

## 机动目标跟踪中数据互联新方法

刘宗香 黄敬雄 谢维信 杨 烜  
(深圳大学信息工程学院 ATR 实验室 深圳 518060)

**摘要:** 为解决机动目标跟踪过程中的数据互联问题, 该文提出了一种数据互联新方法。与概率数据互联滤波器不同, 在进行数据互联时, 该方法假定目标当前转弯率在某一范围内取值, 这样其预测中心不再是一个点, 而是一线段。在计算测量的权重系数时, 采用的是测量距该线段的距离。仿真实验表明, 杂波环境下对机动目标跟踪时, 该方法降低了航迹丢失率, 提高了状态估计的精度。

**关键词:** 目标跟踪; 数据互联; 概率数据互联滤波器

**中图分类号:** TP391

**文献标识码:** A

**文章编号:** 1009-5896(2007)10-2292-04

## A Novel Data Association Method for Maneuvering Target Tracking

Liu Zong-xiang Huang Jing-xiong Xie Wei-xin Yang Xuan  
(ATR laboratory, College of Info. and Eng., Shenzhen University, Shenzhen 518060, China)

**Abstract:** To solve the problem of data association in maneuvering target tracking, a new method of data association is proposed. Being different from the Probabilistic Data Association Filter (PDAF), the proposed method assumes that the current turn rate of a maneuvering target changes within a limited range in data association. Therefore, the forecasting center is not a point but a short line. The distance between a measurement and the short line is utilized to compute the weight factor of the measurement. Simulation results show that the proposed method 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; Data association; Probabilistic Data Association Filter(PDAF)

### 1 引言

目标跟踪通常分两个阶段: 数据互联期和跟踪期。数据互联期用于将测量分给不同的航迹, 而跟踪期利用与航迹相关联的测量对滤波器进行更新, 估计出目标的状态。杂波环境下目标跟踪常用的数据互联滤波器为概率数据互联滤波器(Probabilistic Data Association Filter, PDAF)<sup>[1-4]</sup>, 该滤波器将数据互联期和跟踪期融为一体。对于作转弯机动目标而言, PDAF 利用  $k-1$  时刻以前(包含  $k-1$  时刻)与航迹相关联的测量估计  $k-1$  时刻目标的状态  $\hat{\mathbf{X}}(k-1) = [\hat{x}(k-1) \hat{y}(k-1) \hat{y}'(k-1)]^T$  和  $k-1$  时刻目标的转弯率  $\hat{\omega}_{k-1}$ 。然后利用  $k-1$  时刻目标的状态  $\hat{\mathbf{X}}(k-1)$  和目标转弯率  $\hat{\omega}_{k-1}$  来预测  $k$  时刻目标的状态  $\hat{\mathbf{X}}(k|k-1)$ , 并将  $\hat{\mathbf{X}}(k|k-1)$  作为预测中心<sup>[5-6]</sup>。通过  $k$  时刻测量距预测中心的距离求解测量属于该目标的概率密度, 并由概率密度决定在状态更新时该测量的影响力。概率密度越大, 测量的影响力越大, 在状态更新时所占的权重系数越大; 反之, 测量的影响力越小, 其在状态更新时所占的权重系数越小。预测中

心的准确与否对关联结果起到举足轻重的作用。当  $k$  时刻目标的转弯率  $\omega_k$  与  $k-1$  时刻目标转弯率的预测值  $\hat{\omega}_{k-1}$  一致时, 预测中心较为准确。对于作转弯机动的目标而言, 其机动性难以预测, 在  $k-1$  时刻之前可能以某一转弯率进行机动, 但在  $k-1$  时刻至  $k$  时刻之间可能以另一转弯率进行机动, 这样必然会导致预测中心偏离真实的目标位置, 从而导致错误的关联结果。最终的结果要么是跟踪滤波器发散, 航迹丢失; 要么产生虚假航迹。

图 1 显示了由于预测中心偏离实际值造成的结果。图中  $m^t$  表示  $k$  时刻源于目标的测量, 而  $m^c$  表示  $k$  时刻源于杂波的测量。  $m^t$  位于  $k$  时刻目标实际位置附近, 而  $m^c$  位于预测中心附近。这样运用 PDAF 进行数据关联时,  $m^c$  由于距预测中心较近, 其属于预测中心的概率密度较大, 在状态更新时所占的权重系数较大;  $m^t$  由于距预测中心较远, 其属于预测中心的概率密度较小, 在状态更新时所占的权重系数较小。结果产生错误的航迹。

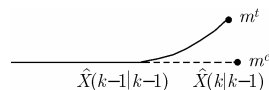


图 1 预测中心偏离造成的结果

2006-01-04 收到, 2006-08-29 改回

深圳大学科研启动基金(200640)和深圳市科技局项目(200335)资助课题

对于作转弯机动的目标, 由于目标当前的转弯率无法预测, 可能会造成错误的关联结果。如何在目标当前转弯率未知的情况下实现测量与航迹的正确关联正是本文研究的重点。

## 2 数据互联新方法

既然目标在  $k-1$  时刻至  $k$  时刻之间的转弯率  $\omega_k$  是未知的, 但可以认为其是在一定范围(视目标的情况而定)内变化的, 如转弯率  $\omega_k$  可取为  $-\omega_{\max} \leq \omega_k \leq \omega_{\max}$ 。这样就可以用  $\omega_k$  和  $k-1$  时刻目标的状态估计  $\widehat{\mathbf{X}}(k-1) = [\hat{x}(k-1) \hat{y}(k-1) \hat{y}(k-1)]^T$  来预测  $k$  时刻目标的状态  $\widehat{\mathbf{X}}(k|k-1)$ 。由于转弯率  $\omega_k$  是在一定范围内变化的, 这样预测中心并不像 PDAF 那样是一个点, 而是一线段(如图 2)。

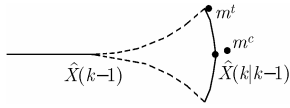


图 2 数据互联新方法的工作机理

图 2 中  $m^t$  表示  $k$  时刻源于目标的测量, 而  $m^c$  表示  $k$  时刻源于杂波的测量。如果按测量距预测中心之间的距离来计算状态更新时测量的影响力。  $m^c$  由于距预测中心较远, 在状态更新时所占的权重系数较小; 反之,  $m^t$  由于距预测中心较近, 在状态更新时所占的权重系数较大。从而实现测量与航迹的正确关联。

设  $k-1$  时刻目标的状态估计值和协方差矩阵分别为  $\widehat{\mathbf{X}}(k-1) = [\hat{x}(k-1) \hat{y}(k-1) \hat{y}(k-1)]^T$  和  $\mathbf{P}(k-1)$ , 通过补零, 将  $\widehat{\mathbf{X}}(k-1)$  扩展成  $\widehat{\mathbf{X}}^1(k-1) = [\hat{x}(k-1) \hat{x}(k-1) \hat{y}(k-1) \hat{y}(k-1)]^T$ ,  $\mathbf{P}(k-1)$  扩展成

$$\mathbf{P}^1(k-1) = \begin{bmatrix} \mathbf{P}(k-1) & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} \end{bmatrix} \quad (1)$$

目标运动方程为

$$\mathbf{X}(k) = \mathbf{F}\mathbf{X}(k-1) + \mathbf{G}\mathbf{V}(k-1) \quad (2)$$

式(2)中  $\mathbf{G}$  为噪声增益矩阵,  $\mathbf{F}$  为状态转移矩阵, 可表示为<sup>[5-6]</sup>

$$\mathbf{F} = \begin{bmatrix} 1 & [\sin(\omega_k \delta t_k)]/\omega_k & 0 & [\cos(\omega_k \delta t_k) - 1]/\omega_k & 0 \\ 0 & \cos(\omega_k \delta t_k) & 0 & -\sin(\omega_k \delta t_k) & 0 \\ 0 & [1 - \cos(\omega_k \delta t_k)]/\omega_k & 1 & \sin(\omega_k \delta t_k)/\omega_k & 0 \\ 0 & \sin(\omega_k \delta t_k) & 0 & \cos(\omega_k \delta t_k) & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (3)$$

其中  $\delta t_k = t_k - t_{k-1}$ ,  $-\omega_{\max} \leq \omega_k \leq \omega_{\max}$ 。  $k$  时刻目标状态的预测值和预测值的协方差分别为

$$\begin{cases} \widehat{\mathbf{X}}(k|k-1) = \mathbf{F}\widehat{\mathbf{X}}^1(k-1) \\ \mathbf{P}(k|k-1) = \mathbf{F}\mathbf{P}^1(k-1)\mathbf{F}^T + \mathbf{Q} \end{cases}, \quad -\omega_{\max} \leq \omega_k \leq \omega_{\max} \quad (4)$$

其中  $\mathbf{Q}$  为过程噪声协方差矩阵,  $\mathbf{F}_X$  为  $\mathbf{F}\mathbf{X}$  的雅可比矩阵, 可表示为

$$\mathbf{F}_X = \frac{\partial(\mathbf{F}\mathbf{X})}{\partial \mathbf{X}} = \begin{bmatrix} 1 & [\sin(\omega_k \delta t_k)]/\omega_k & 0 & [\cos(\omega_k \delta t_k) - 1]/\omega_k & m_1 \\ 0 & \cos(\omega_k \delta t_k) & 0 & -\sin(\omega_k \delta t_k) & m_2 \\ 0 & [1 - \cos(\omega_k \delta t_k)]/\omega_k & 1 & [\sin(\omega_k \delta t_k)]/\omega_k & m_3 \\ 0 & \sin(\omega_k \delta t_k) & 0 & \cos(\omega_k \delta t_k) & m_4 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (5)$$

式(5)中

$$\begin{aligned} m_1 &= \hat{x}(k-1) \left[ -\frac{\sin(\omega_k \delta t_k)}{\omega_k^2} + \frac{\delta t_k \cos(\omega_k \delta t_k)}{\omega_k} \right] + \hat{y}(k-1) \\ &\quad \left[ \frac{1 - \cos(\omega_k \delta t_k)}{\omega_k^2} - \frac{\delta t_k \sin(\omega_k \delta t_k)}{\omega_k} \right] \\ m_2 &= -\hat{x}(k-1) \delta t_k \sin(\omega_k \delta t_k) - \hat{y}(k-1) \delta t_k \cos(\omega_k \delta t_k) \\ m_3 &= -\hat{x}(k-1) \left[ \frac{1 - \cos(\omega_k \delta t_k)}{\omega_k^2} - \frac{\delta t_k \sin(\omega_k \delta t_k)}{\omega_k} \right] \\ &\quad + \hat{y}(k-1) \left[ -\frac{\sin(\omega_k \delta t_k)}{\omega_k^2} + \frac{\delta t_k \cos(\omega_k \delta t_k)}{\omega_k} \right] \\ m_4 &= \hat{x}(k-1) \delta t_k \cos(\omega_k \delta t_k) - \hat{y}(k-1) \delta t_k \sin(\omega_k \delta t_k) \end{aligned}$$

由观测方程

$$\mathbf{z}(k) = \mathbf{h}[\mathbf{X}(k)] + \mathbf{w}(k) \quad (6)$$

可得到预测的观测中心及观测中心的协方差矩阵分别为

$$\begin{cases} \hat{\mathbf{z}}(k|k-1) = \mathbf{h}[\widehat{\mathbf{X}}(k|k-1)] \\ \mathbf{S}(k) = \mathbf{h}_X(k)\mathbf{P}(k|k-1)[\mathbf{h}_X(k)]^T + \mathbf{R}, \\ -\omega_{\max} \leq \omega_k \leq \omega_{\max} \end{cases} \quad (7)$$

其中  $\mathbf{R}$  为测量误差协方差矩阵,  $\mathbf{h}_X(k)$  为  $\mathbf{h}$  的雅可比矩阵,  $\mathbf{h}_X(k) = [\nabla \mathbf{h}(\mathbf{X})]_{\mathbf{X}=\widehat{\mathbf{X}}(k|k-1)}$ 。以观测中心(注意: 由于  $\omega_k$  在一范围内取值, 观测中心为一线段)为中心建立确认区(跟踪门), 对测量加以确认, 找出那些落入到跟踪门内的测量

$$\min_{-\omega_{\max} \leq \omega \leq \omega_{\max}} \left\{ [\mathbf{z}(k) - \hat{\mathbf{z}}(k|k-1)]^T \begin{bmatrix} |S_{11}(k)| & 0 \\ 0 & |S_{22}(k)| \end{bmatrix}^{-1} \cdot [\mathbf{z}(k) - \hat{\mathbf{z}}(k|k-1)] \right\} \leq g^2 \quad (8)$$

其中  $g^2$  为跟踪门的门限值,  $S_{11}(k)$  和  $S_{22}(k)$  表示矩阵  $\mathbf{S}(k)$  的对角元素, 这里假定一个测量包含两个量测。在主动式雷达中, 两个量测分别为目标距离和方位角; 在被动式传感器中, 两个量测分别为目标的方位角和高低角。设  $k$  时刻有  $m(k)$  个测量满足上式, 对应的测量集为

$$\mathbf{Z}^m(k) = \{\mathbf{z}_j(k)\}_{j=1}^{m(k)} \quad (9)$$

测量  $j$  距预测中心的距离为

$$d_j = \min_{-\omega_{\max} \leq \omega \leq \omega_{\max}} \left\{ \left[ \mathbf{z}_j(k) - \hat{\mathbf{z}}(k|k-1) \right]^T \begin{bmatrix} |S_{11}(k)| & 0 \\ 0 & |S_{22}(k)| \end{bmatrix}^{-1} \cdot \left[ \mathbf{z}_j(k) - \hat{\mathbf{z}}(k|k-1) \right] \right\}^{\frac{1}{2}} \quad (10)$$

与测量  $j$  匹配的转弯率为

$$\omega_j = \arg \min_{-\omega_{\max} \leq \omega \leq \omega_{\max}} \left\{ \left[ \mathbf{z}_j(k) - \hat{\mathbf{z}}(k|k-1) \right]^T \begin{bmatrix} |S_{11}(k)| & 0 \\ 0 & |S_{22}(k)| \end{bmatrix}^{-1} \cdot \left[ \mathbf{z}_j(k) - \hat{\mathbf{z}}(k|k-1) \right] \right\}^{\frac{1}{2}} \quad (11)$$

以测量  $j$  距预测中心的距离定义测量  $j$  与目标之间的关联度。

$$\begin{aligned} f_j(k) &= \exp \left( -\frac{d_j^2}{2} \right) \\ &= \exp \left\{ -\frac{1}{2} \min_{-\omega_{\max} \leq \omega \leq \omega_{\max}} \left[ \mathbf{z}_{sj}(k) - \hat{\mathbf{z}}_s(k|k-1) \right]^T \begin{bmatrix} |S_{11}(k)| & 0 \\ 0 & |S_{22}(k)| \end{bmatrix}^{-1} \cdot \left[ \mathbf{z}_{sj}(k) - \hat{\mathbf{z}}_s(k|k-1) \right] \right\} \end{aligned} \quad (12)$$

则状态更新时, 测量  $j$  的权重因子可按下式计算

$$\beta_j = \frac{f_j(k)}{\sum_{j=1}^{m(k)} f_j(k)}, \quad j = 1, \dots, m(k) \quad (13)$$

更新后的目标状态和其协方差矩阵分别为<sup>[5]</sup>

$$\hat{\mathbf{X}}(k|k) = \hat{\mathbf{X}}(k|k-1) + \mathbf{W}(k)\mathbf{v}(k) \quad (14)$$

$$\begin{aligned} \mathbf{P}(k|k) &= \mathbf{P}(k|k-1) - \mathbf{W}(k)\mathbf{S}(k)\mathbf{W}(k)^T \\ &+ \mathbf{W}(k) \left[ \sum_{j=1}^{m(k)} \beta_j \mathbf{v}_j(k)\mathbf{v}_j(k)^T - \mathbf{v}(k)\mathbf{v}(k)^T \right] \mathbf{W}(k)^T \end{aligned} \quad (15)$$

其中

$$\left. \begin{aligned} \mathbf{v}_j(k) &= \mathbf{z}_j(k) - \hat{\mathbf{z}}(k|k-1) \\ \mathbf{v}(k) &= \sum_{j=1}^{m(k)} \beta_j \mathbf{v}_j(k) = \sum_{j=1}^{m(k)} \beta_j \left[ \mathbf{z}_j(k) - \hat{\mathbf{z}}(k|k-1) \right] \\ \mathbf{W}(k) &= \mathbf{P}(k|k-1) [\mathbf{h}_X(k)]^T \mathbf{S}^{-1}(k) \end{aligned} \right\} \quad (16)$$

值得注意的是, 本文方法将数据互联和目标跟踪分离开来。在数据互联阶段, 即在求解测量  $j$  的权重因子时, 模型转弯率的取值范围为  $-\omega_{\max} \leq \omega_k \leq \omega_{\max}$ ; 而在目标跟踪阶段, 即在状态更新时, 模型转弯率用的仍是  $k-1$  时刻目标转弯率的预测值  $\hat{\omega}_{k-1}$ 。这样做的目的主要是为了提高数据互联阶段数据的正确关联率。

### 3 仿真实验

仿真实验考虑一部雷达跟踪一批目标的情况, 在跟踪过程中采用单一坐标轴转向模型, 模型状态转移矩阵为式(3)。

目标的转弯率为一待估的变量, 将其作为状态矢量中的一变量, 目标的状态矢量为  $[x \ x \ y \ y \ \dot{\omega}]$ 。目标的运动包括非机动飞行期和匀速转弯机动期。目标初始位置位于  $(5\text{km}, 5\text{km})$ , 初始速度为  $(150\text{m/s}, 259.8\text{m/s})$ 。在前 30 个采样周期内目标作匀速直线运动; 在第 30 个采样周期后目标以  $0.6^\circ/\text{s}$  的转弯率转弯, 转弯持续 20 个采样周期; 在随后的 20 个采样周期内目标作匀速直线运动; 在第 70 个采样周期后目标以  $0.48^\circ/\text{s}$  的转弯率转弯, 转弯持续 25 个采样周期; 在随后的 5 个采样周期内目标作匀速直线运动。目标的运动轨迹如图 3。雷达位于  $(0,0)$  点, 其测量包括目标的距离和方位角, 雷达采样间隔取为  $\delta t_k = 10\text{s}$ 。过程噪声方差矩阵和测量噪声方差矩阵均为对角矩阵, 其对角元素分别为  $[10^{-2} (\text{m/s}^2)^2, 10^{-2} (\text{m/s}^2)^2, 2.5 \times 10^{-9} (\text{rad/s}^2)^2]$  和  $[400\text{m}^2, 2.5 \times 10^{-5} \text{rad}^2]$ , 取  $g = 6, \omega_{\max} = 0.06 \text{rad/s}$ 。杂波密度用  $C$  表示。

100 次实验结果如表 1 所示。当  $C = 0.025 \text{m}^{-1}\text{rad}^{-1}$  时, 本文算法的航迹丢失率为 13%, 而 PDAF 的航迹丢失率为 88%; 当  $C = 0.00625 \text{m}^{-1}\text{rad}^{-1}$  时, 本文算法的航迹丢失率为 2%, 而 PDAF 的航迹丢失率为 8%。以上表明采用本文算法减少了航迹丢失率。当  $C = 0.00625 \text{m}^{-1}\text{rad}^{-1}$  时, 20 次 Monte Carlo 实验得到的 RMS 位置误差如图 4 所示。图中虚线为 PDAF 算法的跟踪结果, 实线为本文方法的跟踪结果。与 PDAF 相比, 本文方法提高了目标位置估计的精度, 最大 RMS 位置误差较 PDAF 算法减少了约 40%。

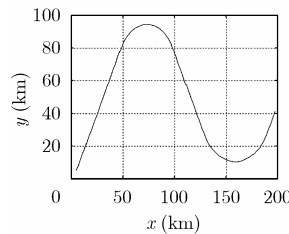


图 3 目标运动轨迹

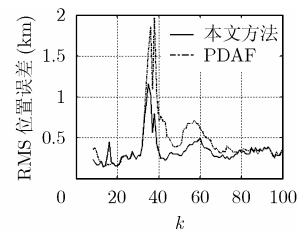


图 4 RMS 位置误差

表 1 两种算法航迹丢失率比较(%)

杂波密度 $C$ ( $\text{m}^{-1}\text{rad}^{-1}$ )	本文算法	PDAF
0.025	13	88
0.00625	2	8

### 4 结束语

对于作转弯机动的目标, PDAF 用以往的测量估计目标的转弯率, 当估计出的转弯率与目标当前的转弯率不一致时, 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。本文提出的互联算法并不是用估计出的转弯率来预测下一时刻目标的位置, 而是假定目标当前的转弯率取

值于某一范围, 预测中心并不像 PDAF 是一个点而是一线段。在数据互联时, 依据测量距该线段的距离确定测量与目标之间的关联度, 并依据关联度的大小计算在状态更新时测量的权重因子。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, 同时提高状态估计的精度。

### 参 考 文 献

- [1] Bar-Shalom Y and Tse E. Tracking in a cluttered environment with probabilistic data association[J]. *Automatica*, 1975, 11(9): 451-460.
  - [2] Colegrove S B and Davey S J. PADF with multiple clutter regions and target models[J]. *IEEE Trans. on AES*, 2003, 39(1): 110-124.
  - [3] Bar-Shalom Y. Tracking a maneuvering using input estimation versus the interacting multiple model algorithm[J]. *IEEE Trans. on AES*, 1989, 25(2): 296-300.
  - [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 年 11 月, 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.
- 刘宗香: 男, 1965 年生, 博士, 主要研究方向为数据融合、智能信号处理、模糊信号处理.
- 黄敬雄: 男, 1963 年生, 教授, 博士后, 主要研究方向为信号处理.
- 谢维信: 男, 1941 年生, 教授, 博导, 主要研究方向为图像处理、模式识别、智能信号处理、模糊信号处理.
- 杨 焯: 女, 1969 年生, 教授, 博士后, 主要研究方向为医学图像处理、模式识别、数据融合.