

## 分布式传感器网络中重复信息的消除及信息融合

冉华明<sup>1</sup>, 周锐<sup>1</sup>, 吴江<sup>1</sup>, 陈哨东<sup>2</sup>

(1. 北京航空航天大学控制一体化技术国家级科技重点实验室, 北京 100191;

2. 光电控制技术重点实验室, 河南 洛阳 471009)

**摘要:** 网络化环境下多路径可能造成融合节点重复利用过去时刻的信息, 导致过度数据融合和严重估计偏差, 针对该问题, 提出一种基于通信连接矩阵的传感器网络分布式信息融合算法, 由每个时刻传感器网络的通信拓扑得到该时刻的连接矩阵, 对连接矩阵进行计算可以找到并消除重复的先验信息, 从而建立相应的分布式信息融合算法。仿真结果表明: 该算法能够消除网络中重复信息对分布式信息融合性能造成的影响。

**关键词:** 传感器网络; 分布式信息融合; 连接矩阵; 重复信息

**中图分类号:** V271.4; TP393 **文献标志码:** A **文章编号:** 1671-637X(2014)09-0034-06

## Repeated Information Removing and Data Fusion in Distributed Sensor Networks

RAN Hua-ming<sup>1</sup>, ZHOU Rui<sup>1</sup>, WU Jiang<sup>1</sup>, CHEN Shao-dong<sup>2</sup>

(1. National Key Laboratory of Science and Technology on Holistic Control, Beijing University of Aeronautics and Astronautics, Beijing 100191, China; 2. Science and Technology on Electro-Optic Control Laboratory, Luoyang 471009, China)

**Abstract:** The multi-path under network environment may cause the fusion node using the past information repeatedly, which may lead to excessive data fusion and severe estimation bias. To solve the problem, a distributed information fusion algorithm based on communication connection matrix is presented. The connection matrix for a moment is obtained through the communication topology of the sensor network at that moment, the duplicate priori information is found and eliminated by calculating the connection matrix, and the corresponding distributed information fusion algorithm is established. The simulation results show that this algorithm can eliminate the influence of repeated information in the network to the fusion performance.

**Key words:** sensor network; distributed information fusion; connection matrix; repeated information

### 0 引言

随着信息化技术的快速发展, 多平台网络中心战将逐渐成为未来作战的主要模式。网络中心战的一个关键使能技术就是分布于整个战场的分布式传感器网络必须具有数据融合的能力。

以 Kalman 滤波器为基础的传统数据融合算法必须满足严格的独立性假设, 这在多路径网络化环境下是很难满足的, 因而造成融合节点有可能重复利用过去时刻共同的信息, 导致过度数据融合和严重的目标

状态估计偏差<sup>[1-2]</sup>。

实现数据融合的关键在于如何计算并消除节点间所包含的冗余数据。对于通信拓扑已知的多传感器网络, 可以采用图论或图模型的方法对“数据乱用”<sup>[3]</sup>问题进行分析, 然而对于动态不确定和随机通信的战术移动网络而言, 该假设是不现实的。目前解决该问题的方法主要有两种: 1) 采用鲁棒性较好的协方差交叉算法, 该算法是一种将相关性未知的数据加以融合的方法<sup>[4]</sup>, 理论上协方差交叉算法能够适应任意类型的网络通信拓扑, 且可在重复或相关信息情况下产生一致性估计, 但是该方法被证明具有较强的保守性, 且对线性估计更有效; 2) 通道滤波算法<sup>[5]</sup>, 通过各平台通道滤波器间的通信协议来实现对全局状态的推理及局部信度的同步, 并通过跟踪通信通道间信息传输记录来消除信息重复利用, 但是通道滤波算法主要针对静态的树形连接拓扑。

收稿日期: 2013-09-30

修回日期: 2013-10-28

基金项目: 国家自然科学基金(60975073, 61273349, 61175109); 航空科学基金(2011ZC13001)

作者简介: 冉华明(1990—), 男, 重庆万州人, 硕士生, 研究方向为信息融合协同控制、任务分配。

在过去的十几年里,分布式传感器集中式数据融合算法的适用性一直处于研究的前沿<sup>[6]</sup>。分布式信息融合方法主要强调数据处理的方法:检测在网络中的多种共同的路径流动,降低在传感器节点之间交流时数据独立性的影响,并且能够估计共同的过程噪声和共同的先验信息对估计误差带来的影响。

本文提出一种基于连接矩阵消除重复信息的分布式传感器网络信息融合算法,传感器节点无需知道整个网络的全局通信拓扑,该方法对于通信拓扑的动态变化具有很好的适应性。

### 1 分布式信息融合原理

#### 1.1 分布式信息融合

分布式信息融合的目标是使得局部估计的融合结果与集中式融合的性能更加接近<sup>[6-7]</sup>。传感器之间传输的状态估计中含有的共同信息必须从融合节点处移除,融合的任务就是找到这些共同信息节点出现在网络中什么地方并且移除冗余的估计不确定性。派生式信息融合的关键就在于,从融合数据集中发现共同信息的能力。

融合过程遵循关于概率分布集合的集合理论方程<sup>[6,8]</sup>

$$p(\mathbf{x} | \bigcup_{i=1}^n Z_i) = C^{-1} \prod_{i=1}^n S_i^{(-1)^{i+1}} \quad (1)$$

式中: $\mathbf{x}$ 为需要估计的状态向量; $Z_i$ 表示信息来自于传感器*i*的信息集合; $n$ 表示将要进行信息融合的信息集合总数; $C$ 是一个线性常数; $S_i$ 表示*i*维事件概率的联合概率。

式(1)将新信息加到融合计算中,并从中剔除重复信息。对来自于2个条件独立的新信息进行融合,式(1)可写为

$$p(\mathbf{x} | Z_1 \cup Z_2) = C^{-1} \frac{p(\mathbf{x} | Z_1)p(\mathbf{x} | Z_2)}{p(\mathbf{x} | Z_1 \cap Z_2)} \quad (2)$$

式中: $p(\mathbf{x} | Z_1)$ 、 $p(\mathbf{x} | Z_2)$ 分别为状态 $\mathbf{x}$ 对传感器1和2在给定其信息 $Z_1$ 、 $Z_2$ 情况下的条件概率; $p(\mathbf{x} | Z_1 \cap Z_2)$ 为状态 $\mathbf{x}$ 对传感器1和2含有的共同信息的条件概率; $p(\mathbf{x} | Z_1 \cup Z_2)$ 为融合 $p(\mathbf{x} | Z_1)$ 、 $p(\mathbf{x} | Z_2)$ 以后得到的概率分布。

上述融合方法通常和信息图相结合,对于信息流按照某个固定拓扑传递的情况,信息图方法能够得到一个不变的解决方案来推导先验信息<sup>[6-9]</sup>。

#### 1.2 基于信息图的重复信息的确定

信息图<sup>[10-12]</sup>提供了一个确定分布式网络系统中传感器之间信息流的便捷方法,其对每个传感器节点以及传感器之间的信息传递进行了空间和时间的图形

化表示,信息图的基本过程如图1所示。

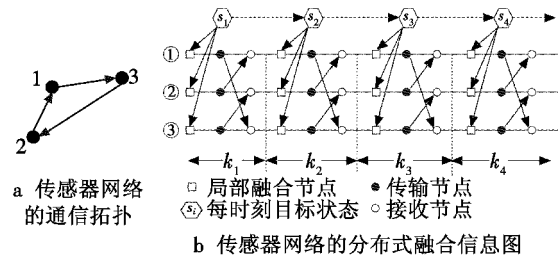


图1 三传感器网络

Fig. 1 Sensor network of three sensors

观测节点通过局部观测为传感器网络提供信息,并且观测节点可以进行局部的目标状态估计。分布式传感器网络中的信息融合发生在每个接收节点,接收节点对其本身的局部状态估计及其当前接收到的其他传感器节点的状态估计进行信息融合,从而得到该节点的信息融合更新,用带方向的箭头来表示传感器平台之间的通信拓扑关系,其中, $s_1, s_2, s_3, s_4$ 表示每时刻目标状态。

由信息图方法得到的 $k_4$ 时刻传感器1的融合信息中包含的重复信息为 $k_3$ 时刻传感器2的局部估计和 $k_2$ 时刻传感器1的局部估计,同时还有二次重复信息为 $k_1$ 时刻传感器1的接收节点的局部融合估计。根据式(2),传感器1在 $t_4$ 时刻的融合结果为

$$p(\mathbf{x}_{t_4} | Z_{1,t_4}^+) = C^{-1} \frac{p(\mathbf{x}_{t_4} | Z_{1,t_4})p(\mathbf{x}_{t_4} | Z_{2,t_4})p(\mathbf{x}_{t_4} | Z_{1,t_4}^+)}{p(\mathbf{x}_{t_4} | Z_{2,t_4})p(\mathbf{x}_{t_4} | Z_{1,t_4})} \quad (3)$$

在分布式传感器网络中,每个传感器节点仅能知道相邻节点之间的局部通信拓扑,要基于局部的信息重构全局通信拓扑无疑是困难的,而且随着时间的增加,以及传感器之间存在的时间不同步、通信延时,甚至混乱时序等情况,构建全局的通信拓扑和信息图将越来越复杂,而根据信息图逆推求取重复的先验信息也将变得异常复杂。

### 2 基于连接矩阵的重复信息的确定

#### 2.1 连接矩阵法原理

根据图论<sup>[13]</sup>的相关知识,分布式传感器网络之间的通信拓扑能用矩阵很好地表示,提出连接矩阵法。用连接矩阵 $A_k = (a_{ij}^k)$ 来表示 $k_i$ 时刻分布式传感器网络之间的通信拓扑,且不一定是对称矩阵,其中, $a_{ij}^k$ 表示 $k_i$ 时刻传感器*j*与传感器*i*之间的信息传递关系。 $a_{ij}^k$ 定义为

$$a_{ij}^k = \begin{cases} 1, & \text{如果 } k_i \text{ 时刻节点 } j \text{ 向节点 } i \text{ 传递信息} \\ 0, & \text{否则} \end{cases}$$

连接矩阵 $A_k$ 的第*i*行表示 $k_i$ 时刻整个分布式传感器网络向传感器*i*的信息传输情况,连接矩阵 $A_k$ 的第*j*列表示 $k_i$ 时刻传感器*j*将信息传输给整个传感器

网络的情况。而重复的先验信息都发生在  $k_i$  时刻之前, 为了得到以前时刻与  $k_i$  时刻的通信拓扑, 就必须建立以前时刻与  $k_i$  时刻的连接矩阵, 根据连接矩阵每行、每列的意义, 可以得到  $k_{i-1}$  时刻与  $k_i$  时刻的连接矩阵  $A_{k_{i-1}} = A_{k_i} \cdot A_{k_{i-1}}$ , 此时, 连接矩阵中如果有元素  $a_{ij}^{k_{i-1}}$  大于 1, 则表示  $k_{i-1}$  时刻传感器  $j$  的信息在传感器  $i$  处被重复利用了多次, 即传感器  $j$  在  $k_{i-1}$  时刻的信息为重复的先验信息, 传感器  $i$  在进行信息融合时应当剔除这个重复的信息; 对于  $A_{k_{i-1}}$ ,  $i-1 \geq i-m \geq 1$  中大于 1 的元素, 在推导与更早时刻的连接矩阵  $A_{k_{i-m-1}}$ ,  $i-2 \geq i-m-1 \geq 1$  时, 要使  $A_{k_{i-m}}$ ,  $m=1, \dots, i-1$  在该位置的元素值一直为 0; 当  $A_{k_{i-m}}$ ,  $i-1 \geq i-m \geq 1$  每一行值为 1 的元素的个数小于等于 1 时, 可认为已经将所有重复的先验信息找完了。

## 2.2 连接矩阵的推导过程

用一个分布式信息融合的例子<sup>[12]</sup> 阐述如何应用连接矩阵得到重复信息。如图 2 所示, 传感器网络中 3 个节点进行了 4 次信息传递和融合。在每个信息传递和融合时刻, 传感器之间的通信拓扑都不相同。

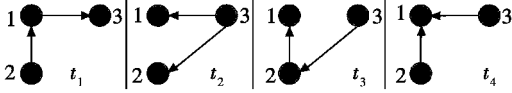


图 2 随机通信和融合

Fig. 2 Random communication and fusion

对于图 2 的传感器网络<sup>[11]</sup>, 信息融合的连接矩阵是一个  $3 \times 3$  的矩阵, 由连接矩阵的定义和意义可以分别写出连接矩阵的每一行, 最终可得到连接矩阵。  $t_1$  时刻的连接矩阵为

$$A_1 = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (4)$$

由于在  $t_1$  时刻之前传感器之间不存在信息传递, 所以各传感器节点信息融合不存在重复的先验信息, 根据式(2), 在  $t_1$  时刻的融合结果为

$$\begin{cases} p(\mathbf{x}_{t_1} | Z_{1,t_1}^+) = C^{-1} p(\mathbf{x}_{t_1} | Z_{1,t_1}) p(\mathbf{x}_{t_1} | Z_{2,t_1}) \\ p(\mathbf{x}_{t_1} | Z_{2,t_1}^+) = p(\mathbf{x}_{t_1} | Z_{2,t_1}) \\ p(\mathbf{x}_{t_1} | Z_{3,t_1}^+) = C^{-1} p(\mathbf{x}_{t_1} | Z_{1,t_1}) p(\mathbf{x}_{t_1} | Z_{3,t_1}) \end{cases} \quad (5)$$

如果所有的概率密度函数为高斯分布, 则融合方程可变为

$$\begin{cases} P_{1,t_1^+}^{-1} = P_{1,t_1}^{-1} + P_{2,t_1}^{-1} \\ P_{2,t_1^+}^{-1} = P_{2,t_1}^{-1} \\ P_{3,t_1^+}^{-1} = P_{1,t_1}^{-1} + P_{3,t_1}^{-1} \\ P_{1,t_1^+}^{-1} \mathbf{x}_{1,t_1^+} = P_{1,t_1}^{-1} \mathbf{x}_{1,t_1} + P_{2,t_1}^{-1} \mathbf{x}_{2,t_1} \\ P_{2,t_1^+}^{-1} \mathbf{x}_{2,t_1^+} = P_{2,t_1}^{-1} \mathbf{x}_{2,t_1} \\ P_{3,t_1^+}^{-1} \mathbf{x}_{3,t_1^+} = P_{1,t_1}^{-1} \mathbf{x}_{1,t_1} + P_{3,t_1}^{-1} \mathbf{x}_{3,t_1} \end{cases} \quad (6)$$

式中:  $P_{i,t_i^+}^{-1}$ ,  $i=1,2,3$ , 是第  $i$  个传感器进行融合后的协方差矩阵;  $P_{i,t_i}^{-1}$ ,  $i=1,2,3$ , 是第  $i$  个传感器进行融合前的协方差矩阵;  $\mathbf{x}_{i,t_i^+}$ ,  $i=1,2,3$ , 是第  $i$  个传感器进行融合后得到的局部融合估计;  $\mathbf{x}_{i,t_i}$ ,  $i=1,2,3$ , 是第  $i$  个传感器进行融合前的局部融合估计。

$t_2$  时刻的连接矩阵为

$$A_2 = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (7)$$

$t_1$  时刻与  $t_2$  时刻的连接矩阵为

$$A_{2,1} = A_2 \cdot A_1 = \begin{bmatrix} 2 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (8)$$

则  $t_2$  时刻的融合结果为

$$\begin{cases} P_{1,t_2^+}^{-1} = P_{1,t_2}^{-1} + P_{3,t_2}^{-1} - (P_{1,t_2})_{t_2}^{-1} \\ P_{2,t_2^+}^{-1} = P_{2,t_2}^{-1} + P_{3,t_2}^{-1} \\ P_{3,t_2^+}^{-1} = P_{3,t_2}^{-1} \\ P_{1,t_2^+}^{-1} \mathbf{x}_{1,t_2^+} = P_{1,t_2}^{-1} \mathbf{x}_{1,t_2} + P_{3,t_2}^{-1} \mathbf{x}_{3,t_2} - (P_{1,t_2})_{t_2}^{-1} (\mathbf{x}_{1,t_2})_{t_2} \\ P_{2,t_2^+}^{-1} \mathbf{x}_{2,t_2^+} = P_{2,t_2}^{-1} \mathbf{x}_{2,t_2} + P_{3,t_2}^{-1} \mathbf{x}_{3,t_2} \\ P_{3,t_2^+}^{-1} \mathbf{x}_{3,t_2^+} = P_{3,t_2}^{-1} \mathbf{x}_{3,t_2} \end{cases} \quad (9)$$

$t_3$  时刻的连接矩阵为

$$A_3 = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (10)$$

$t_2$  时刻与  $t_3$  时刻的连接矩阵为

$$A_{3,2} = A_3 \cdot A_2 = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 2 \\ 0 & 1 & 2 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (11)$$

剔除  $t_2$  时刻重复信息后的  $t_2$  时刻与  $t_3$  时刻的连接矩阵为

$$A'_{3,2} = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (12)$$

$t_1$  时刻与  $t_3$  时刻的连接矩阵为

$$A_{3,1} = A'_{3,2} \cdot A_1 = \begin{bmatrix} 1 & 2 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (13)$$

则  $t_3$  时刻的融合结果为

$$\begin{cases} P_{1,t_3^+}^{-1} = P_{1,t_3}^{-1} + P_{2,t_3}^{-1} - (P_{3,t_2})_{t_3}^{-1} - (P_{2,t_1})_{t_3}^{-1} \\ P_{2,t_3^+}^{-1} = P_{2,t_3}^{-1} + P_{3,t_3}^{-1} - (P_{3,t_2})_{t_3}^{-1} \\ P_{3,t_3^+}^{-1} = P_{3,t_3}^{-1} \\ P_{1,t_3^+}^{-1} \mathbf{x}_{1,t_3^+} = P_{1,t_3}^{-1} \mathbf{x}_{1,t_3} + P_{2,t_3}^{-1} \mathbf{x}_{2,t_3} - (P_{3,t_2})_{t_3}^{-1} \cdot (\mathbf{x}_{3,t_2})_{t_3} - (P_{2,t_1})_{t_3}^{-1} (\mathbf{x}_{2,t_1})_{t_3} \\ P_{2,t_3^+}^{-1} \mathbf{x}_{2,t_3^+} = P_{2,t_3}^{-1} \mathbf{x}_{2,t_3} + P_{3,t_3}^{-1} \mathbf{x}_{3,t_3} - (P_{3,t_2})_{t_3}^{-1} (\mathbf{x}_{3,t_2})_{t_3} \\ P_{3,t_3^+}^{-1} \mathbf{x}_{3,t_3^+} = P_{3,t_3}^{-1} \mathbf{x}_{3,t_3} \end{cases} \quad (14)$$

$t_4$  时刻的连接矩阵为

$$A_4 = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (15)$$

$t_3$  时刻与  $t_4$  时刻的连接矩阵为

$$A_{4,3} = A_4 \cdot A_3 = \begin{bmatrix} 1 & 2 & 2 \\ 0 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (16)$$

剔除  $t_3$  时刻重复信息后的  $t_3$  时刻与  $t_4$  时刻的连接矩阵为

$$\begin{cases} A'_{4,3} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \\ A_{4,2} = A'_{4,3} \cdot A_2 = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 2 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \end{cases}, \quad (17)$$

剔除  $t_2$  时刻重复信息后的  $t_2$  时刻与  $t_4$  时刻的连接矩阵为

$$A'_{4,2} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (18)$$

此时该矩阵的每一行只有一个元素为 1 了,说明在  $t_4$  时刻各传感器的重复的先验信息都被找到了。

在  $t_4$  时刻,在传感器 1 处融合的信息包含了 2 个重复信息,而这 2 个重复信息也有可能存在重复信息,需要把这些二次重复信息剔除

$$A_2 = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (19)$$

为了得到  $t_3$  时刻传感器 3 的局部估计和  $t_3$  时刻传感器 2 的局部估计含有的重复信息,将  $A_2$  的第 2 行和第 3 行相加得  $a'_{2+3} = [0 \ 1 \ 2]$ ,可知  $t_2$  时刻传感器 3 的信息为  $t_3$  时刻传感器 3 的局部估计和传感器 2 的局部估计的重复信息;剔除重复信息后,令  $a'_{2+3} = [0 \ 1 \ 0]$ ,则  $a'_{2+3} = a'_{2+3} \cdot A_1 = [0 \ 1 \ 0]$ ;没有大于 0 的元素存在,所以在  $t_1$  时刻不存在二次重复信息。则  $t_4$  时刻的融合结果为

$$\begin{cases} P_{1,t_4}^{-1} = P_{1,t_4}^{-1} + P_{2,t_4}^{-1} + P_{3,t_4}^{-1} - (P_{3,t_3})_{t_4}^{-1} - (P_{2,t_3})_{t_4}^{-1} + (P_{3,t_2})_{t_4}^{-1} \\ P_{2,t_4}^{-1} = P_{2,t_4}^{-1} - (P_{3,t_2})_{t_4}^{-1} \\ P_{3,t_4}^{-1} = P_{3,t_4}^{-1} \\ P_{1,t_4}^{-1} x_{1,t_4} = P_{1,t_4}^{-1} x_{1,t_4} + P_{2,t_4}^{-1} x_{2,t_4} + P_{3,t_4}^{-1} x_{3,t_4} - (P_{3,t_3})_{t_4}^{-1} (x_{3,t_3})_{t_4} - (P_{2,t_3})_{t_4}^{-1} (x_{2,t_3})_{t_4} + (P_{3,t_2})_{t_4}^{-1} (x_{3,t_2})_{t_4} \\ P_{2,t_4}^{-1} x_{2,t_4} = P_{2,t_4}^{-1} x_{2,t_4} - (P_{3,t_2})_{t_4}^{-1} (x_{3,t_2})_{t_4} \\ P_{3,t_4}^{-1} x_{3,t_4} = P_{3,t_4}^{-1} x_{3,t_4} \end{cases} \quad (20)$$

### 2.3 连接矩阵法的步骤

由以上分析可知:通过计算各个时刻的连接矩阵以及时刻间的连接矩阵之间的关系,可以消除重复的先验信息,使得分布式多传感器网络可以减少分布式数据融合误差。该算法原理如图 3 所示。

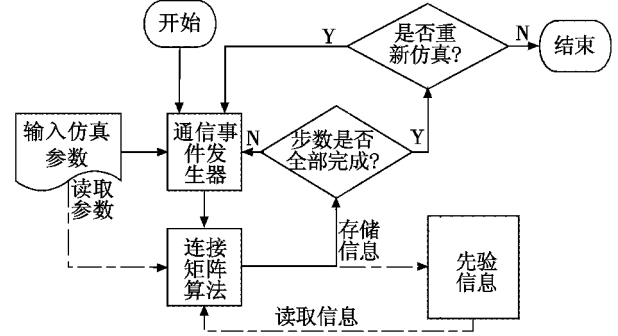


图3 连接矩阵法信息融合原理

Fig. 3 Principle of connection matrix information fusion

由通信事件发生器来模拟每个时刻的分布式传感器网络的通信拓扑,可以得到该时刻的连接矩阵,连接矩阵算法再根据通信事件发生器的输入,读取参数以及先验信息和连接矩阵来进行融合。

## 3 仿真结果与分析

### 3.1 传感器网络的通信拓扑

本文对图 1 所示的分布式传感器网络进行目标跟踪仿真,在每一个信息融合时刻,3 个传感器之间的拓扑结构都是一样的,即传感器网络在每个时刻的连接矩阵均为

$$A_k = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 1 \\ 1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (21)$$

则根据连接矩阵法得到  $t_k$  时刻的融合结果为

$$\begin{cases} P_{i,t_k}^{-1} = P_{i,t_k}^{-1} + P_{i+1,t_k}^{-1} - P_{i+1,t_{k-1}}^{-1} - P_{i,t_{k-2}}^{-1} + P_{i,t_{k-3}}^{-1} \\ P_{i,t_k}^{-1} x_{i,t_k} = P_{i,t_k}^{-1} x_{i,t_k} + P_{i+1,t_k}^{-1} x_{i+1,t_k} - P_{i+1,t_{k-1}}^{-1} x_{i+1,t_{k-1}} - P_{i,t_{k-2}}^{-1} x_{i,t_{k-2}} + P_{i,t_{k-3}}^{-1} x_{i,t_{k-3}} \end{cases} \quad (22)$$

式中,当  $i=3$  时,  $i+1=1$ 。

### 3.2 目标运动模型

假设目标在二维平面上运动,设目标的运动模型为

$$X_k = \Phi_{k,k-1} X_{k-1} + \Gamma_{k-1} W_{k-1} \quad (23)$$

式中,状态向量为  $X_k = [x \ \dot{x} \ \ddot{x} \ y \ \dot{y} \ \ddot{y}]'$ ;  $x, \dot{x}, \ddot{x}$  分别为目标在  $x$  方向上的位置、速度和加速度;  $y, \dot{y}, \ddot{y}$  分别为目标在  $y$  方向上的位置、速度和加速度;  $\Phi_{k,k-1}$  为  $k-1$  时刻到  $k$  时刻的状态转移矩阵,即

$$\Phi_{k,k-1} = \begin{bmatrix} 1 & T & T^2/2 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & T & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & T & T^2/2 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix};$$

$\Gamma_{k-1}$ 为系统在  $k$  时刻的噪声输入矩阵即,  $\Gamma_{k-1} = \begin{bmatrix} T^3/6 & T^2/2 & T & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & T^3/6 & T^2/2 & T \end{bmatrix}'$ ;  $W_k = \begin{bmatrix} W_{k1} \\ W_{k2} \end{bmatrix}'$ , 为零均值不相关的高斯白噪声, 其方差阵为  $Q_k = \begin{bmatrix} Q_{k1}^2 & 0 \\ 0 & Q_{k2}^2 \end{bmatrix}$ , 其中,  $Q_{k1}$  和  $Q_{k2}$  分别为  $x$  和  $y$  方向上的噪声标准差。

### 3.3 传感器观测模型

设传感器仅能观测目标位置

$$Z_{ki} = H_{ki}X_k + V_{ki}, \quad i = 1, 2, 3 \quad (24)$$

式中:  $H_{ki}$  为  $k$  时刻第  $i$  个传感器的量测矩阵, 即  $H_{ki} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix}$ ;  $V_{ki}$  为  $k$  时刻的第  $i$  个传感器的观测噪声, 且为零均值不相关的高斯白噪声, 其方差阵为  $R_{ki} = \begin{bmatrix} R_{ki1}^2 & 0 \\ 0 & R_{ki2}^2 \end{bmatrix}$ , 其中,  $R_{ki1}$  和  $R_{ki2}$  分别为  $x$  和  $y$  方向上的观测噪声标准差。

### 3.4 仿真结果与分析

假设目标从点 (0 m, 50 m) 出发, 在  $x$  方向做匀速直线运动, 速度为 150 m/s; 在  $y$  方向做匀加速运动, 初始速度为 250 m/s, 加速度为 5 m/s<sup>2</sup>。传感器节点的采样周期为 0.5 s, 总仿真时间为 200 s。

本文通过计算每个融合时刻目标位置的误差以及目标位置的均方根误差来比较两种情况的性能, 其中,  $k$  时刻目标的位置误差为

$$\begin{cases} d_x^k = x^k - x_r^k \\ d_y^k = y^k - y_r^k \end{cases} \quad (25)$$

式中:  $x^k$  和  $y^k$  为  $k$  时刻目标的实际位置;  $x_r^k$  和  $y_r^k$  为传感器网络估计的  $k$  时刻目标的位置。  $k$  时刻目标的位置均方根误差为

$$\begin{cases} R_x^k = \sqrt{\frac{\sum_{i=0}^k (d_x^i)^2}{k}} \\ R_y^k = \sqrt{\frac{\sum_{i=0}^k (d_y^i)^2}{k}} \end{cases}, \quad i = 0, 1, 2, \dots, k \quad (26)$$

未进行重复信息消除情况下,  $x$  和  $y$  方向上的误差曲线和均方根误差曲线如图 4、图 5 所示。

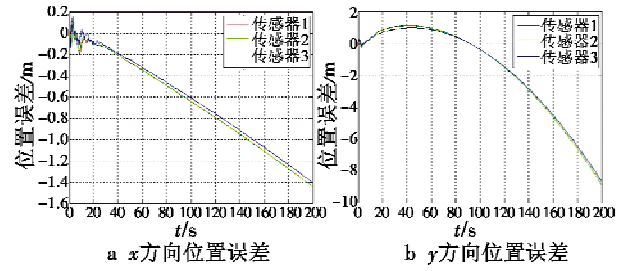


图 4 重复信息未消除情况下的位置误差

Fig. 4 Position error before repeated information is removed

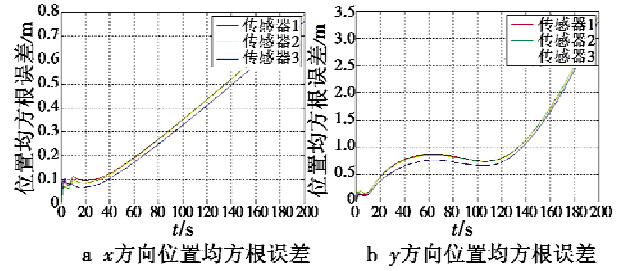


图 5 重复信息未消除情况下的位置均方根误差

Fig. 5 RMS error of position before repeated information is removed

由图 4、图 5 可以看出, 在进行信息融合时, 如果不消除传感器网络中的重复先验信息, 则信息融合误差将不断积累发散。

采用连接矩阵法对重复信息消除情况下的仿真结果如图 6、图 7 所示。

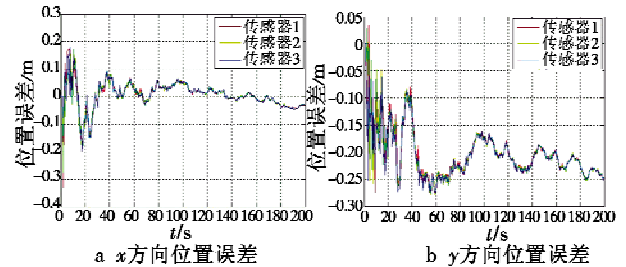


图 6 重复信息消除情况下的位置误差

Fig. 6 Position error after repeated information is removed

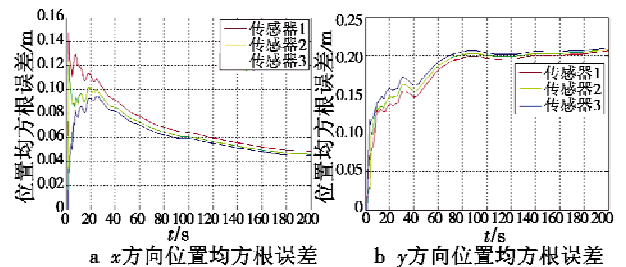


图 7 重复信息消除情况下的位置均方根误差

Fig. 7 RMS error of position after repeated information is removed

由图 6、图 7 可以看出, 连接矩阵法有效消除了重复先验信息对融合性能的影响, 使得融合误差和均方根误差都很小, 比未进行重复信息消除的情况小了一

个数量级,且不会发散。

本文还对两种情况的时间开销进行了比较,经过多次仿真得到,未进行重复信息消除的时间代价在 2.6 s 附近,而进行重复信息消除的时间代价在 3.2 s 附近,两种情况的时间开销相差只有 0.6 s。

由此可见,在传感器网络的分布式信息融合中,连接矩阵法可有效消除重复先验信息及其对融合性能的影响,并以较小的时间代价使得融合精度提高一个数量级,降低系统融合误差进而提高融合精度。

#### 4 结论

网络化环境下多路径可能造成融合节点重复利用过去时刻共同信息,导致过度数据融合和严重的状态估计偏差。通过传感器网络的通信拓扑来计算每个时刻的连接矩阵,进而根据连接矩阵之间的关系确定该时刻与先前时刻之间的信息传递关系,找到并消除重复信息,避免信息重复利用对融合结果的影响,进而提高传感器网络的分布式融合性能。

在分布式网络环境下找到并消除共同冗余信息是非常复杂的,尤其是在网络传输延迟和信息丢失等情况下尤为突出。因此,如何解决非理想通信条件下分布式信息融合问题是今后需要研究的重要问题。

#### 参考文献

- [1] CAPITAN J, MERINO L, CABALLERO F, et al. Decentralized Delayed-State Information Filter(DDSIF): A new approach for cooperative decentralized tracking[J]. Robotics and Autonomous Systems, 2011, 59: 376-388.
- [2] KHALEGI B, KHAMIS A, KARRAY F O, et al. Multi-sensor data fusion: A review of the state-of-the-art[J]. Information Fusion, 2011, 14(1): 28-44.
- [3] MCLAUGHLIN S, KRISHNAMURTHY V, EVANS R J. Bayesian network model for data incest in a distributed sensor network[C]//In Proceedings of the 7th International Conference on Information Fusion, 2004: 606-613.
- [4] JULIER S J, UHLMANN J K. A non-divergent estimation algorithm in the presence of unknown correlations[C]//Proceedings of the American Control Conference, 1997, 4: 2369-2373.
- [5] GRIME S, DURRANT-WHYTE H F. Data fusion in decentralized sensor networks[J]. Control Engineering Practice, 1994, 2(5): 849-863.
- [6] CHONG C Y, MORI S, CHANG K C. Distributed multitarget multisensor tracking[J]. Multitarget-Multisensor Tracking: Advanced Applications, 1990: 247-295.
- [7] LIGGINS M E, CHONG C Y, KADAR I, et al. Distributed fusion architectures and algorithms for target tracking [J]. Proceedings of the IEEE, 1997, 85(1): 95-107.
- [8] CHANG K C, CHONG C Y, MORI S. Analytical and computational evaluation of scalable distributed fusion algorithms[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2010, 46(4): 2022-2034.
- [9] CHANG K C, CHONG C Y, MORI S. On scalable distributed sensor fusion[C]//The 11th International Conference on Information Fusion, 2008: 1-8.
- [10] LIGGINS M, CHANG K C. Algorithm comparison for autonomous distributed fusion[C]//Proceedings of SPIE, 2006, doi:10.1117/12.668888.
- [11] MARTIN T W. Distributed information fusion in communications networks with ad hoc connectivity and non-deterministic link characteristics [D]. Washington D. C.: The Volgenau School of Engineering, 2010.
- [12] MARTIN T W, CHANG K C. A distributed data fusion approach for mobile ad hoc networks[C]//The 8th International Conference on Information Fusion, 2005, 2: 1062-1069.
- [13] BUCKLEY F, LEWINTER M. 图论简明教程[M]. 李慧霸, 王凤芹, 译. 北京: 清华大学出版社, 2004. BUCKLEY F, LEWINTER M. A friendly introduction to graph theory[M]. Translated by LI H B, WANG F Q. Beijing: Tsinghua University Press, 2004.

欢迎订阅期刊      欢迎刊登广告