

# 多平台多传感器多源信息融合中的时空对准研究

李教<sup>1</sup>, 敬忠良<sup>2</sup>, 王安<sup>1</sup>

(西北工业大学 自动控制系, 陕西 西安 710072; 2. 上海交通大学 电子信息学院, 上海 200030)

**摘要:**讨论了多平台多传感器多源信息融合中的时空对准的一般方法,并给出了一种适用于最优估计的平台间对准方法的数学模型。最后给出了基于这种配准模型的 EML 算法和仿真结果。

**关键词:**多传感器;多平台;时间对准;空间对准;坐标系

**中图分类号:** TN953 **文献标识码:** A **文章编号:** 1009 - 3516(2002)05 - 0056 - 05

多平台多传感器多源信息融合是指放置在不同平台的多个传感器跟踪多个目标,各传感器之间的数据以一定的数据链进行通讯融合以达到精确跟踪不同目标的目的。数据融合可以在三个水平下执行。第一级包括:配准、联合、滤波和身份识别;第二级处理是态势估计;第三级处理是威胁估计<sup>[1]</sup>。配准是多传感数据无误差的坐标转换的必不可少的处理过程。在数据融合中当传感器没有适当对准时就需要进行传感器配准。配准偏差的主要来源是:相对于公共参考坐标系的方位角、高度角偏差和每个传感器的距离偏差。配准误差是一种系统误差,这种误差一旦引入将会产生融合偏差,以至于在多传感器信号处理中产生幻象目标<sup>[2]</sup>。配准可以分成两个步骤:传感器初始化和相对调整。传感器初始化是分别在系统坐标里注册各个传感器,一旦传感器初始化完成后,我们可以使用公共目标开始传感器间的相对联合。

## 1 M<sup>3</sup>SIF 系统时空对准的结构模型

由多个地面雷达、卫星、空中预警飞机和战斗机群组成的多传感器系统是一个典型的 M<sup>3</sup>SIF (Multi - platforms, Multi - sensors, Multi - objects Source Information Fusion) 系统。其信息处理采用集中分布式结构(如图 1 所示)。其融合过程为首先由空中预警飞机和远程警戒雷达进行远程监视,其数据直接或通过通讯卫星传送给融合中心。融合中心的决策再回送给这些传感器,并决定是否启动新的传感器进入监视和是否进行拦截攻击。当需拦截时,单机或编队机群起飞到达预定区域对指定目标进行监视或攻击;在监视过程中由长机率领的编队集群完成对多个目标的监视,每个僚机将自己的数据传送给长机,长机再将数据融合后送给融合中心,融合中心将所有传感器的数据融合后得到的决策回送给编队机群。从图 1 可以看出每个传感器都具有多个信息源,整个系统包括多个平台,所有平台的数据通过通讯数据链相连。所以整个系统的融合就可分成两个层次:每个子系统集成平台的平台级融合和整个系统的系统级融合。空中预警飞机、各种地面雷达、飞机各构成不同的传感器平台,每个平台负责融合本平台所有信息源的数据,并将融合结果以报告形式传送给融合中心,由融合中心对所有报告和自身的数据库进行系统级融合,以确定各目标的唯一航迹。

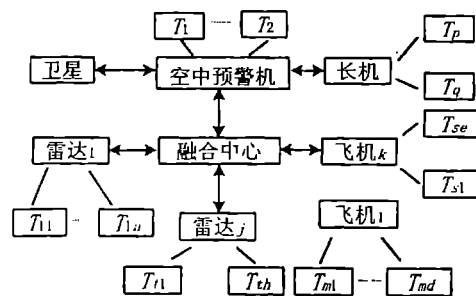


图 1 典型 M<sup>3</sup>SIF 信息处理集中式分布结构

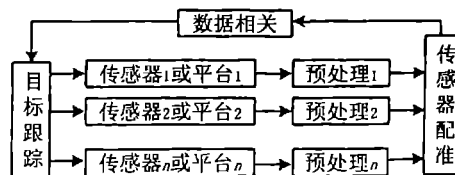


图 2 系统融合框图

图 2 给出了整个系统的融合框图,它给出了系统中各传感器或平台间的融合的功能模型。在整个系统

中各传感器(隶属同一平台或不同平台)是互相独立、异步工作的,其采样率也不全相同;各平台的初级融合(预处理)是在自己的参考坐标系里进行的(例如:飞机的参考坐标系可以取载机坐标系)。而且,各平台异步地向融合中心提供报告。所以在融合前需要进行时间和空间对准,以形成时间和空间的统一观测点。

时间对准的任务是将关于同一目标的各传感器不同步的量测信息同步到同一基准时标下。由于对于不同传感器和不同平台,它们对目标的测量是相互独立进行的,它们向融合中心报告的时间是相互独立的,各平台和融合中心之间传送的信息所需时间也各不相同,因此各传感器报告间有可能存在时间差。所以融合前需将不同步的信息对准到融合时刻的信息。

空间对准的任务就是对空间目标进行坐标系转换。对于同一平台内采用不同坐标系的各传感器的量测,平台融合时必须将它们转换成同一坐标系中的数据。对于不同平台,其坐标系是不同的,所以在融合各平台间的信息前,需将它们转换到统一观测坐标系中,而融合后还需将融合结果变换回各不同平台坐标系数据后,再发布给各个平台。因此数据对准可分为:平台级对准和系统级对准。

## 2 目标的运动模型

### 2.1 多项式模型

在卡笛尔惯性坐标系中,目标的运动轨迹可用  $n$  次多项式准确地描述,但对于阶次过高的多项式来说,计算量太大,跟踪滤波器不易调整。为了简化分析我们可以假设在较小的时间间隔  $\nabla t$  内,目标在三维空间内坐等加速直线运动,其在  $M_1$  处线初速度为  $v$ 、加速度为  $a$ 、和方位角  $\alpha$ 、和高度角为  $\beta$ (如图 3 所示),则多项式可简化成:

$$\begin{aligned} x_{m2} &= x_{m1} + (vt + \frac{1}{2}at^2) \sin\alpha \sin\beta + \omega_1(t) \\ y_{m2} &= y_{m1} + (vt + \frac{1}{2}at^2) \cos\alpha \sin\beta + \omega_2(t) \\ z_{m2} &= z_{m1} + (vt + \frac{1}{2}at^2) \cos\beta + \omega_3(t) \end{aligned} \quad (1)$$

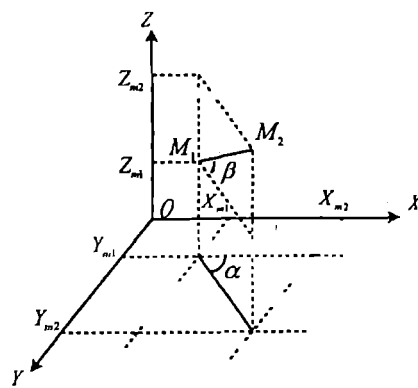


图 3 直角坐标系直线运动模型

### 2.2 统计模型

尽管用多项式逼近目标运动轨迹时,有很好的近似性;但跟踪系统的主要任务是对目标运动状态进行估计(滤波和预测)。而且实际目标运动特性复杂的多,直线等速或等加速运动的情况极少。此外,还要考虑噪声给目标速度、方位角、高度角等量测所带来的不确定性。因此,这里我们应选用统计模型。常用的统计模型有 CV、CA 模型和“当前”统计模型<sup>[3]</sup>等。

## 3 时间对准算法

不管是平台级融合还是系统级融合,时间对准都是将关于同一目标的各传感器不同步的量测信息同步到同一基准时标下。一般情况下是将众传感器数据统一到扫描周期较长的一个传感器数据上。配准时可以根据传感器数据情况采用下面两种不同方法:①最小二乘规则配准法<sup>[4]</sup>;②内插外推法<sup>[5]</sup>。

## 4 空间对准算法

### 4.1 平台级对准算法

由于平台内部传感器的放置距离较近,平台内部不同传感器的数据对准时,不同坐标系的原点可以认为是共点的。因此空间对准就是将它们坐标系旋转到融合中心所选的坐标系平行的坐标体系中。设:  $OX'Y'Z'$  为同融合中心坐标系相对应的坐标系,  $\theta, \eta$  分别是目标  $M$  在  $OX'Y'Z'$  坐标系中的方位角和高低角;为待转换的传感器坐标系,  $\theta', \eta'$  分别是目标  $M$  在 坐标系中的方位角和高低角。假设  $OX'Y'Z'$  坐标系是通过分别绕  $X, Y, Z$  三个轴逆时针旋转  $OXYZ$  坐标系角度  $\alpha\beta$  得到的。由于目标  $M$  点在坐标系转换前后其对  $O$  的径

向距离不变,所以可由文献<sup>[3]</sup>所给公式可得到旋转前后的角度关系。在一般情况下,坐标系  $OXYZ$  坐标系只是绕  $Z$  轴旋转(即:不同坐标系的  $Z$  轴是平行的,飞行器平飞),故  $\alpha = \delta = 0$ , 这时有  $\eta = \eta$ ,  $\theta = \theta - \beta$ ; 若  $M$  点在  $OX'Y'Z'$  坐标系中的坐标是  $(x_M, y_M, z_M)$  则转换到  $OXYZ$  坐标系的坐标是  $(x_M, y_M, z_M)$  则有<sup>[6]</sup>

$$\begin{aligned} x_M &= x_M \cos\beta + y_M \sin\beta + n_1(t) \\ y_M &= -x_M \sin\beta + y_M \cos\beta + n_2(t) \\ z_M &= z_M + n_3(t) \end{aligned} \quad (2)$$

其中  $n_i(t)$ ,  $(i=1,2,3)$  为量测噪声。

#### 4.2 系统级对准算法

在平台级对准后,就可以进行系统级对准。一般情况下只需将平台级融合得到的目标位置坐标目标  $(x_M, y_M, z_M)$  平移到融合中心坐标系就可以得到目标  $M$  点在融合中心坐标系的位置坐标。但这种方法需先将传感器得到径向距离、方位角、高低角转换成  $(x_M, y_M, z_M)$ , 而在转换过程会带来计算误差。下面介绍一种两个平台传感器直接对准的算法。

设传感器  $A$  在平台  $A$  的坐标系  $O_A X_A, Y_A, Z_A$  的原点  $O_A$  处,其对第  $k$  个目标的斜距、方位角、高低角量测分别为  $\{r_A, \theta_A, \eta_A\}$ ; 传感器偏差为  $\{\Delta r_A, \Delta \theta_A, \Delta \eta_A\}$ 。传感器  $B$  在平台  $B$  的坐标系  $O_B X_B, Y_B, Z_B$  的原点  $O_B$  处,位于坐标系  $O_A X_A, Y_A, Z_A$  的  $\{u, v, w\}$  处,其对第  $k$  个目标的斜距、方位角、高低角量测分别为  $\{r_B, \theta_B, \eta_B\}$  (如图4所示); 传感器偏差为  $\{\Delta r_B, \Delta \theta_B, \Delta \eta_B\}$ 。用  $\{r_A(k), \theta_A(k), \eta_A(k)\}$  和  $\{r_B(k), \theta_B(k), \eta_B(k)\}$  分别表示目标  $M$  对传感器  $A$  和  $B$  的真实斜距、方位角和高低角。则有

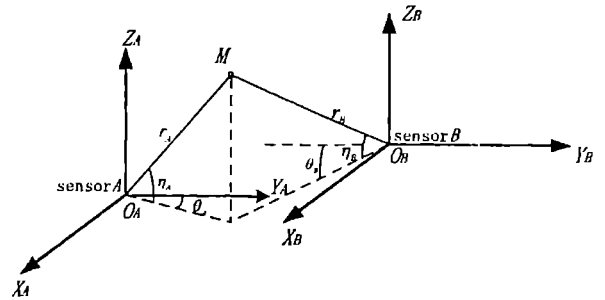


图4 直角坐标系传感器配准关系图

$$\begin{cases} x_A(k) = (r_A(k) + \Delta r_A) \sin(\theta_A(k) + \Delta \theta_A) \cos(\eta_A(k) + \Delta \eta_A) + n_1(k) \\ y_A(k) = (r_A(k) + \Delta r_A) \cos(\theta_A(k) + \Delta \theta_A) \cos(\eta_A(k) + \Delta \eta_A) + n_2(k) \\ z_A(k) = (r_A(k) + \Delta r_A) \sin(\eta_A(k) + \Delta \eta_A) + n_3(k) \end{cases} \quad (3)$$

和

$$\begin{cases} x_B(k) = (r_B(k) + \Delta r_B) \sin(\theta_B(k) + \Delta \theta_B) \cos(\eta_B(k) + \Delta \eta_B) + n_4(k) + u \\ y_B(k) = (r_B(k) + \Delta r_B) \cos(\theta_B(k) + \Delta \theta_B) \cos(\eta_B(k) + \Delta \eta_B) + n_5(k) + v \\ z_B(k) = (r_B(k) + \Delta r_B) \sin(\eta_B(k) + \Delta \eta_B) + n_6(k) + w \end{cases} \quad (4)$$

其中,  $\{n_i(k), i=1,2,\dots,6\}$  为随机测量噪声。

如果用  $\{x(k), y(k), z(k)\}$  表示目标  $M$  在系统中实际的笛卡尔坐标,即

$$\begin{cases} x(k) = r_A(k) \sin(\theta_A(k) \cos \eta_A(k) = x(k) = r_B(k) \sin(\theta_B(k) \cos \eta_B(k) + u \\ y(k) = r_A(k) \cos(\theta_A(k) \cos \eta_A(k) = y(k) = r_B(k) \cos(\theta_B(k) \cos \eta_B(k) + v \\ z(k) = r_A(k) \sin \eta_A(k) = z(k) = r_B(k) \sin \eta_B(k) + w \end{cases}$$

并假设测量噪声服从方差为  $\sigma_n^2$  的正态分布且相互独立,那么对于小偏差系统,对式(3)和式(4)用一阶近似简化且用矩阵形式可表示为:

$$\mathbf{X}(k) = \mathbf{A}(k) \cdot \boldsymbol{\eta} + \mathbf{B}(k) + \mathbf{n}(k) \quad (5)$$

其中,  $\mathbf{X}(k) = (x_A(k), y_A(k), z_A(k), x_B(k), y_B(k), z_B(k))^T$  为目标测量矢量;  $\mathbf{n}(k) = (n_1(k), n_2(k), n_3(k), n_4(k), n_5(k), n_6(k))^T$  为目标的随机测量误差矢量,其方差阵为  $\sigma_n^2 \mathbf{I}$ 。  $\boldsymbol{\eta} = (\Delta r_A, \Delta \theta_A, \Delta \eta_A, \Delta r_B, \Delta \theta_B, \Delta \eta_B)^T$  为系统偏差矢量。  $\mathbf{B}(k) = (x(k), y(k), z(k), x(k), y(k), z(k))^T$  为目标真实位置矢量。  $\mathbf{A}(k) = \text{diag}(\mathbf{A}_{11}(k), \mathbf{A}_{22}(k))$  为对角阵,式中

$$\mathbf{A}_{11}(k) = \begin{bmatrix} x(k)/r_A(k) & y(k) & z(k) \cdot \sin \theta_A(k) \\ y'(k)/r_A(k) & -x(k) & -z(k) \cdot \cos \theta_A(k) \\ y''(k)/r_A(k) & 0 & r(k) \cdot \cos \eta_A(k) \end{bmatrix}$$

$$A_{22}(k) = \begin{bmatrix} (x(k) - u)/r_B(k) & y(k) - v & -(z(k) - w) \cdot \sin\theta_B(k) \\ (y(k) - v)/r_B(k) & -(x(k) - u) & -(z(k) - w) \cdot \cos\theta_B(k) \\ (z(k) - w)/r_B(k) & 0 & r_B(k) \cdot \cos\eta_B(k) \end{bmatrix}$$

可见  $A(k)$  和  $B(k)$  都不依赖于系统偏差,只与系统中目标的实际位置有关。

如果令指标函数为:  $J = \frac{1}{K} \|X(k) - A(k)\eta - B(k)\|_F^2$  则可以把两个传感器的对准问题变为最优估计问题。而这更符合随机运动分析规律。

基于式(5)所给的配准公式可以用极大似然算法进行求解。假设测量值是正态分布的,那么  $\{x(k); k = 1, 2, \dots, K\}$  的条件密度函数可以写为

$$\rho(x(1), \dots, x(K)) = \prod_{k=1}^K \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left\{-\frac{1}{2\sigma_n^2} \{X(k) - A(k)\eta - B(k)\}^T \{X(k) - A(k)\eta - B(k)\}\right\} \quad (6)$$

忽略掉常数项,取非负的对数似然函数为

$$J = -\log p = \frac{K}{2} \ln(2\pi\sigma_n^2) + \frac{1}{2\sigma_n^2} \sum_{k=1}^K \|X(k) - A(k)\eta - B(k)\|_F^2 \quad (7)$$

设  $\zeta(k) = (x(k), y(k), z(k))$ , 得噪声方差估计值为

$$\hat{\sigma}_n^2 = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \|X(k) - A(k)\eta - B(k)\|_F^2 \quad (8)$$

那么将  $\hat{\sigma}_n^2$  代入式(6.7)中可得  $\zeta(k)$  和  $\eta$  的估计值为

$$[\hat{\zeta}(k), \hat{\eta}] = \arg \min_{\zeta(k), \eta} (J) \quad (9)$$

其中,  $J = \frac{1}{K} \|X(k) - A(k)\eta - B(k)\|_F^2 \quad (10)$

通常  $J$  为  $\eta$  和  $\zeta(k)$  的非线性函数,不能得到其解析解,但在式(10)中  $\zeta(k)$  和  $\eta$  是独立的,我们则可以运用一种优化技术对  $\eta$  和  $\zeta(k)$  进行优化。此算法是在二步间进行迭代直到收敛。第一步:固定目标的位置矢量  $\zeta(k)$ ,对偏差矢量  $\eta$  进行估计,由  $\frac{\partial J}{\partial \eta}$  可得:

$$\frac{\partial J}{\partial \eta} = -2 \sum_{k=1}^K A^T(k) [X(k) - A(k)\eta - B(k)] = 0$$

因此对  $\eta$  的估计可以通过解上式得到

$$\eta = \left[ \sum_{k=1}^K A^T(k)A(k) \right]^{-1} \sum_{k=1}^K A^T(k) [X(k) - B(k)] \quad (11)$$

第二步:目标的真实位置可以使用牛顿优化法进行估计:

牛顿优化法具有较好的收敛性,它是一种迭代算法,  $\zeta(k)$  的第  $p+1$  步的迭代可以通过下式计算得到

$$\zeta^{(p+1)}(k) = \zeta^{(p)}(k) - \mu_p (\mathbf{R}_k^T)^{-1} \mathbf{r}(k) \quad (12)$$

其中,  $\mu_p$  为第  $p$  步迭代步长,  $\mathbf{r}(k) = X(k) - A(k)\eta - B(k)$ ,  $\mathbf{R}_k = \begin{bmatrix} r_{11} & & r_{13} \\ \vdots & & \vdots \\ r_{61} & \dots & r_{63} \end{bmatrix}$ ,  $\mathbf{R}_k$  为  $\mathbf{r}(k)$  相对于  $\zeta(k)$  的

雅可比矩阵,并且所有参数的值都是在前一步获得的估计值基础上计算的。

### 5 仿真结果

对于(5)式所给两个传感器配准数学模型,假设每个传感器的基本偏差都为  $\Delta r = 1 \text{ km}$ ,  $\Delta \theta = 0.0087 \text{ rad}$ ,  $\Delta \eta = 0.0175 \text{ rad}$ 。传感器  $A$  位于原点,传感器  $B$  位于坐标系中点  $\{u, v, w\}$ , 如图 5 所示。根据公式(11)所得的仿真结果分别如表 1。在表 1 所给的偏差基础上,由公式(12)所算得当  $u = 100 \text{ km}$ ,  $v = 20$

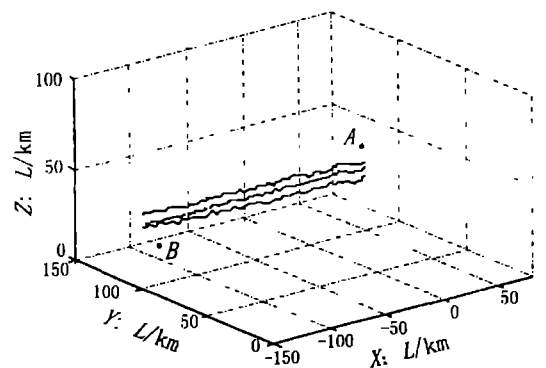


图 5 配准后轨迹和 A, B 所测轨迹之间的关系

km,  $w = 10$  km 时的  $\zeta(k) = (x'(k), y'(k), z'(k))$  值如图 5 所示(旁边两条是 A, B 传感器所测得的量测轨迹, 中间一条是配准后得到的轨迹)。这时假设量测数量  $k = 100$ , 噪声偏差从 0 到 2 km。当选择  $u = 50$  km,  $v = 10$  km,  $w = 0$  km 时可以得到表 1 类似的结果。

表 1  $u = 100, v = 20, w = 10$  时的配准偏差

	传感器 A			传感器 B		
	$\Delta r$	$\Delta \theta$	$\Delta \eta$	$\Delta r$	$\Delta \theta$	$\Delta \eta$
k = 10	1.166 2	0.009 6	0.020 9	-0.294 7	0.007 4	0.018 6
k = 20	1.224 5	0.009 1	0.020 0	-0.225 4	0.007 5	0.019 0
k = 30	1.163 8	0.009 3	0.018 7	-0.155 9	0.008 0	0.018 5
k = 40	1.093 4	0.009 3	0.019 0	-0.099 9	0.007 9	0.018 0
k = 50	1.104 1	0.009 2	0.019 2	-0.122 9	0.008 3	0.017 6
k = 60	1.080 0	0.009 0	0.018 8	-0.068 0	0.008 3	0.017 9
k = 70	1.023 3	0.008 9	0.018 6	-0.028 4	0.008 4	0.017 6
k = 80	0.988 0	0.008 9	0.018 9	0.027 0	0.008 6	0.017 4
k = 90	1.005 8	0.009 0	0.018 7	-0.010 2	0.008 6	0.017 1
k = 100	1.019 4	0.009 0	0.018 5	0.048 1	0.008 4	0.017 0

由仿真的结果可见极大似然算法用于多传感器配准处理的估计精度高, 适用的范围广, 解决了最小二乘配准算法中存在的局限性。首先, 量测数据的多少对 EML 配准偏差影响不大, 说明了这种配准方法的一致性。其次, 平台间的距离(不考虑地球曲率情况下)对配准结果影响不大, 说明这种方法可以用于多平台间的配准。在多平台传感器间的配准时只要重复使用上面公式即可。

#### 参考文献:

- [1] Freedman D D, Smyton P A. Overview of data fusion activities[A]. in Proc Amer Contr Conf[C]. San Francisco: CA, 1993. 128 - 130.
- [2] Thomopoulos S C A, Okello N N. Distributed and centralized multisensor detection with misaligned sensors[J]. Inform Sci, 1994, 77(4): 293 - 323.
- [3] 周宏仁, 敬忠良, 王培德. 机动目标跟踪[M]. 北京: 国防工业出版社, 1994.
- [4] 周 锐, 申功勋. 多传感器融合目标跟踪. 航空学报[J]. 1998, 19(5): 536 - 540.
- [5] 王宝树, 李芳社. 基于数据融合技术的多目标跟踪算法研究[J]. 西安电子科技大学学报, 1998, 25(3): 269 - 272.
- [6] 刘同明, 夏祖勋. 数据融合技术及其应用[M]. 北京: 国防工业出版社, 1998.

(编辑: 门向生)

## Temporal and Spatial Alignment Development in Multi - Sensor Multi - Platform and Multi - Object Source Information Fusion

LI Jiao<sup>1</sup>, JING Zhong-liang<sup>2</sup>, WANG An<sup>1</sup>

(1. Dept. of Auto Control, Northwestern Polytechnical University, Xi'an, Shaanxi 710072, China; 2. School of Electronics and Information Technology, Shanghai Jiaotong University, Shanghai 200030, China)

**Abstract:** This paper discusses the general method of Temporal and Spatial alignment in multi - platform, multi - sensor and multi - source information fusion, and presents a system alignment's mathematical model which suits optimization, and finally gives the EML (exact maximum likelihood) algorithm and simulation based on this alignment's mathematical model.

**Key words:** multi - sensor; multi - platform; time aligning; space aligning; coordinate system