

一种基于多传感器的复合量测 IMM-EKF 数据融合算法

叶 瑾^{1,2}, 许 枫¹, 杨 娟¹, 王佳维^{1,2}

(1. 中国科学院声学研究所, 北京 100190; 2. 中国科学院大学, 北京 100049)

摘 要: 为了提高多传感器系统的目标跟踪精度, 且解决传感器数量多导致的耗时长的问题, 提出了一种复合量测 IMM-EKF (Interacting Multiple Model-Extended Kalman Filter) 融合算法. 该算法根据各传感器的测量精度, 对各传感器关于同一目标的量测点迹进行加权融合, 再将融合后的点迹进行 IMM-EKF 滤波处理. 通过仿真及实验数据处理, 将复合量测 IMM-EKF 融合算法与加权 IMM-EKF 融合算法、扩维 IMM-EKF 融合算法进行了对比分析, 比较了三种算法的跟踪精度及耗时长度. 结果表明, 扩维 IMM-EKF 融合算法具有最优的跟踪精度, 复合量测 IMM-EKF 融合算法实时性最好. 最后分别给出了三种算法的适用场合.

关键词: 机动目标跟踪; 交互式多模型; 复合量测; 数据融合; 多传感器; 卡尔曼滤波

中图分类号: TN953 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2020)12-2326-05

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn>

DOI: 10.3969/j.issn.0372-2112.2020.12.006

A Composite Measurement IMM-EKF Data Fusion Algorithm Based on Multi-sensor

YE Jin^{1,2}, XU Feng¹, YANG Juan¹, WANG Jia-wei^{1,2}

(1. Institute of Acoustics, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China;

2. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China)

Abstract: In order to improve the target tracking accuracy of multi-sensor system as well as solve the problem of long processing time due to the multiple sensors, a composite measurement IMM-EKF (Interacting Multiple Model-Extended Kalman Filter) data fusion algorithm is proposed. According to the measurement accuracy of each sensor, the algorithm weights and fuses the measurement of all sensors with respect to the same target, and performs the IMM-EKF filtering process on the merged measurement. The composite measurement IMM-EKF algorithm is compared with the weighted IMM-EKF algorithm and the extended dimension IMM-EKF algorithm in tracking accuracy and processing time through simulation and experiment data processing. The result shows that the extended dimension IMM-EKF algorithm has the best tracking accuracy while the composite measurement IMM-EKF algorithm needs the shortest processing time. The adapted occasions of the three fusion algorithms are given in the end.

Key words: maneuvering target tracking; interactive multiple model; composite measurement; data fusion; multiple sensors; Kalman filter

1 引言

非线性滤波算法是目标跟踪领域的基本方法, 包括扩展卡尔曼滤波 (Extended Kalman Filter, EKF)^[1]、无迹卡尔曼滤波 (Unscented Kalman Filter, UKF)^[2]、容积分卡尔曼滤波 (Cubature Kalman Filter, CKF)^[3] 等. 传统

的滤波方法只能针对一个运动模型, 而目标实际运动的状态不单一且无法预测. 在此基础上, 交互式多模型结构 IMM 算法则将目标可能的运动状态映射为多个模型, 利用这些描述目标运动状态的模型进行交互, 多个模型滤波器并行工作, 最后对所有滤波结果进行融合估计^[4]. 交互式多模型算法可嵌套各类滤波器使用.

收稿日期: 2019-07-29; 修回日期: 2020-02-19; 责任编辑: 覃怀银

基金项目: 国家自然科学基金 (No. 41527901); 国家重点研发计划项目 (No. 2017YFC0821202); 中国科学院战略性先导科技专项 (No. XDA13030604)

数据融合定义为把来自多个传感器的数据进行关联、估计和组合,获得目标真实的位置估计或身份估计^[5].70 年代初,数据融合成为一项新兴技术在国外开始被广泛研究.80 年代,国内也开始进行数据融合的研究工作.1994 年,周玉芬等人论述了状态估计中数据融合的主要算法,包括时间融合和空间融合^[6];2009 年,周祥晶等人对扩维滤波法、伪序贯滤波法进行了性能比较^[7];2014 年,刘卫东等人利用自适应扩展卡尔曼滤波(AEKF)对目标的运动状态进行估计,并利用凸组合和 Bar-Shalom-Campo 融合算法对目标航迹进行了融合估计^[8];2019 年,中科院声学所郑鑫江提出了扩维 IMM-EKF 算法^[9].在组网雷达、多基地声呐背景下,数据融合技术能够综合利用多个传感器的信息,大大提高目标的跟踪精度.但传感器的数量越多,数据融合的处理时长就会越长.若系统对实时性的要求较高,则无法及时地输出融合后的状态.为了解决此问题,本文提出了复合量测 IMM-EKF 融合算法,并将其与加权 IMM-EKF、扩维 IMM-EKF 融合算法进行了对比分析,提出了三种算法的适用场合.

2 系统模型

假设系统为双基地声呐,且两个声呐之间的距离为 D .将其中一个声呐的位置设为坐标原点,当目标在二维平面上运动时,对于 k 时刻而言,有 $\mathbf{X}_k = [x_k, y_k]^T$.假设声呐获得的量测 $\mathbf{Z}_k = [r_k, \theta_k]^T$,则 $\mathbf{Z}_k$ 与 $\mathbf{X}_k$ 有如下关系:

$$\begin{cases} r_{1,k} = \sqrt{x_k^2 + y_k^2} \\ \theta_{1,k} = \arctan\left(\frac{y_k}{x_k}\right) \\ r_{2,k} = \sqrt{(x_k - D)^2 + y_k^2} \\ \theta_{2,k} = \arctan\left(\frac{y_k}{x_k - D}\right) \end{cases} \quad (1)$$

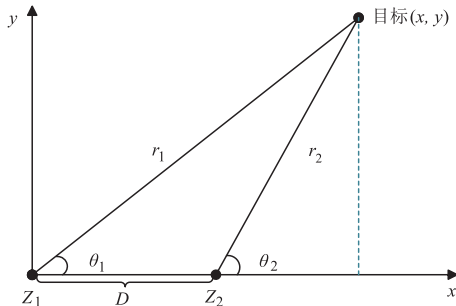


图1 双基地声呐系统模型

3 算法描述

假设系统的声呐设备有 M 台, k 时刻声呐 m 的测距精度为 $\sigma_{r_{m,k}}$,测角精度为 $\sigma_{\theta_{m,k}}$. IMM 算法采用 N 个运

动模型对目标实际运动进行模拟.

目标运动可以由一组状态方程和测量方程表示.

$$\begin{cases} \mathbf{X}_k = \mathbf{F} \cdot \mathbf{X}_{k-1} + \mathbf{w}_{k-1} \\ \mathbf{Z}_k = \mathbf{H}(\mathbf{X}_{k-1}) + \mathbf{v}_{k-1} \end{cases} \quad (2)$$

复合量测 IMM-EKF 融合算法采取先融合再滤波的方法,根据不同声呐的测量精度,对所有声呐关于同一目标的观测值进行加权处理,再将加权计算后的复合量测进行 IMM-EKF 滤波处理,得到最终状态估计值.具体过程如下:

3.1 输入交互

将上一次循环中各模型滤波器的输出结果进行交互,作为当前循环中的初始状态.其中, $\mathbf{X}_{k-1|k-1}^i$ 表示 $k-1$ 时刻滤波器 i 的状态输出值, $\mathbf{P}_{k-1|k-1}^i$ 表示相应的协方差矩阵估计, $\mathbf{X}_{k-1|k-1}^{oj}$ 表示 $k-1$ 时刻模型 j 的状态交互值, $\mathbf{P}_{k-1|k-1}^{oj}$ 表示 $k-1$ 时刻模型 j 的协方差矩阵交互值, μ_{k-1}^{ij} 表示该时刻模型 i 转移到模型 j 的混合转移概率.交互过程如下:

$$\mathbf{X}_{k-1|k-1}^{oj} = \sum_{i=1}^N \mathbf{X}_{k-1|k-1}^i \cdot \mu_{k-1}^{ij} \quad (3)$$

$$\begin{aligned} \mathbf{P}_{k-1|k-1}^{oj} = & \sum_{i=1}^N \mu_{k-1}^{ij} \cdot [\mathbf{P}_{k-1|k-1}^i + (\mathbf{X}_{k-1|k-1}^i - \mathbf{X}_{k-1|k-1}^{oj}) \\ & \cdot (\mathbf{X}_{k-1|k-1}^i - \mathbf{X}_{k-1|k-1}^{oj})^T] \end{aligned} \quad (4)$$

式中

$$\begin{cases} \mu_{k-1}^{ij} = \frac{\pi^{ij} \cdot \mu_{k-1}^i}{C^j} \\ C^j = \sum_{i=1}^N \pi^{ij} \cdot \mu_{k-1}^i \end{cases} \quad (5)$$

3.2 滤波处理

对 3.1 中得到的各模型交互结果作 EKF 滤波处理,得到 k 时刻各滤波器状态的更新值.具体过程如下:

3.2.1 状态预测

对于各个模型 $i=1, 2, \dots, n$, 分别计算它们 k 时刻的预测状态和预测协方差矩阵:

$$\mathbf{X}_{k|k-1}^i = \mathbf{F}^i \cdot \mathbf{X}_{k-1|k-1}^{oi} \quad (6)$$

$$\mathbf{P}_{k|k-1}^i = \mathbf{F}^i \cdot \mathbf{P}_{k-1|k-1}^{oi} \cdot (\mathbf{F}^i)^T + \mathbf{Q}_{k-1}^i \quad (7)$$

3.2.2 加权处理量测信息

复合量测 IMM-EKF 的核心思想是根据各声呐的测量精度,对所有声呐的量测值进行加权处理.为不失一般性,本文给出多基地声呐系统 ($M \geq 2$) 背景下的量测处理公式:

$$\mathbf{R}_k = \text{diag} \left[\frac{\sigma_{r_{1,k}}^2 \sigma_{r_{2,k}}^2 \cdots \sigma_{r_{m,k}}^2}{\sigma_{r_{1,k}}^2 + \sigma_{r_{2,k}}^2 + \cdots + \sigma_{r_{m,k}}^2}, \frac{\sigma_{\theta_{1,k}}^2 \sigma_{\theta_{2,k}}^2 \cdots \sigma_{\theta_{m,k}}^2}{\sigma_{\theta_{1,k}}^2 + \sigma_{\theta_{2,k}}^2 + \cdots + \sigma_{\theta_{m,k}}^2} \right] \quad (8)$$

$$\mathbf{Z}_k = \begin{bmatrix} \frac{r_{1,k}}{\sigma_{r_{1,k}}^2} + \frac{r_{2,k}}{\sigma_{r_{2,k}}^2} + \cdots + \frac{r_{m,k}}{\sigma_{r_{m,k}}^2} & \frac{\theta_{1,k}}{\sigma_{\theta_{1,k}}^2} + \frac{\theta_{2,k}}{\sigma_{\theta_{2,k}}^2} + \cdots + \frac{\theta_{m,k}}{\sigma_{\theta_{m,k}}^2} \\ \frac{1}{\sigma_{r_{1,k}}^2} + \frac{1}{\sigma_{r_{2,k}}^2} + \cdots + \frac{1}{\sigma_{r_{m,k}}^2} & \frac{1}{\sigma_{\theta_{1,k}}^2} + \frac{1}{\sigma_{\theta_{2,k}}^2} + \cdots + \frac{1}{\sigma_{\theta_{m,k}}^2} \end{bmatrix}^{-T} \quad (9)$$

其中,量测噪声的协方差矩阵 $\mathbf{R}_k$ 由各声呐测量精度共同决定. 而由于系统为多基地声呐,体现在二维平面上为多个散点(本文仅讨论所有声呐入水深度相同的情况). 将 $\mathbf{Z}_{1,k}$ 的位置设置为原点,则需先将 $\mathbf{Z}_{m,k}$ 的量测值变换到以 $\mathbf{Z}_{1,k}$ 为原点、以 $\mathbf{Z}_{1,k}$ 与 $\mathbf{Z}_{m,k}$ 的连线为 x 轴的坐标系上,才能将所有量测值进行式(9)的加权操作. 设 $D_{m,k}$ 为 $\mathbf{Z}_{m,k}$ 与 $\mathbf{Z}_{1,k}$ 之间的距离,根据余弦定理,当 $D_{m,k} \leq x_k$ 时有

$$\begin{cases} r_{m,k} = \sqrt{D_{m,k}^2 + r_{m,k}^2 + 2r_{m,k}D_{m,k}\cos\theta_{m,k}} \\ \theta_{m,k} = \arccos\left(\frac{D_{m,k} + r_{m,k}\cos\theta_{m,k}}{\sqrt{D_{m,k}^2 + r_{m,k}^2 + 2r_{m,k}D_{m,k}\cos\theta_{m,k}}}\right) \end{cases} \quad (10)$$

当 $D_{m,k} > x_k$ 有

$$\begin{cases} r_{m,k} = \sqrt{D_{m,k}^2 + r_{m,k}^2 - 2r_{m,k}D_{m,k}\cos\theta_{m,k}} \\ \theta_{m,k} = \arccos\left(\frac{D_{m,k} - r_{m,k}\cos\theta_{m,k}}{\sqrt{D_{m,k}^2 + r_{m,k}^2 - 2r_{m,k}D_{m,k}\cos\theta_{m,k}}}\right) \end{cases} \quad (11)$$

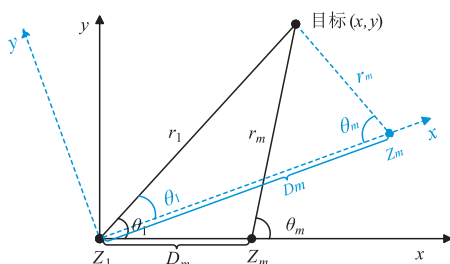


图2 多基地声呐系统不同坐标系建立示意图

3.2.3 残差及新息协方差矩阵计算

对应于各个模型 $i = 1, 2, \dots, n$, 再分别计算它们 k 时刻的残差、新息协方差矩阵及似然函数:

$$\mathbf{V}_k^i = \mathbf{Z}_k - \mathbf{H}_k^i \cdot \mathbf{X}_{k|k-1}^i \quad (12)$$

$$\mathbf{S}_k^i = \mathbf{H}_k^i \cdot \mathbf{P}_{k|k-1}^i \cdot (\mathbf{H}_k^i)^T + \mathbf{R}_k \quad (13)$$

$$\Lambda_k^i = \frac{1}{\sqrt{|2\pi\mathbf{S}_k^i|}} \cdot \exp\left[-\frac{1}{2}(\mathbf{V}_k^i)^T (\mathbf{S}_k^i)^{-1} (\mathbf{V}_k^i)\right] \quad (14)$$

3.2.4 状态更新

对 k 时刻各个模型 $i = 1, 2, \dots, n$ 的状态估计及协方差矩阵估计进行修正:

$$\mathbf{K}_k^i = \mathbf{P}_{k|k-1}^i \cdot (\mathbf{H}_k^i)^T \cdot (\mathbf{S}_k^i)^{-1} \quad (15)$$

$$\mathbf{X}_{k|k}^i = \mathbf{X}_{k|k-1}^i + \mathbf{K}_k^i \cdot \mathbf{V}_k^i \quad (16)$$

$$\mathbf{P}_{k|k}^i = \mathbf{P}_{k|k-1}^i - \mathbf{K}_k^i \cdot \mathbf{H}_k^i \cdot \mathbf{P}_{k|k-1}^i \quad (17)$$

3.3 概率更新

更新 k 时刻各模型 $i = 1, 2, \dots, n$ 的概率:

$$\mu_k^i = \frac{\Lambda_k^i \cdot C^i}{\sum_{i=1}^N \Lambda_k^i \cdot C^i} \quad (18)$$

3.4 融合输出

根据 k 时刻各模型 $i = 1, 2, \dots, n$ 的概率, 对它们的滤波结果进行加权融合, 输出 k 时刻目标最终的状态估计和协方差矩阵估计:

$$\mathbf{X}_{klk} = \sum_{i=1}^N \mu_k^i \cdot \mathbf{X}_{klk}^i \quad (19)$$

$$\mathbf{P}_{klk} = \sum_{i=1}^N \mu_k^i \cdot [\mathbf{P}_{klk}^i + (\mathbf{X}_{klk} - \mathbf{X}_{klk}^i) \cdot (\mathbf{X}_{klk} - \mathbf{X}_{klk}^i)^T] \quad (20)$$

4 仿真实验

假设目标在二维平面上运动, 在 $0 \sim 20\text{s}$ 作匀速直线运动; 在 $20 \sim 50\text{s}$ 作匀速左转弯运动, 转弯角速度为 0.02rad/s ; 在 $50 \sim 70\text{s}$ 作匀速直线运动; 在 $70 \sim 100\text{s}$ 作匀速右转弯运动, 转弯角速度为 0.02rad/s ; 在 $100 \sim 150\text{s}$ 作匀速直线运动. 仿真参数设置如表1所示.

表1 仿真参数设置表格

参数	名称	数值
X_0	目标初始位置	(100m, 100m)
V_0	目标初始速度	(1.5m/s, 1.5m/s)
σ_{ax}	目标水平方向噪声	0.1m/s^2
σ_{ay}	目标竖直方向噪声	0.1m/s^2
S_0	发射端声呐位置	(0m, 0m)
R_0	接收端声呐位置	(200m, 0m)
σ_{r1}	发射端声呐测距精度	0.5m
σ_{r2}	接收端声呐测距精度	0.1m
$\sigma_{\theta1}$	发射端声呐测角精度	0.035rad
$\sigma_{\theta2}$	接收端声呐测角精度	0.035rad
dt	采样间隔	3s

假设 IMM 算法采用三个模型对目标运动进行模拟, 分别为: 匀速直线运动模型, 匀速左转弯运动模型, 匀速右转弯运动模型. 三个模型初始时刻的概率均为 $1/3$, 概率转移矩阵设为

$$\mathbf{P}_{ij} = [0.8, 0.1, 0.1; 0.1, 0.8, 0.1; 0.1, 0.1, 0.8]$$

仿真实验分别利用本文复合量测 IMM-EKF 融合、加权 IMM-EKF 融合、扩维 IMM-EKF 融合三种算法对目标进行跟踪, 加权 IMM-EKF 算法是指将多个传感器的量测都进行 IMM-EKF 滤波处理后, 再将滤波后的结果进行加权处理的一种算法. 扩维 IMM-EKF 算法是将所有传感器的量测形成更高维的量测矢量, 再对扩维后

的量测进行 IMM-EKF 的一种算法。
跟踪效果如图 3、4、表 2 所示。

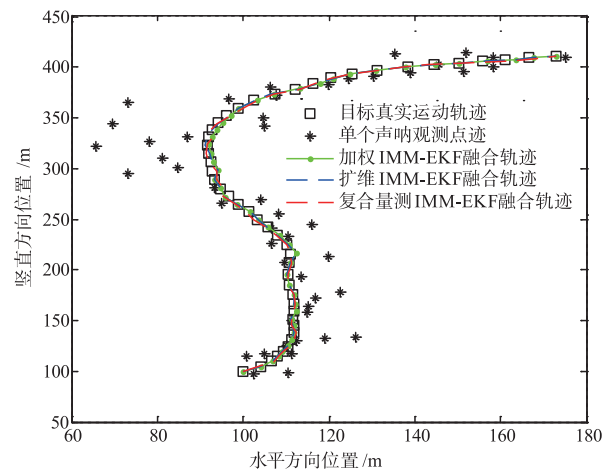


图3 三种融合算法跟踪轨迹

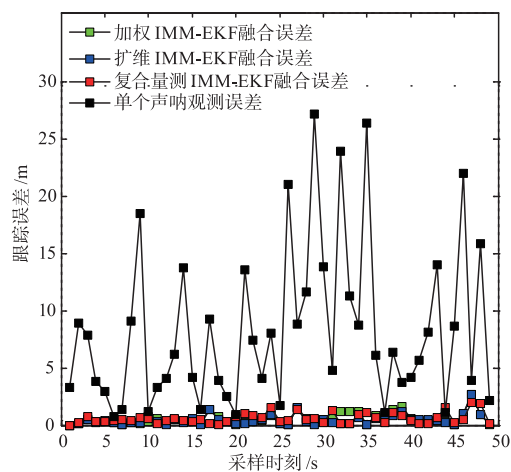


图4 三种融合算法跟踪误差

表 2 三种融合算法效果对比

算法	跟踪误差/m	所用时长/s
加权 IMM-EKF 融合	0.5506	0.055
扩维 IMM-EKF 融合	0.4588	0.024
复合量测 IMM-EKF 融合	0.5856	0.017

由图表可知,基于多传感器的三种融合算法的跟踪效果均好于单个声呐观测,其中扩维 IMM-EKF 融合的跟踪精度稍优于加权 IMM-EKF 融合和复合量测 IMM-EKF 融合,这是由于扩维 IMM-EKF 算法综合利用了所有声呐的原始信息,且没有忽略各个声呐局部估计误差的相关性。

从耗时上看,复合量测 IMM-EKF 融合算法所用时长最短,这是由于其算法实现简单,将声呐点迹加权处理后的量测值直接滤波。扩维 IMM-EKF 所用时长稍长,这是由于其涉及到高维逆矩阵的求解。前两种算法均

只进行了一次 IMM-EKF 滤波,而加权 IMM-EKF 融合算法进行了 2 次 IMM-EKF 滤波,耗时最长。

5 实验数据处理

2013 年 4 月,在海南某水域开展了多基地水下小目标跟踪实验。系统由三台声呐组成,分别为发射端 S1,接收端 R1 及 R2。其中,红色半圆区域为 S1 探测范围,两个蓝色半圆区域为 R1 及 R2 探测范围。绿色轨迹为通过 GPS 获得的蛙人运动轨迹。该系统声呐通过 GPS 时间触发工作实现时间同步。

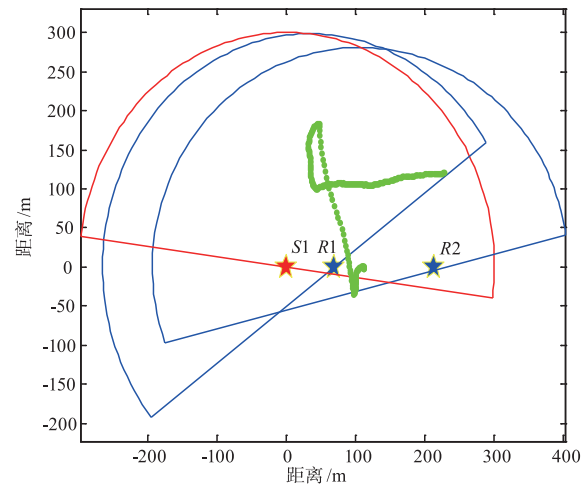


图5 多基地水下小目标跟踪系统布局示意图

对该次实验某段时间内得到的声呐数据分别进行三种融合算法处理,处理结果如图 6、7,表 3 所示。

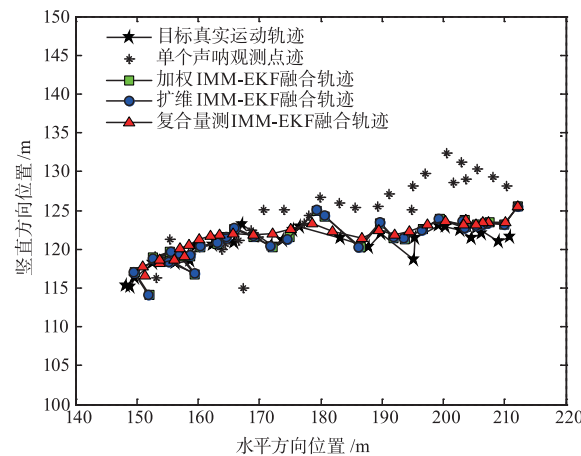


图6 三种融合算法跟踪轨迹

表 3 三种融合算法效果对比

算法	跟踪误差/m	所用时长/s
加权 IMM-EKF 融合	2.2515	0.030
扩维 IMM-EKF 融合	2.1684	0.005
复合量测 IMM-EKF 融合	2.2843	0.004

由图表可知,实验数据处理结果与仿真处理结果

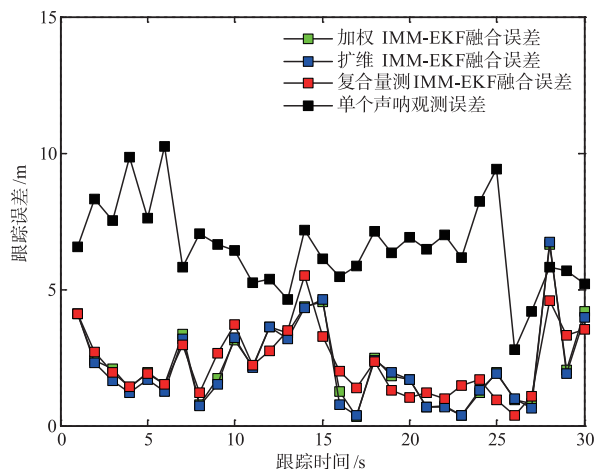


图7 三种融合算法跟踪误差

基本一致. 扩维 IMM-EKF 融合算法跟踪精度为最优, 复合量测 IMM-EKF 融合算法耗时最短.

6 结论

本文提出了一种复合量测 IMM-EKF 数据融合算法, 并通过仿真及实验数据处理, 将其与加权 IMM-EKF 融合算法、扩维 IMM-EKF 融合算法进行了性能比较, 结论如下:

(1) 当系统对实时性有较高要求或传感器之间的测量精度有较大差别时, 宜用复合量测 IMM-EKF 融合算法. 因为该算法过程最为简单, 耗时最短, 且加权过程依赖于各传感器测量精度的差异性.

(2) 当系统对跟踪精度有较高要求、且传感器数量不多时, 宜用扩维 IMM-EKF 融合算法. 因为该算法融合精度最高, 但其依赖于高维矩阵的求逆过程, 如果声呐数量过多, 则很难在实际应用中实现.

(3) 当系统对跟踪精度或实时性无较高要求时, 可采用加权 IMM-EKF 融合算法.

参考文献

- [1] Tanizaki H. Nonlinear Filters Based on Taylor Series Expansion[M]. Germany: Springer Berlin Heidelberg, 1993.
- [2] Julier S J, Uhlmann J K. Unscented filtering and nonlinear estimation[J]. Proceedings of the IEEE, 2004, 92(3): 401-422.
- [3] Arasaratnam I, Haykin S. Cubature Kalman filters[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2009, 54(6): 1254-1269.

- [4] Blom H A, Bar-Shalom Y. The interacting multiple model algorithm for systems with Markovian switching coefficients[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 1988, 33(8): 780-783.
- [5] Waltz E, Llinas J. Multi Sensor Data Fusion[M]. America: Artech House, 1990.
- [6] 周玉芬, 徐忠伟, 高锡俊. 分布式传感器数据融合技术[J]. 火控雷达技术, 1994, 23(1): 37-43.
- [7] 周样晶, 江晶, 赵杰. 多传感器异步量测融合算法性能比较[J]. 火力与指挥控制, 2009(07): 42-46.
ZHOU Yang-jing, JIANG Jing, ZHAO Jie. Performance comparison of several multi-sensor asynchronous measurement fusion algorithms[J]. Fire Control & Command Control, 2009(07): 42-46. (in Chinese)
- [8] 刘卫东, 刘洋, 高立娥. 基于凸组合和 Bar-Shalom-Campo 的航迹融合算法研究[J]. 计算机工程与应用, 2014, 50(2): 49-53.
LIU Wei-dong, LIU Yang, GAO Li-e. Research of track fusion based on convex combination and Bar-Shalom-Campo[J]. Computer Engineering and Applications, 2014, 50(2): 49-53. (in Chinese)
- [9] 郑鑫江. 水下运动目标跟踪算法研究[D]. 北京: 中国科学院大学, 2019.
ZHENG Xin-jiang. Research on Underwater Moving Target Tracking Algorithm[D]. Beijing: University of Chinese Academy of Sciences, 2019. (in Chinese)

作者简介



叶 瑾 女, 1996 年 4 月出生于广东省汕尾市. 硕士研究生, 研究方向为水声信号处理.
E-mail: yejin@mail.ioa.ac.cn



许 枫(通信作者) 男, 1969 年出生于浙江省宁波市. 中科院特聘研究员, 博士生导师, 任中科院声学所海洋声学技术中心主任, 哈尔滨工程大学、浙江海洋大学兼职教授等. 研究方向为信号与信息处理. E-mail: xf@mail.ioa.ac.cn