

多光电跟踪设备异步序贯分布式目标跟踪算法

楚天鹏

(南京理工大学 自动化学院, 江苏 南京 210094)

摘要: 针对多光电跟踪设备组网后出现的异步测量问题, 提出了一种异步分布式序贯目标跟踪算法。该算法由局部滤波器和融合滤波器构成, 先利用状态转换方法, 将多光电跟踪设备节点及其邻节点的异步测量对齐到融合时刻, 得到拟测量方程。随后, 利用射影原理对拟测量方程和目标运动状态方程构成的目标跟踪系统, 提出异步序贯局部滤波器来计算较为精确的局部滤波值。再以协方差交叉算法为基础, 提出基于扩散策略的融合滤波器, 对局部估计值进行融合计算, 来提高目标跟踪精度, 并降低组网后各光电跟踪设备节点融合估计值的差异程度。最后对所提出的算法进行了仿真实验, 以验证其有效性。

关键词: 光电跟踪设备组网; 分布式估计; 异步测量

中图分类号: TP391 **文献标志码:** A **DOI:** 10.3788/IRLA201746.0926002

Distributed asynchronous sequential fusion algorithm for multiple optic-electronic tracking devices

Chu Tianpeng

(School of Automation, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094, China)

Abstract: An asynchronous distributed sequential fusion algorithm was proposed for the asynchronous measurements which were measured by the networked optic-electronic tracking devices. The asynchronous distributed sequential fusion algorithm was composed of a local estimator and a fusion estimator. First, by using the state transformation method, the asynchronous measurements obtained by a sensor node was aligned to the fusion instant to get the pseudo-measurements. Then, a local sequential estimator was developed with respect to the pseudo-measurements and the target motion model to calculate the local estimation, by using orthogonal projection. Subsequently, by modifying the covariance intersection algorithm, a diffusion-based fusion estimator was designed to fuse the local estimation in the neighborhood. The simulation results of a target tracking system validate the effectiveness of the proposed target tracking algorithm.

Key words: networked optic-electronic tracking devices; distributed estimation; asynchronous measurements

收稿日期: 2017-01-15; 修订日期: 2017-02-17

基金项目: 国家自然科学基金(61273076)

作者简介: 楚天鹏(1983-), 男, 博士生, 主要从事分布式状态估计方面的研究。Email: ctp_psmb@yahoo.com

导师简介: 盛安冬(1964-), 男, 教授, 博士生导师, 主要从事非线性技术在被动跟踪中的应用方面的研究。

Email: shengandong@njst.edu.cn

0 引言

多光电跟踪设备组网后, 不仅可保持单个光电跟踪设备抗干扰性能好、测量精度高及便携性强等优点, 还可以克服单个光电跟踪设备测量范围小的不足, 被广泛应用于火控系统、监视系统的目标跟踪过程^[1-2]。

光电跟踪设备网络的集中式目标跟踪方法需要融合中心与光电跟踪设备网络中每一个节点通信, 融合中心在获取整个网络的目标信息后, 以融合算法来计算目标运动状态信息^[2]。因此, 融合中心的通信负担与计算负担均较重, 且一旦融合中心出现故障或被毁, 光电跟踪设备网络的跟踪效果会变差, 甚至光电跟踪设备网络将失去作用。与集中式目标跟踪方法相比, 分布式目标跟踪方法不需要融合中心, 对通信网络要求较低, 同时具有较强的鲁棒性^[3-4]。在分布式目标跟踪中, 各传感器节点同时具备测量、通信与计算能力, 各传感器节点可与其邻节点交互测量和估计信息以提高估计精度^[4]。目前, 对于分布式目标跟踪的研究主要集中在各节点测量为同步的条件下, 如以参考文献[5]为代表的基于一致策略的分布式估计方法和以参考文献[6]为代表的基于扩散策略的分布式估计方法。然而, 多光电跟踪设备网络中各节点由于测量起始时刻不同和测量周期不同, 使得多光电跟踪设备网络是典型的异步传感器网络。对于异步传感器网络分布式估计问题的研究成果较少, 参考文献[7]提出了一种分布式序贯贝叶斯估计算法, 但该算法仅针对不同传感器具有不同起始测量时刻的情形, 对实际传感器网络存在不同测量周期的问题未作考虑。因此, 针对多光电跟踪设备异步分布式目标跟踪算法的研究, 不仅对多光电跟踪设备网络在目标跟踪领域的应用具有现实意义, 同时可促进分布式传感器网络异步状态估计的理论研究。

综上所述, 对于光电跟踪设备网络的异步测量问题, 文中提出一种适应任意传感器测量周期和测量起始时刻的序贯分布式目标跟踪算法。首先, 将异步测量对齐到当前融合时刻, 得到测量噪声与过程噪声相关、测量噪声自相关的拟测量方程; 随后, 针对拟测量噪声特性给出最优局部估计器; 最后, 给出一个基于协方差交叉方法的序贯融合估计器, 对局部估计值进行融合, 以提高融合估计值的精度, 并降低不同

节点间估计值的不一致程度。

1 问题描述

考虑如下连续时间目标运动方程:

$$\dot{x}(t)=A(t)x(t)+G(t)w(t) \quad (1)$$

式中: $x(t) \in \mathcal{R}^{d_x}$ 为目标运动状态; $w(t) \in \mathcal{R}^{d_w}$ 为均值为 0、协方差矩阵为 $q(t)$ 的高斯白噪声。

假设 $\Phi(t_k, t_{k-1})$ 是与公式(1)中 $A(t)$ 对应的离散形式的状态转移矩阵, 其中 t_{k-1} 是上次融合时刻, 当 $k=1$ 时, t_0 是融合初始时刻, t_k 是当前周期的融合时刻, 则 $T=t_k-t_{k-1}$ 是融合周期。对连续时间系统进行离散化处理, 可得

$$x(t_k)=\Phi(t_k, t_{k-1})x(t_{k-1})+w(t_k, t_{k-1}) \quad (2)$$

式中: $w(t_k, t_{k-1})$ 为零均值白噪声。其与式中 $w(t)$ 的关系如下:

$$w(t_k, t_{k-1})=\int_{t_{k-1}}^{t_k} \Phi(t_k, v)G(\tau)w(v)dv \quad (3)$$

故有 $w(t_k, t_{k-1})$ 协方差如下:

$$Q(t_k, t_{k-1})=\int_{t_{k-1}}^{t_k} \Phi(t_k, \tau)G(\tau)q(\tau)G^T(\tau)\Phi^T(t_k, \tau)d\tau \quad (4)$$

公式(1)描述动态系统由一个空间上分散布置的传感器网络来观测, 该传感器网络是由 N 个传感器构成的点对点网络, 即网络中各节点仅与其邻近的传感器进行通信, 其通信结构的示意图可参见图 1。以传感器节点 i 为例, 定义节点 i 的邻域为 \mathcal{N}_i , 且假设 $i \in \mathcal{N}_i$, 邻域 \mathcal{N}_i 中传感器的个数为 \mathcal{D}_i 。在第 k 个融合周期, 节点 i 本地测量的个数可假定为 n_k^i , 则节点 i 在第 k 个融合周期的测量可建模如下:

$$z_k^{i,q}=h_k^{i,q}x(t_k^{i,q})+v_k^{i,q} \quad (5)$$

$$i=1, 2, \dots, N; q=1, 2, \dots, n_k^i$$

式中: $z_k^{i,q} \in \mathcal{R}^{d_z}$ 为传感器节点 i 在第 k 个融合周期测量得到的第 q 个测量值; $t_k^{i,q}$ 为 $z_k^{i,q}$ 的测量时间; $h_k^{i,q}$ 为测量矩阵; $v_k^{i,q}$ 均值为零协方差矩阵为 $R_k^{i,q}$ 的高斯白噪声。并且假设 $w(t), v_k^{i,q}$ 和 $x(0)$ 相互独立。

2 分布式异步序贯估计算法

2.1 异步拟测量方程

假设 \mathcal{N}_i 中传感器在第 k 个融合周期内测得测量的总个数为 N_k^i 。这 N_k^i 个测量值会在传感器节点 i 获

取 \mathcal{N}_i 内所有节点在第 k 个融合周期内直接测得的测量后, 聚集在节点 i , 其中传感器 $l(l \in \mathcal{N}_i)$ 在 $t_k^{l,m}$ ($t_k^- \in (t_{k-1}, t_k)$) 时刻测得的测量值 $z_k^{l,m}$ 是其在第 k 个融合周期内测得的第 m 个测量值。为便于描述, 现将 N_k^i 个异步测量值依时间顺序重新排序。假设在获取 \mathcal{N}_i 中全部测量后, 节点 i 的第 j 个测量值对应 $z_k^{l,m}$, 则有

$$Y_k^{i,j} = z_k^{l,m} = H_k^{i,j} x(t_k^{i,j}) + v_k^{i,j} \quad (6)$$

其中, $H_k^{i,j} = h_k^{l,m}$, $t_k^{i,j} = t_k^{l,m}$, $v_k^{i,j} = v_k^{l,m}$ 。

由公式(2)可得状态 $x(t_k^{i,j})$ 为:

$$x(t_k^{i,j}) = \Phi^{-1}(t_k, t_k^{i,j}) x(t_k) - \Phi^{-1}(t_k, t_k^{i,j}) w(t_k, t_k^{i,j}) \quad (7)$$

其中, $\Phi^{-1}(t_k, t_k^{i,j}) = \Phi(t_k^{i,j}, t_k)$ 。

将公式(7)代入公式(6)可得拟测量方程如下:

$$Y_k^{i,j} = H_k^{i,j} x(t_k) + \Lambda_k^{i,j} \quad (8)$$

其中

$$H_k^{i,j} = H_k^{i,j} \Phi^{-1}(t_k, t_k^{i,j}) \quad (9)$$

$$\Lambda_k^{i,j} = v_k^{i,j} - H_k^{i,j} w(t_k, t_k^{i,j}) \quad (10)$$

由于 $v_k^{i,j}$ 和 $w(t_k, t_k^{i,j})$ 均是零均值高斯白噪声, 故 $\Lambda_k^{i,j}$ 的均值仍为零。而 $\Lambda_k^{i,j}$ 的方差则因其中含有过程噪声而改变, 具体如下:

$$\mathcal{R}_k^{i,j,j} = E[\Lambda_k^{i,j} (\Lambda_k^{i,j})^T] = R_k^{i,j} + H_k^{i,j} Q(t_k, t_k^{i,j}) (H_k^{i,j})^T \quad (11)$$

第 k 个融合周期内, 不妨假设 $t_k^{i,j} > t_k^{i,l}$, 则传感器节点 i 获得的第 j 和第 l 个测量的互协方差为:

$$\mathcal{R}_k^{i,j,l} = E[\Lambda_k^{i,j} (\Lambda_k^{i,l})^T] = H_k^{i,j} Q(t_k, t_k^{i,j}) (H_k^{i,l})^T \quad (12)$$

进一步, 由公式(10)可知 $\Lambda_k^{i,j}$ 与 $w(t_k, t_k^{i,j})$ 互相关, 且有

$$\Delta_k^{i,j} = E[w(t_k, t_k^{i,j}) (\Lambda_k^{i,j})^T] = -Q(t_k, t_k^{i,j}) (H_k^{i,j})^T \quad (13)$$

至此, 针对连续动态系统和异步测量方程的分布式异步序贯估计问题转化为离散化后的动态系统方程和拟测量方程的序贯估计问题, 下面给出针对式和式的分布式序贯估计算法。

2.2 局部序贯估计算法

为便于描述, 将 $x(t_k)$ 、 $\Phi(t_k, t_{k-1})$ 及 $w(t_k, t_{k-1})$ 分别记为 x_k 、 Φ_{k-1} 及 w_{k-1} 。则局部最优序贯估计算法由如下定理给出。

定理 1 对于传感器 i , 假设第 k 周期的估计值 \hat{x}_{k-1}^i

及其误差方差 \mathcal{M}_{k-1}^i 已知, 则第 k 周期的估计值和相应的误差方差可计算如下:

当 $j=1$ 时有

$$M_k^{i,0} = \Phi_{k-1} \mathcal{M}_{k-1}^i \Phi_{k-1}^T + Q_{k-1} \quad (14)$$

$$\begin{aligned} \mathcal{K}_k^{i,1} = & (M_k^{i,0} (H_k^{i,1})^T + \Delta_k^{i,1}) (H_k^{i,1} M_k^{i,0} (H_k^{i,1})^T + \\ & H_k^{i,1} \Delta_k^{i,1} + (\Delta_k^{i,1})^T (H_k^{i,1})^T + \mathcal{R}_k^{i,1,1})^{-1} \end{aligned} \quad (15)$$

$$\hat{x}_k^{i,1} = \Phi_{k-1} \hat{x}_{k-1}^i + \mathcal{K}_k^{i,1} (Y_k^{i,1} - H_k^{i,1} \hat{x}_{k-1}^i) \quad (16)$$

$$\begin{aligned} M_k^{i,1} = & (I - \mathcal{K}_k^{i,1} H_k^{i,1}) M_k^{i,0} (I - \mathcal{K}_k^{i,1} H_k^{i,1})^T - (I - \mathcal{K}_k^{i,1} H_k^{i,1}) \Delta_k^{i,1} (\mathcal{K}_k^{i,1})^T - \\ & \mathcal{K}_k^{i,1} (\Delta_k^{i,1})^T (I - \mathcal{K}_k^{i,1} H_k^{i,1})^T + \mathcal{K}_k^{i,1} \mathcal{R}_k^{i,1,1} (\mathcal{K}_k^{i,1})^T \end{aligned} \quad (17)$$

当 $j=2, 3, \dots, N_k^i$ 时, 有

$$\Theta_k^{i,j-1} = (I - \mathcal{K}_k^{i,j-1} H_k^{i,j-1}) \Theta_k^{i,j-2} \quad (18)$$

$$\begin{aligned} \Xi_k^{i,j} = & \Theta_k^{i,j-1} \Delta_k^{i,j} + \sum_{b=2}^{j-1} \prod_{a=b}^{j-1} (I - \mathcal{K}_k^{i,a} H_k^{i,a}) \mathcal{K}_k^{i,b-1} \mathcal{R}_k^{i,b-1,j} - \\ & \mathcal{K}_k^{i,j-1} \mathcal{R}_k^{i,j-1,j} \end{aligned} \quad (19)$$

$$\begin{aligned} \mathcal{K}_k^{i,j} = & (M_k^{i,j-1} (H_k^{i,j})^T + \Xi_k^{i,j}) (H_k^{i,j} M_k^{i,j-1} (H_k^{i,j})^T + H_k^{i,j} \Xi_k^{i,j} + \\ & (\Xi_k^{i,j})^T (H_k^{i,j})^T + \mathcal{R}_k^{i,j,j})^{-1} \end{aligned} \quad (20)$$

$$\hat{x}_k^{i,j} = \hat{x}_k^{i,j-1} + \mathcal{K}_k^{i,j} (Y_k^{i,j} - H_k^{i,j} \hat{x}_k^{i,j-1}) \quad (21)$$

$$\begin{aligned} M_k^{i,j} = & (I - \mathcal{K}_k^{i,j} H_k^{i,j}) M_k^{i,j-1} (I - \mathcal{K}_k^{i,j} H_k^{i,j})^T - (I - \mathcal{K}_k^{i,j} H_k^{i,j}) \Xi_k^{i,j} (\mathcal{K}_k^{i,j})^T - \\ & \mathcal{K}_k^{i,j} (\Xi_k^{i,j})^T (I - \mathcal{K}_k^{i,j} H_k^{i,j})^T + \mathcal{K}_k^{i,j} \mathcal{R}_k^{i,j,j} (\mathcal{K}_k^{i,j})^T \end{aligned} \quad (22)$$

式中: $\hat{x}_k^{i,j}$ 为传感器 i 获得 $Y_k^{i,j}$ 后的局部估计值; $M_k^{i,j}$ 为

$\hat{x}_k^{i,j}$ 的估计误差方差; $\Theta_k^{i,0} = I$ 为适维单位阵; $\prod_{a=b}^{a=c} X^a =$

$X^a X^{a-1} \dots X^b$ 。迭代计算公式(18)~(22), 直到 $j = M_k^i \circ \hat{x}_k^{i, N_k^i}$

和 M_k^{i, N_k^i} 分别为第 k 周期传感器节点 i 的局部估计值及相应的估计误差方差, 即有 $\hat{x}_k^i = \hat{x}_k^{i, N_k^i}$ 和 $\mathcal{M}_k^i =$

M_k^{i, N_k^i} 。

证明:

以 \mathcal{Y}_k^i 表示传感器 i 在第 k 融合周期获取的前 j 个

测量, 即 $\mathcal{Y}_k^i = \{Y_k^{i,1}, Y_k^{i,2}, \dots, Y_k^{i,j}\}$; 以 \mathcal{Y}_k^i 表示传感器 i 在

第 k 融合时刻前获取的所有测量, 即 $\mathcal{Y}_k^i = \{Y_m^{i, N_k^i}\}_{m=1}^k$ 。则由射影原理^[8]可得传感器 i 在第 k 融合周期获得测

量 $Y_k^{i,j}$ 后的局部估计值 $\hat{x}_k^{i,j}$ 为:

$$\hat{x}_k^{ij} = E[x_k | \mathcal{Y}_{k-1}^i, \mathbb{Y}_k^{ij-1}, Y_k^{ij}] = E[x_k | \mathcal{Y}_{k-1}^i, \mathbb{Y}_k^{ij-1}] + E[x_k | Y_k^{ij}] - \hat{x}_k^{ij-1} + \mathcal{K}_k^{ij} \tilde{Y}_k^{ij} \quad (23)$$

式中： \tilde{x}_k^{ij} 为获得测量 Y_k^{ij} 后的局部估计误差； \tilde{Y}_k^{ij} 为获得测量 Y_k^{ij} 后的信息； \mathcal{K}_k^{ij} 为相应的滤波增益。 \tilde{x}_k^{ij} 、 \tilde{Y}_k^{ij} 及 \mathcal{K}_k^{ij} 的表达式如下：

$$\tilde{x}_k^{ij} = x_k - \hat{x}_k^{ij} = (I - \mathcal{K}_k^{ij} H_k^{ij}) \tilde{x}_k^{ij-1} - \mathcal{K}_k^{ij} v_k^{ij} \quad (24)$$

$$\tilde{Y}_k^{ij} = Y_k^{ij} - \hat{Y}_k^{ij} = H_k^{ij} x_k + v_k^{ij} - H_k^{ij} \hat{x}_k^{ij-1} = H_k^{ij} \tilde{x}_k^{ij-1} + v_k^{ij} \quad (25)$$

$$\mathcal{K}_k^{ij} = E[x_k^{ij} (Y_k^{ij})^T] [E[Y_k^{ij} (Y_k^{ij})^T]]^{-1} \quad (26)$$

与局部估计值 \hat{x}_k^{ij} 相对应的局部估计误差方差可计算如下：

$$M_k^{ij} = E[\tilde{x}_k^{ij} (\tilde{x}_k^{ij})^T] = (I - \mathcal{K}_k^{ij} H_k^{ij}) M_k^{ij-1} (I - \mathcal{K}_k^{ij} H_k^{ij})^T - (I - \mathcal{K}_k^{ij} H_k^{ij}) \Xi_k^{ij} (\mathcal{K}_k^{ij})^T - \mathcal{K}_k^{ij} (\Xi_k^{ij})^T (I - \mathcal{K}_k^{ij} H_k^{ij})^T + \mathcal{K}_k^{ij} \mathcal{R}_k^{ij} (\mathcal{K}_k^{ij})^T \quad (27)$$

由公式(24)和公式(25)有信息的协方差和公式(26)右侧第一项如下：

$$E[\tilde{Y}_k^{ij} (\tilde{Y}_k^{ij})^T] = H_k^{ij} M_k^{ij-1} (H_k^{ij})^T + H_k^{ij} \Xi_k^{ij} + (\Xi_k^{ij})^T (H_k^{ij})^T + \mathcal{R}_k^{ij} \quad (28)$$

$$E[x_k^{ij-1} (Y_k^{ij})^T] = M_k^{ij-1} (H_k^{ij})^T + \Xi_k^{ij} \quad (29)$$

则公式(26)可改写如下：

$$\mathcal{K}_k^{ij} = (M_k^{ij-1} (H_k^{ij})^T + \Xi_k^{ij}) (H_k^{ij} M_k^{ij-1} (H_k^{ij})^T + H_k^{ij} \Xi_k^{ij} + (\Xi_k^{ij})^T (H_k^{ij})^T + \mathcal{R}_k^{ij})^{-1} \quad (30)$$

特别地，第 k 融合周期的初始值 $\hat{x}_k^{i,0}$ 、 $\tilde{x}_k^{i,0}$ 及 $M_k^{i,0}$ 可计算如下：

$$\hat{x}_k^{i,0} = E[x_k | \mathcal{Y}_{k-1}^i] = \Phi_{k-1} \hat{x}_{k-1}^i \quad (31)$$

$$\tilde{x}_k^{i,0} = x_k - \hat{x}_k^{i,0} = \Phi_{k-1} x_{k-1} - \Phi_{k-1} \hat{x}_{k-1}^i + w_{k-1} \quad (32)$$

$$M_k^{i,0} = E[\tilde{x}_k^{i,0} (\tilde{x}_k^{i,0})^T] = \Phi_{k-1} M_{k-1}^i \Phi_{k-1}^T + Q_{k-1} \quad (33)$$

当 $j=1$ 时，由公式(32)和公式(10)可得上一周期最终估计误差与当前测量噪声的协方差 $\Xi_k^{i,1}$ 如下：

$$\Xi_k^{i,1} = E[x_k^{i,0} (\Lambda_k^{i,1})^T] = E[(\Phi_{k-1} x_{k-1} + w_{k-1} - \Phi_{k-1} \hat{x}_{k-1}^i) (\Lambda_k^{i,1})^T] = \Lambda_k^{i,1} \quad (34)$$

由公式(26)、公式(28)、公式(29)和公式(34)可得定理 1 中公式(15)，将公式(24)代入公式(27)可得定理 1

中公式(17)，将公式(31)代入公式(23)可得公式(16)，而公式(33)即为定理 1 中公式(14)。

当 $j=2, 3, \dots, N_k^i$ 时，有对测量 Y_k^{ij-1} 的局部估计误差与 Y_k^{ij} 测量噪声的协方差如下：

$$\Xi_k^{ij} = E[\tilde{x}_k^{ij-1} (\Lambda_k^{ij})^T] = (I - \mathcal{K}_k^{ij-1} H_k^{ij-1}) E[(\tilde{x}_k^{ij-2}) (\Lambda_k^{ij})^T] + \mathcal{K}_k^{ij-1} E[\Lambda_k^{ij-1} (\Lambda_k^{ij})^T] = \Theta_k^{ij-1} \Delta_k^{ij} + \sum_{b=2}^{j-1} \prod_{a=b}^{j-1} (I - \mathcal{K}_k^{i,a} H_k^{i,a}) \cdot \mathcal{K}_k^{i,b-1} \mathcal{R}_k^{i,b-1,j} - \mathcal{K}_k^{i,j-1} \mathcal{R}_k^{i,j-1,j} \quad (35)$$

其中， Θ_k^{ij-1} 表示如下：

$$\Theta_k^{ij-1} = (I - \mathcal{K}_k^{i,j-1} H_k^{i,j-1}) \Theta_k^{ij-2} \quad (36)$$

式中： $\Theta_k^{i,0} = I$ 为适维单位阵； $\prod_{a=b}^c X^a = X^c X^{c-1} \dots X^b$ 。可以看到公式(36)、公式(35)、公式(30)、公式(23)和公式(27)即为定理 1 中公式(18)~(22)。

证毕。

注：在拟测量和序贯局部估计器的推导过程中可以看到，节点 i 局部估计器仅利用了 \mathcal{N}_i 中各节点的测量信息，与参考文献[9]给出集中式最优异步估计算法相比，在是否获得传感器网络全局测量信息的角度来看，该节给出的序贯分布式局部估计器是次优的，其估计精度较集中式算法要差，为进一步提高局部估计值的精度，下面将给出基于协方差交叉的序贯融合估计器。

2.3 序贯融合滤波器

传感器 i 在获得局部估计值后，与 \mathcal{N}_i 内的其他传感器进行信息交换，以获得 \mathcal{N}_i 中全部传感器的局部估计值与局部估计误差方差。不失一般性的，可以假设节点 i 在第 k 融合周期共可获得 Y_k^j 个局部估计值及其对应的估计误差方差。节点 i 在第 k 融合周期获取的第 j 个局部估计值 \hat{X}_k^{ij} 对应为 \mathcal{N}_i 中节点 l 的局部估计值 \hat{x}_k^l ，与 \hat{X}_k^l 和 \hat{x}_k^l 对应的估计误差方差分别为 $M_k^{i,j}$ 和 M_k^l ，即

$$\hat{X}_k^{ij} = \hat{x}_k^l \quad (37)$$

$$M_k^{i,j} = M_k^l \quad (38)$$

其中， $l \in \mathcal{N}_i$ 。

对参考文献[10]中的双随机变量快速协方差交叉

算法进行改进,容易得到如下序贯协方差交叉算法。

当 $j=1$ 时,节点 i 在第 k 融合周期的临时估计值 $\hat{X}_k^{i,1}$ 和相应的估计误差方差 $\underline{M}_k^{i,1}$ 是其在本周周期收到的第一个局部估计值 $\hat{X}_k^{i,1}$ 和相应的局部估计误差方差 $\underline{M}_k^{i,1}$ 。

当 $j=2,3,\dots,Y_k^i$ 时,节点 i 在第 k 融合周期的临时估计值 $\hat{X}_k^{i,j}$ 和相应的估计误差方差 $\underline{M}_k^{i,j}$ 计算如下:

$$\hat{X}_k^{i,j} = \alpha_k^{ij} \underline{M}_k^{i,j} (\underline{M}_k^{i,j})^{-1} \hat{X}_k^{i,j} + (1-\alpha_k^{ij}) \underline{M}_k^{i,j-1} (\underline{M}_k^{i,j-1})^{-1} \hat{X}_k^{i,j-1} \quad (39)$$

$$(\underline{M}_k^{i,j})^{-1} = \alpha_k^{ij} (\underline{M}_k^{i,j})^{-1} + (1-\alpha_k^{ij}) (\underline{M}_k^{i,j-1})^{-1} \quad (40)$$

$$\alpha_k^{ij} = \frac{1/\text{tr}(\underline{M}_k^{i,j})}{1/\text{tr}(\underline{M}_k^{i,j}) + 1/\text{tr}(\underline{M}_k^{i,j-1})} \quad (41)$$

节点 i 每次收到新的局部估计信息就利用公式(39)~(41)计算临时估计值和相应的估计误差方差,直到计算出 \hat{X}_k^{i,Y_k^i} 和 $\underline{M}_k^{i,Y_k^i}$ 后令 $\hat{X}_k^i = \hat{X}_k^{i,Y_k^i}$ 和 $\underline{M}_k^i = \underline{M}_k^{i,Y_k^i}$,即得到第 k 融合周期的最终动态系统状态信息,一个融合周期完整的异步序贯估计算法执行完毕。

3 仿真实验

下面对文中提出算法进行仿真分析。由于目标在三个方向上的跟踪效果的趋势相同,故仅考虑某一方向上目标连续时间运动方程如下^[9]:

$$\dot{x}(t) = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} x(t) + \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix} w(t) \quad (42)$$

式中: $x(t) \in \mathcal{R}^2$ 为动态系统状态变量; $w(t)$ 为均值为零、方差 $q=0.1$ 的系统噪声。对系统进行离散化,可得

$$x(t_k) = \begin{bmatrix} 1 & t_k - t_{k-1} \\ 0 & 1 \end{bmatrix} x(t_{k-1}) + w(t_k, t_{k-1}) \quad (43)$$

其中,融合周期 $T=t_k-t_{k-1}=0.8$ s,离散化的系统噪声 $w(t_k, t_{k-1})$ 的均值为零,协方差如下:

$$Q(t_k, t_{k-1}) = \begin{bmatrix} (t_k - t_{k-1})^3/3 & (t_k - t_{k-1})^2/2 \\ (t_k - t_{k-1})^2/2 & t_k - t_{k-1} \end{bmatrix}$$

系统的状态信息由 12 个光电跟踪设备构成的传感器网络观测,光电跟踪设备网络的通信结构如图 1 所示。图中圆点代表传感器节点,两个节点由实线连接则代表这两个节点可互相通信,即可交换测量信息和局部滤波信息。各节点的测量矩阵、测量噪声分别为: $h_k^{i,q} = [1 \ 0] (i=1, \dots, 12; q=1, \dots, n_k^i), R_k^{i,q} = 25 (i=1, \dots, 12; q=1, \dots, n_k^i)$ 。

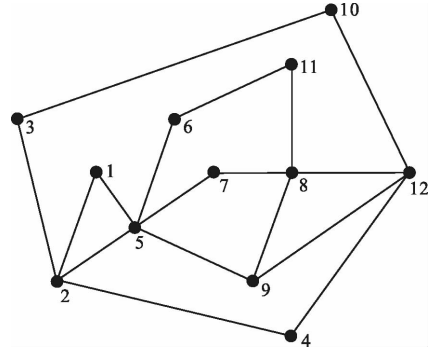


图 1 传感器网络通信结构示意图

Fig.1 Communication topology of the sensor network

各节点的测量周期 T_i 和测量起始时刻 T_{start}^i 如表 1 所示。

表 1 测量周期和测量起始时刻取值

Tab.1 Values of measurement periods and measurement initial instant

Parameter	Value/s
T_1, T_2, T_3	0.3
T_4, T_5, T_6	0.4
$T_7, T_8, T_9, T_{10}, T_{11}, T_{12}$	0.6
$T_{\text{start}}^1, T_{\text{start}}^4, T_{\text{start}}^9$	0.03
$T_{\text{start}}^2, T_{\text{start}}^5$	0.05
$T_{\text{start}}^3, T_{\text{start}}^6, T_{\text{start}}^7$	0.07
$T_{\text{start}}^8, T_{\text{start}}^{10}, T_{\text{start}}^{11}, T_{\text{start}}^{12}$	0.1

以节点 4 及其邻节点为例,即以 \mathcal{N}_4 中节点 2、节点 4 和节点 12 为例对仿真结果进行分析。对文中提出的算法做 100 次 50 个融合周期的蒙特卡洛仿真实验,以常用的均方根误差 (Root Mean Square Errors, RMSE) 作为对估计性能的评价标准,均方根误差可计算如下^[9]:

$$\text{RMSE}_k(i) = \sqrt{\frac{1}{M} \sum_{m=1}^M [x_k^{m,e}(i) - x_k^{m,\text{true}}(i)]^2}$$

式中: $x_k^{m,\text{true}}(i)$ 为第 m 次蒙特卡洛仿真第 k 周期目标运动状态 x_k 的第 i 个分量的真值; $x_k^{m,e}(i)$ 为第 m 次蒙特卡洛仿真第 k 周期目标运动状态 x_k 的第 i 个分量的滤波值; M 为蒙特卡洛仿真的次数。同时,分布公式估计算法的重要指标——差异性指标可计算如下^[5]:

$$\Delta(t_k) = \frac{1}{2D_i} \sum_{ij \in \mathcal{N}} \|x_k^{e,i} - x_k^{e,j}\|^2$$

式中: $x_k^{e,i}$ 为 t_k 时刻传感器节点 i 的估计值。接下来将给出所提算法与参考文献[9]中集中式最优算法的对比仿真结果,以验证所提算法的有效性。集中式最优算法运行在融合中心,融合中心可获取上述 12 个测量节点的所有测量信息。具体仿真结果如下。

由图 2(a)可以看出节点 4 对系统状态的第一分量的融合估计精度与集中式最优估计相比精度接近,但略低于集中式估计精度。同时,可以看出节点 4 的融合估计精度较局部估计精度高。由图 2(b)局部放大图可以观察到相同的现象。出现这一现象的原因是局部估计器仅利用了相邻节点的测量信息来估计系统的状态,而融合估计器在估计系统状态时,除了利用邻节点测量信息外,还利用了每一个邻节点的相邻节点的测量信息,因此融合估计精度较局部估计精度高。而融合估计精度略低于集中式最优估计精度,其原因是文中给出的融合估计器是一个次优估计器。进一步,融合估计精度与集中式最优估计精度相近,表明文中提出的异步分布式序贯估计算法在异步传感器网络条件下可有效估计出动态系统的系统状态。

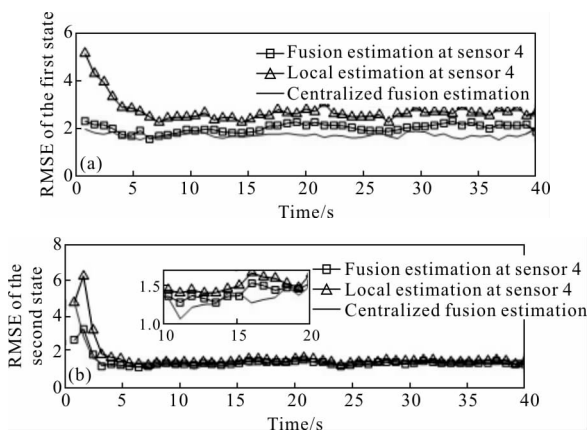


图 2 节点 4 局部估计精度、融合估计精度与集中式估计精度对比

Fig.2 Comparison of estimation performance between local estimation, fusion estimation, centralized fusion estimation at sensor node 4

由图 3 可以看到融合估计值的差异程度较局部估计值的差异程度下降明显,表明融合估计器可有效降低不同节点间局部估计的差异性。

根据仿真给定的各传感器的测量周期和测量起始时刻,容易计算在进行仿真的 40s 内节点 4 收到和发送的测量的个数为 373 个,而集中式估计的融合中

心收到的测量的个数为 1368 个。因此,文中算法在各节点的通信量均较集中式融合中心的通信量小。

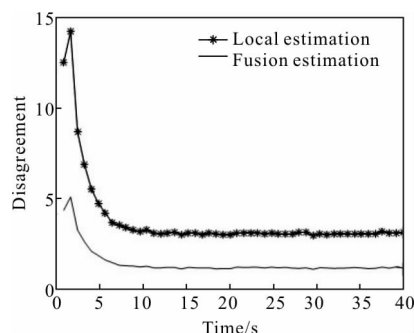


图 3 各节点局部估计与融合估计差异性指标比较

Fig.3 Comparison of disagreement between local estimation and fusion estimation

针对不同节点个数的传感器网络,分别运行集中式和文中提出的分布式算法,在此不讨论精度问题,仅针对两种算法计算时间进行比较。仿真硬件为 Intel(R) Core(TM) i7-3520M CPU@2.90 GHz,12 GB 内存,软件为 MATLAB 2015b,仿真的结果如表 2 所示。可以看到随着传感器节点数量的增加,集中式算法运行时间逐渐增加,而文中提出的算法在各节点处的平均运行时间变化较小。这是因为集中式估计方法要处理传感器网络中所有节点的测量值,所以随着传感器数量的增加,其计算量也增加。而文中提出的分布式序贯算法则仅利用邻节点与动态系统状态有关的信息,其处理的信息量较集中式估计方法小。

表 2 针对不同数量传感器网络集中式算法和文中提出算法计算时间对比

Tab.2 Comparison of time consumption between the centralized algorithm and the distributed algorithm for sensor networks with different number of nodes

Number of nodes	Time consumption of the centralized algorithm/s	Mean time consumption of each node/s
12	2.837 3	2.245 7
20	3.593 1	2.137 2
50	8.405 6	2.312 4
100	21.385 9	2.446 1

4 结论

文中针对异步光电跟踪设备网络,提出一种异步序贯分布式融合算法,该算法仅利用传感器网络中相邻节点测量信息和局部估计信息,得到较局部估计值更精确的融合估计。文中算法与集中式最优异步融合算法相比,在估计精度上略有下降,但各节点的计算量和通信量小,同时与现有分布式异步融合算法相比,具有对任意测量周期和起始测量时刻的适用性。所研究的内容可为网络化光电跟踪系统的研制与改造提供有益参考。

参考文献:

- [1] Liu Jianping, Lu Peiguo, Cheng Li, et al. Data acquisition in multi-sensor electro-optical tracker [J]. *Journal of Applied Optics*, 2009, 30(1): 60–64. (in Chinese)
刘建平, 陆培国, 成莉, 等. 光电跟踪仪多传感器数据采集研究[J]. *应用光学*, 2009, 30(1): 60–64.
- [2] Li Chen. Study on improving the fighting capability of anti-aircraft artillery aystem with optoelectronic technology [D]. Changsha: National University of Defense Technology, 2006. (in Chinese)
李辰. 光电技术对提高高炮系统作战能力的研究 [D]. 长沙: 国防科学技术大学, 2006.
- [3] Olfati-Saber R. Distributed Kalman filter with embedded consensus filters [C]//IEEE Conference Decision Control, 2005: 8179–8184.
- [4] Hu J W, Xie L H, Zhang C S. Diffusion Kalman filtering based on covariance intersection [J]. *IEEE Trans Signal Proces*, 2012, 60(2): 891–902.
- [5] Olfati-Saber R, Jalalkamali P. Coupled distributed estimation and control for mobile sensor networks [J]. *IEEE Trans Automatic Control*, 2012, 57(10): 2609–2614.
- [6] Cattivelli F, Sayed A H. Diffusion strategies for distributed Kalman filtering and smoothing [J]. *IEEE Trans Autom Control*, 2010, 55(9): 2069–2084.
- [7] Zhu G M, Zhou F, Xie L, et al. Sequential asynchronous filters for target tracking in wireless sensor networks [J]. *IEEE Sensors Journal*, 2014, 14(9): 3174–3182.
- [8] Simon D. Optimal State Estimation: Kalman, H_∞ , and Nonlinear Approaches[M]. Hoboken: Wiley-Interscience, 2006.
- [9] Hu Y Y, Duan Z S, Han C Z. Estimation fusion with general asynchronous multi-rate sensors [J]. *IEEE Trans Aerospace and Electronic Systems*, 2010, 46(4): 2090–2102.
- [10] Julier S J, Uhlmann J K. A non-divergent estimation algorithm in the presence of unknown correlations [C]//IEEE Conference on Control, 1997: 2369–2373.