

基于双层预测机制的传感器网络目标跟踪算法

程远国^{1,2} 李煜²

(华中科技大学计算机科学与技术学院 武汉 430047)¹ (海军工程大学电子工程学院 武汉 430033)²

摘要 针对层次型传感器网络的目标跟踪问题,提出了一种基于双层预测机制的目标跟踪算法,由传感器节点执行 Bayes 估计算法进行目标位置的预测与更新(微观预测);由簇头进行基于曲线运动方程的目标位置预测(宏观预测),并用预测结果对传感器节点所得到的目标位置进行更新,提高了目标位置计算精度。仿真结果表明,算法具有较好的跟踪精度和能量效率。

关键词 传感器网络,目标跟踪,状态估计

中图分类号 TP393

Dual Prediction-based Algorithm for Target Tracking in Sensor Networks

CHENG Yuan-guo^{1,2} LI Yu²

(Computer College of Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430047, China)¹

(Electronic Engineering College of Naval University of Engineering, Wuhan 430033, China)²

Abstract Aiming at the issue of target tracking in hierarchical sensor networks, an algorithm based on dual prediction mechanism was proposed, which is expected to enhance the tracking accuracy. The sensor nodes perform a Bayes filtering algorithm to predict and update a target position (micro prediction), and the cluster headers employ a curvilinear movement equation to predict the target position (macro prediction), which is used to update the target position measured by the sensor nodes. Experiment results demonstrate that the proposed algorithm has better tracking accuracy and energy efficiency.

Keywords Sensor networks, Target tracking, State estimate

1 引言

无线传感器网络(Wireless Sensor Networks, WSN)是由大量廉价的微型传感器节点组成,通过无线通信方式形成的一个多跳的自组织的网络系统^[1]。典型的层次型 WSN 是由传感器节点(Sensor Node, SN)、簇头节点(Cluster Head, CH)和基站(Base Station, BS)组成。目标跟踪是 WSN 的主要应用之一。目前,国际上对 WSN 的目标跟踪算法进行了广泛的研究^[2-5],文献[2]提出的跟踪算法采用两点外推方法对目标下一时刻的位置进行简单的线性预测,两点外推是一种简单的目标状态的估计与预测方法,其基本思想是将当前提取到的目标点迹作为目标当前位置,利用当前及前一时刻目标的两个点迹数据,确定目标的状态并预测下一点的目标状态。两点外推的精度只与当前及前一时刻点迹数据的精度有关,是一种精度较低的方法,且容易丢失目标。但这种方法对目标状态噪声和系统测量噪声的统计特性毫无要求,计算简单,不需要存储大量的历史数据,无累计误差,具有较好的能量效率。Liu J 等提出的跟踪方法^[3,4]采用 Bayes 估计方法对目标下一时刻的位置进行预测与更新,跟踪信息的组织和路由采用消息驱动的传感器查询(IDSQ)机制。IDSQ 机制使得始终只有一个动态头节点跟踪目标。头节点的选取根据邻居节点

的信息效用,以保证在最小化传输延迟、带宽占用和能量消耗的同时最大化信息增益。这种方法有效地减少了通信能量消耗。但是当头节点损坏或数据丢失后,跟踪就无法进行,降低了跟踪系统的稳定性。而信息效用的评价也占用了一定的计算资源。粒子滤波^[6]方法可以很好地解决非线性非高斯滤波问题。但是粒子滤波需要复杂的迭代过程,计算量大且要求存储大量的粒子数据,适合于集中式系统,不适合在资源有限的 WSN 节点上运行。卡尔曼滤波(kalman filter, KF)^[6]通过建立目标运动模型和系统测量模型,对目标的预测与更新位置进行反复迭代运算来实现目标跟踪。WSN 中目标的动态模型非线性且噪声也非高斯,因此 KF 不适合 WSN。扩展卡尔曼滤波(extended kalman filter, EKF)^[6]试图将非线性系统线性化,需要对测量方程进行线性化近似,无法避免线性化误差。此外, EKF 是较为准确的目标运动模型,模型越精确,预测的精度就越高。但实际上,模型总是近似的,这种近似的结果不仅造成精度上的损失,而且会使估计误差累计放大。同时 EKF 需要集中式运算且速度较慢。

综上所述可以看出, Bayes 估计不失为 WSN 目标跟踪的一种可行的方法,但由于目标运动模型和系统测量模型的误差,以及先验分布的不准确影响了其跟踪精度。本文提出了一种基于层次型 WSN 的双层预测机制的传感器网络目标跟

踪算法,其基本思想是 SN 节点进行基于 Bayes 估计的目标位置微观预测,由 CH 节点进行基于曲线运动方程的目标位置宏观预测,用宏观预测结果对 SN 的微观预测结果进行更新以得到最终的目标位置,从而提高跟踪算法的精度。仿真实验表明,这种双层预测机制计算简单,通信量少,具有较好的能量效率,同时有效提高了系统的跟踪精度,适合 WSN 的目标跟踪应用。

2 基于双层预测机制的目标位置预测与更新算法

2.1 SN 节点目标位置预测与更新

SN 节点采用 Bayes 估计算法进行目标位置预测与更新计算。记时刻 t 目标位置为 X_t , $X_t = (x_t, y_t)$ 、传感器测量值为 z_t , $Z_t = \{z_0, z_1, \dots, z_t\}$ 表示传感器的本地历史量测值。目标状态动态模型由状态转移概率 $p(X_{t+1} | X_t)$ 给出;传感器测量模型由目标状态-量测值转移概率 $p(z_t | X_t)$ 给出。跟踪的目的是从历史量测数据 Z_t 中得到目标位置 X_t 的一个尽可能准确的位置估计值 $\hat{X}(Z_t)$ 。设 X_t 的后验分布为 $p(X_t | Z_t)$,用 X_t 的后验期望 $E[X_t | Z_t]$ 去估计 X_t 是一个很自然的想法:

$$\hat{X}(Z_t) = E[X_t | Z_t] = \int X_t p(X_t | Z_t) dX_t \quad (1)$$

基于式(1),预测与更新计算公式如下:

预测: t 时刻的状态估计 $p(X_t | Z_t)$ 被用来预测 $t+1$ 时刻的状态:

$$p(X_{t+1} | Z_t) = \int p(X_{t+1} | X_t) p(X_t | Z_t) dX_t \quad (2)$$

实际场景中由于目标的运动速度和方向未知,我们假设速度均匀分布在 $[0, v_{\max}]$ 区间(其中 $v_{\max}$ 为目标最大运动速度),目标运动方向均匀分布在 $[0, 2\pi]$ 之间,因此, $p(X_{t+1} | X_t)$ 的分布就形成了以 X_t 为圆心,半径为 $v_{\max}$ 的圆盘。采用这种模型,预测置信分布 $p(X_{t+1} | Z_t)$ 就可以通过用后验置信度 $p(X_t | Z_t)$ 和均匀圆盘的核进行卷积得到,这种卷积正好反映了由于目标运动速度和方向的不确定性所带来的目标状态的不确定性的扩大。

更新:更新阶段采用新的量测数据对先验分布密度进行修正,以获得针对当前状态所需的后验分布密度,如式(3)所示:

$$p(X_{t+1} | Z_t \cup \{z_{t+1}\}) = \frac{p(Z_{t+1} | X_{t+1}) p(X_{t+1} | Z_t)}{\int p(z_{t+1} | X_{t+1}) p(X_{t+1} | Z_t) dX} \\ \propto p(z_{t+1} | X_{t+1}) \int p(X_{t+1} | X_t) p(X_t | Z_t) dX \quad (3)$$

假定初始 $p(X_0 | Z_0) = p(X_0)$,也就是状态的先验分布是已知的,则概率分布函数 $p(X_{t+1} | Z_{t+1})$ 原则上可以通过式(2)和式(3)递归地对目标状态进行预测与更新来获得。

2.2 CH 节点目标位置预测与更新

假设 $t+1$ 时刻有 N 个节点探测到目标,这些节点按照式(3)计算出各自的目标位置的相对后验分布值,并发送到 CH,CH 按照式(4)求得目标的测量位置 $\bar{X}_{t+1}$, $\bar{X}_{t+1} = (\bar{x}_{t+1}, \bar{y}_{t+1})$, $\bar{X}_{t+1}$ 表示该位置值是由这 N 个 SN 节点测量得到的目标位置。

$$\bar{X}_{t+1} = \arg\max_{X_{t+1}} \{p(X_{t+1} | Z_{t+1}^j)\} \quad (4)$$

其中 $p(X_{t+1}^j | Z_{t+1}^j)$ 表示第 j 个传感器节点根据本地历史测量值 Z_{t+1}^j 得出 $t+1$ 时刻目标位于 X_{t+1}^j 的后验概率值,该值表示

了目标处于 X_{t+1}^j 的置信度。

下面要由 CH 节点进行目标位置的宏观预测计算,并用预测结果更新由式(4)计算出的 SN 节点的测量结果。假设目标经过三点: (x_{t-2}, y_{t-2}) , (x_{t-1}, y_{t-1}) , (x_t, y_t) ($t \geq 3$), 则用过该 3 点的二次曲线拟合目标的运动轨迹,拟合的轨迹方程如下:

$$y = \sum_{k=t-2}^t l_k(x) y_k$$

其中, $l_k(x) = \prod_{\substack{j=t-2, \\ j \neq k}}^t \frac{x - x_j}{x_k - x_j}$ 。设过 (x_t, y_t) 点的切线斜率为 k , 则

$$k = \frac{dy}{dx} \Big|_{x=x_t} = \sum_{k=t-2}^t \left[\frac{\sum_{\substack{j=t-2 \\ j \neq k}}^t (x_t - x_j)}{\prod_{\substack{j=t-2 \\ j \neq k}}^t (x_k - x_j)} \right] y_k \quad (5)$$

曲线在 (x_t, y_t) 点的切线斜率为 k 就是目标在 t 时刻的运动方向。记自点 (x_{t-2}, y_{t-2}) 到点 (x_t, y_t) 的曲线弧长为 s , 则

$$s = \int_L ds \\ = \frac{1}{2|a|b} \left[\begin{aligned} & (bx_t + c) \sqrt{(bx_t + c)^2 + a^2} \\ & - (bx_{t-2} + c) \sqrt{(bx_{t-2} + c)^2 + a^2} \\ & + a^2 \ln \frac{(bx_t + c) \sqrt{(bx_t + c)^2 + a^2}}{(bx_{t-2} + c) \sqrt{(bx_{t-2} + c)^2 + a^2}} \end{aligned} \right] \quad (6)$$

其中,

$$a = (x_{t-2} - x_{t-1})(x_{t-1} - x_t)(x_t - x_{t-2})$$

$$b = 2 \left[\begin{aligned} & (y_{t-1} - y_t)x_{t-2} + (y_t - y_{t-2})x_{t-1} \\ & + (y_{t-2} - y_{t-1})x_t \end{aligned} \right]$$

$$c = (y_t - y_{t-1})x_{t-2}^2 + (y_{t-2} - y_t)x_{t-1}^2 + (y_{t-1} - y_{t-2})x_t^2$$

记目标在点 (x_{t-2}, y_{t-2}) , (x_{t-1}, y_{t-1}) , (x_t, y_t) 的时刻分别为 t_{t-2} , t_{t-1} , t_t ($t \geq 3$), 则目标运动的平均速率 $\bar{v}$ 为: $\bar{v} = \frac{s}{\Delta t} = \frac{s}{t_t - t_{t-2}}$, 其中 s 如前所述。

设下一时刻 t_{t+1} 目标的预测位置点为 $\hat{X}_{t+1} = (\hat{x}_{t+1}, \hat{y}_{t+1})^T$, 则 CH 节点根据式(7)计算目标的宏观预测位置:

$$\hat{X}_{t+1} = X_t + V * \Delta t \quad (7)$$

其中 X_t 为 t_t 时刻的目标位置, V 是目标速度:

$$V = \begin{pmatrix} vx \\ vy \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \bar{v} \cos \theta \\ \bar{v} \sin \theta \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \bar{v} \frac{1}{\sqrt{1+k^2}} \\ \bar{v} \frac{k}{\sqrt{1+k^2}} \end{pmatrix} \quad (8)$$

式(8)中 θ 为 t 时刻目标运动方向与 x 轴夹角。CH 节点用目标预测位置 $\hat{X}_{t+1}$ 按照式(9)去更新目标测量位置 $\bar{X}_{t+1}$, 得到最后的目标跟踪位置 X_{t+1} :

$$X_{t+1} = \alpha \bar{X}_{t+1} + (1-\alpha) \hat{X}_{t+1} \quad (9)$$

其中 α 和 $1-\alpha$ 分别为目标位置的测量值和预测值的权值, $0 \leq \alpha \leq 1$, α 可由实验取值。 $\alpha=1$ 时表示只将 SN 节点的测量值作为更新后的目标位置, 而 $\alpha=0$ 则表示将按照曲线运动方程计算出的目标位置作为更新后的目标位置。 α 的取值可采取多种方法, 如可采取实验的方法确定, 进行若干次模拟实验, 考察目标轨迹上若干个点迹的测量位置、预测位置和真实

位置的统计特性,如果真实位置更接近测量位置,则 $\alpha \in [0.5, 1]$,否则 $\alpha \in [0, 0.5]$ 。

3 评估

采用 ns-2^[7,8] 网络模拟仿真软件分别对二点外推方法、Liu J 等的基于 IDSQ 的 Bayes 估计算法^[3] (简称 Liu 算法) 和提出的双层预测算法进行了仿真评估。采用 ns-2 自带的 setdest 工具来生成一个包含 200 个节点的场景,这些节点随机分布在 300×500 的长方形区域中,节点探测半径 50m,采用自由空间(FreeSpace)传输模型。另设置一移动节点作为目标节点,其运动轨迹用双曲正切函数来模拟,目标运动速度为 5m/s,场景持续 120s。算法性能比较采用两个指标:(1)3 种算法的测量轨迹和目标实际轨迹的拟合程度;(2)节点平均剩余能量值。图 1 表示目标的运动轨迹以及 3 种算法求出的目标跟踪轨迹,其中的 Bayes 估计算法采用了文献[3]和文献[9]中的基于栅格的近似算法。可以看出由于测量误差的存在,3 种方法的跟踪轨迹围绕节点模拟轨迹波动,总体来看基于双层预测跟踪效果较好,反映在跟踪轨迹更接近于目标模拟轨迹且比较平滑。在目标进入和离开跟踪区域时,3 种方法均出现较大跟踪误差,而区域中心跟踪效果较好,这主要是由于边角区域的传感器覆盖率相对较低,且在它们的通信能力覆盖范围内只有部分有邻居传感器存在,造成了对目标位置的估计在边角处误差增大。

节点平均剩余能量值表明网络中每个节点平均能耗的状况,从一个侧面反映跟踪算法的计算复杂度和通信量大小,也直接关系到网络寿命的长短。采用文献[10]中的能量模型,每个传感器初始能量为 10J,跟踪数据包大小为 500bytes。3 种算法在不同时刻的节点平均剩余能量比较如图 2 所示。

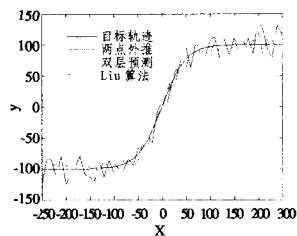


图 1 3 种方法得到的跟踪轨迹和模拟轨迹比较

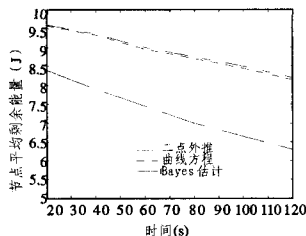


图 2 3 种算法节点平均剩余能量比较

从图中可以看出,3 种方法中 Liu 算法节点平均剩余能量值最小,双层预测算法比二点外推算法略小,但不明显。这是因为二点外推算法和双层预测算法比 Liu 算法的通信量和计算量都要小许多,因此能耗较少。双层预测算法尽管比二点

外推算法具有更大的计算量,但二者的通信量基本相同,因此能耗相差不明显。结合图 1、图 2 可以看出,基于双层预测机制的跟踪算法在跟踪精度和能耗方面具有较好的效果,而两点外推方法尽管跟踪精度比较差,但能量效率较高,适合一些对精度要求不太高的场合使用。

结束语 双层预测机制在 SN 节点执行 Bayes 估计的基础上,由 CH 节点采用基于曲线运动方程的宏观预测。机遇曲线运动方程预测的基本思想是在两点外推的基础上增加一个时刻的点迹数据,通过 3 个历史时刻的点迹数据建立目标的运动方程,进而预测目标下一时刻的位置。该方法具有两点外推计算简单、通信量小、能耗低、无累计误差的优点,同时提高了预测精度,用其预测结果去更新 SN 节点的测量结果,进一步提高了跟踪精度。

参考文献

- [1] Akyildiz I F, Su W, Sankarasubramaniam Y, et al. A Survey on sensor networks. IEEE Communications Magazine, 2002, 40(8): 102-114
- [2] Yang H, Sikdar B. A protocol for tracking mobile targets using sensor networks // Proceedings of the First IEEE International Workshop on Sensor Network Protocols and Applications. Piscataway: IEEE Press, 2003; 71-81
- [3] Liu J, Reich J, Zhao F. Collaborative In-Network Processing for Target Tracking. Journal on Applied Signal Processing, 2003 (4): 378-391
- [4] Zhao F, Liu J. Collaborative signal and information processing: an information-directed approach // Proceedings of the IEEE. 2003, 91 (8): 1199-1209
- [5] 周宏仁. 机动目标跟踪. 北京: 国防工业出版社, 1991
- [6] Guo D, Wang X. Dynamic Sensor Collaboration via Sequential Monte Carlo. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2004, 22 (6): 1037-1047
- [7] Fall K. The ns Manual. <http://www.isi.edu/nsnam/ns/ns-documentation>, December, 2003
- [8] 徐雷鸣, 庞博, 赵耀. NS 与网络模拟. 北京: 人民邮电出版社, 2003
- [9] 孟沙. 基于传感器网络的目标跟踪应用算法的研究和改进. 硕士学位论文. 电子科技大学, 成都, 2004: 57-60
- [10] Heinzelman W, Chandrakasan H, Balakrishnan H. Energy-efficient communication protocols for wireless microsensor networks // Proceedings of International Conference on System Sciences HICSS. 2000, 8: 8020-8029

欢迎订阅《计算机科学》杂志