

基于观测数据删减及量化新息的无线传感器网络目标跟踪

杨小军, 张亚粉

(长安大学 信息工程学院, 西安 710064)

摘要: 针对资源受限的无线传感器网络, 提出一种基于数据删减及量化新息的目标跟踪方法. 利用融合中心接收到的量化新息以及数据删减过程传递的信息对目标状态进行估计. 每个传感器节点利用容积卡尔曼滤波执行数据删减过程, 融合中心执行一个辅助粒子滤波器. 为了节省节点的能量和带宽, 将所选择的观测数据的新息符号发送到融合中心, 融合中心将数据丢失过程所包含的信息加以利用, 提高了目标跟踪精度. 仿真结果表明了该方法的有效性.

关键词: 目标跟踪; 粒子滤波器; 数据删减; 数据量化

中图分类号: TP273

文献标志码: A

Target tracking in wireless sensor networks based on censoring and quantized innovations

YANG Xiao-jun, ZHANG Ya-fen

(School of Information Engineering, Chang'an University, Xi'an 710064, China. Correspondent: YANG Xiao-jun, E-mail: xjyang@chd.edu.cn)

Abstract: The target tracking method based on censoring and quantization is proposed in the resource-constrained wireless sensor networks. Both the quantized innovations and the information conveyed by missing data due to data censoring are used to estimate the state of the target. Each local sensor maintains a cubature Kalman filter(CKF) to perform the data censoring. The fusion center runs an auxiliary particle filter(APF). To save the energy and bandwidth of the node, the innovations of the selected data are quantized and transmitted to the fusion center. The fusion center makes use of the information contained in the missing data which leads to the improvement of the estimation accuracy. The simulation results show the effectiveness of the proposed method.

Keywords: target tracking; particle filter; data censoring; data quantization

0 引言

近年来, 无线传感器网络(WSN)广泛地应用于信号处理方面, 其应用领域包括环境监控、战场监视、远程医疗等. 目标跟踪是WSN的一个重要应用, 但是由于传感器节点能量和带宽的限制, 所有传感器节点的观测数据都发送到融合中心(FC)是不现实的. 目前, 有关WSN在减少通讯量方面已有大量的研究. 其中: 文献[1-2]提出了非理想无线信道下基于量化观测的目标跟踪方法; 文献[3]提出了基于量化新息的无迹卡尔曼滤波的目标跟踪方法, 由于量化新息带来的量化噪声较小, 相对于量化观测更为有效; 文献[4]针对线性观测模型提出了基于数据删减的最大似然估计和最大后验估计, 通过对数据丢失的信息加以利用能够改进估计精度; 文献[5]将该方法应用于运

动目标跟踪, 假设目标运动模型和观测模型均是线性的, 每个传感器执行一个卡尔曼滤波器, FC执行一个粒子滤波器并利用数据丢失所传递的信息获得了较高的跟踪精度, 但是该方法在数据删减后, 将选择的原始模拟数据直接发送到FC, 会导致较大的通讯量.

本文将文献[5]的方法应用于无线传感器网络中非线性目标跟踪问题, 其中结合了文献[3]中量化新息的思想, 为了节约通讯能量, 减小带宽, 传感器节点对观测数据删减后, 高于阈值的观测数据的新息被量化成一位二进制信号并发送到FC. 每个传感器执行一个容积卡尔曼滤波器(CKF), FC执行一个辅助粒子滤波器(APF)并对传感器节点丢失数据所包含的信息加以利用, 从而提高了目标的跟踪精度.

收稿日期: 2014-03-11; **修回日期:** 2014-06-11.

基金项目: 国家自然科学基金项目(61473047, 60975028); 陕西省科学技术研究发展计划项目(2014K05-26); 中国博士后科学基金项目(2013M540725).

作者简介: 杨小军(1971—), 男, 教授, 博士, 从事目标跟踪与识别、无线传感器网络与多源信息融合、统计信号处理等研究; 张亚粉(1988—), 女, 硕士, 从事目标跟踪的研究.

1 问题描述

1.1 目标跟踪模型

设目标在二维平面上作直线运动, 目标的运动模型用状态空间方程描述为

$$x_{k+1} = G_x x_k + G_u u_k. \quad (1)$$

其中: 目标状态向量为 $x_k = [x_{1k}, x_{2k}, \dot{x}_{1k}, \dot{x}_{2k}]$, (x_{1k}, x_{2k}) 为目标位置坐标, $(\dot{x}_{1k}, \dot{x}_{2k})$ 为目标速度坐标; G_x 和 G_u 为已知矩阵, 有

$$G_x = \begin{bmatrix} 1 & 0 & T & 0 \\ 0 & 1 & 0 & T \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, G_u = \begin{bmatrix} T^2/2 & 0 \\ 0 & T^2/2 \\ T & 0 \\ 0 & T \end{bmatrix},$$

T 为采样间隔; u_k 为零均值高斯噪声向量. 传感器 n 在 k 时刻的观测方程为

$$y_{n,k} = h_n(x_k) + \nu_{n,k} = \phi \left(\frac{d_0}{d_{n,k}} \right)^\alpha + \nu_{n,k}. \quad (2)$$

其中: $h_n(\cdot)$ 为第 n 个传感器接收到的信号能量模型, α 为信号衰减指数, ϕ 为在参考距离 d_0 处目标辐射的信号能量, $d_n = \sqrt{(x_{1,k} - \xi_n)^2 + (x_{2,k} - \eta_n)^2}$ 为目标与传感器节点 n 之间的距离, (ξ_n, η_n) 为节点 n 的坐标. 设观测噪声 $\nu_{n,k}$ 为独立同分布且服从高斯分布 $N(0, \sigma^2)$.

1.2 数据删减与新息量化

设无线传感器网络包括 N 个传感器节点, FC 知道每个节点的位置, 每个传感器节点都对目标进行观测, 然后将其观测新息与删减阈值进行比较, 信息量较大的观测数据将会被选择, 而信息量较小的观测数据将会被丢弃.

在 k 时刻, 传感器节点 n 的数据删减规则为

$$\tilde{y}_{n,k} \begin{cases} \geq \eta_{n,k}, & \text{send;} \\ < \eta_{n,k}, & \text{no send.} \end{cases} \quad (3)$$

其中: $\tilde{y}_{n,k} = y_{n,k} - \hat{y}_{n,k|k-1}$ 表示传感器节点 n 的观测新息, $\hat{y}_{n,k|k-1}$ 为节点 n 在时刻 k 的观测预测值; $\eta_{n,k}$ 为删减阈值. 如果删减阈值的设定能够使平均每个时刻有 \bar{N} 个传感器的观测值被选择, 则式 (3) 中删减阈值为^[4-5]

$$\eta_{n,k} = \sqrt{V_{n,k}} Q^{-1} \left(\frac{\rho}{2} \right). \quad (4)$$

其中: $\rho = \bar{N}/N$; $V_{n,k}$ 为新息 $\tilde{y}_{n,k}$ 的方差, $V_{n,k} = H_{n,k} P_{n,k|k-1} H_{n,k}^T + \sigma^2$, $H_{n,k}$ 为观测方程 $h_n(\cdot)$ 的雅克比矩阵, $P_{n,k|k-1}$ 为目标状态协方差矩阵的预测值; $Q(\cdot)$ 为高斯分布的补分布函数.

通过删减阈值的设定选择信息量较大的观测数据, 并将选中的观测数据的新息量化后发送到 FC. 注意到新息和删减阈值的计算需要知道状态预测值和状态协方差预测值. 在本文中, FC 与各传感器节点之间采用文献 [5] 中所提到的反馈系统, 即在 k 时刻 FC 将状态预测值 $\hat{x}_{k|k-1}$ 反馈给各传感器节点, 各传感

器节点处的状态预测值相等, 各传感器节点利用反馈回来的全局状态预测值计算新息和删减阈值. 定义 k 时刻数据删减的标志矢量 $S_k = (s_{1,k}, s_{2,k}, \dots, s_{N,k})$, 有

$$s_{n,k} = \begin{cases} 1, & y_{n,k} \text{ is selected;} \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (5)$$

为了减少网络通讯能量和带宽, 将被选择的观测数据的新息符号, 即一位二进制量化信号发送到 FC. 如果传感器节点 n 的观测 $y_{n,k}$ 被删减过程选择, 则 $s_{n,k} = 1$, 观测 $y_{n,k}$ 的新息量化规则为

$$d_{n,k} = \text{sign}(\tilde{y}_{n,k}) = \begin{cases} +1, & y_{n,k} \geq 0; \\ -1, & y_{n,k} < 0. \end{cases} \quad (6)$$

若 $y_{n,k}$ 被删减, 则 $s_{n,k} = 0$, 在 k 时刻 FC 没有接收到节点 n 的任何观测信息. 在 k 时刻当 FC 接收到节点 n 的新息符号 $d_{n,k}$ 时, 其似然函数为^[6]

$$p(d_{n,k} = \pm 1 | x_k, \hat{x}_{k|k-1}) = Q \left(\pm \frac{H_{n,k}(\hat{x}_{k|k-1} - x_k)}{\sigma} \right). \quad (7)$$

1.3 基于量化新息及数据丢失的联合似然函数

根据文献 [5], 在 k 时刻 FC 将状态预测值 $\hat{x}_{k|k-1}$ 反馈给各传感器节点计算新息的方差, 进而得到删减阈值; 然后利用式 (3) 对观测数据进行删减, 被选择的观测数据将其新息经式 (6) 量化后传递给 FC. 设 FC 接收到的所有量化新息矢量为 $D_k = \{d_{n,k} | n \in (1, 2, \dots, N)\}$, 其元素个数小于 N , 标志矢量为 S_k , 则 FC 的观测似然度为^[5]

$$p(D_k, S_k | x_k, \hat{x}_{k|k-1}) = \prod_{n=1}^N p(s_{n,k} = 0 | x_k, \hat{x}_{k|k-1})^{(1-s_{n,k})} p(d_{n,k} | x_k, \hat{x}_{k|k-1})^{s_{n,k}}, \quad (8)$$

其中

$$p(s_{n,k} = 0 | x_k, \hat{x}_{k|k-1}) = Q \left(\frac{-\eta_{n,k} + \hat{y}_{n,k|k-1} - g_n(x_k)}{\sigma} \right) - Q \left(\frac{\eta_{n,k} + \hat{y}_{n,k|k-1} - g_n(x_k)}{\sigma} \right). \quad (9)$$

式 (8) 包含了两层含义: 当 FC 接收到 $d_{n,k}$ 时, $s_{n,k} = 1$, 可由式 (7) 计算其似然函数; 当 FC 没有接收到 $d_{n,k}$ 时, $s_{n,k} = 0$, FC 可利用式 (9) 计算包含丢失数据信息的似然函数.

2 基于观测数据删减及量化新息的目标跟踪方法

2.1 基于 CKF 的删减阈值

删减阈值的设计需要计算新息的方差 $V_{n,k}$ 或者状态协方差矩阵的预测值, 为此, 文献 [5] 中每个传感器执行一个卡尔曼滤波器. 对于非线性系统, 可以采用无迹卡尔曼滤波计算新息的方差, 而最近出现的容

积卡尔曼滤波器(CKF)^[7]能够减少采样点的个数,从而提高状态估计的实时性。

CKF通过spherical-radial准则选取 $2n_x$ 个具有相同权值的cubature点,通过时间更新和量测更新可以得到观测预测值 $\hat{y}_{n,k|k-1}$ 以及互协方差矩阵 $P_{n,k|k-1}^{X,r}$ 和方差 $P_{n,k|k-1}^{r,r}$,其中由于目标运动方程是线性高斯系统,时间更新可以简化为卡尔曼滤波。但是CKF不能得到观测方程的线性化雅克比矩阵 $H_{n,k}$ 。文献[8]利用统计线性误差传播方法得到一个伪观测矩阵

$$H_{n,k} = [P_{n,k|k-1}]^{-1} P_{n,k|k-1}^{X,r}. \quad (10)$$

利用所得的观测预测值 $\hat{y}_{n,k|k-1}$ 可以得出观测新息 $\tilde{y}_{n,k}$,将 $H_{n,k}$ 和 $P_{n,k|k-1}$ 代入 $V_{n,k} = H_{n,k} P_{n,k|k-1} H_{n,k}^T + \sigma^2$ 可以得到新息的方差,然后将 $V_{n,k}$ 代入式(4)即可得到删减阈值 $\eta_{n,k}$ 。

2.2 利用数据丢失信息的粒子滤波器

对于非线性非高斯运动目标,粒子滤波器(PF)是一种有效的目标跟踪算法,PF通过一组加权粒子逼近目标状态的后验概率密度。在本文中,得到观测新息和丢失数据信息的似然度函数后,可以采用粒子滤波器对目标进行跟踪。

在观测方程(2)中,当参数 ϕ 未知时,通常的SIR粒子滤波器会出现退化现象。为了减轻粒子的退化,给定 k 时刻参数的一组粒子 $\{\phi_k^{(m)}, \omega_k^{(m)}\}_{m=1}^{N_s}$,采用高斯混合Kernel平滑方法^[1]逼近参数 ϕ 的后验分布。对于扩展的目标状态向量 $\bar{x}_k = [x_k, \phi_k]$,从高斯混合Kernel平滑转移概率密度 $p(\phi_{k+1}|\phi_k^{(m)}) = N(\mu_{\phi_k}^{(m)}, b^2\sigma_{\phi_k}^2)$ 中采样参数粒子 $\phi_{k+1}^{(m)}$ 。其中

$$\mu_{\phi_k}^{(m)} = \alpha\phi_k^{(m)} + (1-\alpha)\bar{\phi}_k,$$

$$\hat{\phi}_k = \sum_{m=1}^{N_s} \omega_k^{(m)} \phi_k^{(m)},$$

$$\sigma_{\phi_k}^2 = \sum_{m=1}^{N_s} \omega_k^{(m)} (\phi_k^{(m)} - \bar{\phi}_k)(\phi_k^{(m)} - \bar{\phi}_k)^T,$$

α 和 b 均为常数,分别表示高斯混合的收缩和分散程度^[1]。利用粒子滤波器产生一组加权粒子 $\{\bar{x}_{k+1}^{(m)}, \omega_{k+1}^{(m)}\}_{m=1}^{N_s}$ 以逼近状态和参数的联合后验概率分布 $p(\bar{x}_{k+1}|D_{1:k+1}, S_{1:k+1})$ 。

设在初始时刻,从先验分布中采样得到一组粒子 $x_0^{(m)}$ 和 $\phi_0^{(m)}$ ($m = 1, 2, \dots, N_s$),初始粒子权值为 $\omega_0^{(m)} = 1/N_s$ 。设 $k-1$ 时刻加权粒子集为 $\{\bar{x}_{k-1}^{(m)}, \omega_{k-1}^{(m)}\}_{m=1}^{N_s}$, k 时刻FC利用接收到的量化新息和数据丢失所包含的信息,采用辅助粒子滤波器^[1]对目标位置进行估计,其步骤如下。

Step 1: 每个传感器节点执行一个CKF滤波器,并且当接收到FC反馈的目标状态预测值 $\hat{x}_{k|k-1}$ 时,利用式(3)对原始观测数据进行删减,删减阈值 $\eta_{n,k}$ 可由式(4)得到。

Step 2: 被选择的观测数据的新息经式(6)量化为一位二进制信号,然后经无线信道发送到FC。

Step 3: 辅助变量重采样,融合中心利用式(1)计算状态向量条件均值 $U_k^{(m)} = E(x_k|x_{k-1}^{(m)})$,从 $m = 1, 2, \dots, N_s$ 中采样 N_s 个辅助变量 i^m ,采样概率为 $p(i^m = l) = p(D_k, S_k|U_k^{(l)}, \mu_{\phi_k}^{(l)}, \hat{x}_{k|k-1})\omega_{k-1}^{(l)}$,可由式(8)计算得到。

Step 4: 对于 $m = 1, 2, \dots, N_s$,利用Kernel平滑方法采样目标信号能量参数粒子^[1]: $\phi_k^{(m)} \sim N(\mu_{\phi_k}^{i^m}, b^2\sigma_{\phi_k}^2)$ 。

Step 5: 计算权值

$$\omega_k^{(m)} = \frac{p(D_k, S_k|\bar{x}_k^{(m)}, \hat{x}_{k|k-1})}{p(D_k, S_k|U_k^{(i^m)}, \mu_{\phi_k}^{(i^m)}, \hat{x}_{k|k-1})},$$

并归一化,分子和分母的似然度由式(8)计算。

Step 6: 目标状态估计

$$\hat{x}_k = \sum_{m=1}^{N_s} \omega_k^{(m)} x_k^{(m)}.$$

在利用式(3)进行数据删减后,信息量较小的观测数据将会丢失,没有利用数据丢失所传递信息的状态估计方法在计算观测似然度时,忽略了数据丢失所包含的信息,其似然函数为

$$p(D_k, S_k|x_k, \hat{x}_{k|k-1}) = \prod_{n=1}^N p(d_{n,k}|x_k, \hat{x}_{k|k-1})^{s_{n,k}}. \quad (11)$$

3 仿真分析

无线传感器网络均匀部署在一个 $150\text{ m} \times 150\text{ m}$ 的区域内,包含25个传感器节点,假设 $\rho = 1/5$,即平均每个时刻有5个观测数据被选择。设在参考距离 $d_0 = 1\text{ m}$ 处目标参考信号能量真实值为 $\phi = 500$,在仿真中假定参数 ϕ 是未知的, ϕ 的初始粒子来自于高斯分布,均值为参数真值。式(1)中噪声协方差矩阵为 $Q = \text{diag}\{0.05, 0.01\}$,式(2)中量测噪声方差 $\sigma^2 = 1$,目标初始状态均值服从高斯分布,均值 $\mu_0 = [0, 0, 5, 5]$,协方差矩阵为 $\text{diag}\{10, 10, 1, 1\}$,采样间隔 $T = 1\text{ s}$,仿真持续29s,粒子个数 $N_s = 2000$ 。

在上述场景下,将本文提出的利用丢失数据信息进行状态估计的算法(With-MD)分别与没有利用丢失数据信息的算法(Without-MD)和所有传感器的观测新息均发送到FC的状态估计算法(all-send)的性能进行了比较。其中:With-MD算法融合中心的观测似然度可由式(8)计算得到;Without-MD算法忽略了丢失数据的信息,其融合中心的观测似然度可由式(11)得到;而all-send算法是将所有的观测新息经量化后全部发送到FC,FC依然采用辅助粒子滤波器对目标状态进行估计,其FC的似然函数与标志矢量 S_k 无关,可表示为

$$p(D_k|x_k) = \prod_{n=1}^N p(d_{n,k}|x_k).$$

图 1 给出了目标的真实轨迹与 3 种方法的跟踪轨迹对比, 可以看出: all-send 方法最接近目标, With-MD 方法比 Without-MD 方法的跟踪轨迹更接近目标的真实轨迹, Without-MD 方法的跟踪误差最大。

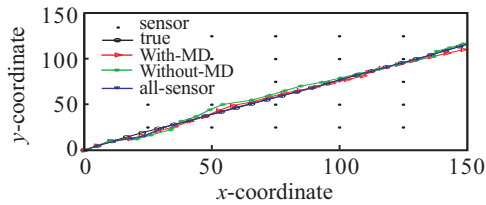


图 1 目标轨迹及跟踪轨迹

为了更好地说明 With-MD 方法的跟踪性能, 对 3 种方法做了 50 次 Monte Carlo 仿真, 图 2 给出了目标位置估计的均方根误差 (RMSE), 图 3 给出了 x 、 y 方向速度估计值的均方根误差。可以看出: With-MD 方法的估计性能好于 Without-MD, 这是因为后者舍弃了丢失数据的观测信息, 导致误差较大; 而 With-MD 方法将这些丢失数据的信息利用起来, 对估计性能有了一定的改善。虽然数据删减过程选择了信息量较大的观测数据, 但是删减过程丢失的数据是不可忽视的, 忽略了这部分丢失数据必然会导致一些误差, 并且这些误差不能通过删减过程而得到补偿。With-MD 与 all-send 方法相比估计性能只有很小的差距, 但是 With-MD 方法减少了通讯量, 并且具有较高的估计精度。在本仿真中删减阈值的设定, 限制了 25 个传感器中每个时刻平均有 5 个传感器的观测数据被选择, 与 all-send 方法相比, With-MD 方法和 Without-MD 方法都节省了约 80% 的通讯量。由图 2 中可以看出, Without-MD 方法带来了很大的性能损失, FC 在用式

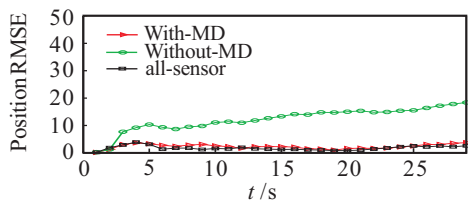


图 2 目标位置估计的 RMSE

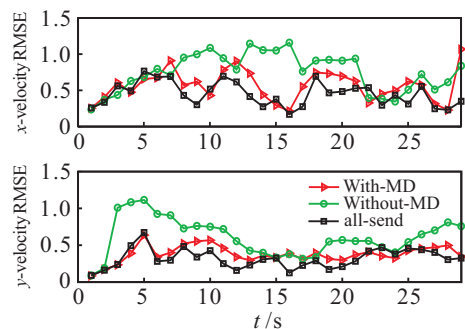


图 3 目标 x 、 y 方向速度估计的 RMSE

(11) 计算似然函数时, 没有考虑到丢失数据的信息; 而 With-MD 方法在计算融合中心的观测似然度时, 通过式 (9) 使丢失数据的信息得到补偿, 因此, 其估计性能与 all-send 方法较为接近。

4 结 论

本文研究了能量和带宽有限的无线传感器网络下的目标跟踪问题, 提出了一种基于观测数据删减及量化新息的目标跟踪方法。融合中心利用接收到的量化新息以及数据删减过程丢失数据的信息对目标状态进行估计, 每个传感器执行一个容积卡尔曼滤波器计算删减阈值, 融合中心执行一个辅助粒子滤波器, 为了节省节点的能量和带宽, 将删减后数据的新息经量化后发送到融合中心。仿真实验结果表明, 利用丢失数据信息的状态估计方法具有较好的跟踪精度。

参考文献(References)

- [1] 杨小军, 邢科义. 无线多跳传感器网络下基于粒子滤波的信道容错的目标跟踪方法[J]. 自动化学报, 2011, 37(4): 440-448.
(Yang X J, Xing K Y. Channel fault tolerant target tracking in multi-hop wireless sensor networks based on particle filtering[J]. Acta Automatica Sinica, 2011, 37(4): 440-448.)
- [2] Yang X, Niu R, Varshney P K, et al. Channel-aware tracking in multi-hop wireless sensor networks with quantized measurements[J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems, 2013, 49(4): 2353-2368.
- [3] Zhou Y. Collaborative target tracking in wireless sensor networks using quantized innovations and Sigma-point Kalman filtering[C]. IEEE Int Symposium on Industrial Electronics. New York: IEEE Press, 2009: 924-948.
- [4] Msechu E J, Giannakis G B. Sensor-centric data reduction for estimation with WSNs via censoring and quantization[J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2012, 60(1): 400-414.
- [5] Zheng Y, Niu R, Varshney P K. Sequential Bayesian estimation with censored data for multi-sensor systems[J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2014, 62(10): 2626-2641.
- [6] Ribeiro A, Giannakis G B, Roulmeliotis S I. SOI-KF: Distributed Kalman filtering with low-cost communications using the sign of innovations[J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2006, 54(12): 4782-4795.
- [7] Arasaratnam I, Haykin S. Cubature Kalman filter[J]. IEEE Trans on Automatic Control, 2009, 54(6): 1254-1269.
- [8] Lee D J. Nonlinear estimation and multiple sensor fusion using unscented information filtering[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2008, 15(1): 861-864.

(责任编辑: 李君玲)