

# 反向预测加权邻域数据关联算法

于雪莲<sup>1</sup>, 李中志<sup>2</sup>, 汪学刚<sup>1</sup>

(1. 电子科技大学电子工程学院 成都 610054; 2. 成都信息工程学院网络工程系 成都 610225)

**【摘要】**标准最近邻域数据关联算法在杂波环境下可能出现误跟踪和丢失目标的现象。综合考虑相关波门内所有候选回波, 提出了反向预测加权邻域数据关联算法。通过计算候选回波反向预测新息范数, 归一化后作为各候选回波的加权系数, 然后将候选回波加权和作为等效回波, 并对目标的状态进行更新。该算法有效降低了最近邻域算法中误关联对跟踪效果的影响。仿真结果表明, 该算法在保持较少计算量的同时, 可有效避免误跟踪和丢失目标。

**关键词** 数据关联; 最近邻域数据关联; 反向预测; 目标跟踪

中图分类号 TN713

文献标识码 A

doi:10.3969/j.issn.1001-0548.2010.03.008

## Reverse Prediction Weighted Neighbor Data Association Algorithm

YU Xue-lian<sup>1</sup>, LI Zhong-zhi<sup>2</sup>, and WANG Xue-gang<sup>1</sup>

(1. School of Electronic Engineering, University of Electronic Science and Technology of China Chengdu 610054;

2. Department of Network Engineering, Chengdu University of Information Technology Chengdu 610225)

**Abstract** The standard nearest-neighbor data association algorithm may generate miss-tracking and lose target in a clutter environment. To handle this problem, this paper proposes a reverse prediction weighted neighbor data association algorithm for considering all candidate echoes. After calculating the candidate echoes' reverse prediction residual norm, the normalized weight for each candidate echo is obtained. The equivalent echo that is weighted sum of candidate echoes is used to update the target state. The algorithm effectively reduces the error association by using equivalent echo. The simulation results show that the algorithm can keep less amount of calculation and is effective to avoid miss-tracking and lose target.

**Key words** data association; nearest-neighbor data association; reverse prediction; target tracking

数据关联是目标跟踪中的核心问题, 通过估计目标状态矢量以及它们的协方差矩阵等未知参数建立航迹与点迹的正确关联, 一般有贝叶斯方法和非贝叶斯方法<sup>[1-3]</sup>两类传统的数据关联方法。贝叶斯方法包括概率数据关联滤波器(PDAF)<sup>[4]</sup>和联合概率数据关联滤波器(JPDAF)<sup>[5]</sup>等。非贝叶斯方法包括最近邻标准滤波器方法(NNSF)<sup>[6]</sup>、航迹分裂法和多假设跟踪法(MHT)<sup>[7]</sup>等。数据关联的改进算法和应用研究<sup>[8-11]</sup>不断出现, 其重点集中在增加数据关联的准确性, 减少算法计算量以及如何在实际工程中应用等问题。PDAF是适用于杂波环境中的单目标跟踪算法, 它认为落在目标跟踪门中的所有点迹都有可能源于目标, 只是各个点迹源于目标的概率不同。PDAF能较好地解决单个目标的跟踪问题, 但较大的计算量限制了该算法在实际跟踪系统中的应用。NNSF是实际跟踪系统中广泛使用的一种数据关联算法, 该算法具有计算量小和对杂波分布变化鲁棒

性好的特点, 但在高杂波密度环境下, NNSF的关联效果不能令人满意, 其原因是存在非此即彼问题, 即用来更新目标状态的关联量测或者来自正确回波, 或者来自杂波, 当关联量测来自杂波时, 由于杂波概率分布情况不符合正确回波的概率分布, 用其更新目标状态容易导致误跟踪或跟踪丢失。

本文针对单目标跟踪的多目标数据关联问题进行研究, 在NNSF算法基础上提出了基于反向预测的加权邻域数据关联算法(RFWN)。该算法不像NNSF那样使用非此即彼的逻辑, 而是综合考虑正确回波和虚假回波对状态的影响, 因而提高了关联效果; 同时, 算法保持了较小的计算量。

## 1 数学模型

### 1.1 卡尔曼滤波模型

本文采用卡尔曼滤波模型对数据关联算法进行研究。卡尔曼滤波算法<sup>[12]</sup>为线性时变系统的一种线

收稿日期: 2008-09-10; 修回日期: 2009-02-25

基金项目: 国家自然科学基金(60736045)

作者简介: 于雪莲(1980-), 女, 博士生, 主要从事信号处理、目标识别与跟踪方面的研究。

性无偏最小均方误差估计, 是基于状态变量法进行描述的。在雷达跟踪系统中, 一般采用离散卡尔曼滤波, 其状态方程、量测方程以及推广方程如下。

状态方程为:

$$\hat{X}(k+1|k) = F(k)\hat{X}(k|k) + G(k)u(k) + V(k) \quad (1)$$

式中  $F(k)$ 为状态转移矩阵;  $G(k)$ 为输入控制项矩阵;  $u(k)$ 为输入或控制信号;  $V(k)$ 为零均值、白色高斯过程噪声序列, 其协方差为 $Q(k)$ 。

量测方程为:

$$\hat{z}(k+1|k) = H(k+1)\hat{X}(k+1|k) + W(k+1) \quad (2)$$

式中  $H(k+1)$ 为量测矩阵;  $W(k+1)$ 为具有协方差 $R(k+1)$ 的零均值、白色高斯量测噪声序列。

滤波新息(residue)为:

$$V(k+1) = z(k+1) - \hat{z}(k+1|k) \quad (3)$$

状态更新方程为:

$$X(k+1|k+1) = \hat{X}(k+1|k) + K(k+1)V(k+1) \quad (4)$$

式中  $K(k+1)$ 为增益矩阵, 需要通过计算状态误差协方差、新息协方差获得。以下是它们的递推方程。

协方差一步预测为:

$$P(k+1|k) = F(k)P(k|k)F'(k) + Q(k) \quad (5)$$

新息协方差为:

$$S(k+1) = H(k+1)P(k+1|k)H'(k+1) + R(k+1) \quad (6)$$

增益为:

$$K(k+1) = P(k+1|k)H'(k+1)S^{-1}(k+1) \quad (7)$$

协方差更新方程为:

$$P(k+1|k+1) = P(k+1|k) - K(k+1)S(k+1)K'(k+1) \quad (8)$$

### 1.2 最近邻域数据关联

在量测中, 除了目标的真实回波, 还可能会出现噪声和虚警, 需要滤波器做出判决来确定目标回波。在卡尔曼滤波模型基础上, 需要设置跟踪门, 由跟踪门(相关波门)初步筛选所得到的回波成为候

选回波, 以限制参与相关判别的目标数目:

$$[z(k+1) - \hat{z}(k+1|k)]'S^{-1}(k+1) \times [z(k+1) - \hat{z}(k+1|k)] \leq \gamma \quad (9)$$

当目标量测值 $z(k+1)$ 满足式(9)时, 则作为候选回波。如果落入相关波门内的量测值只有一个, 则该量测值可直接用于航迹更新, 但如果有一个以上的回波落入被跟踪目标的相关波门内, 则取统计距离最小的候选回波作为目标回波, 即取新息范数(residual norm)达到极小的量测。新息范数为:

$$\varepsilon_v(k) = v'(k)S^{-1}(k)V(k) \quad (10)$$

## 2 加权邻域数据关联算法

### 2.1 算法思想

最近邻域算法(NNSF)的优点是计算简单, 但在多回波环境下, 预测位置最近的候选回波并不一定是目标的真实回波, 可能出现误跟踪或丢失目标的现象<sup>[13-14]</sup>。概率数据关联(PDAF)算法计算落入相关波门内所有候选回波来自目标的概率, 而后计算候选回波的加权并作为等效回波更新目标状态, 其跟踪效果较好, 但计算量较大。

本文综合最近邻域和概率数据关联算法的思想, 将所有候选回波进行反向预测, 与前一时刻的状态值进行比较获得新息, 而后求得每个候选回波的归一化权值, 最后计算各个候选回波的加权并作为等效回波对目标状态进行更新。该算法避免了关联概率的计算, 因而计算量较小。带反向预测加权邻域数据关联滤波模型如图1所示。在标准卡尔曼滤波模型基础上增加了反向预测, 该算法假设 $k+1$ 时刻真实的回波在反向预测时更加接近 $k$ 时刻状态值, 会获得较大的权值, 而虚警和噪声会获得较小的权值, 加权后的等效回波接近真实目标回波, 从而可防止误跟踪或丢失目标现象。

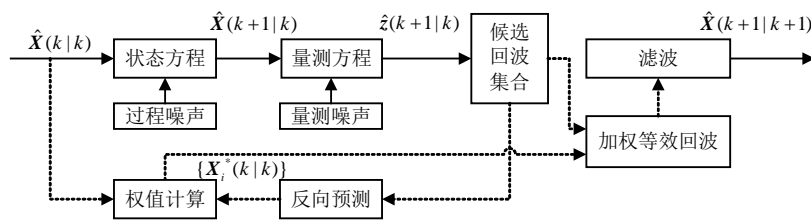


图1 带反向预测加权邻域数据关联滤波模型

### 2.2 算法实现

在进行了状态向量和协方差的初始化以后, 关联算法建立在卡尔曼滤波算法基础之上。根据卡尔曼方程组确定候选回波集合, 将每一个候选回波反向预测 $k$ 时刻状态值, 通过计算新息范数获得候选回

波的归一化权值, 最后计算等效回波更新 $k+1$ 时刻状态。第 $i$ 个候选回波相关方程如下。

$k$ 时刻反向状态预测为:

$$X_i^*(k|k) = F^{-1}(k)z_i(k+1) \quad (11)$$

$k$ 时刻反向预测新息(只取位置分量)为:

$$\mathbf{v}_i^*(k) = \mathbf{X}(k|k) - \mathbf{X}_i^*(k|k) \quad (12)$$

$k$ 时刻反向预测新息范数为:

$$\varepsilon_{v_i^*}(k) = \mathbf{v}_i^*(k) \mathbf{S}^{-1}(k) \mathbf{v}_i^*(k) \quad (13)$$

归一化权值为:

$$w_i(k) = \frac{1/\varepsilon_{v_i^*}(k)}{\sum_{i=1}^m 1/\varepsilon_{v_i^*}(k)} \quad (14)$$

式中  $m$  为候选回波数。

根据权值求得加权等效回波为:

$$\mathbf{z}^*(k+1) = \sum_{i=1}^m w_i(k) \mathbf{z}_i(k+1) \quad (15)$$

根据式(3)和式(4)重新计算 $k+1$ 时刻新息和状态向量, 获得更新的状态滤波值。

### 3 仿真分析

#### 3.1 仿真环境与参数

假设被跟踪的目标在平面内做等速运动, 设离散化系统方程为:

$$\mathbf{X}(k+1) = \mathbf{F}(k) \mathbf{X}(k) \quad (16)$$

目标状态为:

$$\mathbf{X} = [x \ \dot{x} \ y \ \dot{y}]' \quad (17)$$

量测方程为:

$$\mathbf{z}(k) = \mathbf{H}(k) \mathbf{X}(k) + \mathbf{W}(k) \quad (18)$$

状态转移矩阵为:

$$\mathbf{F}(k) = \begin{bmatrix} 1 & T & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (19)$$

量测矩阵为:

$$\mathbf{H}(k) = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \quad (20)$$

在仿真过程中, 假设雷达采样间隔 $T=1$  s, 量测噪声 $\mathbf{W}(k)$ 为具有协方差矩阵 $\mathbf{R}$ 的零均值高斯白噪声, 且 $\mathbf{R}_{11}=\mathbf{R}_{22}=100$  m<sup>2</sup>,  $\mathbf{R}_{12}=\mathbf{R}_{21}=0$ ; 仿真历时100 s。采用两点差分法对状态进行初始化, 其初始状态为:

$$\mathbf{X}(0) = [200 \text{ m}, 0 \text{ m/s}, 10000 \text{ m}, -15 \text{ m/s}]' \quad (21)$$

对于二维量测确认区域面积为:

$$A_v = \pi \gamma |S(k)|^{\frac{1}{2}} \quad (22)$$

设参数 $\gamma=16$ , 虚假量测是在以正确量测为中心的正方形内均匀产生的, 正方形面积为:

$$A = n_c / \lambda = 10A_v \quad (23)$$

式中  $\lambda$  为单位面积的虚假量测数(杂波密度);  $n_c$  为虚假量测总数, 即 $n_c = \text{INT}[10A_v \lambda + 1]$ ; 在 $t=10$  s处将

杂波引入系统。

#### 3.2 仿真结果与分析

本文进行了100次Monte Carlo仿真实验, 图2为杂波密度 $\lambda=0.0008$ 时的典型仿真结果。从图中可以看出, 在杂波密度较大或目标比较密集的情况下, NNSF算法会出现滤波发散或误跟踪等现象, 而基于反向预测的加权邻域数据关联算法能较好地跟踪目标。表1和表2分别给出了在不同杂波密度下NNSF、RFWN和PDAF等3种算法误跟踪率和运行时间的仿真对比结果。从仿真结果可以看出, RFWN算法与NNSF接近, 当杂波密度较大时远小于PDAF计算量, 且维持了较小的误率跟踪, 是工程上可以接受的一种方法。

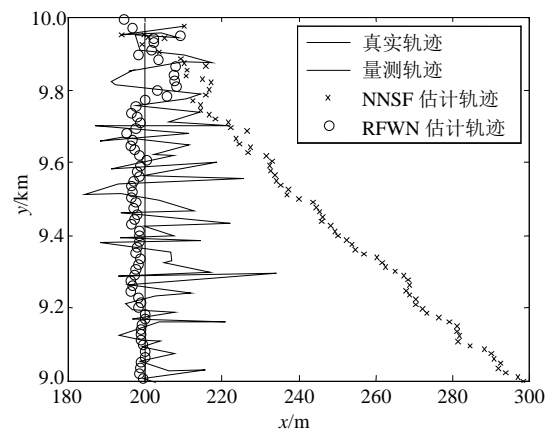


图2 目标真实和滤波轨迹图

表1 算法误跟踪率仿真比较

误跟踪率/(%)	杂波密度/m <sup>2</sup>				
	0.000 1	0.000 2	0.000 4	0.000 8	0.001 0
NNSF	1	1	9	18	32
RFWN	0	0	0	12	17
PDAF	0	0	2	6	11

表2 算法运行时间仿真比较

运行时间/s	杂波密度/m <sup>2</sup>				
	0.000 1	0.000 2	0.000 4	0.000 8	0.001 0
NNSF	0.049 7	0.064 0	0.093 4	0.155 6	0.215 9
RFWN	0.069 2	0.088 9	0.129 7	0.214 1	0.296 2
PDAF	0.061 0	0.079 5	0.162 4	0.242 8	0.502 5

### 4 结束语

针对最近邻域标准滤波器在强杂波背景下可能出现误跟或丢失目标的现象, 提出了一种基于反向预测的加权邻域数据关联算法, 该算法为目标跟踪

算法提供了一种新的思路, 仿真结果证明了该方法能够较好地跟踪目标, 计算量也相对较小。然而, 在研究过程中发现还存在一些问题: (1) 如果 $k$ 时刻状态偏差较大, 关于 $k+1$ 时刻的正确回波反向预测接近 $k$ 时刻状态假设不一定成立; (2) 算法的性能需要进一步的数学论证; (3) 如何应用到强杂波环境多目标跟踪等。

### 参 考 文 献

- [1] 何 友, 修建娟, 张晶炜, 等. 雷达数据处理及应用[M]. 北京: 电子工业出版社, 2006.  
HE You, XIU Jian-juan, ZHANG Jing-wei, et al. Radar data processing and application[M]. Beijing: Publish House of Electronic Industry Press, 2006.
- [2] BAR-SHALOM Y, LI X R, KIRUBARAJAN T. Estimation with applications to tracking and navigation[M]. New York: John Wiley & Sons, 2001.
- [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, 1991.  
ZHOU Hong-ren, JIN Zhong-liang, WANG Pei-de. Maneuver targets tracking[M]. Beijing: National Defense Industry Press, 1991.
- [4] BAR-SHALOM Y, TSE E. Tracking in a cluttered environment with probabilistic data association[J]. Automation, 1975, 11: 451-460.
- [5] CHANG K C, BAR-SHALOM Y. Joint probabilistic data association for multitarget tracking with possibly unresolved measurements and maneuvers[J]. IEEE Trans on Automatic Control, 1984, 29: 585-594.
- [6] SINGER R, SEA R, HOUSEWRIGHT K. Derivation and evaluation of improved tracking filters for use in dense multi-target environments[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 1974, 20(4): 423-432.
- [7] REID D B. An algorithm for tracking multiple targets[J]. IEEE Trans on Automatic Control, 1979, 24(6): 843-854.
- [8] OH S, RUSSELL S, SASTRY S. Markov chain Monte Carlo data association for general multiple-target tracking problems[C]//43rd IEEE Conference on Decision and Control. Atlantis, Paradise Island, Bahamas: IEEE, 2004.
- [9] 梁 冰, 刘 群. 基于自动机模型数据关联性能评估算法[J]. 电子科技大学学报, 2008, 37(4): 606-609.  
LIANG Bing, LIU Qun. Method of data association performance evaluation based on automata theory consistency and reachability analysis[J]. Journal of University of Electronic Science and Technology of China, 2008, 37(4): 606-609.
- [10] LIU Hui-xia, LIANG Yan, PAN Quan, et al. A multipath viterbi data association algorithm with uncertain ionospheric state[C]//Proceedings of the 25th Chinese Control Conference. Harbin, Heilongjiang: [s.n.], 2006.
- [11] YAN Fei, KOSTIN A, CHRISTMAS W, et al. A novel data association algorithm for object tracking in clutter with application to tennis video analysis[C]//Proceedings of the 2006 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR'06). New York: IEEE, 2006.
- [12] KALMAN R E. A new approach to linear filtering and prediction problem[J]. IEEE Trans on ASME, 1960, 82(2): 35-45.
- [13] BIRMIWAL K, BAR-SHALOM Y. Variable dimension filter for maneuvering target tracking[J]. IEEE Trans on AES, 1982, 18(5): 611-619.
- [14] BIRMIWAL K, BAR-SHALOM Y. Maneuver target tracking a cluttered environment with a variable dimension filter[J]. IEEE Trans on AES, 1984, 20(9): 635-645.

编辑 税 红