

基于 MTF 的多传感器融合算法^{*}

李伟彤, 司锡才

(哈尔滨工程大学 信息与通信工程学院, 黑龙江 哈尔滨 150001)

摘要: Kalman 滤波是一种应用非常广泛的状态估计算法, 基于信息融合的 Kalman 滤波包括状态向量融合和测量融合两种方法。传统的 Kalman 方法(TTF)具有较低的估计误差和很长的计算时间。提出的状态向量和测量向量的融合模型 MTF 利用局部融合信息给出一种更好的状态估计, 计算时间短, 性能也比 TTF 高。

关键词: 修正的轨迹融合; 状态向量; 测量融合; 协方差矩阵

中图分类号: TP391 文献标识码: A 文章编号: 1007-2276(2004)02-0198-03

Multi-sensor fusion algorithm based on MTF^{*}

LI Weitong, SI Xicai

(Information and Communication Engineering Institute, Harbin Engineering University, Harbin 150001, China)

Abstract: Conventional Kalman filter (TTF) based on information fusion includes two methods—state vector fusion and measurement fusion. The conventional measurement has lower estimation error but a higher computational time. A kind of MTF model is provided which gives a better state estimation. An example is given to prove that this model has better performance and less computational time than the conventional method.

Key words: MTF; State vector; Measurement fusion; Covariance matrix

0 引言

多传感器数据融合在机器人、军事防御等领域得到了广泛应用, 在复杂的环境中要提高性能和稳定性需要对来自多个传感器的数据进行智能合成。基于此目的, 需采用有效的航迹关联算法和数据融合。

数据融合的目的是利用一组独立的数据产生数

学模型或系统的表达式, 是利用多个数据源的不断合成过程。为了减少不确定性, 要对来自多个传感器的合成信息和状态估计进行合成。所以算法需要能够处理多传感器、多目标, 其中包括两个主要的过程: 数据关联和状态估计。状态估计是对位置、速度、加速度和角度等变量的最优估计。

Kalman 滤波是基于线性、无偏、最小方差的状态估计算法, 利用预先定义的线性模型预测下一时刻

收稿日期: 2003-05-08; 修订日期: 2003-06-17

基金项目: 黑龙江省自然科学基金项目(F00-07)

作者简介: 李伟彤(1969-), 男, 黑龙江绥化人, 博士生, 主要从事超宽带信号检测与处理技术、信息融合技术的研究。

的状态,利用系统的实际观测来修正误差,使用 Kalman 增益进行预测和更新,从而使状态估计的均方误差最小。

1 融合模型

在传感器的采样相同的情况下,状态方程为:

$$\mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{A}_k \mathbf{x}_k + \mathbf{B}_k e_k \quad (1)$$

式中 \mathbf{x}_k 是 k 时刻的状态向量。状态噪声 e_k 满足:
 $E[e_k] = 0; E[e_k e_l^T] = Q_k \delta_{kl}$ 。

在两个传感器的情况下,测量方程为:

$$\mathbf{z}_k^m = \mathbf{C}_k^m \mathbf{x}_k + \mathbf{v}_k^m, \quad m = 1, 2$$

式中 \mathbf{z}_k^m 是传感器 m 在 k 时刻的测量。测量噪声序列 \mathbf{v}_k^m 是零均值、方差为 \mathbf{R}_k^m 的白噪声,并且是相互独立的,即:

$$\begin{aligned} E[\mathbf{v}_k^m] &= 0; \quad E[\mathbf{v}_k^m \mathbf{v}_l^{mT}] = \mathbf{R}_k^m \delta_{kl} \\ E[\mathbf{v}_k^1 \mathbf{v}_l^{2T}] &= E[\mathbf{v}_k^2 \mathbf{v}_l^{1T}] = 0 \end{aligned}$$

1.1 测量模型

有两种观测向量的融合方法^[1,2]:把测量合成为一个观测向量;利用最小均方估计。在第一种方法中,通过把两个传感器的观测向量 \mathbf{z}_k^1 和 \mathbf{z}_k^2 合成为一个观测向量,得:

$$\mathbf{z}_k = [(\mathbf{z}_k^1)^T (\mathbf{z}_k^2)^T]^T$$

同样也可以表示为:

$$\mathbf{C}_k = [(\mathbf{C}_k^1)^T (\mathbf{C}_k^2)^T]^T \text{ 和 } \mathbf{v}_k = [(\mathbf{v}_k^1)^T (\mathbf{v}_k^2)^T]^T$$

这样就有等式:

$$\mathbf{z}_k = \mathbf{C}_k \mathbf{x}_k + \mathbf{v}_k$$

假定的两个传感器是独立的,噪声 \mathbf{v}_k 的协方差 \mathbf{R}_k 为:

$$\mathbf{R}_k = \begin{pmatrix} \mathbf{R}_k^1 & 0 \\ 0 & \mathbf{R}_k^2 \end{pmatrix}$$

状态向量的估计 $\hat{\mathbf{x}}_{k|k}$ 由公式(1)决定。

另一种方法是利用 Kalman 滤波对每一个传感器的测量进行加权来获得状态向量的估计。由于传

感器 1 和 2 的测量噪声是独立的,利用最小均方估计,可得^[3]:

$$\mathbf{z}_k = \mathbf{z}_k^1 + \mathbf{R}_k^1 (\mathbf{R}_k^1 + \mathbf{R}_k^2)^{-1} (\mathbf{z}_k^2 - \mathbf{z}_k^1)$$

式中 \mathbf{R}_k^m 为传感器 m 的测量向量的协方差矩阵; \mathbf{z}_k 的协方差矩阵为^[3]:

$$\mathbf{R}_k = [(\mathbf{R}_k^1)^{-1} + (\mathbf{R}_k^2)^{-1}]^{-1}$$

1.2 轨迹融合模型

在很多实际情况下,多个传感器跟踪同一个目标。轨迹融合就是把传感器 1 和 2 的状态估计 $\hat{\mathbf{x}}_{k|k}^1$ 和 $\hat{\mathbf{x}}_{k|k}^2$ 合成为一个新的状态估计 $\hat{\mathbf{x}}_{k|k}$ ^[4]:

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{x}}_{k|k} &= \hat{\mathbf{x}}_{k|k}^1 + [\mathbf{P}_{k|k}^{11} - \mathbf{P}_{k|k}^{12}] [\mathbf{P}_{k|k}^{11} + \mathbf{P}_{k|k}^{22} - \\ &\quad \mathbf{P}_{k|k}^{12} - \mathbf{P}_{k|k}^{21}]^{-1} (\hat{\mathbf{x}}_{k|k}^2 - \hat{\mathbf{x}}_{k|k}^1) \end{aligned} \quad (2)$$

式中 $\mathbf{P}_{k|k}^m$ 是传感器 m 的跟踪估计 $\hat{\mathbf{x}}_{k|k}^m$ 的协方差矩阵; $\mathbf{P}_{k|k}^{12} = (\mathbf{P}_{k|k}^{21})^T$,是 $\hat{\mathbf{x}}_{k|k}^1$ 和 $\hat{\mathbf{x}}_{k|k}^2$ 的互协方差矩阵:

$$\begin{aligned} \mathbf{P}_{k|k}^{12} &= (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k^1 \mathbf{C}_k^1) \mathbf{A}_{k-1} \mathbf{P}_{k-1/k-1}^{12} \mathbf{A}_{k-1}^T (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k^2 \mathbf{C}_k^2)^T + \\ &\quad (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k^1 \mathbf{C}_k^1) \mathbf{B}_{k-1} \mathbf{Q}_{k-1} \mathbf{B}_{k-1}^T (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k^2 \mathbf{C}_k^2)^T \end{aligned}$$

式中 \mathbf{K}_k^m 为传感 m 在 k 时刻的 Kalman 滤波器增益矩阵。

令 $\hat{\mathbf{x}}_{k-1/k-1}$ 为 $k-1$ 时刻融合状态估计,预测 $\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}$ 为:

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} &= \mathbf{A}_{k-1} \hat{\mathbf{x}}_{k-1/k-1} \\ \hat{\mathbf{x}}_{k|k}^m &= \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} + \mathbf{P}_{k|k-1}^m (\mathbf{x}, \mathbf{z}) \mathbf{P}_{k|k-1}^m (\mathbf{z}, \mathbf{z})^{-1} \times \\ &\quad [\mathbf{z}_k^m - \mathbf{C}_k^m \mathbf{A}_{k-1} \hat{\mathbf{x}}_{k-1/k-1}] \end{aligned}$$

式中 $\mathbf{P}_{k|k-1}^m (\mathbf{x}, \mathbf{z}) = E[(\mathbf{x}_k - \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1})(\mathbf{z}_k^m - \bar{\mathbf{z}}_{k|k-1}^m)^T]$;

$\mathbf{P}_{k|k-1}^m (\mathbf{z}, \mathbf{z}) = E[(\mathbf{z}_k^m - \bar{\mathbf{z}}_{k|k-1}^m)(\mathbf{z}_k^m - \bar{\mathbf{z}}_{k|k-1}^m)^T]$ 。

利用公式(2)可以得到新的融合估计 $\hat{\mathbf{x}}_{k|k}$,由此得到 $\hat{\mathbf{x}}_{k|k}$ 的协方差矩阵 $\mathbf{P}_{k|k}$ ^[4]:

$$\mathbf{P}_{k|k} = \mathbf{P}_{k|k}^{11} - [\mathbf{P}_{k|k}^{11} - \mathbf{P}_{k|k}^{12}] [\mathbf{P}_{k|k}^{11} + \mathbf{P}_{k|k}^{22} - \mathbf{P}_{k|k}^{12} - \mathbf{P}_{k|k}^{21}]^{-1} [\mathbf{P}_{k|k}^{11} - \mathbf{P}_{k|k}^{21}]$$

最后,可以推导出 MTF 轨迹融合算法:

$$\mathbf{P}_{0|0} = \text{Var}(\mathbf{x}_0)$$

$$\mathbf{P}_{k|k-1} = \mathbf{A}_k \mathbf{P}_{k-1/k-1} \mathbf{A}_k^T + \mathbf{B}_k \mathbf{Q}_k \mathbf{B}_k^T$$

$$\mathbf{K}_k^m = \mathbf{P}_{k|k-1} [\mathbf{C}_k^m \mathbf{P}_{k|k-1} (\mathbf{C}_k^m)^T + \mathbf{R}_k]^{-1} \quad m = 1, 2$$

$$\begin{aligned}
 P_{k|k}^m &= [I - K_k^m C_k^m] P_{k|k-1} \quad m = 1, 2 \\
 P_{k|k}^{12} &= (P_{k|k}^{21})^T = [I - K_k^1 C_k^1] P_{k|k-1} [I - K_k^2 C_k^2]^T \\
 P_{k|k} &= P_{k|k}^1 - [P_{k|k}^1 - P_{k|k}^{12}] J [P_{k|k}^1 + P_{k|k}^2 - \\
 &\quad P_{k|k}^{12} - P_{k|k}^{21}]^{-1} [P_{k|k}^1 - P_{k|k}^{21}] \\
 \hat{x}_{0|0} &= E(x_0) \\
 \hat{x}_{k|k-1} &= A_{k-1} \hat{x}_{k-1|k-1} \\
 \bar{z}_{k|k-1}^m &= C_k^m \hat{x}_{k|k-1} \quad m = 1, 2 \\
 \hat{x}_{k|k}^m &= \hat{x}_{k|k-1} + K_k^m [z_k^m - \bar{z}_{k|k-1}^m] \quad m = 1, 2 \\
 \hat{x}_{k|k} &= \hat{x}_{k|k}^1 + [P_{k|k}^1 - P_{k|k}^{12}] [P_{k|k}^1 + P_{k|k}^2 - P_{k|k}^{12} - \\
 &\quad P_{k|k}^{21}]^{-1} (\hat{x}_{k|k}^2 - \hat{x}_{k|k}^1) \quad k = 1, 2 \dots
 \end{aligned}$$

2 仿真^[5,6]

为了说明融合性能,本例使用包含两个传感器的模型:

$$x_{k+1} = \begin{pmatrix} 0 & T \\ 0 & 1 \end{pmatrix} x_k + \begin{pmatrix} T^2/2 \\ T \end{pmatrix} e_k$$

取采样周期 $T = 1$, e_k 为零均值、方差为 Q 的白噪声。状态向量为 $x_k = [x_k^1, x_k^2]^T$ 。两个传感器的模型为:

$$z_k^m = [1 \ 0] x_k + v_k^m \quad m = 1, 2$$

测量噪声为 v_k^1 和 v_k^2 , 相互独立, 方差为 $R_k^m = 0.5$ ($m = 1, 2$)。

取 $x_0 = [0 \ 0.5]^T$ 作为初始条件, 样本数为 500, 对于不同的状态噪声 Q 取不同的数值 0.0001、0.01、1、100 对跟踪算法进行评价, 通过 Monte Carlo 方法比较估计协方差矩阵 $P_{k|k}$ 。
 $P = P_{k|k} = \begin{pmatrix} p_1 & p_2 \\ p_2 & p_3 \end{pmatrix}$ 为由 MTF 算法得出的状态估计协方差矩阵,
 $P^* = \begin{pmatrix} p_1^* & p_2^* \\ p_2^* & p_3^* \end{pmatrix}$ 为由 TTF 得出的状态估计协方差矩阵, 图 1 为 MTF 算法和 TTF 算法得出的状态估计协方差矩阵的比较。实验结果表明, 性能有明显改进。

参考文献:

- [1] Hamid R H, Sumit Roy, Alan J Laub. Decentralized structures for parallel Kalman filtering [J]. IEEE Trans on Automatic Control, 1988, 33(1): 88-93.

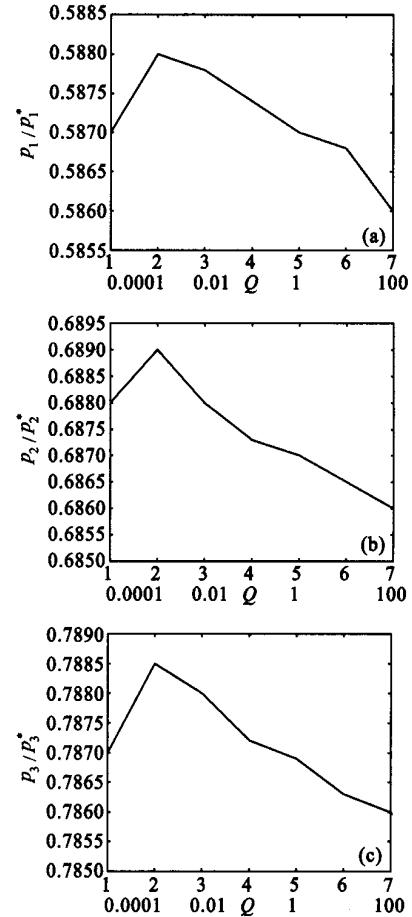


图 1 MTF 算法和 TTF 算法给出误差协方差矩阵的比较

Fig. 1 The comparison of error covariance matrix given by MTF and TTF

- [2] Roecker J, McGillem C. Comparison of two-sensor tracking methods based on state vector fusion and measurement fusion[J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems, 1998, 24(4): 447-449.
- [3] Bar-Shalom Y, Campo L. The effect of the common process noise on the two-sensor fused-track covariance[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1986, 22(6): 803-805.
- [4] Chang K, Saha R, Bar-Shalom Y. On optimal track-to-track fusion [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1997, 33(4): 1271-1275.
- [5] Bar-Shalom Y. On the track-to-track correlation problem [J]. IEEE Trans on Automatic Control, 1981, 26(2): 571-572.
- [6] Barbara F La Scala, Alfonso Farina. Choosing a track association method[J]. Information Fusion, 2002, 2(2): 119-121.