

基于最小二乘拟合的数据关联算法

王聪, 王海鹏, 熊伟

海军航空工程学院 信息融合技术研究所, 山东 烟台 264001

摘要: 针对点航关联在多目标跟踪中精度与实时性难兼顾的问题, 提出了一种基于最小二乘拟合的点航关联算法。首先采用滑窗将历史航迹截断, 采用最小二乘法在不同维度分别拟合, 在适当融合航迹历史信息条件下外推航迹点, 增加了外推点的多样性及信息量。同时提取传统滤波方法的预测点, 定义了五种全概率关联事件, 将拟合外推点与滤波预测点融合, 使归属判决更加准确。最后分别推导了不同事件发生时的状态更新方程与误差协方差更新方程, 给出了其中参数的确定方法。经仿真数据验证, 与经典的最近邻域法和联合概率数据算法相比, 本文算法能够更好地兼顾精度与实时性, 且计算复杂度较低, 易于工程实现。

关键词: 最小二乘法; 数据关联; 目标跟踪; 曲线拟合; 信息融合

中图分类号: TP953 **文献标识码:** A

Data Association Algorithm Based on Least Square Fitting

Wang Cong, Wang HaiPeng, Xiong Wei

Institute of Information Fusion, Naval Aeronautical and Astronautical University, Yantai Shandong Province, 264001, P. R. China

Abstract: Focusing on the hard problem of the balance between accuracy and real-time performance in multiple target tracking, a data association algorithm based on least square fitting method is proposed in this paper. Firstly, the tracking in sliding window is used to predict the next state by least square fitting respectively in different dimensions, which brings more history information to the attribution judgment. Then, cooperating with the prediction point of filter update, the next real position is judged by five defined probability events, which make the judgment of association more accurate. Finally, the state update equations and covariance are deduced in different events, and the method to determine the parameters is given. The simulation results show that, compared with the nearest neighbor algorithm and joint probabilistic data association algorithm, the proposed algorithm can be better in the balance of real-time and accuracy with low computational complexity, which is easy to implement in engineering.

Key words: least square; data association; target tracking; curve-fit; information fusion

引言

目标跟踪主要分为点迹/航迹数据关联与后续滤波两部分, 其中数据关联作为滤波输入值的选取方法, 对跟踪效果的优劣起到非常重要的作用。特别在多目标跟踪过程中, 当目标距离很近或者交叉运动时, 关联算法的作用就显得尤为突出。因此, 国内外许多学者也就该问题进行了大量研究, 并取得了一些成果。其中, 最经典的方法是贝叶斯类多目标数据互联方法, 主要包括最近邻域法^[1-2](NNSF)、联合概率数据互联法^[3-6](JPDA)和多假设法^[7-8](MHT)。其中最近邻域法思路较为简单清晰, 算法结构也易于实现, 目前广泛应用于实际工程中, 但该算法存在精度不高的缺点; 联合概率数据互联法是在概率数据互联法(PDA)基础上, 融入取点迹的交互式联合概率思想, 更全面的考虑了回波

点隶属航迹的概率问题, 因此该算法的效果非常优异。但JPDA算法思路繁琐, 其中确认矩阵的拆分及联合事件概率的计算较为复杂, 特别是随着目标个数的增多, 该算法的计算量非常大, 因此运行效率低, 得到极少的应用。多假设法面向量测全面计算各假设树分支的概率, 因此也与JPDA相似, 当目标数与量测数增加时容易产生“组合爆炸”。近年来的许多学者在对关联算法的研究, 也大多基于上述三种算法做文章, 将上述两种方法微调以适应不同的应用场景, 例如无源定位^[9-10]、故障检测^[11]等。另外, 也有一些研究突破了现有关联方法的思维定势, 如检测前跟踪^[12-13](TBD)。这类方法虽然在理论上已取得了一些进步, 但在实际应用中, 由于目前绝大多数设备的信息处理流程是模块化的, 因此将信号检测与数据处理相结合的方法并不能解决当前的问题。

为了更好地提升关联算法在结构复杂度、处理效果、实时性这三方面的总体效能，本文提出了一种基于最小二乘拟合的关联算法，并采用仿真数据对该算法效能进行了验证。

1 问题描述

单传感器多目标跟踪与集中式多传感器多目标跟踪，从本质上讲，这两类跟踪形式的难点相似：在融合中心，同一时刻接收到若干目标回波，且其中参杂了某种概率分布的杂波。点迹航迹关联的关键在于根据已跟踪航迹确定下一时刻真正的目标回波，从而代入后续的航迹滤波中。

在处理器端，任意时刻获得的某一个量测仅来源于某一个传感器。其中，设传感器的采样周期相同，且被跟踪的 N 个目标在每个周期都产生量测值。

设目标的系统动态方程为

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

式中 k 表示观测时刻，取值 $k=1,2,\dots$ ； t 表示目标序号，取值 $t=1,\dots,N$ ； $\mathbf{X}^t(k+1) \in \mathbf{R}^n$ 表示 $k+1$ 时刻目标的全局状态向量； $\mathbf{F}^t(k) \in \mathbf{R}^n$ 表示状态转移矩阵； $\mathbf{G}(k) \in \mathbf{R}^{n,h}$ 为噪声分布矩阵； $\mathbf{V}^t(k)$ 是离散时间白噪声序列，并且

$$E[\mathbf{V}^t(k)] = 0, E[\mathbf{V}^t(k)\mathbf{V}^t(k)'] = \mathbf{Q}^t(k)$$

在杂波环境下，设系统的量测方程为

$$\mathbf{Z}^t(k) = \mathbf{H}(k)\mathbf{X}^t(k) + \mathbf{W}(k) \quad (2)$$

式中 $\mathbf{H}^n(k)$ 表示量测矩阵； $\mathbf{W}(k)$ 表示具有已知协方差的零均值、白色高斯量测噪声序列。因此，处理中心在 k 时刻获得综合观测向量为

$$\mathbf{Z}(k) = (\mathbf{Z}^1, \dots, \mathbf{Z}^N, \mathbf{Z}^c, \dots) \quad (3)$$

式中 \mathbf{Z}^c 表示不定个数的杂波。

2 本文关联算法

在点航归属判决时，适当程度的引入已跟踪航迹的信息，增加关联信息的多样性，能够更有效的判别相关波门内量测点的归属。本节通过最小二乘拟合的方法，将已跟踪航迹信息适当的融入关联判决中，使运动趋势引导获取用于更新的量测点。

2.1 最小二乘外推

假设已锁定跟踪某目标 m 个时刻的系统状态值，则可通过采用最小二乘拟合重新模拟出目标的运动路线，即产生目标运动趋势信息。设雷达系统为三坐标雷达，即

$$\mathbf{X}(k) = [x \ \dot{x} \ \ddot{x} \ y \ \dot{y} \ \ddot{y} \ z \ \dot{z} \ \ddot{z}] \quad (4)$$

为了使位置信息与时间信息能有效对准，将三维位置信息拆分成三组位置-时间的二维向量，提取 $\mathbf{X}(k)$ 中的位置坐标与观测时刻，构建新的状态向量

$$\begin{cases} \mathbf{K}_x^t(k) = [x \ k]' \\ \mathbf{K}_y^t(k) = [y \ k]' \\ \mathbf{K}_z^t(k) = [z \ k]' \end{cases} \quad (5)$$

将式(5)中向量数据 $\mathbf{K}_x^t(k)$ 在 $k-m+1$ 时刻至 k 时刻的 $(k, x(k))$ 看作拟合问题中的已知数据 $(x_i, y_i), (i=1, \dots, m)$ ，在给定函数类 $\Phi = span\{\phi_0, \phi_1, \dots, \phi_n\}$ 中找一个函数^[14]

$$S^*(x) = \sum_{k=0}^n a_k^* \phi_k(x) \quad (6)$$

使 $S^*(x)$ 满足

$$\begin{aligned} \sum_{i=1}^{m_p} \delta_i^2 &= \sum_{i=1}^{m_p} [s^*(x) - f(x_i)]^2 \\ &= \min_{s(x) \in \Phi} \sum_{i=1}^{m_p} [s(x) - f(x_i)]^2 \end{aligned} \quad (7)$$

式中， $s(x) = \sum_{k=0}^n a_k \phi_k(x)$ 。因此，需要找到函数

$$\begin{aligned} I(a_0, a_1, \dots, a_n) &= \sum_{i=1}^{m_p} [s(x) - f(x_i)]^2 \\ &= \sum_{i=1}^{m_p} [\sum_{k=0}^n a_k \phi_k(x_i) - f(x_i)]^2 \end{aligned} \quad (8)$$

的极小值点 $(a_0^*, a_1^*, \dots, a_n^*)$ 。由多元函数取极值必要

条件 $\frac{\partial I}{\partial a_j} = 0$ 得到矩阵

$$\begin{bmatrix} (\phi_0, \phi_0) & (\phi_0, \phi_1) & \cdots & (\phi_0, \phi_n) \\ (\phi_1, \phi_0) & (\phi_1, \phi_1) & \cdots & (\phi_1, \phi_n) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ (\phi_n, \phi_0) & (\phi_n, \phi_1) & \cdots & (\phi_n, \phi_n) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_0 \\ a_1 \\ \vdots \\ a_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} (f, \phi_0) \\ (f, \phi_1) \\ \vdots \\ (f, \phi_n) \end{bmatrix} \quad (9)$$

式中

$$\begin{aligned} (\phi_k, \phi_j) &= \sum_{i=1}^m \phi_k(x_i) \cdot \phi_j(x_i) \\ (f, \phi_j) &= \sum_{i=1}^m f(x_i) \cdot \phi_j(x_i) \end{aligned}$$

采用较为普遍使用的多项式作为基底，即

$$\begin{cases} \phi_0 = 1 \\ \phi_1 = x^1 \\ \vdots \\ \phi_n = x^n \end{cases}$$

则通过带入 (x_i, y_i) 数据点即可求出相应的多项式系数向量 $[a_0, a_1, \dots, a_n]$ 。至此，已拟合出 $K_x^t(k)$ 在 $k-m+1$ 时刻至 k 时刻的 $x(k)$ 随时间 k 的位置拟合关系

$$\hat{x}(k) = a_n^x k^n + a_{n-1}^x k^{n-1} + \dots + a_0^x \quad (10)$$

同理可获得 $K_y^t(k)$ 、 $K_z^t(k)$ 的位置拟合关系

$$\hat{y}(k) = a_n^y k^n + a_{n-1}^y k^{n-1} + \dots + a_0^y \quad (11)$$

$$\hat{z}(k) = a_n^z k^n + a_{n-1}^z k^{n-1} + \dots + a_0^z \quad (12)$$

根据(11)(12)(13)式，外推一点 $k+1$ 时刻的位置向量

$$\hat{\mathbf{Z}}^t(k+1|k, \dots, k-m+1) = [\hat{x}(k+1) \ \hat{y}(k+1) \ \hat{z}(k+1)]^T \quad (13)$$

虽然该外推点 $\hat{\mathbf{Z}}^t(k+1|k, \dots, k-m+1)$ 并不是贝叶斯类概率统计意义上的最优外推点，但该点继承了已跟踪目标的历史序贯信息，是对目标运动位置趋势推演的有效表达，在后文中简写为 $\hat{\mathbf{Z}}^t(k+1)$ 。

2.2 状态更新与协方差更新

借鉴概率最近邻域关联方法的思想，设置相关波门来筛选回波。此时，存在两个外推点：滤波预测点 $\hat{\mathbf{Z}}^t(k+1|k)$ 与拟合外推点 $\hat{\mathbf{Z}}^t(k+1)$ 。因此，对这两点分别设置相关波门。设以 $\hat{\mathbf{Z}}^t(k+1|k)$ 为中心的相关波门半径为 γ_l 、以 $\hat{\mathbf{Z}}^t(k+1)$ 为中心的相关波门半径为 γ_h 。

计算目标 t 在 $k+1$ 时刻每个候选量测的统计距离

$$^i d_l^t(k+1) = [\mathbf{Z}^i(k+1) - \hat{\mathbf{Z}}^t(k+1|k)]^T \mathbf{S}^{t-1}(k+1) [\mathbf{Z}^i(k+1) - \hat{\mathbf{Z}}^t(k+1|k)] \quad (14)$$

$$^i d_h^t(k+1) = [\mathbf{Z}^i(k+1) - \hat{\mathbf{Z}}^t(k+1)]^T \mathbf{S}^{t-1}(k+1) [\mathbf{Z}^i(k+1) - \hat{\mathbf{Z}}^t(k+1)] \quad (15)$$

式中 \mathbf{S}^{t-1} 是在 $k+1$ 时刻的新息协方差。

分别取其中统计距离最小的量测及对应候选量测点

$$\tilde{d}_l^t(k+1) = \min_{i=1:m_{k+1}} \{^i d_l^t\} \quad (16)$$

$$\tilde{d}_h^t(k+1) = \min_{i=1:m_{k+1}} \{^i d_h^t\} \quad (17)$$

式中 m_{k+1} 为 $k+1$ 时刻所有候选量测点的个数。同时，记对应的量测点为 $\mathbf{Z}_l^t(k+1)$ 与 $\mathbf{Z}_h^t(k+1)$ 。

定义以下五种事件：

1) 事件 M_1 ，条件为

$$\begin{cases} \tilde{d}_l^t(k+1) < \gamma_l^2 \\ \tilde{d}_h^t(k+1) < \gamma_h^2 \\ \mathbf{Z}_l^t(k+1) = \mathbf{Z}_h^t(k+1) \end{cases} \quad (18)$$

2) 事件 M_2 ，条件为

$$\begin{cases} \tilde{d}_l^t(k+1) < \gamma_l^2 \\ \tilde{d}_h^t(k+1) < \gamma_h^2 \\ \mathbf{Z}_l^t(k+1) \neq \mathbf{Z}_h^t(k+1) \end{cases} \quad (19)$$

3) 事件 M_3 ，条件为

$$\begin{cases} \tilde{d}_l^t(k+1) \geq \gamma_l^2 \\ \tilde{d}_h^t(k+1) < \gamma_h^2 \end{cases} \quad (20)$$

4) 事件 M_4 ，条件为

$$\begin{cases} \tilde{d}_l^t(k+1) < \gamma_l^2 \\ \tilde{d}_h^t(k+1) \geq \gamma_h^2 \end{cases} \quad (21)$$

5) 事件 M_5 ，条件为

$$\begin{cases} \tilde{d}_l^t(k+1) \geq \gamma_l^2 \\ \tilde{d}_h^t(k+1) \geq \gamma_h^2 \end{cases} \quad (22)$$

事件 M_1 发生时，即两个外推点关联到了同一候选量测点，此时取量测对应的新息为

$$\mathbf{v}^*(k+1) = \mathbf{Z}_l^t(k+1) - \hat{\mathbf{Z}}^t(k+1|k) \quad (23)$$

事件 M_2 发生时，即两个外推点关联到了不同候选量测点，则对应的新息为

$$\mathbf{v}^*(k+1) = \mathbf{Z}_{M_2}^t(k+1) - \hat{\mathbf{Z}}^t(k+1|k) \quad (24)$$

式中 $\mathbf{Z}_{M_2}^t(k+1) = \beta_{M_2} \mathbf{Z}_h^t(k+1) + (1 - \beta_{M_2}) \mathbf{Z}_l^t(k+1)$ 。

事件 M_3 发生时，即拟合外推点关联到了候选量测点，而滤波预测点没有关联到量测点，此时新息为

$$\mathbf{v}^*(k+1) = \mathbf{Z}_{M_3}^t(k+1) - \hat{\mathbf{Z}}^t(k+1|k) \quad (25)$$

式中 $\mathbf{Z}_{M_3}^i(k+1) = \beta_{M_3} \hat{\mathbf{Z}}^i(k+1|k) + (1 - \beta_{M_3}) \mathbf{Z}_h^i(k+1)$ 。

事件 M_4 发生时，即拟合外推点没有关联到量测点，而滤波预测点关联到了量测点，此时新息为

$$\mathbf{v}^*(k+1) = \mathbf{Z}_{M_4}^i(k+1) - \hat{\mathbf{Z}}^i(k+1|k) \quad (26)$$

式中 $\mathbf{Z}_{M_4}^i(k+1) = \beta_{M_4} \hat{\mathbf{Z}}^i(k+1) + (1 - \beta_{M_4}) \mathbf{Z}_l^i(k+1)$ 。

事件 M_5 发生时，即两个外推点都没有关联到候选量测，此时直接将拟合外推点看作量测关联点，新息为

$$\mathbf{v}^*(k+1) = \hat{\mathbf{Z}}^i(k+1) - \hat{\mathbf{Z}}^i(k+1|k) \quad (27)$$

上述式中 β_{M_2} 、 β_{M_3} 与 β_{M_4} 为发生对应事件 M_2 、 M_3 与 M_4 时的加权系数，具体计算方法将会在下一小节介绍。

将上述互斥事件中获得的 $\mathbf{v}^*(k+1)$ 代入滤波模型中，可得目标状态更新方程的表达式为

$$\hat{\mathbf{X}}(k+1|k+1) = \hat{\mathbf{X}}(k+1|k) + \mathbf{K}(k+1) \mathbf{v}^*(k+1) \quad (28)$$

事件 $\{M_1, M_2, M_4\}$ 中某个发生时，与更新状态估计对应的误差协方差^[15]为

$$\begin{aligned} \mathbf{P}(k+1|k+1) = & \mathbf{P}(k+1|k) + \frac{\alpha_0 P_D P_R(D) [1 - C_{\tau}(D)]}{1 - P_D P_R(D)} \\ & - \alpha_1 \mathbf{K}(k+1) \mathbf{S}(k+1) \mathbf{K}'(k+1) \\ & + \alpha_0 \alpha_1 \mathbf{K}(k+1) \mathbf{v}^*(k+1) \mathbf{v}^{*'}(k+1) \mathbf{K}'(k+1) \end{aligned} \quad (29)$$

式中 P_D 是目标检测概率； $P_R(D)$ 为目标存在于以 \sqrt{D} 为大小的波门内的概率； $C_{\tau}(D)$ 为参数为 D 的 C_{τ_g} 值； α_1 为量测源于目标的概率，且 $\alpha_0 = 1 - \alpha_1$ 。

事件 $\{M_3, M_5\}$ 中某个发生时，与更新状态估计对应的误差协方差为

$$\begin{aligned} \mathbf{P}(k+1|k+1) = & \mathbf{P}(k+1|k) \\ & + \frac{P_D P_G (1 - C_{\tau_g})}{1 - P_D P_G} \mathbf{K}(k+1) \mathbf{S}(k+1) \mathbf{K}'(k+1) \end{aligned} \quad (30)$$

式中， P_G 是门概率； $C_{\tau_g} = \frac{\int_0^{\gamma} q^{m/2} e^{-q/2} dq}{n \int_0^{\gamma} q^{m/2-1} e^{-q/2} dq}$ 。

2.3 加权系数的确定

由于本文算法在常规滤波外推点的基础上，又加入了根据拟合运动趋势的外推信息，因此如何将

两种信息有效的结合起来成为了算法的关键问题之一。

在事件 M_2 、 M_3 、 M_4 中，新息的计算均采用合成量测点与预测点的差值，而合成量测点中各分量的比例加权系数借鉴PDAF思想，使用参数泊松模型对其计算。由于在这三种事件中参数计算方法类似，因此以事件 M_2 的参数计算为例，其余不再赘述。

在事件 M_2 中，定义

$$\mathbf{v}_1(k+1) = \mathbf{Z}_h^i(k+1) - \hat{\mathbf{Z}}^i(k+1|k) \quad (31)$$

$$\mathbf{v}_2(k+1) = \mathbf{Z}_l^i(k+1) - \hat{\mathbf{Z}}^i(k+1|k) \quad (32)$$

$$e_1 = \exp\left\{-\frac{1}{2} \mathbf{v}_1'(k+1) \mathbf{S}^{-1}(k+1) \mathbf{v}_1(k+1)\right\} \quad (33)$$

$$e_2 = \exp\left\{-\frac{1}{2} \mathbf{v}_2'(k+1) \mathbf{S}^{-1}(k+1) \mathbf{v}_2(k+1)\right\} \quad (34)$$

则

$$\beta_{M_2} = \frac{e_1}{e_1 + e_2} \quad (35)$$

3 算法仿真验证与分析

3.1 仿真环境

为验证算法的有效性和性能，采用100次 Monte-Carlo 仿真，对本文提出算法与工程中最常使用的概率最近邻域算法 (PNNF) 及经典的概率数据互联算法 (JPDA) 就关联性能进行比较及分析。点航数据关联作为目标跟踪系统中的一个重要环节，为了能公平衡量各关联算法效能，后续的航迹滤波均采用当前统计模型算法^[16]。

设雷达的扫描周期 $T=1s$ ，雷达的测向误差与测距误差分别为 $\sigma_{\theta}=0.2^\circ$ 与 $\sigma_r=20m$ ，为了衡量与对比算法性能，设置了以下典型仿真场景：

模拟杂波下两个单目标各自独立飞行的情况。设在二维平面上有两个距离较远的单目标，目标一匀速直线飞行，目标二机动飞行。目标一初始位置为 (1000 10000)，初始速度为 [0 -200]；目标二初始位置为 (-1000 10000)，初始速度为 [-80 -200]，加速度 $[a_x \ a_y]$ 变化情况随量测时刻 T 变化情况如表1所示。

表 1 目标二加速度变化情况 (场景 1)

T/s	$a_x / m/s^2$	$a_y / m/s^2$
-------	---------------	---------------

0~10	0	0
11~30	10	0
31~50	-15	0
51~70	15	0
71~90	-10	0
91~100	0	0

在仿真中，以每个时刻真实航迹为中心，在极坐标系下建立一个边长为 100×100 矩形，在该区域内均匀产生 λ 个杂波。在该场景下，两个目标的附近杂波取值分别为 $\lambda_1=10$ ， $\lambda_2=10$ 。

3.2 仿真结果及分析

两个目标相距较远，可看作为是两个单目标跟踪。在该场景下，两目标没有波门相交的情况，JPDA算法实际处理中变换为PDAF算法，但由于算法中每个时刻仍会判断是否存在波门相交，故后面的分析中仍称为JPDA算法。图1为两目标真实航迹的态势图。图2与图3为两个目标X轴均方根位置误差（RSM）在各个时刻的蒙特卡洛均值。由于X轴与Y轴的均方根位置误差有相近的分布，因此这里以X轴为例分析。表2为对目标二所有时刻的平均RSM与平均耗时的比较表。

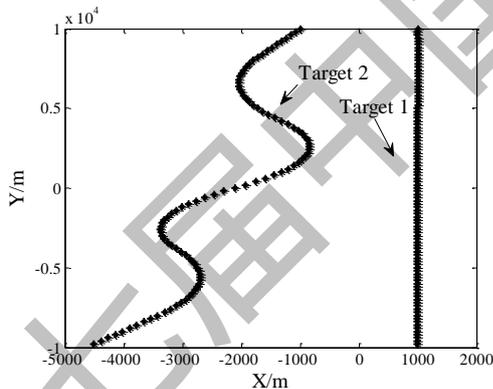


图 1 场景 1 态势图

从图2可以看出，在对匀速直线运动目标的跟踪上，三种关联算法产生的效果相似；但在图3中，对机动目标跟踪的效果就有一定差别。首先，三条误差曲线都具有起伏的波峰，这是由于机动加速度的突变，导致滤波算法的加速度估计不能立刻适应，因此产生较大的更新误差。目标二共发生了三次较大的机动加速度变化，分别在31、51、71时刻，变化的数值都是 $25 m/s^2$ ，因此，在这三个时刻之

后都产生了一个较大的波峰。其次，在所有时刻本文算法和JPDA算法的误差曲线相近，本文算法误差曲线稍高于JPDA算法，但在机动参数变化较大时刻，这两种算法都远低于PNNF算法。从总体上看，参考表2中第二列可以看出，所有时刻的均方根位置误差均值本文算法稍高于JPDA算法，但远低于PNNF算法，比PNNF算法减小了近一倍的RSM。最后，在算法的运行效率上，参考表2中第三列数据。本文算法的MATLAB运行耗时仅约为JPDA算法的25%，与PNNF算法的耗时在同一数量级。产生这种现象的原因是：JPDA算法要计算波门内所有回波的互联概率，杂波密度较大时计算量较大；PNNF算法直接关联统计距离最近的点进行滤波更新，计算量很小并耗时稳定；本文算法则是在PNNF基础上多加入一个拟合修正，因此算法耗时仅稍高于PNNF算法。

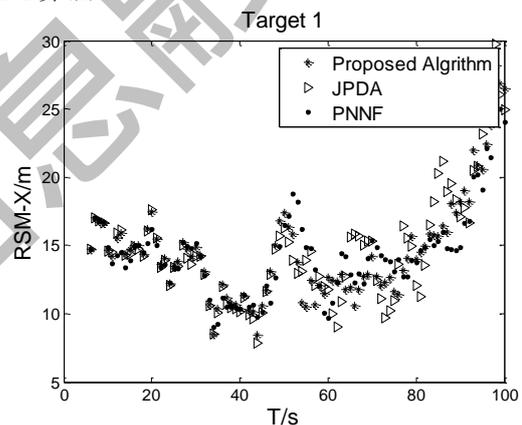


图 2 目标 1 的 X 轴均方根位置误差

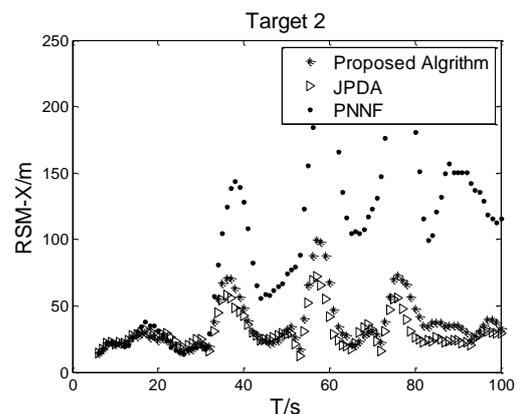


图 3 目标 2 的 X 轴均方根位置误差

表 2 目标二跟踪效果比较表

Algorithm	Average RSM/m	Average time/s
Proposed Algorithm	38.1	0.083

JPDA	32.3	0.316
PNNF	79.4	0.029

通过上述对仿真结果的分析, 可得出结论: 本文提出的算法在跟踪精度上, 效果较好, 能与经典的JPDA算法相近, RSM数值为PNNF算法的50%; 在算法耗时上, 本文算法可大幅减小JPDA算法的耗时, 使耗时水平接近于最快的PNNF算法, 为JPDA算法耗时的25%。

结论

本文提出的关联算法可对已跟踪目标进行有效点航关联, 在关联精度上接近于经典JPDA算法, 在运行效率上近似于PNNF算法, 因此该算法更好的兼顾了精度与实时性的双重要求, 整体效能较高, 非常适合工程应用。

参考文献

- [1] R. A. Singer, J. J. Stein. An optimal tracking filter for processing sensor data of imprecisely determined origin in surveillance systems[C], *Proceedings of the 1971 IEEE Conference on Decision and Control*, 1971: 171-175.
- [2] R. A. Singer, R. G. Sea, A new filter for optimal tracking in dense multitarget environments[C], *Proceedings of the ninth Allerton Conference Circuit and system Theory*, 1971: 201-211.
- [3] B. S. Yaakov, T. Edison, Tracking in a cluttered environment with probabilistic data association[J]. *Automatic*, 1975, 11(5): 451-460.
- [4] T. E. Fortmann, B. S. Yaakov, M. Scheffe, Sonar tracking of multiple targets using joint probabilistic data association[J]. *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, 1983, 8(3): 173-184.
- [5] S. Puranik, J. K. Tugnait, Tracking of multiple maneuvering targets using multiscan JPDA and IMM filtering[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic System*, 2007, 43(1): 23-35.
- [6] M. Attari, S. A. Dadsden, S. R. A. Habibi, Multi-target tracking formulation of SVSF with the joint probabilistic data association technique[C], *ASME 2014 Dynamic Systems and Control Conference*, 2014:23-29.
- [7] C. Yuan, W. Fan, J. Wang., Tracking for group targets using MHT[J]. *Journal of Computational Information Systems*, 2014, 10(18): 8117-8126.
- [8] S. S. Blackman, Multiple hypothesis tracking for multiple target tracking[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2004, 19(1):5-18.
- [9] 张文, 冯道旺, 姜文利. 基于JPDA的单站多目标无源定位[J]. *航天电子对抗*, 2011, 27(4): 47-51.
- [10] F. Jiang, Cooperative multi-target tracking in passive sensor-based networks[C], *Proceedings of IEEE Wireless Communications and Networking Conference*, 2013: 4340-4345.
- [11] 郭阳明, 秦卫华, 姜红梅, 等. 基于数据关联的故障快速检测[J]. *航空学报*, 2008, 29(4):1027-1030.
- [12] Y. L. Long, H. Xu, W. An, et al. Track-before-detect for infrared maneuvering dim multi-target via MM-PHD[J]. *Chinese Journal of Aeronautics*, 2012, 25(2):252-261.
- [13] G. H. Wang, S. C. Tan, C. B. Guan, et al. Multiple model particle filter track-before-detect for range ambiguous radar[J]. *Chinese Journal of Aeronautics*, 2013, 26(6):1477-1487.
- [14] F. Kiasi, An interpolative fuzzy inference using least square principle by means of β^2 function and high order polynomials[C], *Proceedings of the IEEE International Conference on Mechatronics & Automation*, Niagara Falls, 2005:829-836.
- [15] 何友, 修建娟, 张晶炜, 等. *雷达数据处理及应用*[M]. 第2版. 北京: 电子工业出版社, 2009:120-122.
- [16] 王国宏, 李俊杰, 张翔宇, 等. 邻近空间高超声速滑跃式机动目标的跟踪模型[J]. *航空学报*, 2014,35(1):1-11.

作者简介:

王聪(1987-), 男, 山东烟台人, 博士研究生, 目标跟踪。
E-mail:congnavy@hotmail.com

基金项目:

飞行器测控与通信教育部重点实验室开放基金 (CTTC-FX 201302)