

## Radar/ Infrared Sensor Data Association by the Synthesized Utilization of Information \*

HUANG Weiping<sup>1</sup>, XU Yu<sup>2\*</sup>, WANG Jie<sup>3</sup>

1. Group of Graduate Management, A FRA, Wuhan 430019, China;
2. Department for Scientific Research, A FRA, Wuhan 430019, China;
3. Unit 95174 of PLA, Wuhan 430019, China

**Abstract** :Data association of heterogeneous sensor plays an important role in data fusion. The synthesized utilization of angle and other feature information is a trend to improve the performance of heterogeneous sensors in data association. In terms of association, this paper constitutes a new association statistics based on the combination of angle, angle rate and ITG information, which a radar operates in Cartesian coordinate and an IR sensor operates in the modified polar coordinate. And assimilation is made. The results show that the association performance of the proposed method is superior to that of the association statistics based on angle or angle rate information.

**Key words** :radar; IR; data association; association statistics

EEACC :7230C;6140

## 综合利用各类信息的红外/ 雷达数据关联 \*

黄伟平<sup>1</sup>, 徐 毓<sup>2\*</sup>, 王 杰<sup>3</sup>

1. 空军雷达学院研究生管理大队, 武汉 430019;
2. 空军雷达学院科研部, 武汉 430019;
3. 95174 部队, 武汉 430019

**摘 要** :异类传感器数据关联是数据融合中的一个难点,综合利用角度和其他特征信息是改善异类传感器数据关联的一个重要途径。对于雷达在直角坐标系对目标进行跟踪、红外传感器在修正的球坐标系对目标进行跟踪情况,文章综合利用角度、角度变化率和 ITG( Inverse Time-to-Go)信息,构建了新的关联统计量,并进行了计算机仿真。结果表明,所给出的新关联统计量较之只利用角度或角度变化率的关联统计量有更好的关联性能。

**关键词** :雷达;红外;数据关联;关联统计量

中图分类号 :TN953

文献标识码 :A

文章编号 :1004-1699(2009)06-0816-06

在雷达/ 红外传感器构成的双传感器探测系统中,雷达跟踪精度高,采集全面,包括距离信息和角度等信息,但其干扰能力差;红外传感器只能测角度或角速度,而且角度跟踪精度较高,具有很强的抗干扰能力。利用两种传感器各自的优点进行组合跟踪,一方面可同时利用各传感器所接收的信号进行融合,另一方面利用各传感器提供的不同信息实现可靠决策,更充分地利用了信息资源,进而提高跟踪

系统的精度和可靠性。

多传感器数据融合的关键是进行异类传感器的数据关联,即确定各传感器建立的航迹是否源于同一个目标。但是,被动传感器仅有角度测量而没有距离测量,被动跟踪过程存在固有的非线性特性<sup>[1]</sup>;且主被动传感器的数据率往往不一致<sup>[2]</sup>,因而在主被动传感器数据关联中存在很大的不确定性,给主被动传感器数据关联的实现带来许多困难。异类传

基金项目 :国家地、县级海防管理监控中心项目资助(KJ ZD6088)

收稿日期 :2009-02-05 修改日期 :2009-04-22

传感器的数据关联与融合已成为当前的一个重要研究方向<sup>[3-4]</sup>。

为了实现异类传感器的数据关联,可以采用三类方法:一是采用角度作为关联统计量进行关联决策<sup>[5]</sup>,这是一种最简单的方法,但由于只用了角度信息,因而在关联中有较大的模糊性,为了实现可靠的关联,需要较大的样本容量和较长时间的观测;二是在直角坐标系下选择位置和速度作为关联统计量<sup>[6]</sup>,采用这种方法时,为了使滤波器不发散,要求被动传感器根据目标的运动情况进行一定的最佳机动;三是综合利用角度和其他特征信息改善对目标的跟踪<sup>[7]</sup>,进而达到改善主被动传感器关联性能的目的。

目前,这三种方法由于各自的优缺点都得到了一定程度的发展,王国宏在文献[8]中对这些方法进行了系统的介绍,本文主要结合文献[9]中在修正的极坐标系中对仅有角度测量红外传感器的跟踪方式,采用第三类方法,研究了雷达与红外传感器同地配置时利用角度、角度变化率和 ITG 信息的数据关联,所谓 ITG 是指距变率和距离的比值。在这种方法中,雷达对目标的跟踪坐标系是直角坐标系,而红外传感器对目标的跟踪坐标系是修正的球坐标系 MSC( Modified Spherical Coordinate)<sup>[8-9]</sup>,文章的创新性工作主要体现在以下两个方面:在 MSC 中构造出尽可能多的状态变量,并利用前五个状态变量进行数据关联,解决了被动传感器的可观测性问题。对于信息量全面的主动传感器采用的处理方法是:将其直角坐标值转换成红外坐标系下的状态量,增加可关联的状态量。文章首先推导出了雷达在直角坐标系下、红外传感器在修正的球坐标系下的滤波方程,在修正的球坐标系下构造出六个状态变量(两个角度,两个角速度,距离变化率与距离比( $\dot{r}/r$ )和距离  $r$  的倒数);接着依据 MSC 中前五个的可靠状态估计量,对雷达跟踪所得的坐标值进行改造;最后给出雷达与红外的关联决策逻辑,并通过计算机仿真验证了本文所提算法的科学性、有效性。

### 1 雷达滤波方程

对于文中所讨论的雷达,滤波坐标系均选择直角坐标系,  $x, y, z; \dot{x}, \dot{y}, \dot{z}$  分别为笛卡尔坐标系下目标在各个坐标轴上的位置和速度量。

建立目标的状态方程如下:

$$\mathbf{X}_{k+1} = {}_{k+1,k} \mathbf{X}_k + {}_k \mathbf{V}_k \quad (1)$$

式中,

$${}_{k+1,k} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & T & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & T & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & T \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$${}_k = \begin{bmatrix} T^2/2 & 0 & 0 \\ 0 & T^2/2 & 0 \\ 0 & 0 & T^2/2 \\ T & 0 & 0 \\ 0 & T & 0 \\ 0 & 0 & T \end{bmatrix}$$

$T$  为雷达系统的数据更新周期,  $\mathbf{X}_{k+1} = [x, y, z, \dot{x}, \dot{y}, \dot{z}]^T$ ,  $\mathbf{V}_k$  是一个  $3 \times 1$  的独立同分布的过程噪声向量,为  $\mathbf{V}_k \sim N(0, \mathbf{Q}_k)$ ,  $\mathbf{Q}_k$  是过程噪声协方差阵。

设有三坐标雷达测量目标的方位角和俯仰角、距离,即  $\mathbf{Z}_k = [1, \alpha, r]$ , 则雷达的测量方程为

$$\mathbf{Z}_k = h(\mathbf{X}_k) + \mathbf{W}_k \quad (2)$$

这里,  $\mathbf{Z}_k \in \mathbf{R}^m$  是传感器在  $k$  时刻的观测向量,观测噪声  $\mathbf{W}_k \in \mathbf{R}^m$  是具有零均值和正定协方差矩阵  $\mathbf{R}_k$  的高斯白噪声向量,即  $E[\mathbf{W}_k] = 0, E[\mathbf{W}_k \mathbf{W}_k^T] = \mathbf{R}_k$ , 而

$$h(\mathbf{X}_k) = \begin{bmatrix} \arctan(y/x) \\ \arctan(z/\sqrt{x^2 + y^2}) \\ \sqrt{x^2 + y^2 + z^2} \end{bmatrix} \quad (3)$$

由于测量矩阵  $h(\mathbf{X}_k)$  的非线性,因此采用扩展卡尔曼滤波(EKF)进行状态估计,先对  $h(\mathbf{X}_k)$  进行线性化,在  $\mathbf{X} = \mathbf{X}_{k+1,k}$  处泰勒级数一阶展开得

$$\mathbf{H}_{k+1} = \left. \frac{\partial h}{\partial \mathbf{X}} \right|_{\mathbf{X}=\mathbf{X}_{k+1,k}} = \begin{bmatrix} -\frac{y_{k+1,k}}{r_p^2} & \frac{x_{k+1,k}}{r_p^2} & 0 & 0 & 0 & 0 \\ -\frac{x_{k+1,k} z_{k+1,k}}{r_p r^2} & -\frac{y_{k+1,k} z_{k+1,k}}{r_p r^2} & \frac{r_p}{r^2} & 0 & 0 & 0 \\ \frac{x_{k+1,k}}{r} & \frac{y_{k+1,k}}{r} & \frac{z_{k+1,k}}{r} & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (4)$$

其中,  $r = \sqrt{x_{k+1,k}^2 + y_{k+1,k}^2 + z_{k+1,k}^2}, r_p = \sqrt{x_{k+1,k}^2 + y_{k+1,k}^2}$

在得到  $\mathbf{H}_{k+1}$  之后,可得雷达对目标的滤波跟踪方程为

$$\mathbf{X}_{k+1/k+1} = \mathbf{X}_{k+1,k} + \mathbf{K}_{k+1} (\mathbf{Z}_{k+1} - h(\mathbf{X}_{k+1,k})) \quad (5)$$

其中,

$$\mathbf{X}_{k+1,k} = {}_{k+1,k} \mathbf{X}_{k,k} \quad (6)$$

$$\mathbf{K}_{k+1} = \mathbf{P}_{k+1,k} \mathbf{H}_{k+1}^T [\mathbf{H}_{k+1} \mathbf{P}_{k+1,k} \mathbf{H}_{k+1}^T + \mathbf{R}]^{-1} \quad (7)$$

$$\mathbf{P}_{k+1,k} = {}_{k+1,k} \mathbf{P}_{k,k} + {}_k \mathbf{Q}_k \quad (8)$$



$$P_{k+1,k+1} = [I - K_{k+1} H_{k+1}] P_{k+1,k} \tag{9}$$

## 2 红外传感器在 MSC 中的滤波方程

笛卡尔直角坐标系是最常用的坐标系,人们在处理仅有角度量测的跟踪问题时发现在直角坐标系中其量测方程是非线性的,并证明了对于仅用角度量测而言,直角坐标系下的扩展 Kalman 滤波器(EKF)是不稳定,甚至当目标和红外传感器之间的相对加速度为零(如目标沿着垂直于坐标系方向运动时),跟踪滤波器会发散。为解决上述问题,Hoelzer 和 Stallard 提出了利用修正的球坐标系(Modified Spherical Coordinates, MSC)来处理仅用角度量测的问题。红外传感器在 MSC 中对目标进行跟踪时能够将可观测的变量和不可观测的变量自动解耦,从而使滤波器不会发散。在 MSC 坐标系中,扩展 Kalman 滤波算法是稳定并接近无偏的。

MSC 跟踪滤波器使用的 6 状态变量,包括两个角度,两个角速度,距离变化率与距离比( $\dot{r}/r$ )和距离  $r$  的倒数。具体的状态向量定义如下:

$$Y = [ \cdot, \cdot, \cdot, \dot{r}/r, 1/r ]^T = [y_1, y_2, y_3, y_4, y_5, y_6]^T \tag{10}$$

其中,  $y_1 = \cos \cdot$ ,  $y_2 = \arctan(y/x)$ ,  
 $y_3 = \arctan(z/\sqrt{x^2 + y^2})$ ,  $y_4 = \sqrt{x^2 + y^2 + z^2}$ ;

$$F = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ -y_2^2 \sec^2 y_1 & -2y_5 & 0 & -2y_4 \tan y_1 & -2y_2 & 0 \\ y_4 \sec y_1 \tan y_1 & 0 & 0 & 1/\cos y_1 & 0 & 0 \\ y_2 y_4 \sec^2 y_1 & y_4 \tan y_1 & 0 & -2y_5 y_2 \tan y_1 & -2y_4 & 0 \\ 0 & 2y_2 & 0 & 2y_4 & -2y_5 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & -y_6 & -y_5^2 \end{bmatrix} \Bigg|_{Y=Y} \tag{13}$$

设离散化的目标状态转移方程为

$$Y_{k+1} = F_{k+1/k} Y_k \tag{14}$$

略去高次项,状态转移矩阵  $F_{k+1/k}$  可近似表示为

$$F_{k+1/k} \cong FT + I = \begin{bmatrix} 1 & T & 0 & 0 & 0 & 0 \\ -y_2^2 \sec^2 y_1 T & 1 - 2y_5 T & 0 & -2y_4 \tan y_1 T & -2y_2 T & 0 \\ y_4 \sec y_1 \tan y_1 T & 0 & 1 & T/\cos y_1 & 0 & 0 \\ y_2 y_4 \sec^2 y_1 T & y_4 \tan y_1 T & 0 & 1 - (2y_5 + y_2 \tan y_1) T & -2y_4 T & 0 \\ 0 & 2y_2 T & 0 & 2y_4 T & 1 - 2y_5 T & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & -y_6 T & 1 - y_5^2 T \end{bmatrix} \Bigg|_{Y=Y(k)} \tag{15}$$

因此设含有噪声的目标状态转移方程为

$$Y_{k+1/k} = F_{k+1/k} Y_{k/k} + G_{k+1/k} W_k \tag{16}$$

式中  $G_{k+1/k}$  为噪声输入矩阵,根据运动方程可设为

$$\begin{aligned} \dot{y}_1 &= \frac{xy - y\dot{x}}{x^2 + y^2}, \dot{y}_2 = \frac{x\dot{y} + y\dot{x} + z\dot{z}}{\sqrt{x^2 + y^2 + z^2}}, \\ \dot{y}_3 &= \frac{-\dot{x}xz - \dot{y}yz}{(x^2 + y^2 + z^2)\sqrt{x^2 + y^2}} + \frac{\dot{z}}{x^2 + y^2 + z^2} \end{aligned}$$

则目标的非线性运动矢量方程为:

$$f(Y) = \dot{Y} = \begin{bmatrix} y_2 \\ -2y_2 y_5 - y_4^2 \tan y_1 + y_6 a \\ y_4 / \cos y_1 \\ -2y_4 y_5 + y_2 y_4 \tan y_1 + y_6 a \\ y_2^2 + y_4^2 - y_5^2 + y_6 a_r \\ -y_5 y_6 \end{bmatrix} \tag{11}$$

$a, a, a_r$  分别表示目标在  $\cdot, \cdot, r$  方向上加速度,从上述矢量方程可以看出,  $y_1, y_3$  是量测量,  $y_2, y_4$  分别是它们的倒数,也是可观测的,同时当目标的加速度均为零时,  $y_5$  可由第 2 和第 4 个方程求出,为可观测,只有  $y_6$  (即距离的倒数)为不可观测。因此,本文选择前 5 个可观测测量作为可靠状态变量。

假设目标做匀速直线运动,可以将目标加速度看作噪声,设状态噪声矢量为  $w = [a, a, a_r]^T$ ,当状态噪声矢量为零,即  $w = 0$  时,对状态方程进行线性化处理,得到目标的线性运动方程:

$$\dot{Y} = \frac{\partial f(Y)}{\partial Y} \Bigg|_{Y=Y} Y = FY \tag{12}$$

其中

状态噪声  $w_k$  为高斯白噪声,则其协方差阵  $q_k$  为

$$q_k = E[w_k, w_k^T] = \text{diag}[r^2, r^2, r^2]$$

由于红外传感器量测数据为目标的方位角  $\alpha$  和俯仰角  $\beta$ ,若设量测向量为  $z_k$ ,则有  $z_k = [\alpha, \beta]^T$ ,定义量测方程为

$$z_k = H_k Y_k + v_k \quad (17)$$

其中  $z_k$  为  $k$  时刻的量测向量,  $H_k$  为  $k$  时刻的量测矩阵,  $Y_k$  为  $k$  时刻的目标状态向量,  $v_k$  为量测噪声。则根据量测方程可知量测矩阵  $H$  为:

$$H = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

量测噪声  $v_k$  为高斯白噪声,其协方差阵  $r_k$  为

$$r_k = E[v_k, v_k^T] = \text{diag}[r^2, r^2]$$

综上,得到扩展 Kalman 滤波方程组:

$$Y_{k+1/k+1} = Y_{k+1/k} + K_k(z_k - H_k Y_k) \quad (18)$$

$$K_{k+1} = P_{k+1/k} H_{k+1}^T [H_{k+1} P_{k+1/k} H_{k+1}^T + r]^{-1} \quad (19)$$

$$P_{k+1/k}^* = P_{k+1/k} P_{k/k}^* + G_k q_k G_k^T \quad (20)$$

$$P_{k+1/k+1}^* = [I - K_{k+1} H_{k+1}] P_{k+1/k}^* \quad (21)$$

### 3 雷达与红外传感器的关联决策逻辑

对红外传感器可靠的状态估计是  $Y_{b/k}$  的前 5 项,即

$$Y_b = [y_{b/k}^1, y_{b/k}^2, y_{b/k}^3, y_{b/k}^4, y_{b/k}^5]^T \quad (22)$$

$$g_{11} = -\frac{x_{k,k} z_{k,k}}{r_p r^2}, g_{12} = -\frac{y_{k,k} z_{k,k}}{r_p r^2}, g_{13} = \frac{r_p}{r^2}, g_{14} = g_{15} = g_{16} = 0;$$

$$g_{21} = \frac{\dot{x}_{k,k} z_{k,k}}{r^2 r_p} + \frac{2\dot{x}_{k,k} x_{k,k}^2 z_{k,k} + 2\dot{y}_{k,k} x_{k,k} y_{k,k} z_{k,k}}{r^4 r_p} + \frac{\dot{x}_{k,k} x_{k,k}^2 z_{k,k} + \dot{y}_{k,k} x_{k,k} y_{k,k} z_{k,k}}{r^2 r_p^3} + \frac{\dot{z}_{k,k} x_{k,k}}{r_p r^2} - \frac{2\dot{z}_{k,k} x_{k,k}}{r^4 r_p},$$

$$g_{22} = \frac{\dot{y}_{k,k} z_{k,k}}{r^2 r_p} + \frac{2\dot{x}_{k,k} x_{k,k} y_{k,k} z_{k,k} + 2\dot{y}_{k,k} y_{k,k}^2 z_{k,k}}{r^4 r_p} + \frac{\dot{x}_{k,k} x_{k,k} y_{k,k} z_{k,k} + \dot{y}_{k,k} y_{k,k}^2 z_{k,k}}{r^2 r_p^3} + \frac{\dot{z}_{k,k} y_{k,k}}{r_p r^2} - \frac{2\dot{z}_{k,k} y_{k,k}}{r^4 r_p},$$

$$g_{23} = \frac{-\dot{x}_{k,k} x_{k,k} - \dot{y}_{k,k} y_{k,k}}{r^2 r_p} + \frac{2\dot{x}_{k,k} x_{k,k} z_{k,k}^2 + 2\dot{y}_{k,k} y_{k,k} z_{k,k}^2}{r^4 r_p} - \frac{2z_{k,k} \dot{z}_{k,k} r_p}{r_p}, g_{24} = \frac{-x_{k,k} z_{k,k} - y_{k,k} y_{k,k}}{r^2 r_p},$$

$$g_{25} = \frac{-y_{k,k} z_{k,k} - \dot{y}_{k,k} y_{k,k}}{r^2 r_p}, g_{26} = \frac{r_p}{r^2};$$

$$g_{31} = -\frac{y_{k,k}}{r_p^2}, g_{32} = \frac{x_{k,k}}{r_p^2}, g_{33} = g_{34} = g_{35} = g_{36} = 0;$$

$$g_{41} = \frac{\dot{y}_{k,k}}{(1 + z_{k,k}^2/r_p) r_p^2} + \frac{z_{k,k}^2 x_{k,k}^2 \dot{y}_{k,k} - z_{k,k}^2 x_{k,k} y_{k,k} \dot{y}_{k,k}}{(1 + z_{k,k}^2/r_p^3) r_p^6} - \frac{2x_{k,k}^2 \dot{y}_{k,k} - 2\dot{x}_{k,k} x_{k,k} y_{k,k}}{(1 + z_{k,k}^2/r_p) r_p^4},$$

$$g_{42} = -\frac{\dot{x}_{k,k}}{(1 + z_{k,k}^2/r_p) r_p^2} + \frac{z_{k,k}^2 x_{k,k} x_{k,k} \dot{y}_{k,k} - z_{k,k}^2 y_{k,k}^2 \dot{x}_{k,k}}{(1 + z_{k,k}^2/r_p^3) r_p^6} - \frac{2x_{k,k} y_{k,k} \dot{y}_{k,k} - 2\dot{x}_{k,k} y_{k,k}^2}{(1 + z_{k,k}^2/r_p) r_p^4},$$

$$g_{43} = -\frac{x_{k,k} \dot{y}_{k,k} z_{k,k} - \dot{x}_{k,k} y_{k,k} z_{k,k}}{(1 + z_{k,k}^2/r_p) r_p^4}, g_{44} = -\frac{y_{k,k}}{(1 + z_{k,k}^2) r_p^2}, g_{45} = \frac{x_{k,k}}{(1 + z_{k,k}^2/r_p) r_p^2}, g_{46} = 0;$$

$$g_{51} = \frac{-x_{k,k}^2 \dot{x}_{k,k} + y_{k,k}^2 \dot{x}_{k,k} + z_{k,k}^2 \dot{x}_{k,k} - 2x_{k,k} y_{k,k} \dot{y}_{k,k} - 2x_{k,k} z_{k,k} \dot{z}_{k,k}}{r^4},$$

$$g_{52} = \frac{x_{k,k}^2 \dot{y}_{k,k} - y_{k,k}^2 \dot{y}_{k,k} + z_{k,k}^2 \dot{y}_{k,k} - 2x_{k,k} y_{k,k} \dot{y}_{k,k} - 2x_{k,k} z_{k,k} \dot{z}_{k,k}}{r^2},$$

对雷达而言,由直角坐标系中的状态估计  $X_{k,k}$  可得到对应 MSC 坐标系中前五项的状态估计转换值为

$$Y_a = [\hat{\alpha}_a, \hat{\beta}_a, \hat{\alpha}_a, \hat{\beta}_a, \hat{r}_a]^T \quad (23)$$

其中

$$\hat{\alpha}_a = \arctan(\hat{\alpha}_{k,k}/\sqrt{\hat{\alpha}_{k,k}^2 + \hat{\beta}_{k,k}^2}) = g_1(X_{k,k}) \quad (24)$$

$$\hat{\beta}_a = \frac{-x_{k,k} \hat{\alpha}_{k,k} z_{k,k} - y_{k,k} \hat{\beta}_{k,k} z_{k,k}}{(\hat{\alpha}_{k,k}^2 + \hat{\beta}_{k,k}^2 + z_{k,k}^2) \sqrt{\hat{\alpha}_{k,k}^2 + \hat{\beta}_{k,k}^2}} + \frac{z_{k,k}}{z_{k,k} \sqrt{\hat{\alpha}_{k,k}^2 + \hat{\beta}_{k,k}^2}} = g_2(X_{k,k}) \quad (25)$$

$$\hat{\alpha}_a = \arctan(\hat{\beta}_{k,k}/\hat{\alpha}_{k,k}) = g_3(X_{k,k}) \quad (26)$$

$$\hat{\beta}_a = \frac{\hat{\alpha}_{k,k} y_{k,k} - \hat{\beta}_{k,k} x_{k,k}}{\hat{\alpha}_{k,k}^2 + \hat{\beta}_{k,k}^2} \cos g_1(X_{k,k}) = g_4(X_{k,k}) \quad (27)$$

$$\left(\frac{r}{r}\right)_a = \frac{\hat{\alpha}_{k,k} x_{k,k} + \hat{\beta}_{k,k} y_{k,k} + \hat{z}_{k,k} z_{k,k}}{\hat{\alpha}_{k,k}^2 + \hat{\beta}_{k,k}^2 + z_{k,k}^2} = g_5(X_{k,k}) \quad (28)$$

显然,  $Y_b$  的协方差  $P_b$  可由式(20)  $P_{b/k}^*$  的前五行和前五列得到;而  $Y_a$  的协方差

$$P_a = P_{a,k,k} \quad (29)$$

其中  $P_{k,k}$  由式(9) 确定,而  $a$  定义为

$$a = [g_{ij}]_{5 \times 6} = \left[ \frac{\partial g_i}{\partial X} \right]_{i=1, \dots, 5, X=X_{k,k}} \quad (30)$$

有

$$g_{53} = \frac{x_{kk}^2 \dot{z}_{kk} + y_{kk}^2 \dot{z}_{kk} - z_{kk}^2 \dot{x}_{kk} - 2x_{kk}y_{kk}\dot{z}_{kk} - 2x_{kk}z_{kk}\dot{y}_{kk}}{r^2}, g_{54} = \frac{x_{kk}}{r^2}, g_{55} = \frac{y_{kk}}{r^2}, g_{56} = \frac{z_{kk}}{r^2}。$$

按上述方法对  $k$  时刻第  $i$  个雷达航迹的状态估计进行转换后的状态向量为  $\mathbf{X}_a^i(k, k)$ , 红外传感器的第  $j$  个航迹的前 5 个状态变量估计组成的状态向量为  $\mathbf{X}_b^j(k/k)$ , 相应的协方差  $P_a^i(k, k)$  和  $P_b^j(k/k)$ , 并令

$$\hat{y}^i(k) = \mathbf{X}_a^i(k, k) - \mathbf{X}_b^j(k/k) \quad (31)$$

$$P_{ab}^{ij}(k) = P_a^i(k, k) + P_b^j(k/k) \quad (32)$$

则雷达与红外传感器进行关联检验的统计量<sup>[11-12]</sup> 为

$$Q^*(k) = \sum_{l=0}^{L-1} [\hat{y}^i(k-l)]^T [P_{ab}^{ij}(k-l)]^{-1} \hat{y}^i(k-l) \quad (33)$$

其中,  $L$  为滑窗长度, 引入  $L$  是为了增加雷达与红外传感器关联时的信息量。的取值可依据实际情况设定。

利用式(33)的关联统计量, 可以得到雷达与红外传感器的关联决策逻辑为:

若  $Q^* \leq \lambda$ , 则判决雷达与红外传感器航迹关联;

若  $Q^* > \lambda$ , 则判决雷达与红外传感器航迹不关联。

其中,  $\lambda$  为关联决策门限。由于雷达与红外关联时, 二次型  $Q^*$  服从卡方分布, 且自由度为 3, 因而若给定的允许漏关联率为  $\alpha$ , 则可得决策门限为

$$\lambda = \chi_{3, 1-\alpha}^2 \quad (34)$$

其中,  $\chi_{3, 1-\alpha}^2$  是自由度为 3, 水平为  $1-\alpha$  的卡方分布上侧分位数, 通过查卡方分布表即可确定。

### 4 计算机仿真

仿真中, 设有两个运动特性一样的目标在  $x$ 、 $y$ 、 $z$  方向上作匀速直线运动, 分别采用 3D 雷达和红外传感器对其进行跟踪, 为方便讨论, 设二者同地配置, 且扫描周期一致, 均为 2.5 s, 跟踪时间 60 s, 以下我们通过仿真考察本文算法的关联效果。

跟踪初始, 目标 1、2 在直角坐标系下的初始状态均为  $X(0) = [1.689 \text{ km}, 1.840 \text{ km}, 1 \text{ km}, 190 \text{ m/s}, 200 \text{ m/s}, 100 \text{ m/s}]$ , 雷达方位角、俯仰角和距离的观测噪声标准差分别为: 2mrad, 2mrad, 50m, 红外方位角、俯仰角测量误差标准差分别为 0.1 mrad, 0.1mrad, 过程噪声为  $0.05 \text{ m/s}^2$ , 雷达、红外传感器分别对两目标的跟踪效果见图 1 所示。

接下来采用本文设计算法对两类传感器所跟踪的目标进行关联处理, 在按式(34)确定门限时, 取  $\alpha = 0.05$ ,  $L = 2, 100$  次蒙特卡罗仿真出各关联算法的

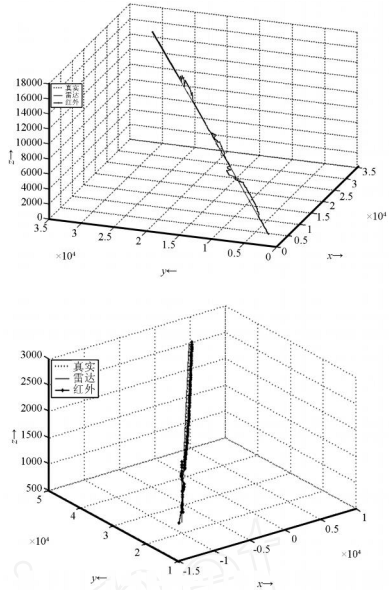


图 1 雷达与红外传感器对两目标分别跟踪结果正确概率与错误概率, 具体结果如图 2、图 3 所示。

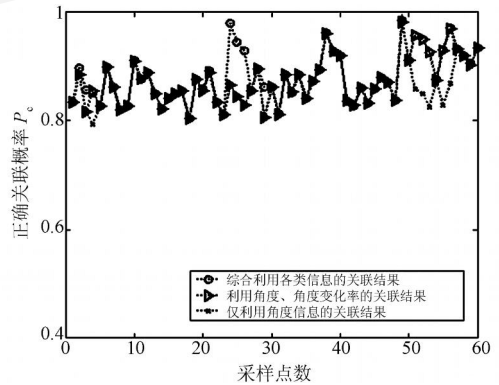


图 2 雷达与红外传感器的正确关联概率  $P_c$

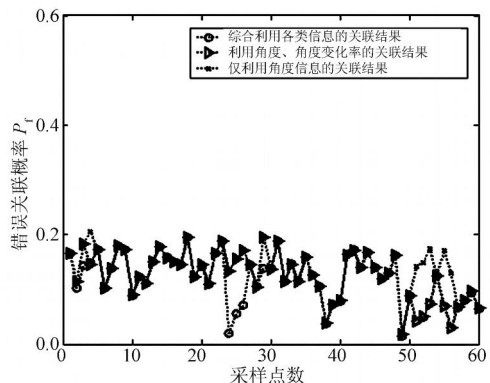


图 3 雷达与红外传感器的错误关联概率  $P_e$

从图中不难得出结论: 利用角度、ITG 和角度变化率既可以得到较高的正确关联概率, 又可以得到与只利用角度和 ITG 信息几乎一样的错误关联概率, 且计算量也比较适中。实验验证了本文综合利用各类信息算法的先进性和有效性。

## 5 结论

本文对雷达在直角坐标系对目标进行跟踪、红外传感器在修正的球坐标系对目标进行跟踪情况,基于角度、角度变化率和ITG信息构建了新的雷达与红外传感器的关联统计量,进行了计算机仿真。结果表明,这种新的关联统计量较之只利用角度及角度和角度变化率的关联统计量有更好的关联性。

### 参考文献:

- [1] Stephen C. Stubberud, Kathleen A. Kramer, J. Antonio Geremia. Analysis of the Effects of Bearings-Only Sensors on the Performance of the Neural Extended Kalman Filter Tracking System [C]// IEEE International Conference, Turkey, 14-16 July 2008.
- [2] 程铮,李辉等. 基于伪点迹的多传感器异步航迹关联算法[J]. 传感技术学报, 2006, 19(3): 878-881.
- [3] Deb S, et al. A Multisensor-Multitarget Data Association Algorithm for Heterogeneous Sensors [J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems, 1993, 29(2): 560-568.
- [4] Mark L Krieg, Douglas A Gray. Multisensor Probabilistic Multihypothesis Tracking Using Dissimilar Sensor [C]// SPIE, Vol. 3086, 1997, 129-138.
- [5] Wang Guohong, Mao Shiyi, He You. A Triple-Threshold Radar-to-ESM Correlation Algorithm When Each Radar Track is Specified by Different Number of Measurements [J]. IEE Proc Radar, Sonar & NaviNg, 2000, 147(4): 1772-181.
- [6] Wang Guohong, Mao Shiyi, He You. Performance Evaluation of Association of Active and Passive Sensor Tracks for Airborne Sensors [J]. Signal Processing, 2003, 83(5): 973-981.
- [7] Farina, La Scala B. Methods for the Association of Active and Passive Tracks for Airborne Sensors [C]. IRS98 International Radar Symposium, Munich, Germany, Sept 1998, 735-743.
- [8] 王国宏,毛士艺,何友. 雷达与红外数据融合评述[J]. 火力与指挥控制, 2002, 27(2): 83-86.
- [9] 孙志刚. 仅有角度量测的红外机动目标跟踪[J]. 激光与红外, 2004, 34(6): 449-451.
- [10] Sanjeev Arulampalam, Branko Ristic. Comparison of the Particle Filter with Range Parameterized and Modified Polar EKF's for Angle Only Tracking [C]// SPIE, Vol. 4048, 2000, 288-299.
- [11] 丁赤飏,毛士艺. 基于雷达和成像传感器的融合跟踪[J]. 电子学报, 1998, 26(9): 34-138.
- [12] 谢希权,谢邦荣,李伟仁. 机载雷达与红外搜索跟踪装置的航迹融合研究[J]. 系统工程与电子技术, 2002, 24(4): 20-22.



黄伟平(1982-),女,湖北安陆人,博士研究生,主要从事目标跟踪、信息融合等方向的研究, kjld\_hwp@163.com



徐毓(1957-),男,江西九江人,教授,博士生导师,主要从事信息融合、系统辨识、数据处理等方向的研究。