

# 基于空间碎片背景下的数据关联算法研究

陈湘 张荣涛

(南京电子技术研究所 南京 210036)

**摘要:** 空间碎片是人类遗留在空间的废弃物。雷达发现空间碎片目标后,能够对目标进行正确的关联和跟踪,获取空间碎片的监测信息,是进行空间碎片目标编目管理的基础。结合空间碎片的分布特性及运动特性,在联合概率数据关联(JPDA)算法的基础上提出了一种适合低轨空间背景的多目标数据关联改进算法。该算法从减小可行联合事件的角度出发,有效地提高了跟踪准确度,减少了算法的计算量。理论分析以及蒙特卡洛仿真实验表明,尤其是在目标数量较多的情况下,该算法具有一定的工程应用价值。

**关键词:** 空间碎片;互联矩阵;联合概率数据关联

**中图分类号:** TN953<sup>+</sup>.6 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.4030

## Research of data association based on the background of space debris

Chen Xiang Zhang Rongtao

(Nanjing Research Institute of Electronics Technology, Nanjing 210036, China)

**Abstract:** Space debris is a kind of waste that human beings left in the outer space. When the radar found the space debris target, taking the correct association and tracking of the target, or even accessing the monitoring information of the space debris can be the basis for space debris target catalog management. Combining to the distribution characteristics and motion characteristics of space debris, this paper proposed an improved algorithm for multi-objective data association for low-orbit space background, on the base of joint probability data association (JPDA) algorithm. The algorithm is designed to reduce possible joint events, and realized the goal of improving the tracking accuracy and reducing the computational complexity. Both the theoretical analysis and Monte Carlo simulation shows that the algorithm has certain engineering application value, especially in the condition of a larger number of targets.

**Keywords:** space debris; connected matrix; joint probability data association

## 0 引言

随着人类航天活动的增加,太空碎片的数量急剧增多。根据欧空局的最新数据,直径超过1 mm的空间碎片约3.3亿个,直径1 cm以上的空间碎片约61万个,而直径10 cm以上的空间碎片约2.1万个<sup>[1]</sup>。如此多的目标容量,雷达能否全部发现,发现后能否进行正确的关联和跟踪,成为一个亟待解决的问题。

数据关联是多目标跟踪技术(MTT)中最重要和最困难的问题<sup>[2]</sup>。关联效果的好坏直接影响着MTT的能力和性能。所以说当前多目标跟踪算法亟需解决的问题是在目标数目较多的跟踪环境下出现的量测与航迹的匹配关联问题<sup>[3]</sup>。理论上联合概率数据关联(JPDA)是目前最完善的一种方法,JPDA定义了联合事件,引入了“聚”的概念,通过计算联合事件的联合概率来计算回波与目标之间关联的

边缘概率。该算法公认的在杂波环境下对多目标跟踪的最好算法<sup>[4]</sup>。但是该算法比较复杂、计算量大,并且随着目标数的增长确认矩阵的拆分会出现组合“爆炸”的情况,因此其在工程上实现起来比较困难<sup>[5]</sup>。为此,最近几年人们对JPDA方法进行了各种各样的改进研究,希望能找到一种既便于实现又保留JPDA方法良好关联效果的方法。例如Fitzgerald对JPDA作了经验修正,提出了一种实用的经验近似公式,可以满意地跟踪2~3个交叉目标,但仍不能解决4个以上的目标交叉问题;B. Zhau和Bose提出了基于深度优先搜索的数据关联快速算法<sup>[6]</sup>,但其中根据JPDA导出的直接计算方法只能跟踪4个目标,对于空间背景下密集目标的关联仍然不适用。因此,本文从减少可行性事件的角度出发,提出了一种适合空间背景下多目标数据关联的方法,并利用仿真实验加以验证。

## 1 产生确认矩阵

当有回波落入不同目标相关波门的重叠区域内时,此时必须综合考虑各个量测的目标来源情况,确认矩阵就是用于表示有效回波和各目标跟踪门的复杂关系:

$$\mathbf{\Omega} = [\omega_{jt}] = \left[ \begin{array}{ccc} \omega_{10} & \cdots & \omega_{1T} \\ \vdots & \cdots & \vdots \\ \omega_{m_0} & \cdots & \omega_{m_T} \end{array} \right] \Bigg\} j \quad (1)$$

其中,  $\omega_{jt}$  是二进制变量,  $\omega_{jt} = 1$  表示量测  $j(t = 0, 1, \dots, m_k)$  的确认门内,而  $\omega_{jt} = 0$  表示量测  $j$  没有落在目标  $t$  的确认门内  $t=0$  表示没有目标,此时  $\mathbf{\Omega}$  对应的列元素  $\omega_{j0}$  全都是 1。

## 2 拆分成互联矩阵

对于一个给定的多目标跟踪问题,一旦给出了反映有效回波与目标互联态势的确认矩阵,便可通过对确认矩阵的拆分得到所有表示互联事件的互联矩阵,在对确认矩阵进行拆分时必须依据以下两个基本假设<sup>[7]</sup>:

- 1) 每个测量具有唯一的源;
- 2) 对于给定的目标,最多只能有一个量测以其为源。

拆分成互联矩阵的意义在于计算量测与其可能的各种源目标的互联概率。第  $j$  个量测与目标互联的概率可以用式(2)表示<sup>[8]</sup>。

$$\beta_{jt}(k) = \sum_{i=1}^{n_i} \hat{\omega}_{jt}(\theta_i(k)) P\{\theta_i(k) | Z^k\} \quad (2)$$

式中:  $\theta_i(k)$  表示第  $i$  个联合事件,  $n_i$  表示联合事件的个数,并且

$$\hat{\omega}_{jt}(\theta_i(k)) = \begin{cases} 1 & \theta_{jt}(k) \subset \theta_i(k) \\ 0 & \text{other} \end{cases} \quad (3)$$

其中  $\theta_{jt}(k)$  表示量测  $j$  在第  $i$  个联合事件中源于目标  $t(0 \leq t \leq T)$  的事件。所以式(3)意为在第  $i$  个联合事件中,若量测  $j$  源于目标  $t$  则为 1,否则置 0。

对应于联合事件的互联矩阵定义为<sup>[9]</sup>:

$$\mathbf{\Omega}(\theta_i(k)) = \left[ \begin{array}{ccc} \omega_{10}^i & \cdots & \omega_{1T}^i \\ \vdots & \cdots & \vdots \\ \omega_{m_0}^i & \cdots & \omega_{m_T}^i \end{array} \right] \Bigg\} j \quad (4)$$

根据以上的两个假设可以得出互联矩阵需满足:

$$\begin{cases} \sum_{t=0}^T \hat{\omega}_{jt}(\theta_i(k)) = 1 & j = 1, 2, \dots, m_k \\ \sum_{j=1}^{m_k} \hat{\omega}_{jt}(\theta_i(k)) \leq 1 & t = 1, 2, \dots, T \end{cases} \quad (5)$$

不难看出根据拆分规则,一个确认矩阵可以拆分成许多个可行互联矩阵。随着目标个数、有效回波的增大,互联矩阵的数量会迅速增大,呈指数增长。

而在空间背景下,目标数容量较大,但杂波数目较少,

几乎可以忽略不计,公共关联门内的多余点迹极大概率是来源于别的目标,而非杂波<sup>[9]</sup>。所以可以在拆分确认矩阵时将此作为约束条件,来减少可行事件的个数。从而达到减少搜索可行事件的计算量,高效率关联更多目标的目的。由于空间背景下不用考虑量测来自杂波的可能,在拆分确认矩阵之前,对其进行预处理,可以将确认矩阵第一列置 0。但这种处理可能会在拆分成互联矩阵时出现不能满足两个基本假设的情况,导致跟踪不稳定。

因此,预处理应改良为将确认矩阵第一列奇数行置 1,偶数行置 0。然后再对其进行拆分。为了说明预处理的有效性,假设给出有效量测  $m_k = 4$  和目标数目为  $T=3$  的确认矩阵如式(6)所示。

$$\mathbf{\Omega} = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (6)$$

经预处理后,确认矩阵变为:

$$\mathbf{\Omega}_1 = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (7)$$

理论分析可以得出,对  $\mathbf{\Omega}$  进行拆分,可以得到 16 个可行事件,对  $\mathbf{\Omega}_1$  拆分只有 4 个可行事件,可行事件数量降低 75%。可见,预处理后再获取互联矩阵可以显著降低计算量。

## 3 计算互联概率

拆分成互联矩阵的目的是计算每一个量测与其可能的各个源目标相互互联的概率。定义第  $j$  个量测与目标  $t$  的互联概率为<sup>[10]</sup>:

$$\beta_{jt}(k) = \sum_{i=1}^{n_i} P(\theta_i(k) | Z^k) \hat{\omega}_{jt}^i(\theta_i(k)) \quad (8)$$

其中  $\hat{\omega}_{jt}^i(\theta_i(k))$  表示在第  $i$  个联合事件中,量测  $j$  来源于目标  $t$  的可能,当量测  $j$  来源于目标  $t$  时,  $\hat{\omega}_{jt}^i(\theta_i(k))$  为 1,否则为 0;  $P(\theta_i(k) | Z^k)$  为  $k$  时刻所有量测的联合事件的后验概率<sup>[10]</sup>,表示式为式(9)所示:

$$P(\theta_i(k) | Z^k) = \frac{\lambda^{\Phi(\theta_i(k))}}{C} \prod_{j=1}^{m_k} N_{ij} [z_j(k)]^{t_j(\theta_i(k))} \cdot \prod_{t=1}^T (P_{Dt})^{\delta_t(\theta_i(k))} [1 - P_{Dt}]^{1 - \delta_t(\theta_i(k))} \quad (9)$$

式中:  $Z^k$  表示  $k$  时刻前累计的量测集,  $\Phi(\theta_i(k))$  表示虚警量测数,  $\delta_t(\theta_i(k))$  指目标检测指示器,  $t_j(\theta_i(k))$  为量测关联指示器,  $C$  表示归一化常数<sup>[10]</sup>。并且有

$$N_{ij} [z_j(k)] = N[z_j(k)] \tilde{z}_{t_j}(k | k-1), S_{t_j}(k) \quad (10)$$

表示的是  $k$  时刻目标  $t_j$  的量测  $z_j(k)$  具有高斯分布,  $\tilde{z}_{t_j}(k |$

$k-1$ ) 是目标  $t_i$  的预测量测,  $S_i(k)$  是新息的协方差。

### 4 计算机仿真

为了更直观的体现适用于空间背景下的数据关联算法的优越性,本文还对其进行了 Monte Carlo 仿真。由于空间目标分布较为密集且不具有机动性,这里假设跟踪目标数目为 20,均在  $x-y-z$  空间内做匀速直线运动,加速度为 0。并设检测概率  $P_D$  和正确落入跟踪门内的概率  $P_G$  分别为 0.99 和 0.95。

离散时间系统的状态方程及量测方程如式 (11) 所示<sup>[10]</sup>。

$$\mathbf{X}(k+1) = \mathbf{F}(k)\mathbf{X}(k) + \mathbf{G}(k)u(k) \quad (11)$$

$$\mathbf{z}(k+1) = \mathbf{H}(k+1)\mathbf{X}(k+1) + \mathbf{W}(k+1)$$

这里  $\mathbf{X}(k)$  为状态向量,表示为:

$$\mathbf{X}(k) = [x \quad \dot{x} \quad y \quad \dot{y} \quad z \quad \dot{z}]^T \quad (12)$$

$$\mathbf{H}(k) = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \quad (13)$$

$$\mathbf{F}(k) = \begin{bmatrix} 1 & T & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & T & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (14)$$

$\mathbf{W}(k+1)$  表示具有协方差为  $\mathbf{R}(k+1)$  的零均值高斯噪声序列,仿真试验中,令

$$\mathbf{R}(k+1) = \begin{bmatrix} \sigma_x^2 & 0 & 0 \\ 0 & \sigma_y^2 & 0 \\ 0 & 0 & \sigma_z^2 \end{bmatrix} \quad (15)$$

$$\sigma_x^2 = \sigma_y^2 = \sigma_z^2 = 100 \text{ m}$$

假设 20 个目标的起始位置相同,各个方向分速度各不相同,采样次数为 100。通过计算机仿真可以得到目标的实际位置,传统 JPDA 算法所得的目标估计位置,以及经预处理后的 JPDA 算法所得的目标估计位置,分别如图 1~3 所示。

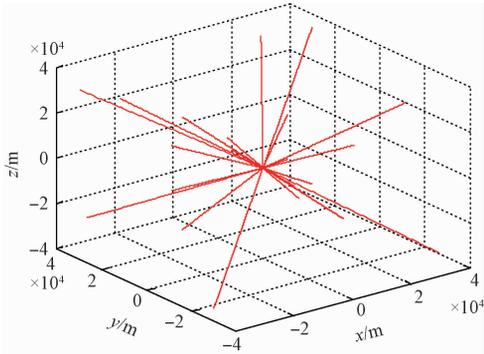


图 1 目标的实际位置

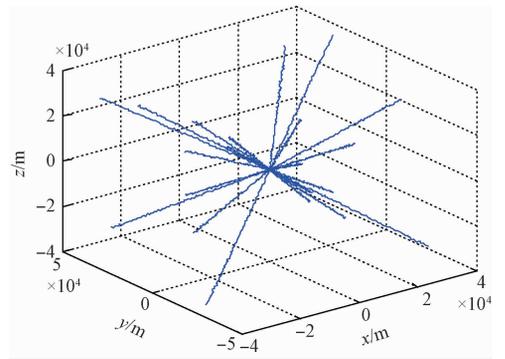


图 2 传统 JPDA 算法估计位置

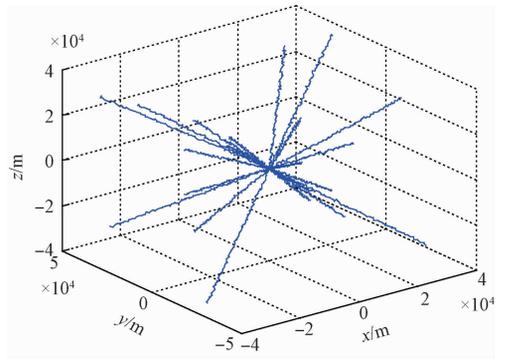


图 3 基于预处理的 JPDA 算法估计位置

此外,还比较了传统 JPDA 算法与基于预处理的 JPDA 算法的平均 RMSE、算法运行时间以及跟踪准确率。如表 1、图 4 所示。

表 1 跟踪准确率和运行时间

	传统 JPDA 算法	基于预处理的 JPDA
运行时间	150.341 s	42.692 s
跟踪准确率	0.903	0.897

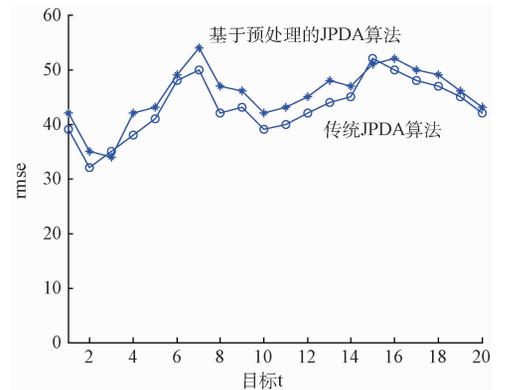


图 4 平均 RMSE 比较

从以上的统计信息可知,就目标的平均 RMSE 和跟踪准确率而言,基于预处理的 JPDA 算法略差于传统算法,但

仍能满足多目标跟踪对于跟踪精度的要求;而在算法运行时间上,本文给出的基于预处理的 JPDA 算法比传统算法运行时间少,更适用于跟踪目标数目较多的情况,工程应用价值更显著。

## 5 结 论

本文在传统 JPDA 算法的基础上,提出了适用于空间背景下的数据关联算法。在拆分确认矩阵之前,对其进行预处理,有效地减少了可行互联事件的个数。在保证跟踪准确率的情况下,大大减少了算法的计算量,具有较高的工程应用价值。

## 参考文献

- [1] SAILLANT S. Bistatic space-debris surveillance radar [J]. 2016 IEEE Radar Conference (Radar Conf), 2016, 10(11): 1-4.
- [2] 廖小云, 高高, 陈超波. 一种交叉多目标跟踪算法[J]. 国外电子测量技术, 2016, 35(2): 65-69.
- [3] 马林. 空间目标探测雷达技术[M]. 北京: 电子工业出版社, 2013.
- [4] AGAMENNONI G, FONTANA S, SIEWGWART R Y. Point clouds registration with probabilistic data association [J]. 2016 IEEE/RSJ International

Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS), Daejeon, 2016, 10(19): 4092-4098.

- [5] 何友, 修建娟. 雷达数据处理及应用[M]. 北京: 电子工业出版社, 2006.
- [6] 司锡才, 陈玉坤, 李志刚. 数据关联算法的研究[J]. 哈尔滨工程大学学报, 2007, 7(3): 813-817.
- [7] 余周, 左现刚, 侯志松. 一种改进的联合概率数据关联算法[J]. 火力与指挥控制, 2010, 04(5): 106-110.
- [8] 张树春, 仇永斌, 魏鑫. 再入弹道目标跟踪问题方法研究[J]. 电子测量技术, 2016, 39(1): 45-48.
- [9] 刘双全, 李修和, 贺平. 密集杂波环境下多目标数据关联算法研究[J]. 电子信息对抗技术, 2009, 4(1): 17-19.
- [10] 吴顺君, 梅晓春. 雷达信号处理和数据处理技术[M]. 北京: 电子工业出版社, 2008.

## 作者简介

**陈湘**, 1993 年出生, 硕士研究生, 主要研究方向为雷达数据处理技术。

E-mail: hit\_chenxiang@163.com

**张荣涛**, 1974 年出生, 研究员/研究生导师, 主要研究方向为雷达系统设计、软件系统及软件工程、雷达数据处理技术等。

(上接第 100 页)

- [9] 边莉, 王少永, 乔文亮. 1.8 GHz 微带平衡巴伦馈电印刷偶极子天线[J]. 黑龙江科技学院学报, 2010, 20(4): 300-302.
- [10] 高顺, 王安国, 裴静, 等. 一种旋向与轴比均可重构极化微带天线设计[J]. 电子测量技术, 2011, 34(8): 1-5, 26.

## 作者简介

**李勇**, 1978 年出生, 硕士, 副教授, 研究领域为电子信

息技术与物联网技术。

E-mail: 261789847@qq.com

**邹传云**, 1960 年出生, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为 RFID 射频识别和物联网技术。

E-mail: 591469587@qq.com

(上接第 103 页)

- [6] SPENCER Q H, JEFFS B D, JENSEN M A, et al. Modeling the statistical time and angle of arrival characteristics of an indoor multipath channel[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2006, 18(3): 347-360.
- [7] 庄丽华, 宦娟, 刘镇. 基于 HFSS 线天线辐射特性的仿真研究[J]. 电子科技, 2009, 22(3): 52-55.
- [8] 孙丹, 张晓光. MIMO 系统信道容量研究[J]. 现代电子技术, 2006, 29(19): 4-6.
- [9] 杨晋生, 曹敏. 基于射线跟踪的 MIMO 信道容量分

析[J]. 电子测量技术, 2015, 38(5): 135-138

- [10] 吕剑刚, 吕英华, 车树良, 等. 天线间隔对室内非视距 MIMO 信道容量的影响[J]. 电路与系统学报, 2007, 12(6): 38-41, 37.

## 作者简介

**徐荣蓉**, 1992 年出生, 硕士研究生, 主要研究方向为现代无线网络。

E-mail: 1059805281@qq.com