

基于预测的动态分簇目标跟踪算法*

向 智, 郭松涛

(重庆大学 计算机学院, 重庆 400044)

摘 要: 在保证高跟踪准确度的基础上,降低节点的能耗,延长网络的寿命是目标跟踪的核心问题。为此,提出了一种基于预测的动态分簇目标跟踪算法 Pre-DC。该算法首先建立动态的簇结构,然后利用粒子滤波算法实现簇对目标的跟踪,最后根据预测误差大小动态地更新簇结构。这样不仅降低了跟踪簇的能量消耗,同时也提高了跟踪精确度。仿真结果表明,算法在参与跟踪节点较少的情况下,能获得很好的目标跟踪精度。

关键词: 目标跟踪; 无线传感器网络; 粒子滤波; 动态分簇

中图分类号: TP391.9

文献标志码: A

文章编号: 1001-3695(2013)03-0848-05

doi:10.3969/j.issn.1001-3695.2013.03.053

Prediction-based dynamic clustering target tracking

XIANG Zhi, GUO Song-tao

(College of Computer Science, Chongqing University, Chongqing 400044, China)

Abstract: The most important challenge in target tracking is how to reduce the nodes' energy consumption and prolong network lifetime while guaranteeing a higher tracking accuracy. To solve the above problem, this paper proposed a prediction-based dynamic clustering target tracking algorithm (Pre-DC). The algorithm first established a dynamic cluster, and then used the particle filter method to track the target in the current cluster, and finally updated the cluster according to prediction error. This method not only reduced the cluster's energy consumption, but also improved the tracking accuracy. The simulation result shows that the proposed algorithm can obtain a good tracking accuracy even if the less sensor nodes take part in target tracking.

Key words: target tracking; wireless sensor network (WSN); particle filter (PF); dynamic clustering

无线传感器网络 (WSN)^[1] 由于节点小、易部署、环境适应力好以及跟踪更可靠等特点,被广泛用于目标跟踪和定位。文献[2~5]已经在这方面进行了研究。文献[2,3]虽然选取一个节点进行目标跟踪,但是跟踪误差较大,不适合高精度的目标跟踪。文献[4]提出一种静态簇头跟踪的方案,其中具有较高能量的簇头节点事先部署,但该方案不能根据跟踪精度进行自适应调整。文献[5]提出了一种基于扩展卡尔曼滤波的多节点协作目标跟踪算法,跟踪精度有所提高。显然在节点资源有限的传感器网络中进行目标跟踪,需要多节点协同工作。然而如何确定参与目标跟踪的节点数量、节点间如何进行信息交互以及如何确保在满足跟踪准确度的前提下使得节点能耗最低等目标跟踪的核心问题仍然没有得到解决。

目前目标跟踪的常用算法有:基于信息驱动的算法^[6,7]、基于传送树的算法^[8]、卡尔曼滤波算法^[9,10]以及粒子滤波算法^[11~15]等。粒子滤波算法基于蒙特卡罗方法,利用样本表示概率,避免了其他跟踪算法对参数过于敏感的缺点,解决了卡尔曼滤波算法中随机变量必须满足高斯分布的制约问题,所以非常适合处理非线性系统状态估计且保证了目标跟踪的鲁棒性。同时文献[16~20]也表明了粒子滤波可以很好地应用于目标跟踪。

本文在保证跟踪精度和节省能量的前提下,利用多节点协同跟踪和粒子滤波算法,提出了一种基于预测的动态分簇算法进行目标跟踪。该算法选择距目标最近的节点为簇头节点,并

根据探测模型选择簇成员节点,其他未被选择的感知节点转入休眠状态。本文在簇成员周围部署粒子,利用粒子滤波算法,得到每个节点对目标状态的估计;然后在簇头节点对簇成员节点的数据进行融合,得到当前簇对目标状态的和方差估计,并根据预测误差大小动态调整簇结构,选择新的簇头和簇成员。在新簇形成后,当前簇头将状态估计值发送给新簇簇头,新簇则在下一时刻进行新一轮的目标跟踪。

1 问题描述和应用模型

1.1 问题描述

在无线传感器网络中,节点的随机部署往往导致在不同时刻探测到目标的传感器节点的数量是不一样的。为了保证目标跟踪的精度,需要多个节点协同工作进行目标的跟踪。同时为了避免所有探测到的节点都参与目标跟踪,本文拟提出一种分簇机制,即选择满足一定探测阈值的节点成为一个簇。图1描述了在目标跟踪过程中, $k=50$ 时所形成的簇结构。其中:黄色方形(见电子稿)表示目标位置;圆表示能够探测到目标存在的范围;黑色节点表示簇成员节点;而簇头为距离目标最近且满足一定能量阈值的节点。由于目标的移动,簇结构跟踪精度会下降,所以需要簇结构进行更新,选择新的簇结构和簇成员节点。因此本文拟解决以下问题:a)如何选择簇头 and 如何选择参与跟踪的簇成员节点;b)如何利用簇结构对当前

收稿日期: 2012-07-28; 修回日期: 2012-09-04 基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61170248)

作者简介: 向智(1989-),男,湖南永顺人,硕士研究生,主要研究方向为拓扑控制、目标跟踪(jairdxs@163.com);郭松涛(1976-),男,河南驻马店人,教授,博导,主要研究方向为无线与移动计算、并行与分布式计算。

时刻目标状态进行估计;c)如何动态更新簇结构,即如何根据预测误差的大小动态对簇结构进行更新。

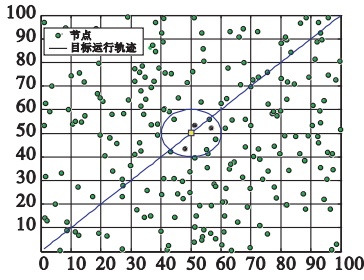


图1 $k=50$ 时刻形成的簇结构

1.2 应用模型

在无线传感器网络中,传感器节点受到资源限制和环境噪声的影响,所以为了更好地模拟现实环境中目标跟踪精度和跟踪过程中的能量消耗,本文应用 RSSI 模型、节点探测模型和能耗模型分别对节点接收信号强度、节点探测概率和能量消耗进行模拟;应用目标移动过程中的运动模型来模拟目标移动轨迹。

1) RSSI 模型 在目标跟踪过程中,节点需要根据其与目标之间的距离来获取接收信号强度,然后根据信号强度的强弱来判断离目标最近的节点信息。接收信号强度(RSSI)随着传输距离的增大而呈指数衰减。现假设目标在网络检测区域,传感器节点接收信号强度模型为^[21]

$$r_i = a \|X_{\text{tar}} - X_i\|^{-\beta} + n_i \quad 1 \leq i \leq N \quad (1)$$

其中: r_i 为第 i 个传感器节点收到的信号强度, a 为运动目标的物理信号值, X_{tar} 为目标的位置坐标, X_i 为节点 i 的位置坐标, $\|X_{\text{tar}} - X_i\|$ 为目标与节点 i 之间的欧拉距离, N 为当前时刻能够感知到目标的节点数量, β 为路径衰减系数($2 \leq \beta \leq 4$), n_i 为 $N(0, \sigma^2)$ 高斯白噪声。

2) 节点探测模型 在实际网络环境中,由于环境中噪声会造成节点探测的误差,所以目标被节点探测到应满足一定的概率。本文利用概率模型来模拟节点探测概率:假设每个节点的感知半径都为 r_s ,不确定性探测半径为 $\delta \times r_s$ ($\delta < 1$),即在半径 $\delta \times r_s$ 内目标被探测到的概率为 λ_2 ;超出半径 $(1 + \delta) \times r_s$,节点则不能探测到目标,探测概率为 0。由此,移动目标被节点 i 探测到的概率模型为^[22]

$$p_i = \begin{cases} 0 & d_{\text{tar},i}/r_s \geq 1 + \delta \\ e^{-\lambda_1} \alpha_1^{\beta_1} / \alpha_2^{\beta_2} \times \lambda_2 & 1 - \delta < d_{\text{tar},i}/r_s < 1 + \delta \\ \lambda_2 & d_{\text{tar},i}/r_s \leq 1 - \delta \end{cases} \quad (2)$$

其中: $d_{\text{tar},i}$ 表示目标与节点 i 之间的欧式距离; λ_1 、 λ_2 、 β_1 、 β_2 为概率模型中用来衡量探测概率的参数,为用户给定值。参数 α_1 、 α_2 定义为

$$\alpha_1 = r_s(\delta - 1) + d_{\text{tar},j}, \alpha_2 = r_s(\delta + 1) - d_{\text{tar},i} \quad (3)$$

进而可以获得在 k 时刻,目标被 m 个节点同时探测到的概率 p_k (即联合探测概率)为

$$p_k = 1 - \prod_{i=1}^m (1 - p_{k,i}) \quad (4)$$

其中: $p_{k,i}$ 为 k 时刻目标被节点 i 探测到的概率。

3) 能量消耗模型 在无线传感器网络中,减少节点能耗、延长网络寿命是最主要的目的。本文为了模拟跟踪过程中网络的能量消耗,假设传感器节点 i 向节点 k 传输 1 bit 数据能耗 $E_c(s_i, s_k)$ 为节点间的传输能耗 $E_t(s_i, s_k)$ 与节点 k 的接收能耗 $E_r(s_k)$ 之和,即

$$E_c(s_i, s_k) = E_t(s_i, s_k) + E_r(s_k) = (e_1 + e_2 d_{i,k}^2 + e_r) \quad (5)$$

其中: $E_t(s_i, s_k) = e_1 + e_2 d_{i,k}^2$, $E_r(s_k) = e_r$ 。 e_1 和 e_2 是由发送端 s_i 决定的常数; e_r 为接收端决定的常数; $d_{i,k}$ 为两节点 i 、 k 间的距离。

4) 目标移动模型 为了模拟目标在网络中的运动轨迹,给出目标运动模型。假设网络区域中部署有 N 个节点,每个节点位置 (x_i, y_i) 已知, $i \in \{1, \dots, N\}$, 则节点的目标运动模型和节点对目标的观测方程分别为

$$X_{k+1} = FX_k + w_k \quad w_k \sim N(0, \sigma_w^2) \quad (6)$$

$$Z_k = HX_k + v_k \quad v_k \sim N(0, \sigma_v^2) \quad (7)$$

其中: X_k 为目标在 k 时刻的状态向量, $X_k = (x_k, v_{x,k}, y_k, v_{y,k})^T$; (x_k, y_k) 表示目标在 k 时刻的位置; $(v_{x,k}, v_{y,k})$ 表示目标在 k 时刻的速度值; F 为状态转移矩阵,表示目标在 k 时刻和 $k+1$ 时刻的状态转换关系; w_k 为系统噪声。对于方程(7), Z_k 为 k 时刻的观测向量, v_k 为观测噪声, H 为观测模型矩阵。

$$F = \begin{bmatrix} 1 & T & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (8)$$

2 动态分簇目标跟踪算法

为了解决本文 1.1 节所提出的三个问题,本文提出了基于预测的动态分簇算法。算法的基本思想为:当目标进入网络区域的初始时刻,在目标位置检测范围内的感知节点在检测到目标后,通过信息交换,选择簇头和簇内成员,建立初始簇。簇内成员通过粒子滤波算法对目标状态进行估计,并将信息传递给簇头节点,簇头利用汇聚信息预测下一时刻目标的位置和计算下一时刻的预测协方差,并利用预测协方差计算预测误差。如果该误差超过给定的阈值,则选择新的簇结构进行下一轮的跟踪;否则就继续在当前簇内进行目标跟踪。所提算法的优势是:a)由于簇内跟踪节点只占有能探测到目标节点的一部分,从而减少了多余节点的能耗和通信能量;b)簇的动态更新确保了目标跟踪的精度。

2.1 算法过程描述

2.1.1 簇的建立

建立簇的目的在于簇内的节点可以周期性地探测目标是否在网络区域内运动。簇的建立过程为:当目标初始进入网络区域时,选择接收信号强度最大且剩余能量大于给定阈值的节点为簇头节点,然后在探测到目标的节点中广播组建簇的信息,选择簇成员节点;在目标探测范围内的节点在收到组簇信息后,就与簇头进行通信,把接收到的信号强度和与目标之间的距离作为消息发送给簇头节点;簇头节点在接收到节点发送过来的数据后,根据 1.2 节的节点探测模型,在簇头的邻居节点内选择使得联合探测概率大于给定阈值 θ_d 的节点成为簇成员节点,其余感知节点不参与目标的跟踪,转入休眠状态。

2.1.2 簇的更新

在时刻 k ,假设簇结构为 $\text{cluster}(k) = \{CH(k), cm_1, cm_2, \dots, cm_l\}$, 其中 $CH(k)$ 为簇头节点,其余节点为簇成员节点。簇内成员分别通过粒子滤波算法对目标位置进行估计,然后将估计值传递给簇头节点 $CH(k)$ 进行数据融合,簇头节点完成对目标的位置估计,并计算下一时刻目标的位置和预测协方差,根据协方差计算预测误差。若误差小于给定的阈值 Φ_0 ,则仍在当前簇内进行跟踪;否则就进行簇的更新。唤醒与下一时刻目标位置最近,且满足一定能量阈值节点为新的簇头节点

$CH(k+1)$, 然后根据 1.2 节节点探测模型, 当前簇头 $CH(k)$ 在新簇头 $CH(k+1)$ 的邻居节点中, 选择新的簇成员节点。选择过程结束后, 当前簇头 $CH(k)$ 将当前时刻跟踪参数传递给新簇头 $CH(k+1)$ 。新的簇结构则在下一时刻进行目标的跟踪。而不在探测区域的节点则关闭通信模块, 转入休眠状态。该跟踪算法流程如图 2 所示。

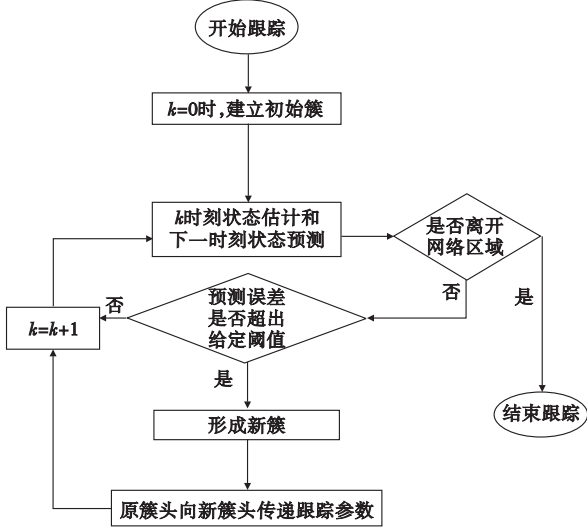


图2 跟踪算法流程

图2 对目标跟踪过程中算法过程进行了描述, 下面具体描述算法的实现过程, 即在时刻 k , 簇结构如何利用粒子滤波算法对目标进行跟踪。

2.2 动态分簇目标跟踪算法具体实现

本文提出一种基于预测的动态簇目标跟踪算法 Pre-DC (prediction based dynamic clustering)。该算法主要是利用粒子滤波算法对当前位置进行估计和预测下一时刻的状态信息。粒子滤波算法是基于蒙特卡罗方法采样的一种算法, 其核心思想是通过随机状态粒子集来表达后验概率密度函数, 并利用粒子集获取当前时刻最优状态值。其后验概率和最优状态估计值分别为

$$p(X_k | Z_{1:k}) \approx \sum_{i=1}^N W_k^i \delta(X_k - X_k^i) \quad (9)$$

$$\hat{X}_k = \sum_{i=1}^N W_k^i X_k^i \quad (10)$$

采样时刻 k , 簇内成员节点分别利用粒子滤波算法对目标状态进行估计。簇头为簇内每个成员节点分配相应的粒子, 簇内成员则通过其周围分配的粒子, 分别利用粒子滤波算法对目标进行状态估计, 然后将估计信息传回簇头节点。簇头在完成数据融合后获得当前时刻的状态估计值, 然后根据预测误差大小来决定是否进行簇的动态更新。假设 k 时刻给成员节点 j 分配的粒子数为 N_j , X_i 表示粒子 i 的状态值, W_i 表示粒子 i 的权值, Z_i 表示粒子 i 的观测值。Pre-DC 算法的具体步骤如下:

a) 粒子初始化。假设 $k=0$ 时目标进入传感器网络。感知到目标的节点通过信息交换, 选择离目标最近的节点为簇头节点; 然后根据探测模型选择簇成员节点。簇头为每个成员 j 分配 N_j 个粒子, 根据先验概率 $p(x_0 | z_0)$ 初始化粒子集, 使每个粒子具有相等的权值。

b) 粒子采样。簇成员节点 j 分别对周围分配的每个粒子进行采样。在时刻 k , 已知上一时刻的粒子状态 $\{X_{k-1}^{i,j}, W_{k-1}^{i,j}\}$, 根据重要性函数 $q(X_k | X_{k-1}^{i,j}, Z_{1:k})$ 对粒子重新进行采样, 获得粒子在时刻 k 的状态, 即新样本 $\{X_k^{i,j}, W_k^{i,j}\}$:

$$X_k^{i,j} \sim q(X_k | X_{k-1}^{i,j}, Z_{1:k}) = p(X_k | X_{k-1}^{i,j}) \quad (11)$$

并计算 k 时刻每个粒子的权值:

$$W_k^{i,j} \sim W_{k-1}^{i,j} \frac{p(Z_k | X_k^{i,j}) p(X_k^{i,j} | X_{k-1}^{i,j})}{q(X_k^{i,j} | X_{k-1}^{i,j}, Z_{1:k})} = W_{k-1}^{i,j} p(Z_k | X_k^{i,j}) \quad (12)$$

c) 成员节点状态估计。第 j 个簇成员节点根据周围的粒子信息, 利用粒子滤波算法计算 N_j 个样本的加权和 X_k^j , 权值和 W_k^j , 权值平方和 D_k^j 及估计协方差 Cov_k^j :

$$X_k^j = \sum_{i=1}^{N_j} W_k^{i,j} X_k^{i,j}, W_k^j = \sum_{i=1}^{N_j} W_k^{i,j}, D_k^j = \sum_{i=1}^{N_j} (W_k^{i,j})^2, \\ Cov_k^j = \sum_{i=1}^{N_j} W_k^{i,j} X_k^{i,j} (X_k^{i,j})^T \quad (13)$$

然后簇成员 j 将 $\{X_k^j, W_k^j, D_k^j, Cov_k^j\}$ 数据信息发送给簇头节点。

d) 重采样。簇头节点在收集到簇内所有成员节点的数据包信息后, 计算有效粒子数:

$$N_{\text{eff}} = \frac{1}{\sum_{j=1}^J \sum_{i=1}^{N_j} (W_k^{i,j})^2} \quad (14)$$

设置重采样阈值 N_{th} (通常 $N_{th} = 2N/3$)。若 $N_{\text{eff}} < N_{th}$, 当前簇结构对粒子集进行重采样。簇头给簇内成员广播消息, 进行重采样过程, 使得原来的带权粒子样本 $\{X_k^i, W_k^i\}$ 映射为等权重样本 $\{X_k^i, N^{-1}\}$ 。

e) 簇头节点数据融合。在有效粒子数得到满足的情况下, 簇头根据簇成员发送来的数据包信息估计目标位置 X_k 和协方差信息 Cov_k :

$$W_k = \sum_{j=1}^J W_k^j, X_k = \sum_{j=1}^J X_k^j / W_k, Cov_k = \sum_{j=1}^J Cov_k^j / W_k - X_k (X_k)^T \quad (15)$$

f) 预测 $k+1$ 时刻的性能指标。簇头节点在完成数据融合后, 计算 $k+1$ 时刻目标状态的预测值 $X_{k+1|k}$ 和预测协方差 $Cov_{k+1|k}$:

$$X_{k+1|k} = \sum_{i=1}^N W_k^i X_{k+1|k}^i, Cov_{k+1|k} = \sum_{i=1}^N W_k^i Cov_{k+1|k}^i \quad (16)$$

其中: $X_{k+1|k}^i$ 和 $Cov_{k+1|k}^i$ 可以根据文献[23]中的 UKF 算法获得。簇头根据预测协方差计算当前性能指标函数 $E_{k+1} = \max(\sqrt{f_1}, \sqrt{f_2})$, 其中 f_1, f_2 为协方差矩阵 $Cov_{k+1|k}$ 对角线上对应于目标位置 (x, y) 的元素, $\sqrt{f_1}, \sqrt{f_2}$ 代表目标位置的均方误差。若 $E_{k+1} < \Phi_0$, 即跟踪误差小于给定阈值, 转步骤 b), 继续在当前簇内进行目标跟踪; 否则当前簇头选择新簇的簇头和簇成员, 建立新的簇结构进行目标跟踪。

g) 簇的更新。当前簇头节点唤醒距下一时刻目标最近的节点为新的簇头, 并根据节点探测模型选择探测概率大于 θ_d 的节点为簇成员节点, 然后当前簇头把 k 时刻的 $\{X_k^i, W_k^i\}_{i=1}^{N_j}$ 状态估计信息发送给新的簇头; 而不在探测区域的节点则关闭通信模块, 转入休眠状态。新的簇则在 $k+1$ 时进行新一轮的目标跟踪。

3 实验模拟

本文利用 MATLAB 2010 对所提出的算法对目标跟踪性能进行模拟仿真评价。实验的模拟场景设置如下: 假设节点在二维空间运动, 整个网络区域为 $100 \text{ m} \times 100 \text{ m}$ 的正方形区域, 节点在区域内匀速运动。本文用到的参数如表 1 所示。

假设: a) 所有传感器节点预先部署且能量有限; b) 网络节点一旦部署就不能移动; c) 假设每个节点都可以通过通信获得其邻居节点的位置和方向信息; d) 当节点之间发送的数据包发生冲突, 节点重发数据包, 最多允许重发三次。

表1 实验中参数及相应的取值

参数	含义	参数取值
N	粒子数量	5000
N_s	均匀随机部署节点数量	225
T/s	采样周期	1
T_{total}/s	目标跟踪时间	100
R_s/m	节点探测半径	10
θ_d	探测概率阈值	0.9
δ	节点不确定探测范围	0.2
$\beta_1, \beta_2, \lambda_1, \lambda_2$	衡量探测概率的参数	3, 2, 1, 0.6
Φ_0/m	跟踪误差阈值	2
$e_1/nJ/b$	发送端 s_i 决定的常数	50
$e_2/pJ/(b \cdot m^2)$	发送端 s_i 决定的常数	150
$e_r/nJ/bit$	接收端决定的常数	100

对所提出的目标跟踪算法进行性能评价的两个主要指标,即跟踪的精确度和跟踪的能量消耗。其中跟踪的精确度主要由跟踪误差 RMS(如式(17)所示)来描述;跟踪能耗根据式(5)提出的能耗消耗模型,用实际参与跟踪的节点数和节点间的距离进行衡量。本文方法与静态分簇跟踪算法(static-cluster)和扩展卡尔曼滤波跟踪算法(EKF)进行性能对比,其中静态分簇跟踪算法即指当前所有能探测到目标的节点都参与目标的跟踪定位。为了模拟跟踪准确度,本文利用均方根误差 RMS(root mean square)来模拟目标位置的估计值与实际值之间的平均误差。RMS 的计算为

$$RMS = \sqrt{\frac{1}{N} \left(\sum_{k=1}^N (x_k - \hat{x}_k)^2 + (y_k - \hat{y}_k)^2 \right)} \quad (17)$$

其中: N 为每次模拟实验中误差的样本总量, (x_k, y_k) 为 k 时刻目标的真实位置, $(\hat{x}_k, \hat{y}_k)$ 表示算法估计位置。

3.1 算法性能对比

用 MATLAB 软件对所提出的算法进行仿真评价 100 次,每次仿真对目标采用相同的运动轨迹、随机的系统噪声和测量噪声。实验根据性能指标均方根误差 RMS,对静态分簇算法、扩展卡尔曼滤波算法(EKF)与本文提出的 Pre-DC 算法进行性能比较和分析。图 3 表示三种算法 RMS 误差对比。从图 3 可以看出,Pre-DC 算法的 RMS 误差与 EKF 算法的相近,是 static-cluster 算法的 30%~50%,且误差变化稳定。由于节点的随机部署,static-cluster 算法在每个时刻参与感知的节点数量不同,导致 RMS 误差变化较大;同时由于节点探测的概率性,距目标较远的节点对目标跟踪的误差影响较大,所以整体误差要比 Pre-DC 算法和 EKF 算法高。同时从图中可以看出,本文提出的 Pre-DC 算法在节点随机部署的网络中,目标跟踪的精度和稳定性较之 EKF 和 static-cluster 都有所提高。

图 4 表示 Pre-DC 与 Static-Cluster 算法在跟踪过程中的能量消耗。

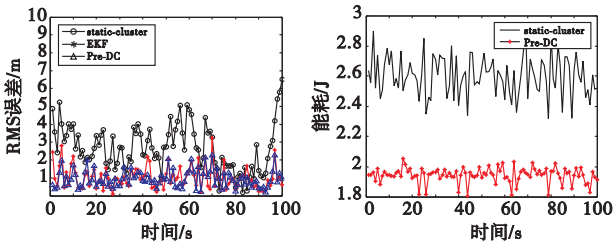


图3 Pre-DC、static-cluster 和EKF算法的RMS误差对比

从图 4 中可以看出,Pre-DC 算法选取适量的节点形成簇结构对目标进行跟踪,避免了多余节点的能耗和节点间的通信能耗,实际参与目标跟踪的节点数量较少,且分簇后簇内节点之间的距离较近,所以跟踪过程能量消耗要明显小于 static-

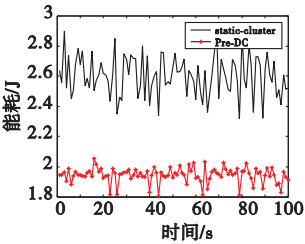


图4 static-cluster、Pre-DC 算法能耗对比

cluster 算法。

本文还仿真比较了 Pre-DC 算法在目标不同运动轨迹下的跟踪误差,如图 5、6 所示。

通过图 5 和 6 可以得出,本文提出的 Pre-DC 算法在不同运动轨迹下,跟踪误差波动不大,稳定性比较好。另外,算法不易受目标跟踪轨迹的影响,跟踪效果较好。

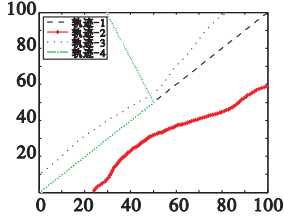


图5 目标的四种不同运动轨迹

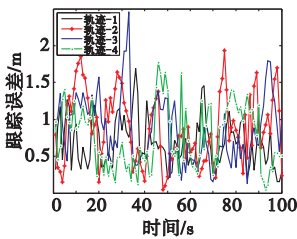


图6 Pre-DC算法在不同运动轨迹下的跟踪误差

3.2 参数对算法性能的影响

本文仿真评价了粒子数 N 和部署节点数量对 Pre-DC 算法性能的影响。图 7 表示在不同粒子数量下 X 轴方向的跟踪误差;图 8 表示在不同粒子数量下 Y 轴方向的跟踪误差。通过对图 7 和 8 进行分析,可以得到如下结论:

- a) 算法跟踪误差随着粒子数增加而减少。
- b) 当部署的粒子数大于一定数目时,粒子数目的增加对跟踪精度提升影响不大。
- c) 当粒子数量取值为 5 000 时,算法的性能最优。

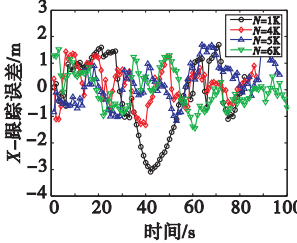


图7 X轴方向跟踪误差

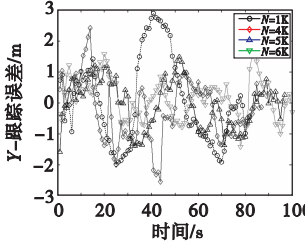


图8 Y轴方向跟踪误差

表 2 描述了不同部署节点数量对算法跟踪性能的影响。可以看出,三种算法都随着部署节点数量的增加而跟踪误差减小,但 static-cluster 算法的跟踪误差最小。这说明本文提出的算法对目标跟踪的性能改善更为明显;同时也说明对于静态簇算法而言,跟踪节点的数量越多,跟踪误差就越小。

表2 部署节点数目对 RMS 误差影响

部署节点数目	static-cluster	EKF	Pre-DC
81	2.244 7	1.016 8	0.848 8
121	1.992 1	1.001 7	0.847 0
169	1.624 2	0.976 0	0.828 4
225	1.457 1	0.970 8	0.788 9

4 结束语

由于无线网络节点能量有限和随机部署的特点,为了提高跟踪的精确度和降低网络能耗,本文将动态分簇和粒子滤波算法相结合,提出了一种基于预测的动态分簇算法 Pre-DC。实验仿真表明:该算法跟踪精度高,稳定性好,具有较好的跟踪效果;而且算法利用粒子滤波算法进行状态和误差预测,动态进行簇结构的更新,既保证了目标跟踪的精度,又减少了多余节点的能耗和网络的通信量,延长了网络寿命。

参考文献:

[1] AKYILDIZ I F, SU W, SANKARASUBRAMANIAM Y, et al. Wireless sensor network: a survey [J]. Computer Network, 2002, 38 (4):

- 393-442.
- [2] ZHAO Feng, LIU Jie, LIU Juan, *et al.* Collaborative signal and information processing; an information directed approach[J]. *Proceeding of the IEEE*, 2003, 91(8): 1199-1209.
- [3] CHU M, HAUSSECKER H, ZHAO Feng. Scalable information-driven sensor querying and routing for Ad hoc heterogeneous sensor networks [J]. *High Perform Computer Application*, 2002, 16(3): 293-313.
- [4] CHEN Wei-peng, HOU J C, SHA Lui. Dynamic clustering for acoustic target tracking in wireless sensor networks[J]. *IEEE Trans on Mobile Computing*, 2004, 3(3): 258-271.
- [5] LIU J Y, XIAO W D, XIE L H, *et al.* Energy-efficient distributed adaptive multisensor scheduling for the target tracking in wireless sensor network [J]. *IEEE Trans on instrumentation and measurement*, 2009, 58(6): 1886-1896.
- [6] ZHAO F, SHIN J, REICH J. Information-driven dynamic sensor collaboration[J]. *IEEE Signal Process*, 2002, 19(2): 61-72.
- [7] HINTZ K J. A measure of the information gain attributable to cueing [J]. *IEEE Trans on Systems, Man, and Cybernetics*, 1991, 21(2): 434-442.
- [8] ZHANG W S, CAO Guo-hong. DCTC: dynamic convoy tree-based collaboration for target tracking in sensor networks[J]. *IEEE Trans on Wireless Communica-tions*, 2004, 3(5): 1689-1701.
- [9] SORENSON H W. Kalman filtering: theory and application [M]. [S. l.]: IEEE Press, 1985.
- [10] WAN E A, Van der MERWE R. The unscented Kalman filter for non-linear estimation [C]//Proc of IEEE International Symposium on Adaptive Systems for Signal Processing, Communications and Control. 2000: 342-351.
- [11] ARULAMPALAM M S, MASKELL S, GORDON N, *et al.* A tutorial on particle filters for on-line non-linear/non-Gaussian Bayesian tracking[J]. *IEEE Trans on Signal Processing*, 2002, 50(2): 174-188.
- [12] 张建安, 赵修斌, 李思佳, 等. 一种用于目标跟踪的改进粒子滤波算法[J]. *计算机工程*, 2012, 38(5): 176-179.
- [13] JIANG Bo, RAVINDRA B. Completely distributed particle filters for target tracking in sensor networks [C]//Proc of IEEE International Parallel & Distributed Processing Symposium. 2011: 334-344.
- [14] JIANG Hai-li, QING Shan-jia, XI Chen, *et al.* Tracking moving object via a sensor network with partial information broadcasting scheme [C]//Proc of the 48th Joint IEEE Conference on Decision and Control and the 28th Chinese Control Conference. 2009: 4643-4648.
- [15] WEI Meng, WEN Dong-xiao, LI Hua-xie. An efficient EM algorithm for energy-based multisource localization in wireless sensor networks [J]. *IEEE Trans on Instrumentation and Measurement*, 2011, 60(3): 1017-1027.
- [16] AHMED N, RUTTEN M, BESSELL T, *et al.* Detection and tracking using particle-filter-based wireless sensor networks[J]. *IEEE Trans on Mobile Computing*, 2010, 9(9): 1332-1345.
- [17] GU Lin, JIA Dong, VICAIRES P, *et al.* Lightweight detection and classification for wireless sensor networks in realistic environments [J]. *SensSys*, 2005, 20(5): 205-217.
- [18] WANG Q, CHEN W, SHA L, *et al.* Acoustic target tracking using tiny wireless sensor devices[J]. *Information Processing in Sensor Networks*, 2003, 32(5): 642-657.
- [19] 冯林方, 胥布工, 刘永桂. WSNs 下一种自适应多传感器协同目标跟踪策略[J]. *计算机应用研究*, 2010, 27(11): 4222-4225.
- [20] 黄艳, 于海斌. 基于粒子滤波的无线传感器网络目标跟踪算法[J]. *控制与决策*, 2008, 23(12): 1389-1394.
- [21] JING Teng, SNOUSSI H, RICHARD C, *et al.* Distributed variational filtering for simultaneous sensor localization and target tracking in wireless sensor networks[J]. *IEEE Trans on Vehicular Technology*, 2012, 61(5): 2305-2318.
- [22] WANG X, MA J J, WANG S, *et al.* Distributed energy optimization for target tracking in wireless sensor network[J]. *IEEE Trans on Mobile Computing*, 2009, 9(1): 73-86.
- [23] BHARDWAJ M, CHANDRAKASAN A P. Bounding the lifetime of sensor network via optimal role assignment [C]//Proc of IEEE INFOCOM. 2002: 1587-1596.

(上接第847页)的拆线图,从中可以看出本文在分析和使用垂直页面特征的基础上改进后的算法的页面分割准确率要高于传统 DOM 树页面分割算法。

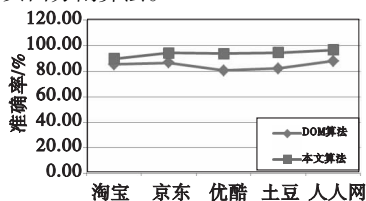


图5 页面分割准确性

4 结束语

本文研究和实现的面向垂直页面分割和信息提取器能够有效提取垂直领域网页中的信息,对于面向主题的信息检索、分类和聚类、精细粒度的信息采集和数据挖掘具有重要的作用。由于互联网的开放性,互联网上存在着大量的页面组织结构复杂、显示个性化的页面,它们的页面分割和信息获取仍然存在着许多尚未解决的问题。同时,随着 HTML 5.0 标准的使用,越来越多的网站将采用新的 HTML 技术,对于这些页面的模式获取、提高对页面模式的表达能力使之适应越来越多样化的页面格式,需要更多的知识和技术,将是未来页面解析、信息获取重要的研究和发展方向。

参考文献:

- [1] CHANG Chia-hui, KAYED M, GIRGIS M R, *et al.* A survey of Web

information extraction systems[J]. *IEEE Trans on Knowledge and Data Engineering*, 2006, 18(10): 1411-1428.

- [2] 郑长松, 傅彦, 余莉. 基于模板的 Web 信息自动提取方法[J]. *计算机应用研究*, 2009, 26(2): 570-282.
- [3] 王琦, 唐世渭, 杨冬青, 等. 基于 DOM 的网页主题信息自动提取[J]. *计算机研究与发展*, 2004, 41(10): 1786-1792.
- [4] 孙承杰, 关毅. 基于统计的网页正文信息抽取方法的研究[J]. *中文信息学报*, 2004, 18(15): 17-22.
- [5] CAI Deng, YU Shi-peng, WEN Ji-rong, *et al.* VIPS: a vision-based page segmentation algorithm[R]. [S. l.]: Microsoft Research, 2003.
- [6] 汪建伟, 杨冬青, 高军, 等. 一种基于分类算法的网页信息提取方法[J]. *计算机科学*, 2008, 35(3): 91-93.
- [7] 孙晓辉, 刘建, 王劲林, 等. 基于 CSS 的网页分割算法[J]. *微计算机应用*, 2008, 29(9): 46-51.
- [8] 刘江. 面向信息抽取的 Web 页面结构挖掘技术研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2010.
- [9] 张乃洲. 实体搜索爬虫和信息抽取研究[D]. 武汉: 武汉大学, 2011.
- [10] 陈治纲, 何丕康, 孙越恒, 等. 基于向量空间模型的文本分类系统的研究与实现[J]. *中文信息学报*, 2004, 19(1): 36-41.
- [11] 于满泉, 陈铁睿, 许洪波. 基于分块的网页信息解析器的研究与设计[J]. *计算机应用*, 2005, 25(4): 974-976.
- [12] 张华平. ICTCLAS[EB/OL]. (2011). http://ictclas.org/Down_OpenSrc.asp.