

无线传感器网络中基于移动代理的信息驱动的多分辨率算法研究

胡海峰 杨震

(南京邮电大学信息与信号处理研究所 南京 210003)

摘要: 该文提出了一种适用于无线传感器网络的基于移动代理的信息驱动的多分辨率(MAIDM)算法,以提高目标跟踪过程中数据处理的精度和容错性,并满足无线传感器网络对节能方面的要求。该文在以簇为逻辑结构的无线传感器网络中,移动代理根据各节点信息贡献量的估计,使用多分辨率算法收集、处理节点数据,并根据移动代理迁移路径上节点信息贡献量的最大值,动态决定其携带的数据量,以达到在节省能量的同时,提高跟踪的精度和容错性。仿真验证了 MAIDM 算法在精度和容错性方面比 IDSQ 算法有很大的提高,在节省能量方面比 MA-CSIP 算法更加有效。

关键词: 无线传感器网络; 移动代理; 信息驱动; 多分辨率

中图分类号: TP393

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2007)04-0763-04

Study of Mobile-Agent-Based Information-Driven Multiresolution Algorithm in Wireless Sensor Networks

Hu Hai-feng Yang Zhen

(Institute of Signal and Info. Proc., Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210003, China)

Abstract: In this paper, Mobile-Agent-based Information-Driven Multiresolution Algorithm (MAIDM) is presented for Target Tracking in Wireless Sensor Networks(WSN), in order to provide better accuracy and degree of fault tolerance while meeting the energy requirement. In a clustered-based wireless sensor networks, mobile agent is used to process data of nodes with multiresolution algorithm according to information contribution of different nodes, and the size of mobile agent is determined by the maximum value of the information contribution along the path of mobile agent. A balance has to be struck between the energy efficiency object and fault tolerance/accuracy object. Simulation results show that MAIDM performs better than IDSQ from perspectives of fault tolerance and accuracy, MAIDM's energy-efficient performance is better than MA-CSIP.

Key words: Wireless Sensor Networks(WSN); Mobile Agent; Information-driven; Multiresolution

1 引言

无线传感器网络(Wireless Sensor Networks, WSN)涉及到传感器(获取传感数据)、通信(传递数据)、信号与信息处理(处理数据提取信息)等多个领域的技术。在 WSN 中,大量的低成本智能传感器节点被部署在需要监测的区域内,这些节点可以独立地感知周围环境的物理信号,也可以协同起来完成比较复杂的信息收集和处理任务,如目标跟踪等应用。

近几年来很多论文讨论过 WSN 中目标跟踪问题,文献[1]综合考虑跟踪性能和可扩展性,把节点组织成地理局部协同组,提出动态组管理方法,用分布式方式初始化和维持对目标的跟踪。在此基础上,文献[2]还提出了如何动态唤醒协同跟踪区域的节点,以完成跟踪和探测任务。文献[3]进一步提出协同信号和信息处理算法 CSIP(Collaborative Signal and Information Processing),动态定义和形成传感器组,协同完成感知、传输等任务以满足目标跟踪等应用的需求和

资源的有效分配。但是上面论文的工作模式本质上可以看作 C/S(客户端/服务器)架构,节点是客户端,处理中心是服务器。这种模式对许多任务环境,如活动目标跟踪,存在明显的缺点,如可扩展性差、网络资源消耗过多等。

为了克服上述缺点,基于移动代理 MA(Mobile Agent)的工作模式在 WSN 中体现出自己独特的优越性,得到越来越多的关注。文献[4,5]提出的基于 leader 跟踪策略的 IDSQ (Information-Driven Sensor Querying)算法为代表;IDSQ 算法的工作模式可以归属于基于 MA 的算法,MA 在邻居节点中选择最适合的引导节点(leader),上一时刻的目标跟踪结果通过 MA 的迁移传递给引导节点,MA 迁移到引导节点后进行数据融合得到本时刻的目标跟踪结果。但是文献[4,5]在目标跟踪结果的精度和容错性方面还有待提高。

文献[6,7]从移动代理的角度,提出了基于 MA 的 MA-CSIP 方法,在提供渐进精度的处理结果的同时,保持一定冗余度。文献[8]提出了一种基于 MA 的多分辨率算法以节省传输时间,减少 WSN 对外界事件的反应时间。文献[9]讨论了在 WSN 中使用 MA 进行目标定位,让 MA 随着目标一起

移动,并且搜集相关节点的测量信息以提高计算精度。但是以上论文当MA迁移的节点提供信息量不同时,MA的算法复杂度和携带数据缓存并没有动态调整,不利于加快数据处理速度和节省能量。

在总结了上面论文的基础上,本文提出了一种基于MA的信息驱动的多分辨率的目标跟踪算法MAIDM(Mobile-Agent-based Information-Driven Multiresolution),在分簇的无线传感器网络中,以移动代理为数据和算法的载体,并根据各节点信息贡献量的估计,动态调整MA携带的数据缓存大小和计算复杂度以节省能量,并在保持算法一定冗余度的情况下提高跟踪的精度和容错性。

本文的具体安排如下:第2节讨论MAIDM算法特点和处理流程;第3节具体描述MAIDM算法;第4节用仿真的方法,对MAIDM算法和IDSQ算法在处理精度、容错性方面进行比较,同MA-CSIP算法在能量节省方面进行对比,最后是结束语。

2 基于移动代理的信息驱动的多分辨率算法的特点

根据文献[4,5],在目标跟踪过程中,使用序列贝叶斯公式更新对目标位置的估计:

$$p(x^{(t+1)}|z^{(t+1)}) \propto p(z^{(t+1)}|x^{(t+1)}) \int p(x^{(t+1)}|x^{(t)}) p(x^{(t)}|z^{(t)}) dx^{(t)} \quad (1)$$

t 时刻 $p(x^{(t)}|z^{(t)})$ 和目标运动模式 $p(x^{(t+1)}|x^{(t)})$ 已知的情况下,只要知道 $t+1$ 时刻节点测量目标位置的似然函数 $p(z^{(t+1)}|x^{(t+1)})$,就可以得到 $t+1$ 时刻的后验概率 $p(x^{(t+1)}|z^{(t+1)})$ 和目标位置的最小均方误差MMSE(Minimum Mean-Squared Error)估计值。

在此基础上本文提出新的概念:集体信息贡献量CIC(Collective Information Contribution):根据MAIDM算法,目标所在簇的簇头拥有 $p(x^{(t)}|z^{(t)})$,簇头节点派遣MA通过路径 P 去搜集各个节点 $t+1$ 时刻目标测量的似然函数,MA返回后,簇头汇总所有节点测量的似然函数,作为等价的似然函数,利用式(1)进行 $p(x^{(t)}|z^{(t)})$ 更新。和单个节点的信息贡献量相比,集体信息量表现为通过各个似然函数的融合,以增加冗余度为代价使 $t+1$ 时刻的 $p(x^{(t+1)}|z^{(t+1)})$ 分布区域更小,计算出的MMSE估计值更加准确。

本文提出的基于移动代理的信息驱动的多分辨率MAIDM算法,在下面几个方面进行改进:

(1)在单个节点的信息贡献量的基础上,提出集体信息贡献量CIC(Collective Information Contribution)概念。通过收集和处理不同地理位置节点的测量数据,在保持一定的冗余性的前提下,提高数据处理的精度,提高跟踪性能的精确度和可靠性,算法的容错性得到很大的提高。

(2)根据MA需要迁移区域的节点信息贡献量,确定MA所携带的数据缓存的大小。

(3)当MA迁移到节点的时候,根据每个节点的信息贡献量,决定对该节点的测量数据进行处理的分辨率,多分辨率算法表现为对不同信息贡献量的节点,采用不同大小的区间或网格去抽样该节点的测量数据,以得到精细粒度不同的离散测量数据。

3 基于移动代理的信息驱动的多分辨率算法的实现

定义1 特征函数 $\lambda_j(\mathbf{X})$, \mathbf{X} 为二维矢量。设 $\{s_1, s_2, \dots, s_T\}$ 是移动代理迁移的路径,其中 $s_j(j \in [1, T])$ 的似然函数在二维空间的分布区域为 R_j 。定义特征函数为:

$$\text{如果 } \mathbf{X} \in R_j, \lambda_j(\mathbf{X})=1; \text{ 否则 } \lambda_j(\mathbf{X})=0, 1 \leq j \leq T \quad (2)$$

定义2 叠加函数 $\Omega(\mathbf{X})$, $\Omega(\mathbf{X}) = \sum_{j=1}^T d_j \lambda_j(\mathbf{X})$,表示对于 \mathbf{X} 每个二维分布点,有多少个 $R_j(1 \leq j \leq T)$ 叠加在该位置。 d_j 为权重系数,它和 R_j 的面积大小相关联。

定义3 中心区域CA,在二维平面上 $\Omega(\mathbf{X})$ 函数值所构成的图形中,最高的峰值对应的二维平面区域称为中心区域CA(Center Area)。叠加函数实际上是由各个节点特征函数图形叠加而成,考虑到有些节点的测量数据可能有偏差,所以叠加的结果有会出现多个峰值并存的情况,根据中心极限定理,最高峰值的区域是由节点特征函数中正确的区域贡献而成,其他峰值则是由特征函数中有偏差的区域贡献而成。

定义4 精度 c ,CA的面积为 w ,CA的峰值对应的 $\Omega(\mathbf{X})$ 函数值为 h , $c=h \times w$ 表示叠加函数的精度。

设依次增加的分辨率序列为 $\{2^{(-c)}, 2^{(-c+1)}, \dots, 2^{-1}, 2^0\}$,其中 c 为正整数, 2^0 表示最高分辨率,在给定二维坐标下,覆盖本簇所处平面的最小矩形为 $\mathbf{R_CLU}$,长和宽的范围分别为 $[A_1, B_1]$ 和 $[C_1, D_1]$ 。

步骤1 二维数组的形成 根据MA迁移路径上最大的节点信息贡献量,动态调整MA携带的数据缓存,从而在信息贡献量有限的区域,减少MA的大小,减少节点接收、发送MA时消耗的能量。用二维数组 $\omega[m][n]$ 表示MA所携带的部分融合的叠加函数。

(1)选择最高分辨率为 $2^h(-c \leq h \leq 0)$,对应路径 P 上最大信息贡献量的节点。

(2)创建空的二维数组 $\omega[m][n]$,以容纳叠加函数值,使得

$$m = \left\lfloor B_1/2^{(-h)} \right\rfloor - \left\lfloor A_1/2^{(-h)} \right\rfloor + 1, \quad n = \left\lfloor D_1/2^{(-h)} \right\rfloor - \left\lfloor C_1/2^{(-h)} \right\rfloor + 1 \quad (3)$$

步骤2 多分辨率的部分融合叠加函数的计算 不同的分辨率就是使用不同面积大小的网格去抽样分布在 $\mathbf{R_CLU}$ 里的 R_j ,使用离散的特征函数形成部分融合的叠加函数,

MA 迁移到信息贡献量比较小的节点, 将采用比较低分辨率。

(1) MA 迁移到节点 $j(j \in \{1, \dots, T\})$, 根据节点 j 的信息贡献量 $I(s_j^{(t+1)})$, 使用分辨率为 2^k ($-c \leq k \leq h \leq 0$), 对应的权重系数为 d_k 。节点 j 特征函数的分布区域为 R_j 。

(2) $l = 2^h/2^k$, l 为分辨系数, $[A_1/2^{(-k)}]$ 为 P , $[C_1/2^{(-k)}]$ 为 Q 。

(3) s_1 和 s_2 满足: $[A_1/2^{(-k)}] \leq s_1 \leq [B_1/2^{(-k)}]$, $[C_1/2^{(-k)}] \leq s_2 \leq [D_1/2^{(-k)}]$ (4)

对所有满足(4)的点, 如果点 $(s_1 l 2^{(-h)}, s_2 l 2^{(-h)}) \in R_j$, 检验下面条件:

如果 s_1 等于 $[A_1/2^{(-k)}]$ $a = 0$; 否则 $a = (s_1 - 1)l - P + 1$;

如果 s_2 等于 $[C_1/2^{(-k)}]$ $b = 0$; 否则 $b = (s_2 - 1)l - Q + 1$;

$\omega[a : s_1 l - P][b : s_2 l - Q] = \omega[a : s_1 l - P][b : s_2 l - Q] + d_k$ (5)

(4) $\omega[m][n]$ 所容纳的就是使用多分辨率抽样过的 $\Omega_{t+1}(\mathbf{X})$, 选取 $\Omega_{t+1}(\mathbf{X})$ 的最大峰值 h , 计算出 h 点对应的中心区域 CA 的面积 w , 使用 $c = h \times w$ 表示部分融合的 $\Omega_{t+1}(\mathbf{X})$ 对应的精度, 如果 c 超过了预定值, 则停止 MA 迁移, 直接返回到簇头; 否则, MA 携带部分融合的 $\Omega_{t+1}(\mathbf{X})$ 继续迁移。

步骤 3 多分辨率分离算法 总体思想是先用最粗糙的分辨率分离出 CA, 然后对分离出的 CA, 使用更精细的分辨率进行分离, 进一步缩小 CA 范围, 直至最高分辨率。

(1) 按照 MA 迁移节点分辨率的大小从低向高排列为 $\{2^w, \dots, 2^k, \dots, 2^h\}$ ($-c \leq w \leq k \leq h \leq 0$)。

$$\mathbf{G} = \begin{bmatrix} \omega[0][0] & \omega[0][1] & \cdots & \omega[0][n-1] \\ \omega[1][0] & \omega[1][1] & \cdots & \omega[1][n-1] \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \omega[m-1][0] & \omega[m-1][1] & \cdots & \omega[m-1][n-1] \end{bmatrix} \quad (6)$$

矩阵 \mathbf{G} 为步骤 2 形成的多分辨率部分融合叠加函数, 由 MA 携带回簇头。初始化 $m = w$ (最粗糙分辨率)。

(2) 如果 m 等于 $h+1$ (h 对应最高分辨率), 则算法结束; 否则, $l = 2^h/2^m$, 在 \mathbf{G} 中分离出分辨率为 2^m 对应的的抽样点矩阵:

$$\mathbf{G}' = \begin{bmatrix} \omega[r_0][c_0] & \omega[r_0][c_1] & \cdots & \omega[r_0][c_{C-m-1}] \\ \omega[r_1][c_0] & \omega[r_1][c_1] & \cdots & \omega[r_1][c_{C-m-1}] \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \omega[r_{R-m-1}][c_0] & \omega[r_{R-m-1}][c_1] & \cdots & \omega[r_{R-m-1}][c_{C-m-1}] \end{bmatrix} \quad (7)$$

其中 $(r_i + P) \bmod(l) = 0$, $(c_j + Q) \bmod(l) = 0$ (P 、 Q 请参考步骤 2 的(2))

(3) 根据 \mathbf{G}' , 取出矩阵中数组元素最大值对应的的抽样点以及最大值所在的区域:

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} \omega[r_{r_{\min}}][c_{c_{\min}}] & \omega[r_{r_{\min}}][c_{c_{\min}+1}] & \cdots & \omega[r_{r_{\min}}][c_{c_{\max}}] \\ \omega[r_{r_{\min}+1}][c_{c_{\min}}] & \omega[r_{r_{\min}+1}][c_{c_{\min}+1}] & \cdots & \omega[r_{r_{\min}+1}][c_{c_{\max}}] \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \omega[r_{r_{\max}}][c_{c_{\min}}] & \omega[r_{r_{\max}}][c_{c_{\min}+1}] & \cdots & \omega[r_{r_{\max}}][c_{c_{\max}}] \end{bmatrix} \quad (8)$$

(0 ≤ r_{min} ≤ r_{max} ≤ R - m - 1;
0 ≤ c_{min} ≤ c_{max} ≤ C - m - 1)

(4) 在分辨率为 2^h 的条件下, 对 \mathbf{A} 数组进行扩展, 形成矩阵 \mathbf{CA} :

$$\mathbf{CA} = \begin{bmatrix} \omega[r_{r_{\min}}][c_{c_{\min}}] & \omega[r_{r_{\min}}][c_{c_{\min}+1}] & \cdots & \omega[r_{r_{\min}}][c_{c_{\max}}] \\ \omega[r_{r_{\min}+1}][c_{c_{\min}}] & \omega[r_{r_{\min}+1}][c_{c_{\min}+1}] & \cdots & \omega[r_{r_{\min}+1}][c_{c_{\max}}] \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \omega[r_{r_{\max}}][c_{c_{\min}}] & \omega[r_{r_{\max}}][c_{c_{\min}+1}] & \cdots & \omega[r_{r_{\max}}][c_{c_{\max}}] \end{bmatrix} \quad (9)$$

设 $\mathbf{G} = \mathbf{CA}$ 。 $m = m+1$, 返回(2)

叠加函数经过多分辨率分离算法, 分离出的正确数据形成区域 CA, CA 为集体信息贡献量的等价似然函数, 簇头使用式 (1), 用该似然函数去更新 $t+1$ 时刻的 $p(x^{(t+1)} | z^{(t+1)})$, 得到更为精确的跟踪结果。

4 实验仿真

在仿真环境中, 假设无线传感器网络探测的区域为 $25 \times 35 \text{m}^2$, 被分成边长为 1m 的正方形网格 875 个, 实验探测区域随机放置分布的声波幅度传感器节点, 数目为 75 个。

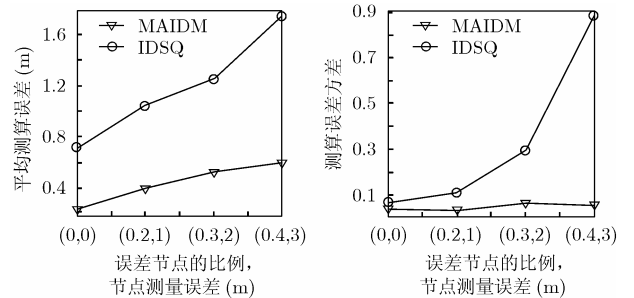


图1 MAIDM 和 IDSQ 的平均测算误差和测算误差方差对比图

本文使用 MATLAB 仿真工具, 分别实现 IDSQ 算法和 MAIDM 算法, 在相同的目标运动模型和相同的无线传感器网络背景下, 比较 MAIDM 算法和 IDSQ 算法在精度和容错性方面的性能, 两种算法的更新都是相隔 0.5s, 为了比较容错性, 随机抽取一定比例的节点, 人为让其测量数据在正常测量范围上加入一定的偏差, (0.3,2) 表示有 30% 的节点在正常测量范围上加入 2m 的误差。算法的测算结果通过 MMSE 估计出 \hat{x}_{MMSE} , 使用 $\|\hat{x}_{\text{MMSE}} - x\|$ 来衡量测算的误差, x 为目标真实位置。从图 1 可以看出, 相同测试环境中, MAIDM 的精度高于 IDSQ, 而且随着测试环境的劣化, IDSQ 算法的

精度迅速变差, 如果以平均测算误差 1m 为门限值, 在(0.2,1)的环境中, IDSQ 算法就不能使用了, 而 MAIDM 算法在(0.4,3)的环境中还可以正常工作; 并且由于 IDSQ 算法受限于引导节点本身的测量数据, 随着环境的劣化, 测算目标位置误差的波动性也会增加。

为了比较MAIDM算法和MA-CSIP算法在节能方面的性能, 采取了相同的计算平台^[10]进行性能比较, MA包括代码段和数据段, 代码部分是固定不变的, 数据部分的大小是迁移路径最大节点信息贡献量的函数; 在仿真过程中, 只关注数据部分, 对于不同的分辨率, MA携带数据部分的大小差别是倍数关系, 比如迁移区域最高分辨率为 2^{k+1} ($k < 0$)时MA大小是 2^k 时的 2 倍; 节点待处理的数据量随着MA采用的不同分辨率而变化, 2^{k+1} 分辨率时形成的待处理的数据量是 2^k 的 2 倍。在仿真过程中, MAIDM和MA-CSIP算法在同一个簇内跟踪相同目标时, 计算簇头派出 2 个MA到所有MA返回簇头所消耗的总能量, 两种算法簇头每 0.5s派遣 2 个MA完成一次目标跟踪。图 2 显示了不同精度下 5 次跟踪总能量的对比图。从图 2 可以看出, 通过比较连续 5 次跟踪的总能量, MAIDM算法比MA-CSIP算法节能, 并且随着精度的提高, MA迁移节点的数目不断增加, 节能效果更加明显。

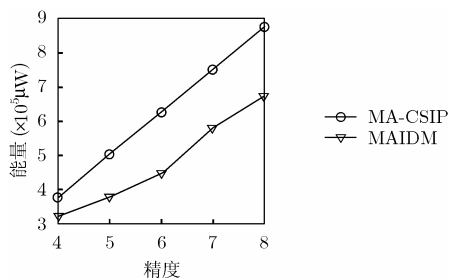


图 2 MAIDM 和 MA-CSIP 跟踪过程能量消耗随精度变化图

5 结束语

本文使用基于MA的信息驱动的多分辨率目标跟踪算法(MAIDM), 在以簇为逻辑结构的无线传感器网络中, MA根据移动代理迁移路径上节点信息贡献量的最大值, 动态决定其携带的数据缓存, 并根据各节点信息贡献量的估计, 使用多分辨率算法收集、处理节点数据以达到在节省能量的同时, 提高跟踪的精度和容错性。MAIDM基于MA以适当增加冗余度, 比IDSQ算法明显提高了目标跟踪的精度和容错性, 并且通过信息驱动和多分辨率方法, 在节省能量方面比MA-CSIP算法更加有效。

- [1] Liu J J, Liu J, REICH J E, and Cheung P C. Distributed group management for track initiation and maintenance in target localization applications[A]. Proceedings of the Second International Workshop on Information Processing in Sensor Networks (IPSN '03)[C], Palo Alto CA, 2003: 113-128.
- [2] Liu J, Liu J, and Reich J. Distributed group management in sensor networks: algorithms and applications to localization and tracking[J]. *Telecommunication Systems*, 2004, 26(2-4): 235-251.
- [3] Zhao F, Guibas L, and Reich J. Collaborative signal and information processing: an information-directed approach[A]. Proc. IEEE[C], 2003, 91(8):1199-1209.
- [4] Liu J J, Reich J, and Zhao F. Collaborative in-network processing for target tracking[J]. *J. Appl. Signal Process*, 2003, 23(4): 378-391.
- [5] Liu J, Zhao F, and Petrovic D. Information-directed routing in ad hoc sensor networks[A]. In Proc. 2nd ACM Intl. Workshop on Wireless Sensor Networks and Applications (WSNA) [C], San Diego CA, 2003: 88-97.
- [6] Qi H, Xu Y Y, and Wang L X. Mobile-agent-based collaborative signal and information processing in sensor networks[J]. *Proc. IEEE*, 2003, 91(8): 1172-1183.
- [7] Xu Y Y and Qi H R. Distributed computing paradigms for collaborative signal and information processing in sensor networks[J]. *Parallel Distrib Comput*, 2004, 64(8): 945-959.
- [8] Qi H, Iyengar S S, and Chakrabarty K. Multi-resolution data integration using mobile agents in distributed sensor networks[J]. *IEEE Trans. on Systems Man Cybernet. Part C*, 2001, 31(3): 383-391.
- [9] Tseng Y C, Kuo S P, Lee H W, and Huang C F. Location tracking in a wireless sensor network by mobile agents and its data fusion strategies[A]. IPSN'03[C], Palo Alto CA, 2003, Vol. 2634: 625-641.
- [10] Feeney L M and Nilsson M. Investigating the energy consumption of a wireless network interface in an ad hoc networking environment[A]. Proc. IEEE INFOCOM[C], Anchorage AK, 2001: 1548-1557.

胡海峰: 男, 1973年生, 博士生, 研究方向为无线传感器网络通信中的关键技术。

杨震: 男, 1961年生, 博士, 教授, 博士生导师, 研究方向为现代通信中的语音信号处理和通信信号处理。