络总能耗最高。相比于 DC-DPF 方

表1 算法性能综合比较

方法	平均计算速度 (s)	平均误差 (m)	网络总能耗 (J)
HS-EKF	0.00329	4.3871	5.867
DC-DPF	0.01364	1.1031	7.752
DCRO-DPF	0.01867	1.1040	6.116

法，采用 DCRO-DPF 方法时网络总能量降低了约21%，说明对通信路由的优化达到了预期目的。从跟踪精度角度看，DC-DPF 和 DCRO-DPF 具明显优势，平均误差仅为 HS-EKF 的 $1/4$ 左右，但耗时相对较大，这是由粒子滤波本身较大的计算量和较高的滤波精度决定的，由于采用了分布式结构，所耗时间也在可接受范围之内。上述仿真数据也说明应用于传感器目标跟踪时，DCRO-DPF 方法在网路能耗、跟踪精度上表现出了较为满意的性能。

6 结束语

基于无线传感器网络规模较大且节点的通信能力和节点能量十分有限的现实，本文提出了 DCRO-DPF 方法。该方法通过在无线传感器网络中构建动态分簇结构以降低网络能耗，避免簇首节点间相互干扰，并对节点间的通信路由进行了优化，使节点通信能耗降低，此外，采用基站激活分簇执行分布式滤波算法的机制也进一步降低了网络总能耗，达到延长网络寿命的目的。将 DCRO-DPF 方法应用

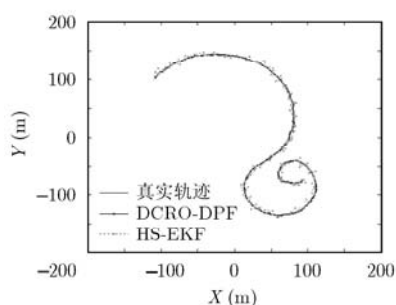


图9 跟踪效果图

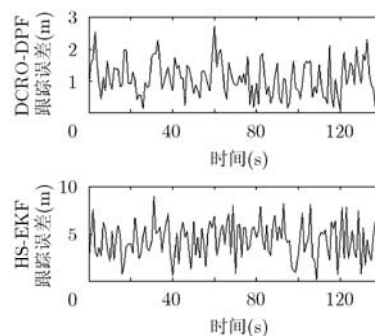


图10 跟踪的位置误差图

于目标跟踪时，系统根据节点通信半径可自行决定网络中簇首节点的数量，此外，粒子滤波在激活节点内的并行运行保证了目标跟踪的精度。由此，采用 DCRO-DPF 方法不仅可使传感器网络目标跟踪系统的能量均衡分布，降低了网络内节点总能耗，延长了网络寿命，同时又达到了传感器网络目标跟踪精确性的需求。

参考文献

- [1] 蒋鹏, 陈峰. 基于冗余节点休眠和分阶段唤醒策略的传感器网络三维覆盖控制方法[J]. 电子与信息学报, 2009, 31(12): 2807-2812.
Jiang Peng and Chen Feng. 3D coverage scheme based on hibernation of redundant nodes and phased waking-up strategy for wireless sensor networks[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2009, 31(12): 2807-2812.
- [2] Oka A and Lampe L. Distributed target tracking using signal strength measurements by a wireless sensor network[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2010, 28(7): 1006-1015.
- [3] Lin Jian-yong, Xiao Wen-dong, Lewis F L, et al. Energy-efficient distributed adaptive multi-sensor scheduling for target tracking in wireless sensor networks[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2009, 58(6): 1886-1896.
- [4] Olule E, Wang Guo-jun, Guo Min-yi, et al. RARE: an energy efficient target tracking protocol for wireless sensor networks[C]. International Conference on Parallel Processing Workshops, Xi'an, 2007: 76-81.
- [5] Heinzelman W R, Chandrakasan A, and Balakrishnan H. Energy-efficient communication protocol for wireless micro-sensor networks[C]. Proceedings of the 33rd Hawaii International Conference on System Science, Hawaii, 2000: 3305-3314.
- [6] Ren Hong-liang and Meng M Q. Power adaptive localization algorithm for wireless sensor networks using particle filter[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2009, 58(5): 2498-2508.
- [7] Coates M and Ing G. Sensor network particle filters: motes as particles[C]. IEEE/SP 13th Workshop on Statistical Signal Processing, Bordeaux, 2005: 1152-1157.
- [8] Ahmed N, Rutten M, Bessell T, et al. Detection and tracking using particle-filter-based wireless sensor networks[J]. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2010, 9(9): 1332-1345.
- [9] Vercauteren T and Wang Xiao-dong. Decentralized sigma-point information filters for target tracking in collaborative sensor networks[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2005, 53(8): 2997-3009.
- [10] Jiang Peng and Li Sheng-qiang. A data compression algorithm for wireless sensor networks based on an optimal order estimation model and distributed coding[J]. *Sensors*, 2010, 10(10): 9065-9083.
- [11] Lee K, Lee J, Lee H, et al. A density and distance based cluster head selection algorithm in sensor networks[C]. The 12th International Conference on Advanced Communication Technology, Gangwon-Do, Korea, 2010: 162-165.
- [12] Gustafsson F. Particle filter theory and practice with positioning applications[J]. *IEEE Aerospace and Electronic Systems Magazine*, 2010, 25(7): 53-82.
- [13] 储海斌. 基于无线局域网的定位追踪技术研究[D]. [硕士学位论文], 浙江大学, 2011.
Chu Hai-bin. Research of WLAN-based positioning and target tracking technology[D]. [Master dissertation], Zhejiang University, 2011.
- [14] Kumara D, Aseri T C, and Patel R B. EEHC: energy efficient heterogeneous clustered scheme for wireless sensor networks[J]. *Computer Communications*, 2009, 32(4): 662-667.
- [15] Wang L K, Hsieh S C, Huang Kou-yuan, et al. Target tracking in clusters of sensor networks via handoff scheme with extended kalman filter[C]. Fifth International Conference on Intelligent Information Hiding and Multimedia Signal Processing, Kyoto, 2009: 446-449.

蒋鹏：男，1975年生，教授，硕士生导师，研究领域为传感器网络、嵌入式系统及其应用、智能仪表。

宋德华：男，1986年生，硕士生，研究领域为无线传感器网络。