

# 一种无人机红外/毫米波雷达数据融合方法

邵 玮<sup>1</sup>, 祝小平<sup>2</sup>, 赵 刚<sup>3</sup>, 周 洲<sup>1</sup>

(1. 西北工业大学 无人机特种技术重点实验室, 陕西 西安 710065  
2. 西北工业大学 无人机研究所, 陕西 西安 710065; 3. 西北工业大学 航天学院, 陕西 西安 710072)

**摘 要:**无人机用途十分广泛,不管是侦察定位,还是执行其他任务,均需要具有较高的目标跟踪定位能力。通常可将红外传感器和雷达配合使用。文章针对使用红外传感器在直角坐标系下对目标运动状态估计时不稳定且红外传感器与雷达数据率不一致的问题,提出一种将基于修正球坐标系的红外(IR)目标跟踪与毫米波雷达(mmW)跟踪结合在一起的方法,通过使用最优数据压缩方法,将红外与毫米波雷达信息融合,解决了在直角坐标系中使用红外传感器的不稳定问题以及红外传感器数据率明显高于雷达数据率的问题,实现红外与雷达同步数据融合,有效地提高无人机的目标跟踪能力。

**关 键 词:**无人机,修正球坐标系(MSC),红外-雷达融合目标跟踪,最优数据压缩方法  
**中图分类号:**V249.3 **文献标识码:**A **文章编号:**1000-2758(2012)02-0175-06

无人机在执行侦察等任务时,需要尽可能地得到对目标位置的精确估计。红外传感器具有高精度的角度测量特性,因此是无人机进行目标探测、跟踪任务时的最优选择,然而红外传感器最大的缺点是无法得到距离信息,所以在大多数情况下,将红外传感器与雷达配合使用,利用红外传感器高精度的角度测量与雷达高精度的距离测量,得到对目标位置尽可能精确的估计。使用红外传感器跟踪目标时,坐标系的选择很重要,在直角坐标系下其对目标运动分析不稳定<sup>[1]</sup>。另外雷达的数据率明显低于红外传感器的数据率。针对上述两个问题,我们考虑如果能在修正球坐标系下将二者测量的数据进行融合,则不但能够有效地规避二者的缺点,而且能利用二者高精度的测量信息,给出被侦察目标位置的精确估计。

国内外采用上述思路进行研究的相关文献比较少见,关于红外传感器,文献[2]讨论了在利用红外系统对目标进行跟踪时系统对目标距离状态存在不可观测性问题;文献[1]详细地分析证明了红外传感器在直角坐标系下对目标运动分析是不稳定的;文献[3-5]给出了几种雷达和红外融合的目标跟踪方法。对于雷达和红外传感器数据率不一致的问

题,文献[5]给出了一种通过最小二乘估计将雷达和红外传感器数据相融合的方法。对于在修正球坐标系下进行红外目标跟踪的问题,文献[6]提出了采用 $n$ 步逼近的方式对采集到的目标状态进行更新,并且加入在修正球坐标系中产生的加速度的方法,使跟踪效果有较大的改进,但由于仅有角度信息,所以只适合匀速或缓变速的场合。

本文先采用修正球坐标系解决在直角坐标系中使用红外传感器的不稳定问题,再使用最优数据压缩的方法将红外与雷达数据相融合,解决红外传感器和雷达的数据率不一致问题,最终在实现红外与雷达的同步数据融合的同时,提高了目标跟踪的精度。

## 1 基于修正球坐标的红外-毫米波雷达(IR/mmW)数据融合跟踪原理

考虑到mmW电轴和IR光轴分别与飞机机体轴之间有夹角,因此要完成数据融合,必须先进行坐标转换,将测量值统一转换到机体坐标系下,这是完成信息融合跟踪的首要条件。由于mmW和IR测量数

收稿日期:2011-05-12

作者简介:邵 玮(1982—),女,西北工业大学博士研究生,主要从事微小型无人机组合导航、信息融合的研究。

据不同步,因此要采用同步数据融合的方法得到测量精确值。利用获得的测量值,通过基于修正球坐标系(MSC)的方法对目标进行跟踪。IR/mmw融合跟踪示意图如图1所示。

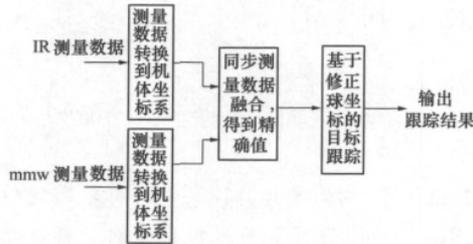


图1 IR/mmw融合跟踪结构

### 1.1 数据坐标系转换

从无人机上装载的毫米波雷达(mmw)可获取如下信息:方位角 $\theta_R(k)$ ,俯仰角 $\beta_R(k)$ 和距离 $f_d(k)$ ;红外传感器(IR)可以获得方位角 $\theta_I(l)$ ,俯仰角 $\beta_I(l)$ ,即不同步,且IR的数据率远大于mmw。两者测量误差 $\sim N(0, \delta^2)$ ,各自方差为 $\delta_R^2(k)$ 、 $\delta_I^2(l)$ 和 $\delta_{Rfd}^2(k)$ 。mmw电轴和机体轴之间夹角为 $\phi_R(k)$ 、 $\eta_R(k)$ ;IR光轴和机体轴夹角为 $\phi_I(l)$ 、 $\eta_I(l)$ 。

则毫米波雷达在机体坐标系上测量值为

$$\begin{cases} \bar{\theta}_R(k) = \theta_R(k) + \phi_R(k) + w_\theta^R(k) \\ \bar{\beta}_R(k) = \beta_R(k) + \eta_R(k) + w_\beta^R(k) \\ \bar{f}_d(k) = f_d(k) + w_{fd}^R(k) \end{cases} \quad (1)$$

式中, $w_\theta^R(k)$ 、 $w_\beta^R(k)$ 、 $w_{fd}^R(k)$ 分别为方位角、俯仰角和距离的测量误差。

红外传感器在机体坐标系上的测量值为

$$\begin{cases} \bar{\theta}_I(l) = \theta_I(l) + \phi_I(l) + w_\theta^I(l) \\ \bar{\beta}_I(l) = \beta_I(l) + \eta_I(l) + w_\beta^I(l) \end{cases} \quad (2)$$

式中, $w_\theta^I(l)$ 、 $w_\beta^I(l)$ 分别为方位角和俯仰角的测量误差。

### 1.2 同步数据融合方法

上述两个方程可以得出机体坐标系中的测量值。已知通过mmw得到的方位角精确值、俯仰角精确值和距离精确值分别为 $\bar{\theta}_R(k)$ 、 $\bar{\beta}_R(k)$ 和 $R(k)$ ;通过IR得到的方位角值精确值和俯仰角精确值分别为 $\bar{\theta}_I(l)$ 、 $\bar{\beta}_I(l)$ 。如何得到精确的实际值 $\theta(k)$ 、 $\beta(k)$ 是同步数据融合所要处理的问题。

同步数据融合的基本思想是利用采样间隔内的IR测量数据用最小二乘估计产生一个在时间上与

mmw数据对准的测量值,然后再与mmw数据进行同步数据融合<sup>[5]</sup>,即使用最优数据压缩方法。

取mmw和IR的同步周期为 $T = t_k - t_{k-1}$ ,在一个周期 $T$ 内,mmw采样 $m$ 次,IR采样 $n$ 次。在时间间隔 $[t_{k-1}, t_k]$ 内,在机体坐标系下IR测量的 $n$ 个方位角和俯仰角为 $Z_I^k = [z_I^k(1), z_I^k(2), \dots, z_I^k(n)]$ ,其中 $z_I^k(i) = \begin{bmatrix} \bar{\theta}_I^k(i) \\ \bar{\beta}_I^k(i) \end{bmatrix}$ 。mmw测量的 $m$ 个方位角、俯仰角

和距离为 $Z_R^k = \begin{bmatrix} \bar{\theta}_R^k \\ \bar{\beta}_R^k \\ R_k \end{bmatrix}$ 。然后通过最优数据压缩得到

同步。其同步数据融合分为下面的两步完成。

#### 1.2.1 $[t_{k-1}, t_k]$ 内IR数据的最优数据压缩

由以上假设,则IR的方位测量值 $\bar{\theta}_I^k(i)$   $i = 1, \dots, n$ 可以表示为

$$\bar{\theta}_I^k(i) = \bar{\theta}_I^k + (i - n) T_I \dot{\bar{\theta}}_I^k w_\theta^I(i) \quad i = 1, \dots, n \quad (3)$$

将上式写成向量形式,求其最小二乘解,经过推导,可得在 $t_k$ 时刻的方位角 $\hat{\theta}_I^k$ 测量估值为

$$\hat{\theta}_I^k = -\frac{2}{n} \sum_{i=1}^n \bar{\theta}_I^k(i) + \frac{6}{n(n+1)} \sum_{i=1}^n i \bar{\theta}_I^k(i) \quad (4)$$

且有

$$R_I^\theta \triangleq \text{var}[\hat{\theta}_I^k] = \frac{2(\sigma_\theta^I)^2(2n-1)}{n(n+1)} \quad (5)$$

同理可得到在 $t_k$ 时刻的俯仰角 $\hat{\beta}_I^k$ 测量估值为

$$\hat{\beta}_I^k = -\frac{2}{n} \sum_{i=1}^n \bar{\beta}_I^k(i) + \frac{6}{n(n+1)} \sum_{i=1}^n i \bar{\beta}_I^k(i) \quad (6)$$

和

$$R_I^\beta \triangleq \text{var}[\hat{\beta}_I^k] = \frac{2(\sigma_\beta^I)^2(2n-1)}{n(n+1)} \quad (7)$$

#### 1.2.2 $t_k$ 时刻的mmw/IR数据融合

设mmw在 $t_k$ 时刻的测量方位角为 $\bar{\theta}_R^k$ ,俯仰测量角为 $\bar{\beta}_R^k$ ,距离测量值为 $\bar{f}_d(k)$ ,测量误差分别是均值为零、方差为 $R_R^\theta = R_R = \sigma_R^2$ 、 $R_R^{fd} = \sigma_{Rfd}^2(k)$ 的高斯白噪声。根据前式所得到的IR测量估值,则在 $t_k$ 时刻融合mmw和IR数据后得到的方位角融合测量 $\theta(k)$ ,俯仰角融合测量 $\beta(k)$ 和距离融合测量 $f_d(k)$ 及其方差分别为

$$\theta(k) = R_\theta' \begin{bmatrix} \bar{\theta}_R^k \\ R_R^\theta \\ \hat{\theta}_I^k \\ R_I^\theta \end{bmatrix} \quad (8)$$

$$R_\theta' = \frac{R_R^\theta R_I^\theta}{R_R^\theta + R_I^\theta} \quad (9)$$

$$\beta'(k) = R_\beta \left[ \frac{\hat{\beta}_R^k}{R_R^\beta} + \frac{\hat{\beta}_I^k}{R_I^\beta} \right] \quad (10)$$

$$R_\beta' = \frac{R_R^\beta R_I^\beta}{R_R^\beta + R_I^\beta} \quad (11)$$

$$f_d(k) = \hat{f}_d(k) \quad (12)$$

$$R_{fd}' = R_R^{fd} \quad (13)$$

到此已经完成 mmw 和 IR 数据融合方法的公式推导,在以下的推导过程中我们将使用这里得到的结论进行目标跟踪算法推导。

## 2 基于修正球坐标系 (MSC) 的目标跟踪算法

对于仅有角度量测的红外传感器的目标运动分析,采用直角坐标系是不稳定的,当采用伪线性滤波算法时,方法具有算法稳定、计算简单并且易于实现的优点,但是它对距离的估计是有偏的<sup>[3]</sup>。因此,本文这里先采用修正球坐标系,然后再用卡尔曼滤波方法对目标进行预测跟踪。

### 2.1 基于修正球坐标系非线性运动状态方程

如图 2 所示,设机体轴位于运动无转动的直角坐标系的原点,且其质心在直角坐标系的原点,为融合的量测数据的观测点, $X$  轴方向为正北方向; $Y$  轴为正西方向; $Z$  轴向上;目标位于  $(x, y, z)$  处,到原点的距离为  $r$ ;  $r$  在  $X$ - $Y$  平面的投影为  $r_h$ ;  $r_h$  与  $X$  轴的夹角为目标方位角  $\theta$ ; 目标俯仰角  $\beta$  是  $r_h$  和  $r$  的夹角。

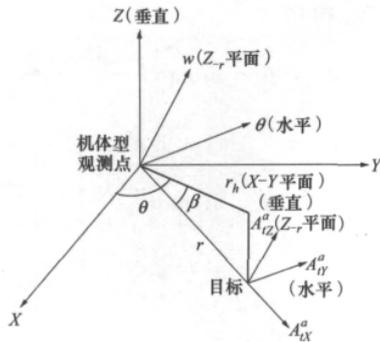


图 2 修正的球坐标系 (MSC)

由上图可以得出各角度和距离的关系式。假设  $A_{I_x}^a, A_{I_y}^a, A_{I_z}^a$  分别表示目标在机体坐标系中的加速度分量;  $A_{m_x}^a, A_{m_y}^a, A_{m_z}^a$  分别表示光轴在机体坐标系中的加速度分量;  $A_{I_x}^a$  和  $A_{m_x}^a$  沿着  $r$  方向;  $A_{I_y}^a$  和  $A_{m_y}^a$  沿着  $\beta$  方

向;  $A_{I_z}^a$  和  $A_{m_z}^a$  沿着  $\omega$  方向。由  $\omega = \dot{\theta} \cos \beta$  所以有

$$\frac{d\theta}{dt} = \frac{\omega}{\cos \beta} \quad (14)$$

由图 2 可以得到从直角坐标系 ( $I$ ) 到机体坐标系 ( $A$ ) 的坐标旋转矩阵为

$$C_I^A = \begin{bmatrix} \cos \beta \cos \theta & \cos \beta \sin \theta & -\sin \beta \\ -\sin \theta & \cos \theta & 0 \\ \sin \beta \cos \theta & \sin \beta \sin \theta & \cos \beta \end{bmatrix} \quad (15)$$

则

$$\frac{d\beta}{dt} = -2 \left( \frac{\dot{r}}{r} \right) \beta - r \omega^2 \tan \beta - \frac{A_{I_z}^a}{r} + \frac{A_{m_z}^a}{r} \quad (16)$$

$$\frac{d\omega}{dt} = -2 \left( \frac{\dot{r}}{r} \right) \omega + \beta \omega \tan \beta + \frac{A_{I_y}^a}{r} - \frac{A_{m_y}^a}{r} \quad (17)$$

$$\dot{r} = r \beta^2 + r \omega^2 + A_{I_x}^a - A_{m_x}^a \quad (18)$$

所以有

$$\frac{d}{dt} \left( \frac{\dot{r}}{r} \right) = \beta^2 + \omega^2 - \left( \frac{\dot{r}}{r} \right)^2 + \frac{A_{I_x}^a}{r} - \frac{A_{m_x}^a}{r} \quad (19)$$

在修正球坐标系中,选取状态变量为

$$\begin{aligned} X &= [x_1 \ x_2 \ x_3 \ x_4 \ x_5 \ x_6]' \\ &= \left[ \beta \ \beta \ \theta \ \omega \ \frac{\dot{r}}{r} \ \frac{1}{r} \right]' \end{aligned} \quad (20)$$

综合上述推导的关系式,则可以得到目标相对于无人机的非线性运动方程为

$$\dot{X} = f(x)$$

$$= \begin{bmatrix} x_2 \\ -2x_2x_5 - x_4^2 \tan x_1 - x_6(A_{I_z}^a - A_{m_z}^a) \\ \frac{x_4}{\cos x_1} \\ -2x_4x_5 + x_2x_4 \tan x_1 + x_6(A_{I_y}^a - A_{m_y}^a) \\ x_2^2 + x_4^2 - x_5^2 + x_6(A_{I_x}^a - A_{m_x}^a) \\ -x_5x_6 \end{bmatrix} \quad (21)$$

由于目标的加速度通常是未知的,所以,所以可以将  $x_6 A_{I_z}^a, x_6 A_{I_y}^a, x_6 A_{I_x}^a$  作为过程噪声处理,设无人机在图 2 直角坐标系中的加速度分量为  $A_{m_z}, A_{m_y}, A_{m_x}$ , 则有以下关系式成立

$$[A_{m_x}^a \ A_{m_y}^a \ A_{m_z}^a]' = C_I^A [A_{m_x} \ A_{m_y} \ A_{m_z}]' \quad (22)$$

### 2.2 MSC 中卡尔曼滤波

设采样间隔为  $T$ , 联合 (21) 式、(22) 式,经过线性和离散化推导后所得的离散状态方程为<sup>[3]</sup>

$$\begin{aligned} X(k+1) &= \Phi [(k+1)T \ kT] X(k) + \\ &G(kT) V(k) \end{aligned} \quad (23)$$

当采样间隔  $T$  很小时  $\Phi [(k+1)T, kT]$  和  $G(kT)$  可以近似表示为

$$\Phi [(k+1)T, kT] \approx I + T \cdot \Phi(kT) \quad (24)$$

$$G(kT) \approx T \cdot G_V(kT) \quad (25)$$

结合前几式,可得  $\Phi [(k+1)T, kT]$  的表达式为

$$\Phi [(k+1)T, kT] = \begin{bmatrix} 1 & T & 0 & 0 & 0 & 0 \\ -(\hat{\omega} \sec \hat{\beta})^2 T & 1 - 2\left(\frac{\hat{r}}{r}\right)T & 0 & 2T\hat{\omega} \tan \hat{\beta} & -2\hat{\beta}T & A_{m_z}^a T \\ -T\hat{\omega} \sec \hat{\beta} \tan \hat{\beta} & 0 & 0 & T \sec \hat{\beta} & 0 & 0 \\ T\hat{\omega} \hat{\beta} \sec^2 \hat{\beta} & T\hat{\omega} \tan \hat{\beta} & 0 & 1 + T\left[\hat{\beta} \tan \hat{\beta} - 2\left(\frac{\hat{r}}{r}\right)\right] & -2\hat{\omega}T & -A_{m_y}^a T \\ 0 & 2\hat{\beta}T & 0 & 2\hat{\omega}T & 1 - 2\left(\frac{\hat{r}}{r}\right)T & -A_{m_x}^a T \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \left(\frac{1}{r}\right)T & 1 - \left(\frac{\hat{r}}{r}\right)T \end{bmatrix} = (\psi_{ij})_{6 \times 6} \quad (26)$$

假定  $V(t)$  为高斯白噪声向量,设目标在机体坐标系加速度分量的方差分别为  $\sigma_{a_{tx}}^2, \sigma_{a_{ty}}^2, \sigma_{a_{tz}}^2$ , 则离散化的过程噪声  $V^*(k) \triangleq G(kT)V(k)$ , 其协方差阵为

$$\begin{aligned} Q(k) &= E \left[ \int_{(k-1)T}^{kT} \int_{(k-1)T}^{kT} \Phi [(k+1)T, \xi_2] G_V(\xi_2) \cdot V(\xi_2) V(\xi_1)^T G_V(\xi_1)^T \Phi [(k+1)T, \xi_2] d\xi_1 d\xi_2 \right] \\ &= \int_{(k-1)T}^{kT} \int_{(k-1)T}^{kT} \Phi [(k+1)T, \xi_2] G_V(\xi_2) \cdot E[V(\xi_2) V(\xi_1)^T] G_V(\xi_1)^T \Phi [(k+1)T, \xi_2] d\xi_1 d\xi_2 \\ &= (q_{ij})_{6 \times 6} \quad (27) \end{aligned}$$

式中各非零元素的  $q_{ij}$  为

$$\begin{aligned} q_{11} &= \alpha_v T^2 a_{12} = q_{21} = \alpha_v \psi_{12} (1 + \psi_{22}), \\ q_{22} &= \alpha_v (\psi_{22}^2 + \psi_{22} + 1 + \psi_{24}^2 + \psi_{25}^2), \\ q_{33} &= \frac{\alpha_H T^2}{\cos^2 \beta} a_{34} = q_{43} = \alpha_H \psi_{34} (1 + \psi_{44}), \\ q_{44} &= \alpha_H (\psi_{44}^2 + \psi_{44} + 1 + \psi_{42}^2 + \psi_{45}^2), \\ q_{55} &= \alpha_R (\psi_{55}^2 + \psi_{55} + 1 + \psi_{54}^2 + \psi_{52}^2), \\ q_{66} &= \hat{b}^2 \alpha_R T^2 a_{26} = q_{62} = \alpha_R \psi_{65} \psi_{25}, \\ q_{46} &= q_{64} = \alpha_R \psi_{45} \psi_{65}, \\ q_{56} &= q_{65} = \psi_{65} (1 + \psi_{55}) \end{aligned}$$

式中

$$\alpha_R = c\sigma_{a_{tx}}^2, \alpha_H = c\sigma_{a_{ty}}^2, \alpha_v = c\sigma_{a_{tz}}^2, \epsilon = \frac{2}{3} \tau T b^2$$

$\tau$  为目标机动常数;  $b = \frac{1}{r}$

而其观测方程为

$$Z(k) = H(k)X(k) + W(k) \quad (28)$$

式中  $W(k)$  为测量误差,它与  $V(k)$  是相互独立的白高斯噪声序列;  $H(k)$  为测量矩阵,测量  $Z(k) = [\beta, \theta]^T$ , 其测量矩阵为  $H(k) = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$ 。

### 2.3 一步预测递推公式

由于修正球坐标系为非惯性坐标系,在对状态一步预测估计时,若直接进行外推,虽然计算简单,但是会产生较大误差。因此,可以把修正球坐标系中的状态估计先变换到直角坐标系,在直角坐标系中进行外推,最后再利用两坐标系之间的关系加以转换,就可以得到

$$\hat{x}_1(k+1/k) = \hat{\beta} = \arctan\left(\frac{-\hat{z}(k+1/k)}{\hat{r}_h}\right)$$

$$\hat{x}_2(k+1/k) = -[\hat{z}(k+1/k) \cos \hat{\beta} + \hat{r}_h \sin \hat{\beta}] / \hat{r}$$

$$\hat{x}_3(k+1/k) = \hat{\theta} = \arctan\left(\frac{\hat{y}(k+1/k)}{\hat{x}(k+1/k)}\right)$$

$$\hat{x}_4(k+1/k) = \hat{\theta} \cos \hat{\beta}$$

$$\hat{x}_5(k+1/k) = \hat{r} / \hat{r}$$

$$\hat{x}_6(k+1/k) = 1 / \hat{r}$$

式中

$$\hat{r}_h = \sqrt{(\hat{x}(k+1/k))^2 + (\hat{y}(k+1/k))^2}$$

$$\hat{r} = \sqrt{\hat{r}_h^2 + (\hat{z}(k+1/k))^2}$$

$$\hat{r}_h = \hat{x}(k+1/k) \cos \hat{\theta} + \hat{y}(k+1/k) \sin \hat{\theta}$$

$$\hat{r} = \hat{r}_h \cos \hat{\beta} - \hat{z}(k+1/k) \sin \hat{\beta}$$

$$\hat{\theta} = [\hat{y}(k+1/k) \cos \hat{\theta} - \hat{x}(k+1/k) \sin \hat{\theta}] / \hat{r}_h$$

此方法可提高外推的精度,但计算相对较复杂。

### 3 基于修正球坐标的 mmw/IR 数据融合目标跟踪仿真

本文中,假设目标与无人机的初始相对距离为 5 000 m,该红外/毫米波雷达数据融合跟踪系统的扫描周期为  $T=0.1\text{ s}$ ,载机沿正北方向飞行,速度为 200 m/s,相对于目标的高度为 3 000 m,目标运动速度为 210 m/s,与无人机迎向运动。

图 3 给出了基于修正球坐标的毫米波 (mmw) 雷达和红外 (IR) 数据融合目标跟踪的主要计算步骤流程图。图 4 和图 5 分别给出了融合后方位角和俯仰角的估计误差,图 6 给出了距离的估计误差。

从图 4 的仿真结果可以看出,采用基于修正球坐标的红外/毫米波雷达数据融合方法对目标的滤波取得了良好的效果,在 2~3 s 之后,方位角精度达到 0.2 mrad。从图 5 的仿真结果可以看出,采用了该方法之后,俯仰角能够达到滤波误差几乎处处

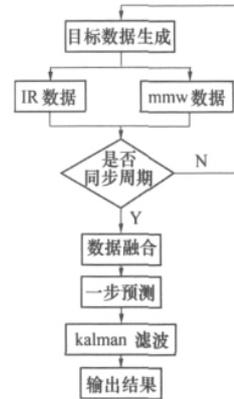


图 3 红外/毫米波雷达数据融合方法流程图

为零的精度。由图 6 的仿真结果可以看出,在 2 s 左右,距离的估计误差达到最大值,在 4 s 到 5 s 之后,距离滤波达到 50 m 左右的精度,最小时可以达到 20 m 左右。

由此可知,本文采用的基于修正球坐标的 mmw/IR 数据融合方法可行性较高,在实际的目标跟踪中,将能取得较好的结果。

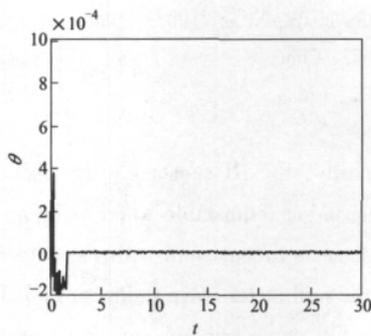


图 4 融合后  $\theta$  角的估计误差

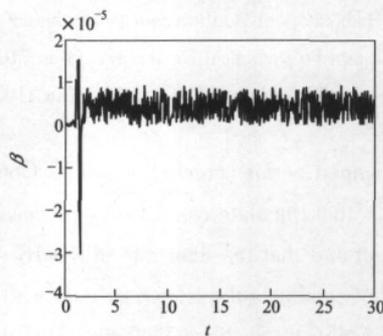


图 5 融合后  $\beta$  角的估计误差

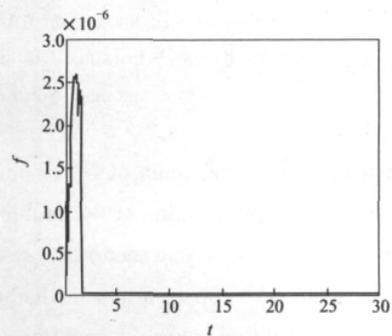


图 6 融合后  $r_d$  的估计误差

### 4 结 论

1) 针对红外传感器的数据率明显高于雷达数据率的问题,提出了在修正球坐标系下通过使用最小二乘估计,将红外传感器和雷达数据相融合的方法。

2) 针对红外传感器在直角坐标系下对目标运

动状态估计的不稳定问题,通过理论推导在修正球坐标系下给出了一种目标跟踪算法,其跟踪的精确度优于传统的红外/雷达融合跟踪。

3) 本文提出的方法,综合考虑了坐标系的选择和滤波算法的选择等问题,在有效避免运算的复杂性的同时适当地提高了跟踪精度。可用于无人机的目标跟踪与实时打击。

## 参考文献:

- [1] 周宏仁, 敬忠良, 王培德. 机动目标跟踪. 北京: 国防工业出版社, 1991  
Zhou Hongren, Jing Zhongliang, Wang Peide. Tracking of Maneuvering Targets. Beijing: National Defence Industry Press, 1991 (in Chinese)
- [2] Hammd E, Aidala V J. Observability Requirements for Three-Dimensional Tracking via Angle Measurements. IEEE Trans on AES, 1985, 21(2): 200-207
- [3] 何友, 王国宏, 陆大金等. 多传感器信息融合及应用. 北京: 电子工业出版社, 2007  
He You, Wang Guohong, Lu Dajin, et al. Multisensor Information Fusion with Applications. Beijing: Electronic Industry Press, 2007 (in Chinese)
- [4] Zhu Anfu, Jing Zhanrong, Chen Weijun, et al. Data Fusion of Infrared and Radar for Target Tracking. 2nd International Symposium on Systems and Control in Aerospace and Astronautics, 2008, 1-4
- [5] Blair W D, Rice T R, Alouani A T, Xia P. Asynchronous Data Fusion for Target Tracking with a Multi-Tasking Radar and Optical Sensor. Acquisition, Tracking, and Pointing, 1991, 1482: 234-245
- [6] 丁光庆, 冯新喜. 基于修正球坐标的红外目标跟踪. 现代防御技术, 2007, 05: 101-104  
Ding Guangqing, Feng Xinxi. Target Tracking with Infrared Station Based on MSC. Modern Defence Technology, 2007, 05: 101-104 (in Chinese)

## A New Method of Data Fusion by IR Sensor and Millimeter-Wave Radar for UAV

Shao Wei<sup>1</sup>, Zhu Xiaoping<sup>2</sup>, Zhao Gang<sup>3</sup>, Zhou Zhou<sup>1</sup>

(1. Science and Technology on UAV Laboratory at Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China)  
(2. UAV Research Institute, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072; China)  
(3. College of Astronautics, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China)

**Abstract:** The application of UAV (unmanned aerial vehicle) is wide. Generally, the IR sensor can be used together with radar. Aiming at the problems that the state estimation of a moving target is unstable when using an IR sensor in the rectangular coordinate system and that the data rate of the IR sensor is inconsistent with the data rate of the radar, we propose a new method that combines the IR sensor data with the millimeter-wave radar (mmw) data under the modified spherical coordinates (MSC). Sections 1, 2 and 3 of the full paper explain our new method. Subsection 1.1 briefs the transformation of data coordinate systems. Subsection 1.2 briefs synchronous data fusion. Sections 2 and 3 explain our new method; their core consists of: we use the optimal data compression method to fuse the IR sensor data and the mmw data, thus eliminating the instability of the IR sensor in the rectangular coordinate system and the inconsistency between the IR sensor data rate and the mmw radar data rate. The simulation results, given in Figs. 4, 5 and 6 that present the estimation errors of our new method, and their analysis show preliminarily that our new method can achieve the synchronous data fusion of the IR sensor and the mmw radar and effectively enhance the target tracking ability of a UAV.

**Key words:** data compression, data fusion, errors, infrared devices, Kalman filters, millimeter waves, optimization, radar, sensors, state estimation, targets, target tracking, tracking (position), unmanned aerial vehicle (UAV); flow charting, mmw (millimeter wave radar), modified spherical coordinate (MSC), simulation, synchronous data fusion