

· 光电工程系统技术 ·

光电探测多传感器数据融合方法研究

周炳玉, 任 滢

(东北电子技术研究所, 辽宁 锦州 121000)

摘 要:首先分析了光电探测传感器的观测特点, 简要介绍了各传感器在进行数据融合时必须做的重要工作——数据对准及几种数据对准方法, 重点研究了具有不同传感器测量精度的光电探测系统信息加权融合概念及融合准则, 给出了每种准则下的目标跟踪算法, 并进行了算法仿真。仿真结果表明, 对于具有不同测量精度的传感器, 选择不同的融合准则, 可更为准确地预测目标飞行轨迹, 大大提高目标的跟踪效果和精度。

关键词:数据融合算法; 光电探测; 加权数据融合; 融合准则

中图分类号: TP212.9

文献标识码: A

文章编号: 1673-1255(2009)02-0018-04

Method of Multi-Sensor Data Fusion in Electro-Optic Detection

ZHOU Bing-yu, REN Ying

(Northeast Research Institute of Electronics Technology, Jinzhou 121000, China)

Abstract: The observational characteristics of sensors in an electro-optic detect system is analyzed, and then some data aligning methods and data aligning process are introduced, that is a major work in multi-sensor data fusion. Weighted data fusion concept and some fusion criterions of an electro-optic detect system with different testing precisions of sensors are investigated. Target-tracking algorithms based on data fusion criterions are given and simulated. The results show that different fusion criterion is selected for the sensor with different testing precisions to accurately forecast target-tracking, consequently the efficiency and accuracy of target tracking is improved.

Key words: data fusion algorithms; electro-optic detect; weighted data fusion; fusion criterions

光电传感器依种类不同, 可以获取目标的不同信息, 如红外探测传感器具有目标依赖性小、隐蔽性好、探测距离远等特点, 能够测量目标的方位、俯仰角度、速度、运动方向等量测信息, 其角度测量精度高, 但不能获取目标的距离; 激光被动探测传感器可以获取目标威胁方位、俯仰以及辐射源波段、编码等信息, 且不受昼夜影响, 可全天候实行警戒, 但受雨、雾影响较大; 激光主动探测传感器可获取目标种类信息、目标距离、方位、俯仰信息和其他细微特征信息。这些传感器信息具有互补性、冗余性和辅助性, 对这些信息进行融合, 可更为准确地预测目标飞行

轨迹, 更为准确地反映目标的特性, 提高系统对目标的探测率与识别率。但由于传感器自身的探测误差和随机误差等其他误差影响, 融合中心收到的多条航迹不可能完全重合, 有的甚至偏差很大, 在以往的融合方法如文献[1~3]中, 状态估计都是基于传感器的观测值, 采用 Kalman 滤波器对目标跟踪而进行的。在数据融合过程中, 对不同传感器的观测值或航迹值都等同看待, 对它们的误差影响不加以区别。但实际多传感器测量中, 其精度是不同的, 它们对最终融合结果的贡献是不同的。因此, 对各传感器测量采用不同的加权就体现了对不同测量的重视程度是

收稿日期: 2009-03-20

作者简介: 周炳玉(1962-), 男, 辽宁人, 学士, 高级工程师, 主要研究方向为光电技术及信息处理。

不同的,采用不同的加权才是合理的.受文献[4~7]的启发,它们是从不同角度阐述了对于不同参量进行加权的概念和方法,文中对系统数据融合的加权准则及每种准则下的目标跟踪算法进行了较为全面的研究,并进行了算法仿真.

1 数据对准

对于分布的同类或异类传感器,在对其观测数据进行数据融合前,由于其所在位置各不相同,所选的观测坐标系不一样,加上传感器的采样频率也有很大差别,因此即使是对同一个目标进行观测,各传感器所得到的目标观测数据也会有很大的差别,所以,在进行多传感器数据融合时,首先要做的工作就是统一来自不同位置的多传感器的时间和空间参考点,以形成融合所需的统一时空参考系,并统一量测单位,也就是进行数据预处理或数据对准.数据对准包括空间对准和时间对准.

进行数据对准,也就是要建立共同的时空参考系,有以下3种主要方法^[8]:

(1) 时间外延:采用内插或外推法,将旧航迹的位置及运动参数变换到当前时刻;

(2) 坐标变换:将接收到的不同参考系的数据变换到同一空间坐标系;

(3) 非对准误差补偿:将已知的非对准误差或传感器间的视差进行修正.

由于从各光电传感器得到的信息不是同时的,所以必须进行时间上的同步.时间同步通常采用内插或外推的方法.假设 Z_1 为激光传感器在 t_1 时刻得到的测量值; Z_2 为红外传感器在 t_2 时刻得到的测量值; Z_3 为红外传感器在 t_3 时刻得到的测量值,并且有 $t_2 < t_1 < t_3$.则通过对 Z_2 和 Z_3 进行插值,可得到红外传感器在 t_1 时刻的测量值.因为 t_2 时刻和 t_3 时刻相隔很短,可以认为变化是线性的,进行线性插值.

$$Z_1' = Z_2 + \frac{t_1 - t_2}{t_3 - t_2} (Z_3 - Z_2) \quad (1)$$

关于坐标变换和非对准误差补偿可参考文献[8].

2 数据融合准则

2.1 准则1

当同类或异类传感器进行数据关联后,各传感

器自身的固定测量误差不同,甚至不在一个量级,此时融合数据求精的效果会很不理想,应选择最高精度的传感器的测量值作为融合测量值^[9],这样可大大提高融合精度.

2.2 准则2

在多传感器信息融合中,各传感器的固定测量误差不同但在一个量级,进行数据关联(只有同类分量才可相互关联)后,它们在融合中对同类测量分量的测量值被重视的程度便不同,先考虑一种特殊情况,对于只有2个传感器参与融合的情况下,可以采用对各个观测值加权^[5]的点迹融合方法来处理观测数据.尽管测量误差是由固定测量误差和其他误差两部分组成,但其他误差的影响对不同传感器认为是近似的,因此加权只考虑了固定测量误差的权重.这种方法的基本思想是:根据融合以后的测量信息均方根误差最小原则,得到融合后的目标测量值.数据融合中心以各个传感器自身的固定测量误差的方差为基础,确定各个传感器的加权系数.设2个传感器获得某一时刻某一测量分量的观测值分别为 Z_1 和 Z_2 ,其自身固定测量误差的方差分别为 R_1 和 R_2 ,加权系数分别为 α 和 β ,融合后的观测值为 Z ,则有如下加权法数学表达式

$$\alpha + \beta = 1 \quad (\alpha > 0, \beta > 0) \quad (2)$$

$$\alpha = \frac{1}{R_1} \cdot \frac{R_1 R_2}{R_1 + R_2} \quad (3)$$

$$\beta = \frac{1}{R_2} \cdot \frac{R_1 R_2}{R_1 + R_2} \quad (4)$$

$$Z = \alpha Z_1 + \beta Z_2 \quad (5)$$

2.3 准则3

在多传感器探测系统中,对于多传感器误差在一个量级的情况,对不同传感器测量的重视程度也应是不同的,对于分布式的局部航迹估计融合,可按加权方法得到目标的状态融合^[3,5,9,10].

在多传感器探测系统中,设 $\hat{X}_i(k|k)$ ($i = 1, 2, \dots, N$) 是对随机变量 $X(k)$ 的 N 个无偏估计,且估计误差和误差的方差矩阵分别为

$$\tilde{X}_i(k|k) = X(k) - \hat{X}_i(k|k) \quad (6)$$

$$P_i(k|k) = E[\tilde{X}_i(k|k)\tilde{X}_i(k|k)^T] \quad (7)$$

对 $\tilde{X}_i(k|k)$ 作无偏估计组合

$$\hat{X}(k) = \sum_{i=1}^N A_i \hat{X}_i(k|k) \quad (8)$$

式中, A_i 为各局部状态估计值(或点迹值)的加权系

数, $A_i = \text{diag}(a_1^{(i)}, a_2^{(i)}, \dots, a_n^{(i)})$, 由信息守恒原理,

$$\text{当 } \sum_{i=1}^N A_i = \mathbf{I} \text{ 时}$$

组合 $\hat{X}(k)$ 是 $X(k)$ 的无偏估计. 建立极小化准则: $\min\{\text{tr} \mathbf{P}(k|k)\}$ (tr 表示矩阵的迹, 取方阵主对角线上各元素之和), 在 $\tilde{\mathbf{X}}_i(k|k)$ 与 $\tilde{\mathbf{X}}_j(k|k)$ ($i \neq j$) 不相关的情况下, 可得到最优加权矩阵^[3,5,9,10]

$$A_i = n \mathbf{P}_i^{-1}(k|k) / \left[\sum_{i=1}^N \text{tr} \mathbf{P}_i^{-1}(k|k) \right] \quad (9)$$

最优融合估计:

$$\hat{X}(k) = \sum_{i=1}^N \left\{ n \mathbf{P}_i^{-1}(k|k) / \left[\sum_{i=1}^N \text{tr} \mathbf{P}_i^{-1}(k|k) \right] \right\} \mathbf{X}_i(k|k) \quad (10)$$

由式(9)可以看出 2 个传感器加权公式(2)~式(4)只是多传感器加权公式(9)的一个特例.

不同传感器的状态估计误差 $\tilde{\mathbf{X}}_i(k|k)$ 与 $\tilde{\mathbf{X}}_j(k|k)$ ($i \neq j$) 之间不一定相互独立, 此时最优加权矩阵及最优融合估计的求解非常复杂^[11], 已有一些相关文献^[11~15]进行了研究, 这里不做过多介绍.

对于异类传感器情形, 由于测量状态向量维数不同, 上述模型中状态向量可能只能反映目标的部分运动参数, 则从映射理论的角度考虑, 可以认为在真实目标状态和模型状态估计之间存在映射关系, 即各个模型的状态是真实目标运动的某些分量的投影. 为此, 在真实目标状态 $X(k)$ 和估计状态 $\mathbf{X}_i(k)$ 之间建立映射关系^[12]

$$U_i X(k) = \mathbf{X}_i(k) \quad (11)$$

其中, U_i ($i=1, 2, \dots$) 是映射算子.

当一般只考虑到目标的位置、速度和加速度时, 可以认为目标的真实状态维数与估计状态维数相等, 这时 U_i 退化为单位矩阵.

因此, 对异类传感器进行目标状态估计融合过程, 实质上是对异类传感器的同类信息进行融合的过程, 等同于同类传感器目标状态估计融合; 对于异类信息的融合, 则是对所获得的各类别的底层结果进行处理, 从而得出有关整体环境或观测目标的结论性信息^[9].

3 融合算法

对于作非机动运动的目标, 卡尔曼滤波算法是最理想的估计算法.

当固定测量误差差别很大的异类传感器进行数据融合时, 采用准则 1 进行融合, 即选择固定测量误

差最小的传感器测量值作为融合测量值, 然后再进行 Kalman 滤波以对目标状态进行估计.

当符合准则 2 的情形, 进行点迹融合时, 取测量值加权和作为目标状态融合值, 然后再进行 Kalman 滤波以对目标状态进行估计.

在准则 3 的情况下, 对分布式多传感器进行融合, 则各传感器首先基于自身测量数据利用 Kalman 滤波算法获得目标状态估计, 再根据准则 3, 进行更为精确的融合航迹估计值 $\hat{X}(k|k)$.

目标的运动特性和传感器测量由以下方程描述^[2,4,5]:

目标运动的状态方程

$$X(k) = \Phi(k, k-1) X(k-1) + W(k-1) \quad (12)$$

传感器的测量方程

$$Z_i(k) = H_i(k) X(k) + V_i(k) \quad (13)$$

式中, $X(k)$ 为目标状态向量; $\Phi(k, k-1)$ 为状态转移矩阵; $W(k-1)$ 为过程噪声, 是高斯白噪声, 且 $W(k-1) \sim N(0, Q(k-1))$; $V_i(k)$ 为测量噪声, 它们是均值为零, 方差为 $R_i(k)$ 的高斯白噪声.

滤波算法如下

$$\hat{\mathbf{X}}_i(k|k) = \hat{\mathbf{X}}_i(k|k-1) + \mathbf{K}_i(k) [Z_i(k) - \mathbf{H}_i(k) \hat{\mathbf{X}}_i(k|k-1)] \quad (14)$$

$$\mathbf{P}_i(k|k-1) = \Phi(k, k-1) \mathbf{P}_i(k-1|k-1) \Phi^T(k, k-1) + \mathbf{Q}(k-1) \quad (15)$$

$$\mathbf{K}_i(k) = \mathbf{P}_i(k|k-1) \mathbf{H}_i^T(k) [\mathbf{H}_i(k) \mathbf{P}_i(k|k-1) \mathbf{H}_i^T(k) + \mathbf{R}_i(k)]^{-1} \quad (16)$$

$$\mathbf{P}_i(k|k) = \mathbf{P}_i(k|k-1) - \mathbf{K}_i(k) \mathbf{H}_i(k) \mathbf{P}_i(k|k-1) \quad (17)$$

$$\text{其中, } \hat{\mathbf{X}}_i(k|k-1) = \Phi(k|k-1) \hat{\mathbf{X}}_i(k-1|k-1) \quad (18)$$

$\mathbf{P}_i(k|k)$ 为估值误差协方差矩阵, $\mathbf{K}_i(k)$ 为加权矩阵.

最优融合估计^[5]

$$\hat{X}(k|k) = \sum_{i=1}^N \left\{ n \mathbf{P}_i^{-1}(k|k) / \sum_{i=1}^N \text{tr}(\mathbf{P}_i^{-1}(k|k)) \right\} \hat{\mathbf{X}}_i(k|k) \quad (19)$$

4 仿真结果

(1) 对自身固定测量误差差别很大的传感器 1 和传感器 2, 依据准则 1 进行了融合仿真, 结果如图 1 所示. 从图 1 中可以看出, 融合在提高了结果可信

度的同时,其融合航迹更加接近真实航迹.

(2)对只有传感器 3 与传感器 4 2 个传感器的跟踪信息,依据准则 2 进行点迹融合仿真,结果如图 2 所示.从图 2 中可以看出,加权点迹融合后航迹滤波估计优于任一单个传感器的滤波结果.

(3)对于分布式多传感器测量系统,选择了传感器 5 与传感器 6 2 个传感器的跟踪系统,依据准则 3 进行了航迹融合仿真,结果如图 3 所示.从图 3 中可以看出,加权航迹融合优于任一单个传感器的滤波结果.

目标做匀角速运动,采样周期 $T = 1$ s.

$$\Phi(k|k-1) = \begin{bmatrix} 1 & T \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \quad H_i(k) = [1 \quad 0]$$

$$R_1(k) = \begin{bmatrix} 0.5 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \quad Q(k-1) = \begin{bmatrix} 0.25 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$$R_2(k) = \begin{bmatrix} 0.25 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \quad P_i(0|0) = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}$$

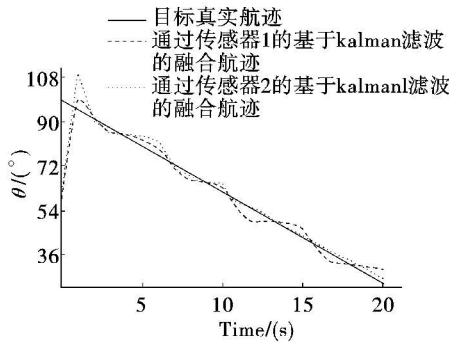


图 1 准则 1 下目标真实航迹、融合航迹比较

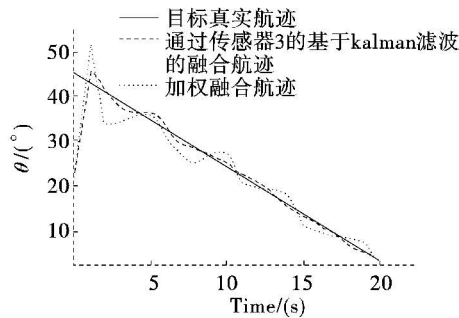


图 2 准则 2 下目标真实航迹、加权融合航迹比较

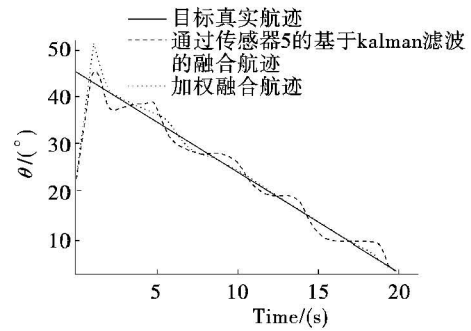


图 3 准则 3 下目标真实航迹、加权融合航迹比较

技术,可使传感器系统信息相互补充,充分发挥整体的信息综合优势,形成多层次、多手段警戒.通过对不同时段、不同测量精度传感器,选择不同的融合准则,可对系统探测跟踪的效果和精度产生很大的影响,使融合结果更加接近于目标真实航迹,仿真结果验证了融合准则与方法的有效性,具有重要的实际应用与参考价值.

参考文献

- [1] 何友, 彭应宁. 多级式多传感器信息融合中的状态估计[J]. 电子学报, 1999, 27(8): 60-63.
- [2] 王铁红. 母体均值区间估计用于多传感器数据关联算法研究[J]. 激光与红外, 2006, 36(12): 1172-1174.
- [3] 何友, 彭应宁. 一种多目标多传感器航迹相关算法[J]. 清华大学学报(自然科学版), 1997, 37(9): 108-113.
- [4] 计征宇, 皮亦鸣. TVM 制导中数据融合的一种新算法[J]. 雷达科学与技术, 2006, 4(2): 98-103.
- [5] 徐毓, 李群, 周焰, 等. 按分量加权的探测目标状态线性融合[J]. 武汉大学学报信息科学版, 2002, 27(4): 420-423.
- [6] 王铁红, 李莹. 光电信息系统多传感器融合模型研究[J]. 光电技术应用, 2006, 21(5): 6-12.
- [7] 胡振涛, 刘先省. 基于动态加权下测量方差适应的同质多传感器融合算法[J]. 河南大学学报(自然科学版), 2005, 35(3): 72-76.
- [8] 刘大杰. 全球定位系统的原理与数据处理[M]. 上海: 同济大学出版社, 1996.
- [9] 梁健. 异类传感器数据融合技术应用[J]. 无线电工程, 2006, 36(7): 33-35.
- [10] 何友, 王国宏. 多传感器信息融合及原理[M]. 北京: 电子工业出版社, 2000.
- [11] Bar-Shalom Y, Campo L. The Effect of the Common

5 结 论

在光电探测系统中,运用前述的多传感器融合

(下转第 26 页)

探测设备在 160 0 ms 内连续摄取的,在图像摄取期间,控制转台做三轴运动.由于平台的运动,目标在图像中的位置也发生了变化.

表 1 给出了应用航姿信息融合算法前后的结果数据.表 1 中的前 5 个参数前面已经提及,分别代表姿态参考系统给出的航姿数据和光电探测设备在飞机模型上的安装角度,参数 X 和 Y 表示图像上目标的纵横坐标值, α 和 β 则是未应用航姿信息融合算

法时所得到的目标方位角和目标俯仰角,可以看到 α 和 β 有很大的变化. α_g 和 β_g 是应用航姿信息融合算法后得到的目标方位角和目标俯仰角,从表 1 可以清楚看到 α_g 和 β_g 基本保持不变(误差在 2° 左右,主要是转台转动使光电探测设备在空间位置上有平移而产生的),这验证了航姿信息融合算法的有效性.

表 1 平台姿态信息与图像融合的结果数据

图像序号	ω_1	ω_2	Ψ	θ	φ	X	Y	α	β	α_g	β_g
1	45	0	0.7	0.1	0.2	75	145	-22	7	-22	7
2	45	0	5.3	-4.4	4.6	82	142	-25	6	-21	8
3	45	0	8.8	-7.9	8.1	93	141	-29	4	-21	8
4	45	0	12.5	-11.6	11.8	101	141	-33	4	-21	8
5	45	0	18.3	-17.3	17.4	111	142	-38	5	-20	9
6	45	0	23.3	-22.3	22.4	130	150	-44	9	-22	9
7	45	0	27.3	-26.4	26.4	138	157	-49	12	-22	9
8	45	0	30.6	-29.7	29.7	148	165	-52	15	-22	9

4 结 束 语

通过将航姿信息和光电图像实时进行数据融合,消除了飞机机动对光电探测的影响,获得了稳定的目标位置信息,从而为对目标作出更准确的判断与识别打下了良好的基础.

参考文献

[1] Moira Smith. Target Tracking for Missile Warning Ap-

plications[J]. SPIE, 2004, 5438: 282 - 293.

[2] Abraham Lesnik. Enhanced Target and Clutter Separation by Sensor and Data Fusion[P]. ADA392180, 1999.

[3] 张天光,王秀萍,王丽霞.捷联惯性导航技术[M].北京:国防工业出版社,2007.

[4] 贾成功,王锴,王志刚,等.光电传感器角度信息关联技术[J].光电技术应用,2003,18(4):28 - 30.

(上接第 21 页)

Process Noise on the Two-sensor Fusion-Track Covariance [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1986, 22(6):803 - 804.

[12] 徐毓,李锋.不同维状态的多传感器航迹融合[J].传感技术学报,2004(2):200 - 204.

[13] Chong C Y, Chang K C, Mori S. Distributed Tracking in Distributed Sensor Networks[C]//Proceedings of the

American Control Conference, Seattle, 1986.

[14] Roecker J A, Mc Gillem C D. Comparison of Two-Sensor Methods Based on statevector Fusion and Measurement Fusion[J]. IEEE Transon Aerospace and Electronic Systems, 1988, 24(2):447 - 448.

[15] Robert L, Mark K. Data Fusion of Decentralized Local Tracker Outputs[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1994, 30(3):787 - 798.