

基于 Bootstrap 采样粒子滤波的 WirelessHART 时间同步算法*

高子林, 熊江, 潘勇, 李洪兵

(重庆三峡学院 计算机科学与工程学院, 重庆 404100)

摘要: 针对无线 HART 传感器网络时间同步精度较低、能耗过大等问题, 提出了一种基于 Bootstrap 采样的粒子滤波时间同步算法。在未知网络延迟分布的情况下, 为了减少观测次数, 对发送端和接收端的时间戳观测值进行 Bootstrap 采样, 采用混合粒子滤波算法, 获得精确的时钟偏移, 不仅降低了无线 HART 传感网络时间同步误差, 而且使能耗减小。实验表明, 对于无线 HART 网状分层网络, 当观测量达到 10 以上时, 粒子滤波算法获得的时间偏差的均方误差约是最大似然估计算法的 50%, 而基于 Bootstrap 采样的粒子滤波算法获得的时间偏差的均方误差约是最大似然估计算法的 35%, 验证了方法的可行性和有效性。

关键词: 无线 HART 传感网络; 时间同步; Bootstrap 采样; 粒子滤波; 最大似然估计

中图分类号: TP393; TP301.6

文献标志码: A

文章编号: 1001-3695(2017)03-0832-03

doi:10.3969/j.issn.1001-3695.2017.03.044

Time synchronization algorithm based on Bootstrap sampling and particle filter for wireless HART networks

Gao Zilin, Xiong Jiang, Pan Yong, Li Hongbing

(College of Computer Science & Engineering, Chongqing Three Gorges University, Chongqing 404100, China)

Abstract: For the issues of excessive energy consumption and the low accuracy of time synchronization in the entire wireless HART sensor network, this paper proposed a novel time synchronization algorithm based on particle filter by Bootstrap sampling. Under the scenario of delay distribution in unknown network, in order to reduce the times of observations, it used the hybrid particle filter algorithm to obtain precise clock offset by the timestamp observations from the sender and the receiver are sampled by the Bootstrap sampling. It not only reduced the time synchronization error of wireless HART sensor network, but also decreased the energy consumption. Finally, the experiments show that the mean square error values of time deviation obtained from the particle filter algorithm are just 50% of the algorithm of maximum likelihood estimation when observed quantity is higher than 10 for wireless HART mesh hierarchical network. However, the same mean square error values of time deviation obtained from Bootstrap sampling based particle filter algorithm are only 35% of the algorithm of maximum likelihood estimation, and the simulation results show the feasibility and validity of the algorithm.

Key words: wireless HART sensor network; time synchronization; Bootstrap sampling; particle filter; maximum likelihood estimation

0 引言

无线 HART 协议是全球首个工业级无线传感网国际标准, 并且以简单、安全、可靠著称^[1]。无线 HART 网络采用集中控制原则, 其 MAC 层的 TDMA 机制对全网的时间同步提出了很高的要求。此外, 网络采用电池供电, 能量有限。因此, 要实现全网的时间同步, 必须保证时间偏差估计的精准性和较低的能量损耗。Pottie 等人^[2]指出, 在一般的无线传感器网络中, 数据处理的能耗远远低于数据传输。因此, 时间同步机制应当尽量减少数据收发次数。现在的无线 HART 网络时间同步的文献中, 研究重点是基于大量的观测数据和固定的网络延迟分布

情况下, 各种时间同步算法的鲁棒性^[3,4]。无线 HART 网络如何改善最小均方误差方面的论文还很少, 只有少量论文直接或间接地使用了卡尔曼滤波、最大似然估计等^[5-10], 对于如何通过减少同步数据收发带来高精度时钟同步以及随机网络延迟的未知分布、更少量的观测具有鲁棒性的时钟同步算法研究方面, 则尚未涉及。

一种减少同步能耗, 同时达到精准时间同步的方法是: 在减少观测次数和未知网络延迟分布的情形下, 采用更加复杂的信号处理算法, 以达到更加精确的时钟偏移为目标。基于这个思路, 本文提出时间模型; 推导了无线传感器网络时钟偏移估计的复合粒子滤波 (CPF) 和基于 Bootstrap 的 CPF 算法 BCPF; 最后, 通过 Matlab 仿真, 证明了在各种延迟分布下, CPF 和

收稿日期: 2016-01-12; **修回日期:** 2016-03-04 **基金项目:** 国家自然科学基金资助项目 (61273219); 中国博士后科学基金资助项目 (160560); 重庆市教委科学技术研究项目 (KJ1401029、KJ1401002、KJ1401008); 重庆市委基础与前沿项目 (CSTC2014JCYJ1316); 重庆三峡学院科学研究项目 (14QN30、15QN09)

作者简介: 高子林 (1986-), 男, 重庆万州人, 硕士, 主要研究方向为复杂网络和无线传感网络时间同步控制 (gaozilin321@163.com); 熊江 (1969-), 男, 重庆万州人, 硕士, 教授, 主要研究方向为网络协议分析与设计; 潘勇 (1981-), 男, 重庆万州人, 副教授, 博士, 主要研究方向: 微天线设计; 李洪兵 (1981-), 男, 重庆潼南人, 副教授, 博士, 主要研究方向为智能信息处理与无线传感器网络。

BCPF 方法的优良特性。

1 无线 HART 时间模型

无线 HART 网络组建了分层的网状拓扑结构,至网关而下,建立层层拓扑,如图 1 所示。每个节点都有子节点和父节点,如节点 6 的子节点是节点 8,而其父节点是节点 2 和 3。子节点以父节点作为同步时钟源,通过与父节点进行频繁的时间戳交换和时间偏差估计,来适时调整本地时钟,最后延展至整个无线 HART 网络。最典型的同步机制是文献[6]中给出的 TPSN。本文的研究工作基于两个重点前提:a)采用 TPSN 时间偏差的时间模型,也就是经典的发送端与接收端之间的时间同步模型,如图 2 所示;b)无线 HART 网络为了节能需要,只会基于少量的观测数据进行偏差预测,因为如果每一次同步都需要进行大量的数据交换和数据处理,能耗就大大超出电池供电的传感器节点所能承受的范围。

据图 2 的时钟模型,可以得到节点 F 和节点 N 在进行时间戳交换时的等量关系如下:

$$\begin{cases} T_{2,k} = T_{1,k} + d + \varphi + X_k \\ T_{4,k} = T_{3,k} + d - \varphi + Y_k \end{cases} \quad (1)$$

其中, φ 表示两个节点的时钟偏差; d 表示传输延迟; X_k 和 Y_k 分别代表延迟中的可变部分。由于延迟的不确定性,延迟分布可能是高斯型、指数型、伽马型、威布尔型或者其他混合型分布。为了方便,本文使用 $x_k = \varphi$ 表示未知的时钟偏移。

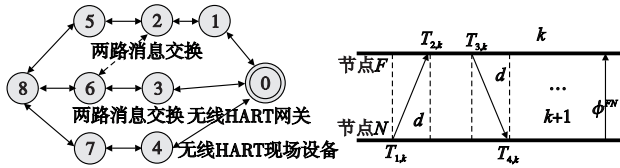


图1 无线HART网络模型

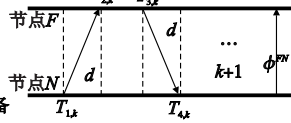


图2 无线HART两路消息交换时间模型

如果定义第 k 次上行时钟偏差和下行时钟偏差的差值为 U_k 和 V_k ,即 $U_k = T_{2,k} - T_{1,k}$, $V_k = T_{4,k} - T_{3,k}$,那么

$$\begin{cases} U_k = d + \varphi + X_k \\ V_k = d - \varphi + Y_k \end{cases} \quad (2)$$

假定观测样本 $z_k = [U_k, V_k]^T$,则我们的目标是找到未知时钟偏移 φ 的最小方差估计:

$$\hat{x}_k = E[x_k | Z^l] \quad (3)$$

其中, Z^l 表示到时间 l 为止的观测样本集,且 $Z^l = \{z_0, z_1, \dots, z_l\}$ 。

2 复合粒子滤波同步误差估计算法 CPF

粒子滤波技术是一种在贝叶斯估计模型下通过得到后验来精准预测滤波概率密度函数的手段。其原理为:采取序列重要采样机制,获取随机样本,分析样本获取状态后验分布,从而近似 $p(x_k | z_{0:k-1})$ 。由于先验分布没有从新样本中获得观测量的任何信息,往往没有增加太多信息量,且可能带来较差的滤波性能。为了解决这些问题,本文将推导适用于无线 HART 网络中线性非高斯模型的高斯和粒子滤波器(GSPF)^[11]。

在无线 HART 网络中,根据大量观测结果,节点之间同步误差大致服从高斯分布。在 GSPF 中,本文通过用有限的高斯混合分布来表示滤波和预测分布,再使用高斯粒子滤波器迭代得到这些分布^[12]。有多种方法可以将滤波和预测分布近似为多个高斯分布混合而成。这种近似可以由 GSPF 实现,它是 GPFs 的并行版本。因为高斯混合模型越来越多的应用于非高斯分布的建模,这里本文将 GSPF 的使用扩展到线性非高斯模

型。最后得到的新方法就成为 CPF。注意在 CPF 的测量和时间更新的方程中,每个混合高斯分量的方差根据卡尔曼滤波计算器计算结果进行更新。CPF 由 G 个并行卡尔曼滤波器来实现,其权重根据更新的方程进行调整。

假定在时刻 $k-1$,后验分布 $p(x_{k-1} | z_{0:k-1})$ 近似于以下分布:

$$p(x_{k-1} | z_{0:k-1}) \approx \sum_{g=1}^G \omega_{(k-1)g} N(x_{k-1}; \mu_{(k-1)g}, P_{(k-1)g}) \quad (4)$$

其中, G 代表混合成分的数目; $\omega_{(k-1)g}$ 代表混合权重; $N(x; u, P)$ 代表均值为 u 的协方差为 P 的随机变量 x ,它服从正态分布。转移先验概率由式(5)给出:

$$p(x_k | x_k) = \sum_{l=1}^L a_{kl} N(x_k; Fx_{k-1} + \bar{\mu}_{(k-1)l}, \bar{P}_{(k-1)l}) \quad (5)$$

在时间更新阶段,预测分布可由式(6)给出:

$$\begin{aligned} p(x_k | z_{1:k-1}) &= \int p(x_k | x_{k-1}) p(x_{k-1} | z_{1:k-1}) dx_{k-1} = \\ &= \int p(x_k | x_{k-1}) \sum_{g=1}^G \omega_{(k-1)g} N(x_{k-1}; \mu_{(k-1)g}, P_{(k-1)g}) dx_{k-1} = \\ &= \int \sum_{l=1}^L a_{kl} N(x_k; Fx_{k-1} + \bar{\mu}_{(k-1)l}, \bar{P}_{(k-1)l}) \times \\ &\quad \sum_{g=1}^G \omega_{(k-1)g} N(x_{k-1}; \mu_{(k-1)g}, P_{(k-1)g}) dx_{k-1} \end{aligned} \quad (6)$$

预测和更新的高斯成分的均值和方差可以用卡尔曼滤波计算。因为在卡尔曼滤波中,上述公式的积分可以近似为高斯的,因此预测分布可以表示如下:

$$p(x_k | z_{1:k-1}) \approx \sum_{j=1}^{GL} \tilde{\omega}_{kj} N(x_k; \tilde{\mu}_{kj}, \tilde{P}_{kj}) \quad (7)$$

其中,混合分量的参数可以根据卡尔曼滤波得到:

$$\tilde{\mu}_{kj} = \bar{\mu}_{(k-1)l} + F \mu_{(k-1)g} \quad (8)$$

$$\tilde{P}_{kj} = F P_{(k-1)g} F^T + \bar{P}_{(k-1)l} \quad (9)$$

$$\tilde{\omega}_{kj} = a_{kl} \omega_{(k-1)g} \quad (10)$$

其中, $j = 1, \dots, GL$, $g = 1, \dots, G$ 和 $l = 1, \dots, L$ 和 $j = g + (l-1)G$ 。

在测量更新阶段时,为了根据新的观测量改进先前的预测状态 $p(x_k | z_{1:k-1})$,可作如下的近似:

$$\begin{aligned} p(x_k | z_{1:k}) &= \frac{p(z_k | x_k) p(x_k | z_{1:k-1})}{p(z_k | z_{1:k-1})} \approx \\ &= C_k \sum_{j=1}^{GL} \tilde{\omega}_{kj} p(z_k | x_k) N(x_k; \tilde{\mu}_{kj}, \tilde{P}_{kj}) \end{aligned} \quad (11)$$

其中, C_k 是归一化的常数。所以,更新后的滤波分布近似为

$$p(x_k | z_{1:k}) \approx \sum_{j=1}^{GL} \omega_{kj} N(x_k; \tilde{\mu}_{kj}, \tilde{P}_{kj}) \quad (12)$$

最后,注意条件均值状态估计和相应的误差协方差分别由式(13)计算:

$$\bar{x}_k = \sum_{j=1}^{GL} \omega_{kj} \tilde{\mu}_{kj} \quad (13)$$

$$\bar{P}_k \approx \sum_{j=1}^{GL} \omega_{kj} [P_{kj} + (\mu_{kj} - \bar{x}_k)(\mu_{kj} - \bar{x}_k)^T] \quad (14)$$

3 Bootstrap 采样 CPF 算法

本文所采用的时间同步算法将集成 Bootstrap^[13] 采样和 CPF 技术。

在无线 HART 网络中,由于链路问题导致时间戳数据交换过程中存在错误,或者交换过程过于频繁,能耗巨大,都会带来巨大麻烦。在网状网中,节点之间同步只能使用较少的数据,并控制能耗。采用 Bootstrap 采样对原始的观测数据进行二次采样,获取新的观测样本,然后再利用 CPF,可以得到时钟偏移估计。结合 Bootstrap 采样的 CPF 方法,其主要步骤可以总结为以下的伪代码:

a) 设置无线 HART 网络时钟模型,设置发送端接收端参数,通过统计分析,得到随机样本值 $Z = \{Z_1, \dots, Z_n\}$,进而从

样本 Z 中算出估计量 $\hat{e}$ 。

b) 构建经验分布 H , 其中对每个观测, $Z_1 = z_1, \dots, Z_n = z_n$, 给与相等的权值: $1/n$ 。

c) 对 H 进行 Bootstrap 采样, 获得新的采样观测序列 $Z^* = \{Z_1^*, \dots, Z_n^*\}$ 。

d) 根据 Bootstrap 采样结果 Z^* , 执行第二部分所述的 CPF 算法, 估算时钟偏移 $\hat{x}$ 。

e) 对于待同步节点, 将所估算的时钟偏差引入式 (2), 并及时调整本地时钟。

通过本算法进行时钟偏差估计具有以下好处:

(a) 大量实验已经表明无线传感网节点同步偏差大致服从高斯分布, 基于高斯模型的 Bootstrap 采粒子滤波算法具有非常强的匹配度。

(b) 无线 HART 网络节点采用电池供电, 无法在同步上消耗太多的能耗, 因此, 只能选择少量观测数据, 采样最利于实现这一目的。

(c) 数据处理上的能耗远远小于数据收发的能耗, 复杂的数据处理过程可以带来更为精确地估计结果, Bootstrap 采样 CPF 算法可以取得比传统算法更为精确地估计结果。

4 实验分析

传统的时间偏差估计算法会通过误差的分布进行测试和假设, 然后依据此假设进行最大似然估计。常见的假设高斯分布和指数分布, 前文已经对这部分的论文进行了说明, 基于此种假设的最大似然估计在一定程度上可以获得较为精确的估计结果, 但是这种假设具有一定的随机性, 此外算法需要对大量的观测数据进行分析, 消耗了大量节点能耗, 不适用于工业应用。

通过 MATLAB 软件搭建好无线 HART 节点时间模型, 图 3~5 分别描述了当网络延迟分别为非对称的高斯、指数分布时, 最大似然估计的估计量的均方误差 (GMLE、EMLE) 与混合粒子滤波估计 CPF 所获得均方误差, 参数的下标分别表示上行链路和下行链路。图 3 表示非对称随机高斯延迟 [$\delta_1 = 1, \delta_2 = 4$] 下时钟偏移估计器的均方误差, 可以看到, 与 GMLE 和 EMLE 相比, CPF 性能较好, 其均方误差降低了 100% 以上。

图 4 则表示非对称随机指数延迟 [$\lambda_1 = 1, \lambda_2 = 5$] 下时钟偏移估计器的均方误差, 可以看出 CPF 同样具有优于 GMLE 和 EMLE 的性能。此外, 在非对称随机指数延迟分布情况下, EMLE 估计的时钟偏差估计的均方误差约比 GMLE 减少 20% 左右。

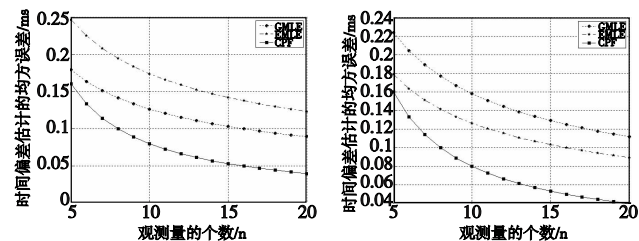


图3 非对称随机高斯延迟 [$\delta_1 = 1, \delta_2 = 4$] 下时钟偏移估计器结果

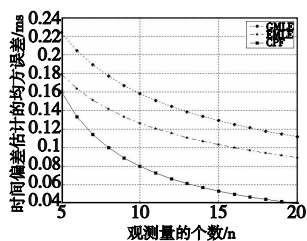


图4 非对称随机指数延迟 [$\lambda_1 = 1, \lambda_2 = 5$] 下时钟偏移估计器结果

增加 Bootstrap 抽样之后, 对新的 CPF 算法进行鲁棒性研究。混合不同分布的随即延迟模型下研究联合 BCPF、CPF、GMLE 和 EMLE 的性能。图 5 中混合了高斯和指数分布延迟模型, 两种分布分别采样 50% 的观测数据, 这意味着如果记录 20 个观察值, 那么其中 10 个是高斯分布, 10 个是指数分布。从图 5 中可以看出, BCPF 和 CPF 的性能明显比 GMLE 和 EMLE 要好, 其中粒子滤波算法获得的时间偏差的均方误差约是最大似然估计算法的 50%, 而基于 Bootstrap 采样的粒子滤波算法获得的时间

偏差的均方误差约是最大似然估计算法的 35%。同时, 根据图 5 的仿真实验, 当网络随机延迟分布接近高斯分布时, GMLE 的性能优于 EMLE, 且 BCPF 和 CPF 都至少比 GMLE 和 EMLE 性能改善 100% 以上, 是一个良好的估计器。

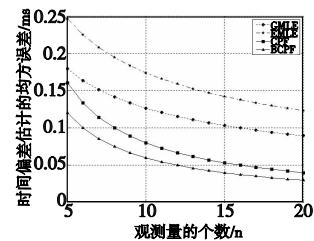


图5 高斯 [$\delta_1 = 1, \delta_2 = 4$] 和指数 [$\lambda_1 = 1, \lambda_2 = 5$] 随机延迟混合分布下时钟偏移估计器结果

5 结束语

现有的针对无线 HART 网络的时间同步算法大都需要较频繁的数据交换, 能耗较大, 精确度也不高。本文提出了基于 Bootstrap 采样和粒子滤波的时间同步算法, 对复合随机延迟分布的误差进行精确估计, 并使得网络的同步能耗大大降低。本文算法的精确度较传统 GMLE 和 EMLE 等算法提升了 100% 以上。对于 CPF 算法, 时钟估计的均方误差的封闭表达式似乎不存在, 且对于非指数非高斯的分布, 计算更低性能边界显得尤为困难, 这也是未来研究的可能方向。

参考文献:

- [1] HART Communication Foundation. HCF SPEC 290 revision 1. 0 wireless devices specification [S]. Texas: HART Communication Foundation, 2007.
- [2] Pottie G J, Kaiser W J. Wireless integrated network sensors [J]. Communications of the ACM, 2000, 43(5): 51-58.
- [3] Xu Chaonong, Zhao Lei, Xu Yongjun, et al. Synchronizing a time synchronization simulator for sensor networks [J]. Acta Automatica Sinica, 2006, 32(6): 1008-1014.
- [4] 危炎广, 王浩星, 陈晰, 等. 基于 WIA-PA 协议的时间同步算法的研究与实现 [J]. 重庆邮电大学学报: 自然科学版, 2014, 26(2): 182-186.
- [5] 程利娟, 王福豹, 段渭军. 无线传感器网络成对同步算法研究 [J]. 计算机应用研究, 2007, 24(9): 246-249.
- [6] Li Dongdong, Zhang Sheng, Wen Houming, et al. An innovative time synchronization algorithm for wireless HART networks [J]. Mechanical Engineering and Technology, 2012, 125(3): 261-267.
- [7] 夏小凤, 严斌宇, 刘方圆, 等. 无线传感器网络 TPSN 的优化算法 [J]. 计算机测量与控制, 2010, 18(6): 1465-1467.
- [8] 钟海东, 郭春学, 孔若英. 无线传感器网络时间同步算法误差分析 [J]. 微计算机信息, 2008, 24(4): 151-152.
- [9] Liu Qiang, Liu Xue, Zhou Jinglun, et al. Adasynch: a general adaptive clock synchronization scheme based on kalman filter for WSNs [J]. Wireless Personal Communications, 2012, 63(1): 217-239.
- [10] Wang Yijun, Qian Zhihong, Wang Guiqin, et al. Research on energy-efficient time synchronization algorithm for wireless sensor networks [J]. Journal of Electronic and Information Technology, 2012, 34(9): 2174-2179.
- [11] 林青, 尹建君, 张建秋, 等. 非线性非高斯模型的高斯和滤波算法 [J]. 系统工程与电子技术, 2010, 32(12): 2493-2499.
- [12] Yang Shaocong, Wen Desheng, Sun Jing. Gaussian sum particle filter (GSPF) for spacecraft attitude estimation [C] // Proc of the 2nd International Conference on Signal Processing Systems. 2010: 566-570.
- [13] Zoubir A M, Iskander D R. Bootstrap techniques for signal processing [M]. Cambridge: Cambridge University Press, 2011.