

多传感器跟踪型数据滤波融合算法

张 锐 ,李文秀

(哈尔滨工程大学 自动化学院 ,黑龙江 哈尔滨 150001)

摘 要 :在实际系统中 ,常用的数据融合方法是基于扩展的卡尔曼滤波算法的融合算法 ,但是这种融合算法的跟踪精度并不是很高 .通过对滤波跟踪型数据融合的研究 ,提出了基于转换测量值卡尔曼滤波算法的非线性系统中的数据融合方法 .研究表明 ,在利用激光干涉仪进行目标跟踪时 ,这种基于融合算法的集中式融合算法的跟踪性能优于分布式融合算法 ,但是 ,从仿真结果可以看出 ,两种融合算法的差别并不大 ,结果基本相同 .因此 ,在非线形系统中 ,基于转换测量值卡尔曼滤波算法的分布融合算法可以重构集中式融合算法 .

关键词 :转换测量值卡尔曼滤波算法 ;扩展的卡尔曼滤波算法 ;数据融合 ;目标跟踪

中图分类号 :TN953 **文献标识码** :A **文章编号** :1006-704X(2002)04-0106-04

Filtering Fusion Algorithm for Multi-sensor Target Tracking

ZHANG Rui ,LI Wen-xiu

(College of Automation ,Harbin Engineering University ,Harbin 150001 ,China)

Abstract :The fusion algorithm based on extended Kalman filter in common use has the disadvantage of unsatisfactory tracking precision. So this paper puts forward an fusion algorithm in nonlinear systems based on converted measurement Kalman filter. The results of simulation proved that the result of centralized converted measurement Kalman filtering is better than the result of distributed converted measurement Kalman filtering. But the difference between the two algorithms is small. So it is concluded that in nonlinear systems distributed fusion algorithm based on converted measurement Kalman filtering can basically reconstruct a centralized fusion algorithm.

Key words :converted measurement Kalman filter ; extended Kalman filter ; data fusion ; target tracking

按照技术原理来区分 ,数据融合算法可分为 :假设检验型数据融合算法、滤波跟踪型数据融合算法、聚类分析型数据融合算法、模式识别型数据融合算法、人工智能型数据融合算法等 .

1960 年 R. E. Kalman 提出了卡尔曼滤波 ,它一般分为两个步骤 :预估和纠正 .从信息处理的两步上看 ,这种方法与很多系统的处理方法很相似 ,因此卡尔曼滤波在信息融合领域的应用既是系统结构上的 ,也是具体方法上的 .正是卡尔曼滤波处理信息的这两个步骤使得它在信息融合领域大展身手^[1] .

在多传感器的目标跟踪中 ,集中式融合算法

已被证实是最优的融合算法 .但是 ,由于分布式结构可以以较低的费用获得较高的可靠性和可用性 ,可以减少数据总线的频宽和数据处理的要求 ,并且有与集中式结构相同或类似的精度 ,因而受到了广泛的重视 .目前 ,在设计系统时分布结构已经成为优选的方案 .因此 ,由分布融合算法重构集中式融合算法是近年来研究较多的问题 .在线性系统中这种研究已经比较成熟 .在非线形系统中虽然分布的扩展卡尔曼滤波算法常被用来解决这个问题 ,但是这种算法不仅容易发散 ,而且它的融合精度低于集中式融合算法滤波精度 .

1 转换测量值卡尔曼滤波算法

设目标的状态方程为

$$X(k) = \phi X(k-1) + \Gamma W(k-1). \quad (1)$$

式中: ϕ 为状态转移矩阵, Γ 为噪声矩阵, W 为零均值白噪声.

$X(k)$ 为 k 时刻的状态矢量, $X(k) = [x(k) \ y(k) \ \dot{x}(k) \ \dot{y}(k)]$.

传感器位于坐标原点, 测量方程为

$$Z(k) = \xi X(k) + v(k). \quad (2)$$

式中: ξ 为非线性函数, $v(k)$ 为相互独立的零均值的测量误差,

$$R(k) = E(v(k)v(k)^T) = \begin{bmatrix} \sigma_r^2 & 0 \\ 0 & \sigma_\theta^2 \end{bmatrix}. \quad (3)$$

测量噪声与过程噪声不相关.

转换测量值误差为

$$\begin{aligned} \tilde{x}_L &= \tilde{r} \cos \theta - r \hat{\theta} \sin \theta - \tilde{r} \sin \theta, \\ \tilde{y}_L &= \tilde{r} \sin \theta + \hat{\theta} \cos \theta + \tilde{r} \cos \theta, \\ \mu &= E \left\{ \begin{bmatrix} \tilde{x}_L \\ \tilde{y}_L \end{bmatrix} \right\}; \end{aligned} \quad (4)$$
$$(5)$$
$$(6)$$

去偏转换测量值为

$$\begin{bmatrix} x^d \\ y^d \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} r_m \cos \theta_m \\ r_m \sin \theta_m \end{bmatrix} - \mu. \quad (7)$$

式中: r_m 、 θ_m 为传感器的测量值, θ 、 r 为目标的真实值.

转换测量值误差方差矩阵为

$$R = \begin{bmatrix} r^2 \sigma_\theta^2 \sin^2 \theta + \sigma_r^2 \cos^2 \theta + \sigma_r^2 \sigma_\theta^2 \sin^2 \theta \\ (\sigma_r^2 - r^2 \sigma_\theta^2 - \sigma_r^2 \sigma_\theta^2) \sin \theta \cos \theta \\ (\sigma_r^2 - r^2 \sigma_\theta^2 - \sigma_r^2 \sigma_\theta^2) \sin \theta \cos \theta \\ r^2 \sigma_\theta^2 \cos^2 \theta + \sigma_r^2 \sin^2 \theta + \sigma_r^2 \sigma_\theta^2 \cos^2 \theta \end{bmatrix}. \quad (8)$$

2 基于转换测量值卡尔曼滤波的集中式融合算法

在线性系统中有三种集中式融合算法, 它们是: 并行滤波、序贯滤波、数据压缩滤波^[2]. 这三种算法已被证明是等效最优的. 这里我们采用数据压缩滤波算法.

已知激光干涉仪位于坐标系的原点, 第 i 个激光干涉仪的测量方程是

$$Z^i(k) = \xi X^i(k) + v^i(k). \quad (9)$$

这里 $v^i(k)$ 是零均值白噪声, 方差为 $R^i(k)$.

$$E\{v^i(k)\} = 0, \quad (10)$$
$$E\{v^i(k)v^i(k)^T\} = R^i(k). \quad (11)$$

被压缩的最佳联合测量数据矢量是

$$Z(k) = R(k) \left[\sum_{i=1}^n (R^i(k))^{-1} Z^i(k) \right]. \quad (12)$$

最佳联合数据矢量测量协方差矩阵为

$$R(k)^{-1} = \left(\sum_{i=1}^n (R^i(k))^{-1} \right). \quad (12)$$

式中: $R_i(k)$ 是第 i 个激光干涉仪的测量误差, $R(k)$ 是融合后的测量值的误差, $Z(k)$ 是融合后的测量值.

基于方程 (1) (12) 和 (13) 用转换测量值卡尔曼滤波算法对目标进行滤波估计. 这就是基于转换测量值卡尔曼滤波的数据压缩融合算法.

3 基于转换测量值卡尔曼滤波的分布式融合算法

分布式数据融合框图如图 1 所示.

基于转换测量值卡尔曼滤波的分布式融合算法的中心思想是: 每个激光干涉仪利用转换测量值卡尔曼滤波算法形成当地的状态估计 $\hat{X}^i(k|k)$, 状态估计误差协方差阵 $P^i(k|k)$, 对下一步的状态预测 $\hat{X}^i(k+1|k)$ 以及状态预测误差协方差阵 $P^i(k+1|k)$, 把它们送到融合中心组成全局状态估计 $\hat{X}(k|k)$, 全局状态估计误差方差阵 $P(k|k)$, 对下一步的全局状态预测 $\hat{X}(k+1|k)$ 以及全局状态预测误差协方差阵 $P(k+1|k)$, 组合方程为

$$\begin{aligned} P^{-1}(k|k) &= P^{-1}(k|k-1) + \\ &\sum_{i=1}^n (P^{i-1}(k|k) - P^{i-1}(k|k-1)), \quad (14) \\ P^{-1}(k|k) \hat{X}(k|k) &= \\ &P^{-1}(k|k-1) \hat{X}(k|k-1) + \\ &\sum_{i=1}^n (P^{i-1}(k|k) \hat{X}(k|k) - \\ &P^{i-1}(k|k-1) \hat{X}(k|k-1)). \quad (15) \end{aligned}$$

由式 (14) (15) 以及激光干涉仪当地的转换测量值卡尔曼滤波算法就组成了非线性系统中的

分布式融合算法.

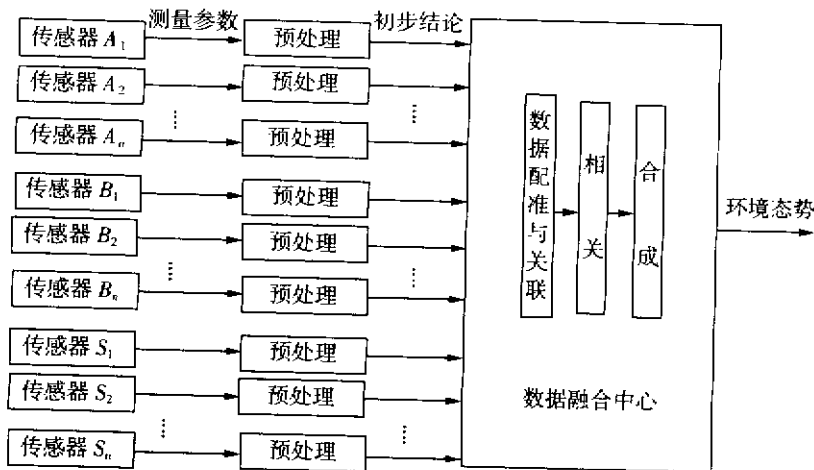


图 1 分布式数据融合框图

Fig. 1 Block diagram of distributed data fusion

4 仿真及分析

设目标在二维平面内匀速运动,初始状态为 $[20 \text{ m}, 20 \text{ m}, -0.3 \text{ m/s}, -0.3 \text{ m/s}]^T$, 状态方程由 1 式给出, 采样周期 $T=1 \text{ s}$. 其中,

$$\phi = \begin{bmatrix} 1 & 0 & T & 0 \\ 0 & 1 & 0 & T \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

测量方程由式 (9) 给出.

仿真结果如图 2~4 所示.

两激光干涉仪位于坐标原点. 其中, 图 2 是干涉仪的精度相同的仿真结果, $\sigma_r = 0.000 \text{ 5 m}$, $\sigma_{\theta 1} = \sigma_{\theta 2} = 0.00 \text{ }^\circ$. 图 3 是干涉仪的精度不相同的仿真结果, $\sigma_r = 0.000 \text{ 5 m}$, $\sigma_{\theta 1} = \sigma_{\theta 2} = 0.01^\circ$.

在仿真中, 激光干涉仪的采样周期为 $T=1 \text{ s}$, 采样次数为 100 次, 即对目标跟踪了 100s, 初始方差取为 $P_0 = \text{diag}(0.001)$.

由图 2~3 可以看出不论两个激光干涉仪的精度是否相同, 基于转换测量值卡尔曼滤波的分布式融合算法和基于转换测量值卡尔曼滤波的集中式融合算法滤波精度基本相同. 因此, 在非线性系统中, 基于转换测量值卡尔曼滤波算法的分布式融合算法可以重构集中式融合算法.

万方数据

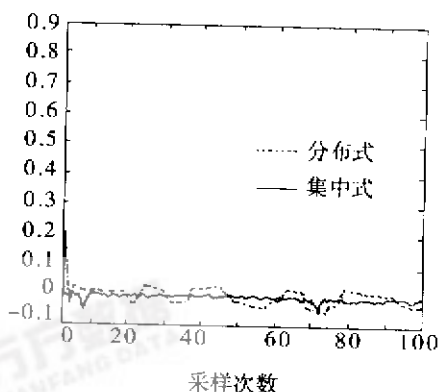


图 2 斜距跟踪误差

Fig. 2 Errors of slant distance tracking

($\sigma_r = 0.000 \text{ 5 m}$, $\sigma_{\theta 2} = 0.00 \text{ }^\circ$)

下面考虑一下, 当两个传感器的精度相差比较大时的情况, 例如 1:10. 图 4 中两台激光干涉仪的测量方位角的精度分别为, $\sigma_{\theta}^1 = 2.0^\circ$, $\sigma_{\theta}^2 = 0.2^\circ$, 由仿真结果可以看出当两传感器的精度差别很大时, 融合估计的性能越接近于精度高的传感器的局部估计, 但这时融合已经失去意义. 因此, 在进行数据融合时, 应对传感器的精度进行适当地选取.

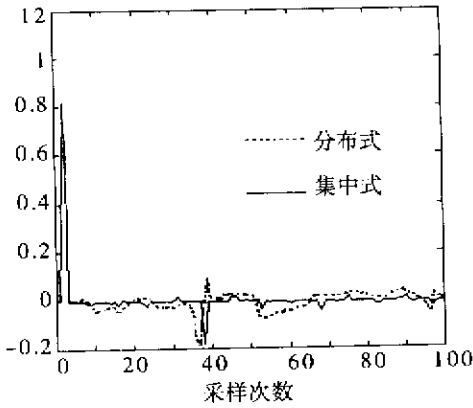


图 3 斜距跟踪误差

Fig.3 Errors of distance

($\sigma_r = 0.000\ 5\text{m}$ $\sigma_{\theta 1} = \sigma_{\theta 2} = 0.01^\circ$)

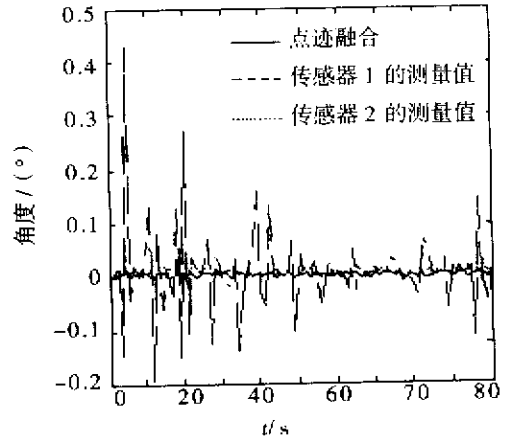


图 4 角度跟踪误差

Fig.4 Errors of azimuth

参考文献：

[1] 蔡鹤皋, 金明河, 金峰. 卡尔曼滤波与多传感器数据融合技术[J]. 模式识别与人工智能, 2000, 13(3): 248 - 253.
[2] 桑炜森, 顾耀平. 综合电子战新技术新方法[M]. 北京: 国防工业出版社, 1996.

[3] 耿喜. 卡尔曼滤波器及其应用基础[M]. 北京: 国防工业出版社, 1973.
[4] VINCEZ M, PRENNINGER J P, GANDER H. A laser tracking system to measure position and orientation of robot end effectors under motion[J]. International Journal on Robotic Research, 1994, 13(4): 305 - 314.

[责任编辑: 刘玉明]

(上接第 105 页)

$$SI = \frac{i}{2\mu} \int_{t-\epsilon}^{t+\epsilon} f(z_0) H_0^{(1)}(k|z-z_0|) dz_0. \tag{24}$$

利用零阶 Hankel 函数在其宗量很小时的渐进表达式：

$$H_0^{(1)}(\cdot) = J_0(\cdot) + iY_0(\cdot) = J_0(\cdot) + \frac{2i}{\pi} \left[\gamma + \ln\left(\frac{\cdot}{2}\right) \right] J_0(\cdot) + O(\cdot),$$

可得

$$SI = \frac{f(z_0)}{\mu} \epsilon \left[i - \frac{2}{\pi} (\gamma - 1 + \ln \frac{k\epsilon}{2}) \right] \tag{25}$$

式中 $\gamma = 0.5772157$ 是 Euler 常数.

6) Green 函数满足空间的对称性条件, 即 $G(z, z_0) = G(z_0, z)$.

本文求得的 Green 函数由两部分组成: 水平线源载荷的扰动和凹陷所激发的散射波. 由凹陷引发的线源载荷的散射, 其作用程度随像点离开凹陷中心距离的增大而迅速减小; 而线源载荷对波场的作用则衰减得较慢, 若线源载荷作用点远离凹陷中心, 则它受凹陷的影响产生的散射波场比较小. 本文的 Green 函数为求解界面孔洞的动

应力集中系数、孔边径向共线裂纹和孔边界面径向共线裂纹的动应力强度因子等一系列与 SH 波作用相关问题奠定了理论基础.

参考文献：

[1] 刘殿魁, 刘宏伟. SH 波散射与界面圆孔附近的动应力集中[J]. 力学学报, 1998, 30(5): 597~604.
[2] PAO Y H. Elastic waves in solids[M]. ASME Journal of Applied Mechanics, 1983, 50(4): 1152~1164.
[3] ACHENBACH J D. Wave propagation in elastic solids[M]. Amsterdam: North Holland, 1973.
[4] 刘殿魁, 刘宏伟. 孔边裂纹对 SH 波的散射及动应力强度因子[J]. 力学学报, 1999, 31(3): 292~299.
[5] 史守峡, 刘殿魁. SH 波与界面多圆孔的散射及动应力集中[J]. 力学学报, 2001, 33(1): 60~70.
[6] PAO Y H, MOW C C. Diffraction of elastic waves and dynamic stress concentrations[M]. New York: Crane and Russak, 1973.
[7] 刘殿魁, 盖秉政, 陶贵源. 论孔附近的动应力集中[J]. 力学学报特刊, 1981, 65~77.
[8] 黎在良, 刘殿魁. 固体中的波[M]. 北京: 科学出版社, 1995.
[9] 汪铎, 汪越胜. 界面动力学研究近况[J]. 上海力学, 1993, 14(4): 1~15.

[责任编辑: 李玲珠]