

## 一种用于三维空间杂波环境机动目标跟踪的数据互联方法

刘宗香 谢维信 黄敬雄  
(深圳大学信息工程学院 深圳 518060)

**摘要:** 目标跟踪过程中运动模型不准会导致预测中心不准, 而预测中心不准会导致错误关联。为解决三维空间杂波环境下机动目标跟踪过程中数据互联问题, 在数据关联时假定目标转弯率在一定范围内变化并且转弯方向是任意的, 这样, 预测中心为三维空间中一曲面。在计算测量与目标间的关联度时, 依据的是测量点距该曲面的距离。为了减少数据互联的计算量, 该文提出了与特定测量相匹配的转弯率和转弯方向的计算方法。仿真实验表明, 杂波环境下对机动目标跟踪时, 采用该文方法提高了数据正确关联率, 降低了航迹丢失率, 同时提高了状态估计的精度。

**关键词:** 目标跟踪; 机动目标; 数据互联

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2009)04-0848-05

## A Data Association Method for Maneuvering Target Tracking in Three-Dimensional Space under the Circumstance of Clutter

Liu Zong-xiang Xie Wei-xin Huang Jing-xiong  
(College of Information and Engineering, Shenzhen University, Shenzhen 518060, China)

**Abstract:** In maneuvering track tracking, the inaccuracy of the moving model leads to that of the forecasting center, which causes error data association. To solve the problem of data association for maneuvering target tracking in three-dimensional space under the circumstance of clutter, an assume that the current turn rate of a maneuvering target changes within a limited range and its turn may be in arbitrary direction is proposed for data association, thus the forecasting center of a target is a curved surface in 3-D space. The distance between a measurement and the curved surface is used to compute the degree of association between the measurement and the target. In order to reduce the computational complexity, the computing formula of the maneuvering direction and turn rate corresponding to a special measurement is presented. Simulation results show the proposed method improves the correctness of data association, reduces the percentage of lost tracks and improves the state estimating accuracy in tracking a maneuvering target under the circumstance of clutter.

**Key words:** Target tracking; Maneuvering target; Data association

### 1 引言

机动目标跟踪是目前研究的热点, 一系列有效的机动目标跟踪算法相继提出<sup>[1-11]</sup>。目前, 机动目标跟踪算法大致可分为两类, 单模型跟踪算法<sup>[4,9]</sup>和多模型跟踪算法<sup>[1-8,10,11]</sup>。从理论上讲, 要对一个未知运动的目标进行准确跟踪, 需要无穷个运动模型。三维空间中机动转弯目标就是一个未知运动的目标。由于目标机动性难以预测, 不可能预知目标在下一时刻将以哪一种转弯率沿哪一方向进行机动, 这样, 即使不考虑模型间的相互转换问题, 要真实地反映三维空间中匀速转弯目标的机动性, 每一种转弯率和每一种转弯方向都需要一种模型, 这就需要无限个运动模型。在机动目标跟踪中, 不论采用单模型或多模型, 由于运动模型的有限性, 理论上讲, 模型误差总是存在的。

杂波环境下对机动目标进行跟踪时, 模型误差会对跟踪

过程中的数据互联产生很大的影响。由于目标的预测中心是由前一时刻目标状态估计及运动模型来确定。即使目标状态估计不存在误差, 模型误差也会导致目标的预测中心偏离目标的真实位置。而在跟踪过程中, 数据互联依据测量点距目标预测中心的距离确定测量与目标间的关联度, 距离小则关联度大。在存在杂波干扰的情况下, 跟踪门内的测量可能源于目标, 也可能源于杂波。目标预测中心不准会导致源于杂波的测量与目标间的关联度大于源于目标的测量与目标间的关联度, 从而造成错误的关联结果。

为解决二维空间中机动转弯目标跟踪过程中的数据互联问题, 文献[9]提出了一种有效的解决方法。本文对文献[9]进行拓展, 提出三维空间中机动转弯目标跟踪过程中的数据互联问题的解决方法。其思想是在数据互联时假定目标的转弯率在一定范围内变化并且转弯的方向是任意的, 这相当于在数据关联时采用了无限个转弯率和转弯方向取不同值的运动模型, 这样, 在数据互联阶段目标的预测中心为空间中一曲面。本文中, 我们推导出三维空间中目标预测中心与转弯率及转弯方向间的关系式, 建立起三维空间中机动目标

跟踪过程数据互联数学模型,给出了与特定测量相对应的转弯率和转弯方向的解析计算式,通过仿真实验验证了新数据互联方法的有效性。

## 2 跟踪过程数据互联数学模型

假设在  $k$  时刻落入跟踪门内的测量有  $m(k)$  个,这些测量可能源于目标,也可能源于杂波,数据互联就是确定跟踪门内的测量在目标状态更新时的影响力。为了抑制杂波干扰,应尽量使源于目标的测量在状态更新时的影响力大,源于杂波的测量在状态更新时的影响力小。

### 2.1 预测中心

尽管在某一时间段内目标的机动性难以预测,即在  $k-1$  时刻至  $k$  时刻之间目标的转弯率  $\omega_k$  的大小难以预知,但对不同类型目标,其机动的能力(最大转弯率或最小转弯半径)是已知的。因此为了比较真实地反映目标的机动性对预测中心的影响,可以假定目标的转弯率在一定范围内变化,如取  $0 \leq \omega_k \leq \omega_{\max}$ 。为了便于理解,先考虑三维空间沿一个方向( $\theta = 0$ )作匀速转弯机动的目标。设  $k-1$  时刻目标的状态估计  $\hat{\mathbf{X}}_{k-1} = [\hat{x}_{k-1} \ \hat{y}_{k-1} \ \hat{z}_{k-1}]^T$ ,  $k-1$  时刻至  $k$  时刻之间的目标的转弯率为  $\omega_k$ , 两时刻间的时间差为  $t_k$ , 目标的预测中心为  $\hat{\mathbf{X}}_{k|k-1}$ 。建立新的坐标系  $x^a y^a z^a$  (如图1所示), 其中  $o^a$  位于  $(\hat{x}_{k-1}, \hat{y}_{k-1}, \hat{z}_{k-1})$ ,  $x^a$  轴位于目标运动方向上,  $y^a$  轴平行于  $xy$  面。

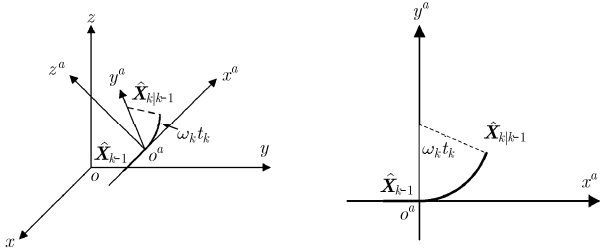


图1 目标在三维空间  $x^a o^a y^a$  平面上匀速转弯

设  $\hat{\mathbf{X}}_{k-1}^a = [\hat{x}_{k-1}^a \ \hat{y}_{k-1}^a \ \hat{z}_{k-1}^a]^T$  表示在  $x^a y^a z^a$  坐标系下  $k-1$  时刻目标的状态估计, 则有

$$\hat{\mathbf{X}}_{k-1}^a = [0 \ \sqrt{\hat{x}_{k-1}^2 + \hat{y}_{k-1}^2 + \hat{z}_{k-1}^2} \ 0 \ 0 \ 0 \ 0]^T \quad (1)$$

从  $k-1$  时刻至  $k$  时刻转动的角度为  $\omega_k t_k$ , 假设目标在  $x^a o^a y^a$  平面(转动方向角  $\theta = 0$ )内机动, 并设在  $x^a y^a z^a$  坐标系下  $k$  时刻目标的预测中心为  $\hat{\mathbf{X}}_{k|k-1}^a$ , 则

$$\hat{\mathbf{X}}_{k|k-1}^a = \mathbf{D} \hat{\mathbf{X}}_{k-1}^a$$

$$= \begin{bmatrix} 0 & \frac{\sin(\omega_k t_k)}{\omega_k} & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \cos(\omega_k t_k) & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \frac{1 - \cos(\omega_k t_k)}{\omega_k} & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \sin(\omega_k t_k) & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \hat{\mathbf{X}}_{k-1}^a = \begin{bmatrix} \frac{\sin(\omega_k t_k)}{\omega_k} \\ \cos(\omega_k t_k) \\ \frac{1 - \cos(\omega_k t_k)}{\omega_k} \\ \sin(\omega_k t_k) \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} \cdot \hat{\mathbf{x}}_{k-1}^a \quad (2)$$

式(2)仅考虑了目标沿方向角  $\theta = 0$  进行匀速转弯机动的情况,但在三维空间中目标的机动可以是任意方向,为此需对式(2)作进行扩展。为了体现目标沿其它方向机动转弯的情况,可以将式(2)的所得的结果绕目标的运动轴线( $x^a$  轴)旋转一个方向角  $\theta$  ( $0 \leq \theta \leq 2\pi$ )。设旋转角为  $\theta$ , 则有

$$\hat{\mathbf{X}}_{k|k-1}^a = \mathbf{C} \mathbf{D} \hat{\mathbf{X}}_{k-1}^a$$

$$= \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \cos \theta & 0 & -\sin \theta & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \cos \theta & 0 & -\sin \theta \\ 0 & 0 & \sin \theta & 0 & \cos \theta & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \sin \theta & 0 & \cos \theta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \frac{\sin(\omega_k t_k)}{\omega_k} \\ \cos(\omega_k t_k) \\ \frac{1 - \cos(\omega_k t_k)}{\omega_k} \\ \sin(\omega_k t_k) \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} \hat{\mathbf{x}}_{k-1}^a \quad (3)$$

由于  $0 \leq \omega_k \leq \omega_{\max}$ ,  $0 \leq \theta \leq 2\pi$ , 则目标的预测中心为三维空间中的一曲面,如图2所示。

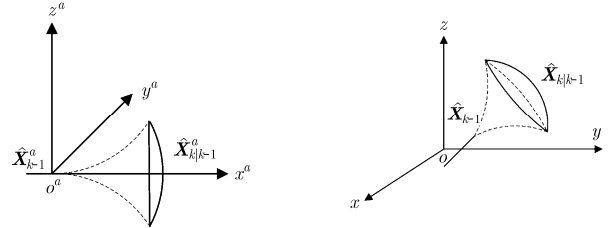


图2 三维空间机动目标的预测中心

由式(3)中的  $\hat{\mathbf{X}}_{k|k-1}^a$  通过坐标变换可以得到在  $xyz$  坐标系下  $k$  时刻目标的预测中心为

$$\hat{\mathbf{X}}_{k|k-1} = f(\hat{\mathbf{X}}_{k-1}) = [\hat{x}_{k-1} \ 0 \ \hat{y}_{k-1} \ 0 \ \hat{z}_{k-1} \ 0]^T + \Phi \hat{\mathbf{X}}_{k|k-1}^a$$

$$= \begin{bmatrix} \hat{x}_{k-1} \\ 0 \\ \hat{y}_{k-1} \\ 0 \\ \hat{z}_{k-1} \\ 0 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \cos \varepsilon \cos \beta & 0 & -\sin \beta & 0 \\ 0 & \cos \varepsilon \cos \beta & 0 & -\sin \beta \\ \cos \varepsilon \sin \beta & 0 & \cos \beta & 0 \\ 0 & \cos \varepsilon \sin \beta & 0 & \cos \beta \\ \sin \varepsilon & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \sin \varepsilon & 0 & 0 \\ -\sin \varepsilon \cos \beta & 0 \\ 0 & -\sin \varepsilon \cos \beta \\ -\sin \varepsilon \sin \beta & 0 \\ 0 & -\sin \varepsilon \sin \beta \\ \cos \varepsilon & 0 \\ 0 & \cos \varepsilon \end{bmatrix} \hat{\mathbf{X}}_{k|k-1}^a \quad (4)$$

其中

$$\beta = \arccos \left( \frac{\hat{x}_{k-1}}{\sqrt{\hat{x}_{k-1}^2 + \hat{y}_{k-1}^2}} \right)$$

$$\varepsilon = \arctan \left( \frac{\hat{z}_{k-1}}{\sqrt{\hat{x}_{k-1}^2 + \hat{y}_{k-1}^2}} \right) \quad (5)$$

## 2.2 数据的互联

在目标跟踪过程中,数据互联主要是确定跟踪门内各测量在状态更新时的权重因子(影响力)。设 $k$ 时刻有 $m(k)$ 个测量落入跟踪门内,对应的测量集为

$$\mathbf{Z}^m(k) = \{z_j(k)\}_{j=1}^{m(k)} \quad (6)$$

我们现在要做的就是确定测量集中每个测量的权重因子。设 $k-1$ 时刻目标的状态估计为

$$\left. \begin{aligned} \hat{\mathbf{X}}_{k-1} &= [\hat{x}_{k-1} \hat{y}_{k-1} \hat{z}_{k-1}]^T \\ \mathbf{P}_{k-1} &= (m_{ij})_{6 \times 6} \end{aligned} \right\} \quad (7)$$

在目标当前转弯率为 $\omega_k$  ( $0 \leq \omega_k \leq \omega_{\max}$ ),机动方向为 $\theta$  ( $0 \leq \theta < 2\pi$ )下,由式(4)可得 $k$ 时刻目标的预测中心和预测中心的协方差为

$$\left. \begin{aligned} \hat{\mathbf{X}}_{k|k-1} &= \mathbf{f}(\hat{\mathbf{X}}_{k-1}) \\ \mathbf{P}_{k|k-1} &= \mathbf{f}_X(k) \mathbf{P}_{k-1} \mathbf{f}_X^T(k) + \mathbf{Q} \end{aligned} \right\} \quad (8)$$

其中 $\mathbf{f}_X(k)$ 为 $\mathbf{f}$ 的雅可比矩阵, $\mathbf{f}_X(k) = [\nabla \mathbf{f}(\mathbf{X})]_{\mathbf{X}=\hat{\mathbf{X}}_{k|k-1}}$ , $\mathbf{Q}$ 为过程噪声协方差矩阵。假定传感器的观测为目标的距离、方位角和高低角,则预测的观测中心及其协方差分别为

$$\left. \begin{aligned} \hat{z}_{k|k-1} &= \mathbf{h}(\hat{\mathbf{X}}_{k|k-1}) = \left\{ \begin{aligned} &\sqrt{(\hat{x}_{k|k-1})^2 + (\hat{y}_{k|k-1})^2 + (\hat{z}_{k|k-1})^2} \\ &\arccos \frac{\hat{y}_{k|k-1}}{\sqrt{(\hat{x}_{k|k-1})^2 + (\hat{y}_{k|k-1})^2}} \\ &\arctan \frac{\hat{z}_{k|k-1}}{\sqrt{(\hat{x}_{k|k-1})^2 + (\hat{y}_{k|k-1})^2}} \end{aligned} \right\} \quad (9) \\ \mathbf{S}(k) &= \mathbf{h}_X \mathbf{P}_{k|k-1} \mathbf{h}_X^T + \mathbf{R} \end{aligned} \right\}$$

其中 $\mathbf{h}_X$ 为 $\mathbf{h}$ 的雅可比矩阵, $\mathbf{h}_X = [\nabla \mathbf{h}(\mathbf{X})]_{\mathbf{X}=\hat{\mathbf{X}}_{k|k-1}}$ , $\mathbf{R}$ 为测量误差协方差矩阵。设与测量集 $\mathbf{Z}^m(k)$ 中第 $j$ 个测量 $z_j(k)$ 相匹配的转弯率和转弯的方向分别为 $\omega_k^j$ 和 $\theta^j$ ,则测量 $z_j(k)$ 距预测中心的距离为

$$\begin{aligned} d_j &= \min_{\substack{0 \leq \theta < 2\pi \\ 0 \leq \omega \leq \omega_{\max}}} \left\{ [\mathbf{z}_j(k) - \hat{\mathbf{z}}_{k|k-1}]^T \mathbf{S}^{-1}(k) [\mathbf{z}_j(k) - \hat{\mathbf{z}}_{k|k-1}] \right\}^{\frac{1}{2}} \\ &= \left\{ [\mathbf{z}_j(k) - \hat{\mathbf{z}}_{k|k-1}]^T \mathbf{S}^{-1}(k) [\mathbf{z}_j(k) - \hat{\mathbf{z}}_{k|k-1}] \right\}^{\frac{1}{2}} \Big|_{(\omega, \theta) = (\omega_k^j, \theta^j)} \quad (10) \end{aligned}$$

其中 $\mathbf{S}(k)$ 为测量误差协方差矩阵。以测量 $z_j(k)$ 距预测中心的距离 $d_j$ 为准定义测量 $z_j(k)$ 与目标之间的关联度为

$$\begin{aligned} e_j(k) &= \frac{1}{\sqrt{(2\pi)^3 \det(\mathbf{S}(k))}} \exp \left\{ -\frac{d_j^2}{2} \right\} = \frac{1}{\sqrt{(2\pi)^3 \det(\mathbf{S}(k))}} \\ &\cdot \exp \left\{ -\frac{1}{2} \left\{ [\mathbf{z}_j(k) - \hat{\mathbf{z}}_{k|k-1}]^T \mathbf{S}^{-1}(k) [\mathbf{z}_j(k) - \hat{\mathbf{z}}_{k|k-1}] \right\} \right\} \Big|_{(\omega, \theta) = (\omega_k^j, \theta^j)} \quad (11) \end{aligned}$$

其中 $\det(\mathbf{S}(k))$ 为矩阵 $\mathbf{S}(k)$ 的行列式。状态更新时,测量

$z_j(k)$ 的权重因子按下式计算

$$\beta_j = \frac{e_j(k)}{\sum_{j=1}^{m(k)} e_j(k)}, \quad j = 1, \dots, m(k) \quad (12)$$

## 3 转弯率 $\omega$ 和转弯方向 $\theta$ 的解析式

求解式(10)实际上是在 $0 \leq \omega_k \leq \omega_{\max}$ 和 $0 \leq \theta < 2\pi$ 中找到与该测量相匹配的 $(\omega_k^j, \theta^j)$ ,使得当转弯率和机动方向分别为该值时,测量 $j$ 到预测中心(曲面)的距离 $d_j$ 达到最小。式(10)求解问题可转化为式(13)的求解问题。

$$(\omega_k^j, \theta^j) = \arg \min_{\substack{0 \leq \theta < 2\pi \\ 0 \leq \omega \leq \omega_{\max}}} \left\{ [\mathbf{z}_j(k) - \hat{\mathbf{z}}_{k|k-1}]^T \mathbf{S}^{-1}(k) [\mathbf{z}_j(k) - \hat{\mathbf{z}}_{k|k-1}] \right\}^{\frac{1}{2}} \quad (13)$$

式(13)可用Levenberg-Marquart算法迭代求解,这需要较多的计算。为减少计算,这里给出 $(\omega_k^j, \theta^j)$ 的解析计算式。对于测量 $j$ 而言,设其与坐标原点 $o^a$ 点的连线在 $y^a o^a z^a$ 面上的投影为 $o^a M_j^a$ ,则 $o^a M_j^a$ 与 $y^a$ 轴之间的夹角即为与测量 $j$ 相匹配的 $\theta^j$ ,如图3。

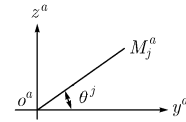


图3 匹配测量 $j$ 的机动方向角 $\theta^j$

设测量 $j$ 为 $(r_j, \beta_j, \varepsilon_j)^T$ ,令

$$\left. \begin{aligned} x_j &= r_j \cos \varepsilon_j \cos \beta_j \\ y_j &= r_j \cos \varepsilon_j \sin \beta_j \\ z_j &= r_j \sin \varepsilon_j \end{aligned} \right\} \quad (14)$$

则在 $x^a y^a z^a$ 坐标系下,测量 $j$ 的坐标位置为

$$\begin{bmatrix} x_j^a \\ y_j^a \\ z_j^a \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \varepsilon \cos \beta & \cos \varepsilon \sin \beta & \sin \varepsilon \\ -\sin \beta & \cos \beta & 0 \\ -\sin \varepsilon \cos \beta & -\sin \varepsilon \sin \beta & \cos \varepsilon \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} x_j \\ y_j \\ z_j \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} \hat{x}_{k-1} \\ \hat{y}_{k-1} \\ \hat{z}_{k-1} \end{bmatrix} \quad (15)$$

其中 $\beta, \varepsilon$ 的定义见式(5)。匹配于测量 $j$ 的方向角 $\theta^j$ 为

$$\theta^j = \begin{cases} \arccos \frac{y_j^a}{\sqrt{(y_j^a)^2 + (z_j^a)^2}}, & z_j^a \geq 0 \\ 2\pi - \arccos \frac{y_j^a}{\sqrt{(y_j^a)^2 + (z_j^a)^2}}, & z_j^a < 0 \end{cases} \quad (16)$$

假定与测量 $j$ 匹配的转弯率为 $\omega_k^j$ ,则由式(2)可得到目标预测中心的位置坐标为

$$\begin{bmatrix} \hat{x}_{k|k-1}^a \\ \hat{y}_{k|k-1}^a \\ \hat{z}_{k|k-1}^a \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \hat{x}_{k-1}^a \sin(\omega_k^j t_k) & \hat{x}_{k-1}^a [1 - \cos(\omega_k^j t_k)] \\ \omega_k^j & \omega_k^j \\ 0 & 0 \end{bmatrix}^T \quad (17)$$

预测中心与坐标原点 $o^a$ 点的连线和 $x^a$ 轴之间的夹角为

$$\phi_1^j = \arctan \frac{\hat{y}_{k|k-1}^a}{\hat{x}_{k|k-1}^a} = \arctan \frac{1 - \cos(\omega_k^j t_k)}{\sin(\omega_k^j t_k)} \quad (18)$$

由式(15)可得,测量 $j$ 与坐标原点 $o^a$ 点的连线和 $x^a$ 轴之间的夹角为

$$\phi_2^j = \arctan \frac{\sqrt{(y_j^a)^2 + (z_j^a)^2}}{x_j^a} \quad (19)$$

目标偏离 $x^a$ 轴是由于目标机动造成的,当测量点 $j$ 位于预测中心曲面上时,  $\phi_1^j = \phi_2^j$ , 因此有

$$\frac{1 - \cos(\omega_k^j t_k)}{\sin(\omega_k^j t_k)} = \tan \phi_2^j \quad (20)$$

令 $\varphi = \omega_k^j t_k$ ,  $c = \tan \phi_2^j$ , 则式(20)可化简为

$$(1 + c^2) \cos^2 \varphi - 2 \cos \varphi + 1 - c^2 = 0 \quad (21)$$

解式(21), 得

$$\cos \varphi = \frac{1 - c^2}{1 + c^2} \quad (22)$$

当测量 $j$ 位于预测中心曲面上时, 与测量 $j$ 匹配的转弯率 $\omega_k^j$ 为

$$\begin{aligned} \omega_k^j &= \frac{1}{t_k} \arccos \frac{1 - c^2}{1 + c^2} = \frac{1}{t_k} \arccos \frac{1 - \tan^2 \phi_2^j}{1 + \tan^2 \phi_2^j} \\ &= \frac{1}{t_k} \arccos \frac{(x_j^a)^2 - (y_j^a)^2 - (z_j^a)^2}{(x_j^a)^2 + (y_j^a)^2 + (z_j^a)^2} \end{aligned} \quad (23)$$

当测量 $j$ 不在预测中心曲面上时, 与测量 $j$ 匹配的转弯率 $\omega_k^j$ 可由式(23)近似给出。

#### 4 仿真实验

仿真实验采用的目标运动轨迹如图4。目标初始位置位于(1km,12km,2km), 初始速度为(220m/s, 0m/s 10m/s)。在前25个采样周期内目标作匀速直线运动; 从第26个采样周期起目标以 $\omega = 4.8^\circ/\text{s}$ ,  $\theta = 180^\circ$ 进行转弯机动, 转弯持续35个采样周期; 在随后的30个采样周期内目标以 $\omega = 5.6^\circ/\text{s}$ ,  $\theta = 0^\circ$ 进行转弯机动; 从第91个采样周期开始目标作匀速直线运动, 匀速直线运动持续20个采样周期。传感器为一部3D雷达, 位于(0,0,0)点, 采样时间间隔为 $t_k = 1\text{s}$ , 雷达的测距精度为20m, 测角精度为0.002rad。杂波在观测空间中均匀分布, 杂波密度为 $C$ 。为了便于比较, 假定跟踪门内杂波数为1, 跟踪门内总有一个源于目标的测量和一个源于杂波的测量。实验中取 $\omega_{\max} = 10^\circ/\text{s}$ 。

仿真实验中采用的跟踪滤波器为单模型PDAF滤波器。模型的状态转移矩阵 $F$ 为

$$F = \begin{bmatrix} \Psi & 0 & 0 \\ 0 & \Psi & 0 \\ 0 & 0 & \Psi \end{bmatrix}, \quad \Psi = \begin{bmatrix} 1 & t_k \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$$

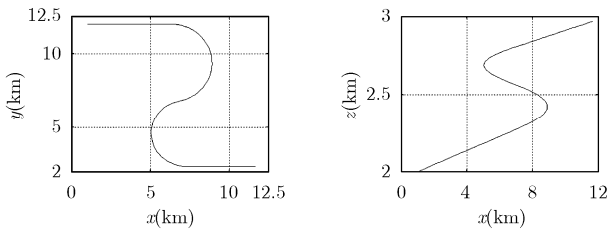


图4 目标运动轨迹

过程噪声方差矩阵为对角矩阵, 其对角元素分别为 $[400 (\text{m/s}^2)^2, 400 (\text{m/s}^2)^2, 400 (\text{m/s}^2)^2]$ 。跟踪方法分为两种: 一种为PDAF跟踪方法, 直接采用PDAF进行数据关联与跟踪; 另一种为本文跟踪方法, 跟踪仍采用了PDAF滤波器, 不过跟踪过程中的数据互联采用本文所提出的方法, 即用本文的方法计算跟踪门内测量的权重因子。

$C = 12.347 \text{m}^{-1} \text{rad}^{-2}$ 时, 一次仿真的实验结果如图5-图7所示。从图可看出, 与PDAF相比, 本文的关联算法使目标测量的权重因子增大, 杂波的权重因子减小, 目标位置估计的精度得以提高。不同杂波密度下的100次实验结果如表1所示。由表1可看出, 与PDAF法相比, 在杂波密度相同的情况下, 采用本文算法减少了航迹丢失率。取 $C = 2.667 \text{m}^{-1} \text{rad}^{-2}$ , 10次Monte Carlo实验得到的RMS位置误差如图8所示。由图8可知, 与PDAF相比, 采用本文方法提高了目标位置估计的精度, 最大RMS位置误差减少了约35%。

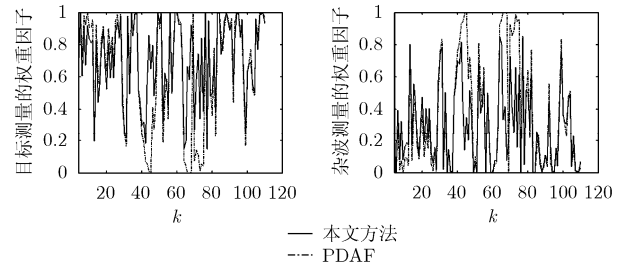


图5 目标测量的权重因子

图6 杂波测量的权重因子

表1 两种算法航迹丢失率比较

杂波密度 $C (\text{m}^{-1} \text{rad}^{-2})$	本文算法(%)	PDAF(%)
12.347	48	81
5.208	18	28
2.667	0	8

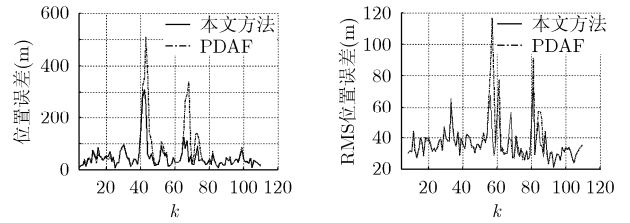


图7 位置误差

图8 RMS位置误差

#### 5 结束语

对于作转弯机动的目标, 运动模型的误差会导致预测中心偏离实际的目标位置, 这样采用错误的预测中心进行数据互联必将造成错误的关联结果, 最终会导致航迹丢失。为了避免或减少运动模型对机动目标跟踪过程中数据关联的影

响, 本文假定数据关联时目标转弯率在一定范围内取值, 并且转弯的方向是任意的, 这样, 用于数据关联的目标预测中心是一曲面。文中推导出三维空间中的目标预测中心的计算式, 建立起跟踪过程中数据互联模型, 并给出了与特定测量相匹配的转弯率和转弯方向解析计算式。仿真实验表明, 与 PDAF 相比, 采用本文的数据互联算法能降低目标跟踪过程中航迹的丢失率, 同时提高了状态估计的精度。

### 参 考 文 献

- [1] Wang XueZhi and Musicki D. Low elevation sea-surface target tracking using IPDA type filters [J]. *IEEE Trans. on AES*, 2007, 43(2): 759-774.
- [2] Puranik S and Tugnait J K. Tracking of multiple maneuvering targets using multiscan JPDA and IMM filtering [J]. *IEEE Trans. on AES*, 2007, 43(1): 23-35.
- [3] Jilkov V P, Angelova D S, and Semerdjiev T A. Design and comparison of mode-set adaptive IMM algorithms[J]. *IEEE Trans. on AES*, 1999, 35(1): 343-350.
- [4] 何友, 王国宏等. 多传感器信息融合及应用[M]. 北京: 电子工业出版社, 2000, 第 10 章.
- [5] Kirubarajan T, Bar-Shalom Y, and Lerro D. Bearings-only tracking of maneuvering targets using a batch-recursive estimator [J]. *IEEE Trans. on AES*, 2001, 37(3): 770-780.
- [6] Wang H, Kirubarajan T, and Bar-Shalom Y. Precision large scale air traffic surveillance using IMM/assignment estimators [J]. *IEEE Trans. on AES*, 1999, 35(1): 255-266.
- [7] Savage C R and Morran B. Waveform selection of maneuvering targets within an IMM framework [J]. *IEEE Trans. on AES*, 2007, 43(3): 1205-1214.
- [8] Sinha A, Kirubarajan T, and Bar-Shalom Y. Application of the Kalman-Levy filter for tracking maneuvering targets[J]. *IEEE Trans. on AES*, 2007, 43(3): 1099-1107.
- [9] 刘宗香, 黄敬雄, 谢维信. 机动目标跟踪中数据互联新方法[J]. 电子与信息学报, 2007, 29(10): 2292-2295.
- [10] Blom H A P and Bloem E A. Bayesian tracking of two possibly unresolved maneuvering targets [J]. *IEEE Trans. on AES*, 2007, 43(2): 612-627.
- [11] 刘源, 谢维信, 许录平. 多传感器模糊-概率交互作用的数据互联算法[J]. 电子学报, 1999, 27(12): 30-34.

刘宗香: 男, 1965 年生, 副研究员, 博士, 研究方向为数据融合、智能信号处理、模糊信号处理.

谢维信: 男, 1941 年生, 教授, 博士生导师, 研究方向为图像处理、智能信号处理、模糊信号处理.

黄敬雄: 男, 1963 年生, 教授, 博士后, 研究方向为信号处理.