

# 空间目标跟踪的概率数据关联方法\*

许占伟<sup>1,2†</sup> 王 歆<sup>1,2</sup>

(1 中国科学院紫金山天文台 南京 210008)

(2 中国科学院空间目标与碎片观测重点实验室 南京 210008)

**摘要** 在空间目标的光学观测中, 由于跟踪波门内多个量测事件频发, 导致跟踪量测的不确定, 降低自动跟踪精度引起跟踪不稳. 结合Kalman滤波和概率数据关联算法, 实现了空间目标自适应跟踪. 方法通过Kalman滤波预测确定关联区域, 采用概率数据关联技术获得等效量测作为Kalman滤波的有效馈源. 实验表明: 方法可以有效地提高自动跟踪精度, 改善空间目标自动跟踪鲁棒性.

**关键词** 天体测量学, 航天器, 望远镜, 方法: 统计

**中图分类号:** P129; **文献标识码:** A

## 1 引言

光学观测系统是空间目标监视网中不可或缺的重要组成, 通过光学望远镜感知空间目标态势变化是空间目标监测的一种重要手段. 随着空间目标数量的大幅度增加, 以及仪器设备自动化程度的提高, 采用全自动跟踪模式实现空间目标监测已成为当前的主流. 空间目标的全自动跟踪涵盖了航迹起始、航迹维持和航迹终止等过程, 由于空间目标运动的复杂性以及引导误差等, 一般采用闭环跟踪, 根据获取的历史信息进行预测, 再利用新的实时信息进行更新, 通过预测和更新的不断循环交互来引导望远镜完成对空间目标的自动跟踪.

在空间目标的光学观测中, 由于背景恒星众多, 在探测器覆盖面上密集分布, 纵深方向可能重叠交叉, 且其信号强度和形态与目标信号类似, 检测波门内出现多个量测信号的概率很大; 同时随着航天技术发展, 卫星编队飞行越来越多, 由于存在预报误差, 也很难准确判断跟踪对象是否为需求目标. 对于暗弱空间目标跟踪, 为了兼顾探测效率, 往往选择较低的信噪比阈值, 会造成一定程度的虚警. 跟踪过程中杂波、虚警和目标混杂难以区分, 从而导致自动跟踪在实践中效果不甚理想. 量测数据源对应关系的不确定性成为了目标跟踪过程中最难以解决的问题, 它贯穿于自动跟踪的各个阶段, 是自动跟踪效率提升的关键. 国内外学者开展了相当广泛而深入的研究, 但至今仍没有一种具备普适性的数据关联方法.

2016-11-17收到原稿, 2016-12-13收到修改稿

\*中国科学院国防科技创新基金项目(CXJJ-15S129)资助

†xzwei@pmo.ac.cn

文献[1]提出了最近邻域算法(Nearest Neighbor, NN), 算法将波门内全部量测中距离预测位置统计距离最小的量测用于航迹更新. 该方法在多量测情况下给出了一个选择依据, 在引导比较准确、跟踪比较稳定时, 该方法可十分高效地维持有效跟踪. 然而在许多实践中, 往往出现统计距离最小的量测并非目标的真实量测, 从而导致跟踪失效. 针对一般的目标跟踪问题, 文献[2]提出了概率数据关联(Probabilistic Data Association, PDA)思想. 与NN算法不同, PDA方法并不排他地只考虑一个量测, 而是考虑了波门内所有量测, 根据其后验概率信息加权后进行数据关联, 大大改善了多虚警、多杂波环境下的目标跟踪的稳定性. 在此基础上, 针对多目标跟踪中多个目标信号归属难题, 文献[3]则提出了联合概率数据关联算法应用在多目标跟踪中; 其后又衍生了其他针对性的数据关联算法<sup>[4-7]</sup>. 相关算法在多个领域的目标跟踪实践中得到了广泛的应用, 取得了良好的效果<sup>[8-10]</sup>.

在空间目标与碎片的光学跟踪中, 目前仍多采用在量测图像上根据预测位置开窗, 将窗口质心作为空间目标质心. 该方法虽然简单但跟踪精度和稳定性都不佳, 为了保证量测精度, 一般波门选取很小, 较小的波门也容易导致目标量测处于波门外, 从而导致需要较高的引导精度. 文献[11-12]引入均值漂移方法以克服干扰源对于窗口质心的影响, 但该方法只解决了小波门覆盖部分目标星像的情况, 无法克服多个量测带来的干扰. 文献[13-14]采用主动轮廓模型实现了动态窗口. 但这些方法都采用了NN准则, 由于恒星背景的存在, NN在光学跟踪中稳健性不佳.

针对这些问题, 本文将Kalman滤波与概率数据关联有机地融合在一起, 形成了一个完整的自动跟踪处理链, 实现了一种空间目标自适应跟踪方法. 方法融合了波门内的多个量测, 波门大小的要求可大为放宽, 选择较大波门可大幅度提高跟踪的适用性, 特别是预报不够准确时, 大大提高跟踪效率. 仿真实验表明: 该方法可行有效, 在光学观测中有效改善了空间目标跟踪稳定性.

## 2 基于概率关联的跟踪方法

### 2.1 概率数据关联

PDA算法是由Bar-Shalom<sup>[3]</sup>提出的一种基于贝叶斯理论的全邻算法, 在单目标环境下, 当在跟踪波门内采集到多个量测时, PDA理论不同于最近邻算法, 它并不排他性地选择其中一个, 而是考虑跟踪波门内所有量测, 计算各个量测来自目标的概率, 并依概率对各个量测进行加权, 将加权后结果作为目标的等效量测, 并以此作为更新目标状态的依据.

假设 $k$ 时刻跟踪波门内量测集合表示为 $\mathbf{Z}_k$ , 截止到 $k$ 时刻的所有量测集合为 $\mathbf{Z}^k$ , 即

$$\mathbf{Z}_k = \{z_i(k)\}, i = 1, 2, \dots, m_k, \quad (1)$$

$$\mathbf{Z}^k = \cup_{j=1}^k \mathbf{Z}_j, \quad (2)$$

其中 $m_k$ 为跟踪波门内量测个数. 则 $k$ 时刻第 $i$ 个量测来源于目标的概率 $\beta_i(k)$ 为:

$$\beta_i(k) = \mathcal{P}(\theta_i(k) | \mathbf{Z}^k), \quad (3)$$

$\theta_i(k)$ 为时刻 $k$ 跟踪波门内量测 $i$ 来自目标的事件. 定义 $\theta_0(k)$ 表示跟踪波门内没有来自目标的事件.  $\{\theta_0(k), \theta_1(k), \dots, \theta_{m_k}(k)\}$ 构成了一个不相交的完备样本空间, 有:

$$\sum_{i=0}^{m_k} \beta_i(k) = 1, \quad (4)$$

那么 $k$ 时刻的目标状态量 $\mathbf{X}$ 可由全概率公式得:

$$\mathbf{X}(k|k) = \mathcal{E}(\mathbf{X}(k)|\mathbf{Z}^k) = \sum_{i=0}^{m_k} \mathbf{X}_i(k|k) \mathcal{P}(\theta_i(k)|\mathbf{Z}^k) = \sum_{i=0}^{m_k} \beta_i(k) \mathbf{X}_i(k|k), \quad (5)$$

其中

$$\mathbf{X}_i(k|k) = \mathcal{E}(\mathbf{X}_i(k)|\mathbf{Z}^k, \theta_i(k)). \quad (6)$$

实现PDA算法的关键在于计算 $\beta_i(k)$ , 令目标落入波门的概率为 $\mathcal{P}_G$ , 检测概率为 $\mathcal{P}_D$ , 可得到<sup>[15]</sup>:

$$\beta_0 = \frac{b}{b + \sum_{i=1}^{m_k} e_i}, \quad (7)$$

$$\beta_i = \frac{e_i}{b + \sum_{i=1}^{m_k} e_i}, \quad (8)$$

其中,

$$b = \frac{1 - \mathcal{P}_D \mathcal{P}_G}{\mathcal{P}_D}, \quad (9)$$

$$e_i = \frac{1}{|2\pi \mathbf{S}|^{1/2}} \exp \left\{ -\frac{1}{2} [\mathbf{v}_i(k)^T \mathbf{S}^{-1}(k) \mathbf{v}_i(k)] \right\}, \quad (10)$$

$\mathbf{S}$ 为新息协方差矩阵:

$$\mathbf{S}(k) = \mathbf{H} \mathbf{P}(k|k-1) \mathbf{H}^T + \mathbf{R}, \quad (11)$$

$\mathbf{H}$ 为测量矩阵,  $\mathbf{P}$ 为状态量协方差矩阵,  $\mathbf{R} = \sigma_R^2 \mathbf{I}$ 为测量误差矩阵, 其中 $\mathbf{I}$ 为单位矩阵,  $\sigma_R^2$ 为测量误差的方差.  $\mathbf{v}_i(k)$ 是 $k$ 时刻第 $i$ 个量测对应的的新息.  $\mathcal{P}_G$ 严格意义上和跟踪误差以及波门大小相关, 实践中在跟踪阶段往往取固定波门, 此时 $\mathcal{P}_G$ 应当不是固定值, 但当波门取值较大时,  $\mathcal{P}_G \approx 1$ 可视为常数.

## 2.2 Kalman滤波

在空间目标的跟踪过程中为了抑制虚假量测, 提高量测关联概率, 降低计算量, 一般采用滤波技术来估计目标预测值. Kalman滤波器是一种线性最小均方误差准则下的最优递归估计器, 运行时无需所有历史数据, 只需前一个输入信号和当前输入信号, 非常便于空间目标的实时跟踪处理, 因此我们使用Kalman滤波进行跟踪外推. 根据Kalman滤波有<sup>[11-12]</sup>:

$$\mathbf{X}(k|k-1) = \Phi \mathbf{X}(k-1|k-1), \quad (12)$$

$$\mathbf{P}(k|k-1) = \Phi \mathbf{P}(k-1|k-1) \Phi^T + \mathbf{Q}, \quad (13)$$

$$\mathbf{X}_i(k|k) = \mathbf{X}(k|k-1) + \mathbf{K}(k) \mathbf{v}_i(k), \quad (14)$$

$$\mathbf{K}(k) = \mathbf{P}(k|k-1)\mathbf{H}^T(\mathbf{H}\mathbf{P}(k|k-1)\mathbf{H}^T + \mathbf{R})^{-1}, \quad (15)$$

其中 $\Phi$ 为状态转移矩阵,  $\mathbf{Q} = \sigma_Q^2 \mathbf{I}$ 为过程噪声矩阵( $\sigma_Q^2$ 为过程噪声的方差),  $\mathbf{K}$ 即Kalman增益矩阵. 代入(5)式, 可得到最终目标状态更新方程:

$$\begin{aligned} \mathbf{X}(k|k) &= \sum_{i=0}^{m_k} [\beta_i(k)\mathbf{X}(k|k-1) + \mathbf{K}(k)\mathbf{v}_i(k)] \\ &= \sum_{i=0}^{m_k} \beta_i(k)\mathbf{X}(k|k-1) + \mathbf{K}(k) \sum_{i=0}^{m_k} [\beta_i(k)\mathbf{v}_i(k)] \\ &= \mathbf{X}(k|k-1) + \mathbf{K}(k)\mathbf{v}(k), \end{aligned} \quad (16)$$

其中 $\mathbf{v}(k)$ 为:

$$\mathbf{v}(k) = \sum_{i=1}^{m_k} \beta_i(k)\mathbf{v}_i(k). \quad (17)$$

同时更新状态估计的误差协方差矩阵<sup>[11]</sup>为:

$$\mathbf{P}(k|k) = \mathbf{P}(k|k-1)\beta_0(k) + [1 - \beta_0(k)]\mathbf{P}^c(k|k) + \tilde{\mathbf{P}}(k), \quad (18)$$

$$\mathbf{P}^c(k|k) = [\mathbf{I} - \mathbf{K}(k)\mathbf{H}(k)]\mathbf{P}(k|k-1), \quad (19)$$

$$\tilde{\mathbf{P}}(k) = \mathbf{K}(k) \left[ \sum_{i=1}^{m_k} \beta_i(k)\mathbf{v}_i(k)\mathbf{v}_i^T(k) - \mathbf{v}(k)\mathbf{v}^T(k) \right] \mathbf{K}^T(k). \quad (20)$$

由上述推导可见: 跟踪过程和标准Kalman滤波跟踪过程完全相同, 仅仅是新息计算采用了多个量测的概率加权和, 而不是单一的量测. 形式上和Kalman滤波也保持一致.

### 3 算法实验

根据上述方法, 自主编写了处理软件, 采用OpenCV 2.0库在Visual Studio 2012平台上实现. 为验证本文方法的有效性, 首先使用中国科学院空间目标光学观测网中30 cm口径望远镜(视场为 $11^\circ \times 11^\circ$ , 图像分辨率为 $2048 \text{ pixel} \times 2048 \text{ pixel}$ )的实测图像进行了实验, 实验中 $\mathcal{P}_D = 0.9$ ,  $\sigma_Q = 1 \text{ pixel}$ ,  $\sigma_R = 0.5 \text{ pixel}$ . 图1和图2给出了采用NN方法和本文PDA方法的跟踪结果, 分别给出了事后处理得到的跟踪实际误差以及跟踪过程中Kalman滤波的更新量.

由于此组量测中没有显著的杂波和虚警, 因此NN方法和PDA方法都能正确完成目标跟踪. 此时NN方法找到的就是目标本身, 而由图中可见: 两者跟踪精度和跟踪稳定性相当, 考虑多量测加权对于跟踪精度影响不大. 实验也验证了本文方法和程序实现的正确性. 实验中波门选择为 $20 \text{ pixel}$ , 结合图中跟踪误差可见, 波门已足够大, 此时 $\mathcal{P}_G$ 取常数1是完全合理的.

采用观测网内40 cm口径望远镜(视场为 $0.7^\circ \times 0.7^\circ$ , 图像分辨率为 $512 \text{ pixel} \times 512 \text{ pixel}$ )的一组观测图像进行了进一步实验, 该组观测中存在明显的杂波和虚警. 图3-5给出了跟踪结果, 同样给出了NN方法的结果作为比对.

图3为在第1帧图像坐标下的跟踪路径, NN方法在第16帧时已跟错目标, 意味着此时最邻近的目标其实是虚警. 自第17帧开始, 在预测波门中已检测不到目标, 彻底失跟. 采

用本文方法由于考虑了波门内所有量测, 在第15、16帧时跟踪误差虽有所增大, 但远小于NN方法, 使得目标仍然出现在后续预测波门中, 在第17帧时恢复跟踪精度, 完成目标跟踪.

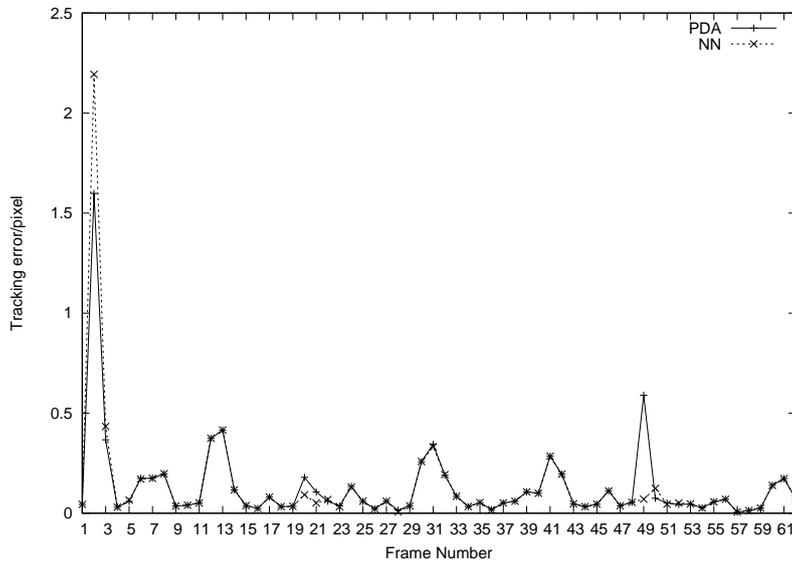


图 1 无干扰时的跟踪误差

Fig. 1 The result of tracking errors without interference

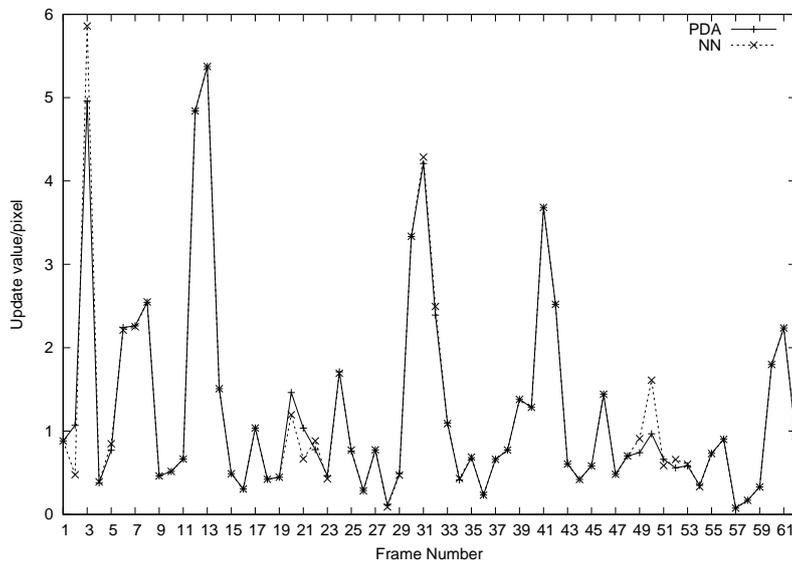


图 2 无干扰下的卡尔曼滤波更新量

Fig. 2 The result of update values of Kalman filter without interference

可见, 在没有杂波和虚警情况下, 两种方法都能够顺利完成跟踪, 跟踪精度相当; 而在干扰情况下, 最近邻法可出现较大误差导致失跟, 而本文方法受影响较弱, 并能自我修正, 具有较高的稳健性.

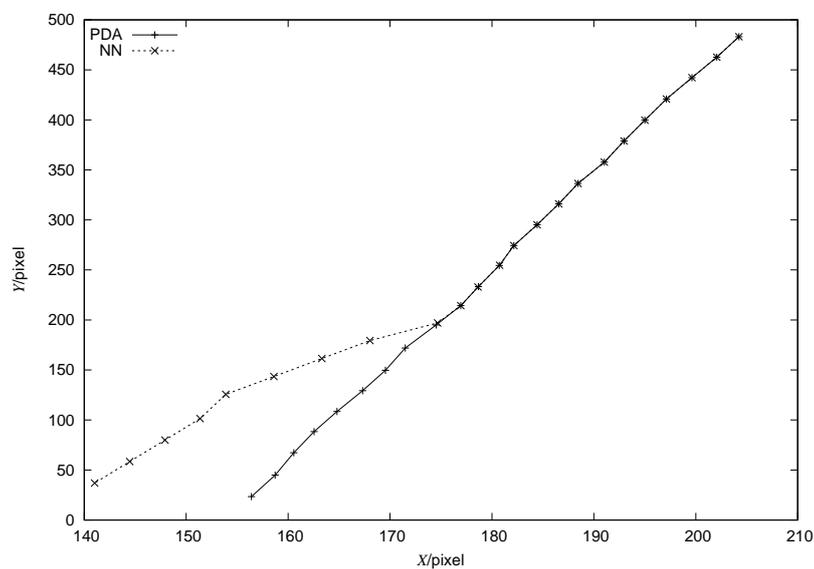


图 3 跟踪路径

Fig. 3 Tracking paths

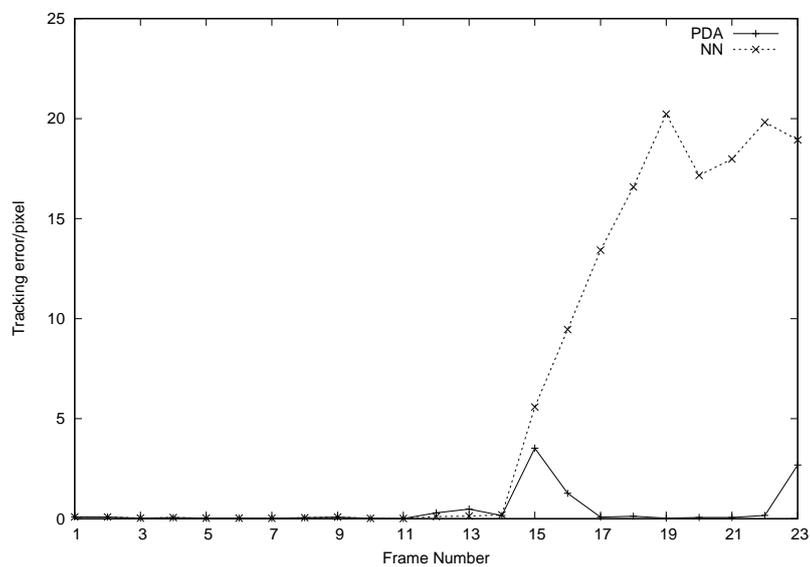


图 4 有干扰时的跟踪误差

Fig. 4 The result of tracking errors with interference

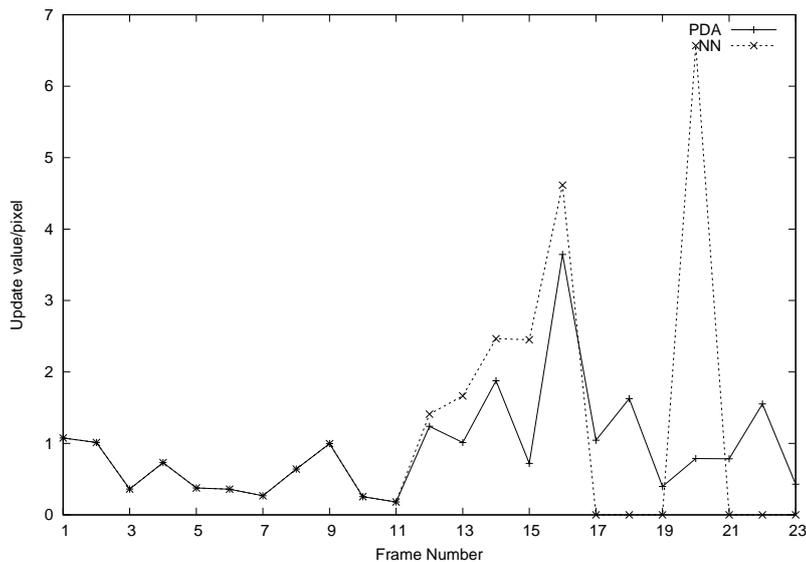


图 5 有干扰下的卡尔曼滤波更新量

Fig. 5 The result of update values of Kalman filter with interference

## 4 结论与讨论

本文针对光学观测中空间目标自动跟踪过程中的跟踪稳定性问题, 将Kalman滤波和概率数据关联技术有机地融合在一起, 实现了空间目标自适应跟踪. 实验表明: 本方法在空间目标的自动跟踪中可以有效地改善空间目标跟踪稳定性.

不同于过去的研究思路, 本方法不再依赖目标识别, 在多个量测中找出正确目标, 而是同时考虑所有量测. 由于目标识别往往需要依赖前后帧量测, 而本文方法仅依赖当前量测, 特别是结合Kalman滤波后, 跟踪过程中无需存储历史量测, 从而避免了多个量测航迹关联带来的航迹爆炸等问题, 使得本方法大为简化.

在空间目标跟踪中, 时常出现滤波发散, 其具体体现即为失跟. 其原因在于空间目标运动仅在短弧段上可用线性近似较好逼近, 仅依赖模型无法实现长弧跟踪, 跟踪维持需要依靠测量量对航迹进行不断更新修正. 而随时间推移, 原有资料作用占主导作用, 新观测量更新作用大幅度减小, 模型误差不断积累将使滤波发散. 而在暗弱目标和杂波背景下, 测量不确定性大幅度增加, 传统方法容易导致直接错跟后失跟.

滤波发散抑制是滤波相关研究中非常重要的一环, 大量研究给出了多种手段, 但在空间目标跟踪应用中目前尚未形成一套普适的方法, 往往需要针对不同情况采用不同手段. 本文方法从提高测量有效性这一个角度做了探索, 考虑了在多量测情况下, 综合多个源的平均位置, 从而大幅度降低了错跟概率, 提高了更新的有效性. 如何融合多种手段建立一个相对普适的空间目标跟踪方法, 能够较好地处理多种特殊情况, 将是下一步研究的方向.

## 参 考 文 献

- [1] Singer R A. ITAES, 1970, 6: 473
- [2] Kirubarajan T, Bar-Shalom Y. Proceedings of the IEEE, 2004, 92: 536
- [3] Bar-Shalom Y. Proceedings of the Fifth Symposium on Non-linear Estimation, 1974: 16
- [4] Blom H A P, Bloem E A. ITAC, 2000, 45: 247
- [5] Zhou B, Bose N K. ITAES, 1993, 29: 352
- [6] Roecker J A, Phillis G L. ITAES, 1994, 30: 504
- [7] 潘泉, 叶西宁, 张洪才. 电子学报, 2005, 33: 467
- [8] 李炎冰, 巩华, 陈洪亮, 等. 电光与控制, 2005, 22: 77
- [9] Fortmann T E, Bar-Shalom Y, Scheffe M. IJOE, 1983, 8: 173
- [10] 李辉, 张安, 赵敏, 等. 电子学报, 2005, 33: 2125
- [11] 王歆, 许占伟. 天文学报, 2012, 53: 145
- [12] Wang X, Xu Z W. ChA&A, 2012, 36: 426
- [13] 许占伟, 王歆. 天文学报, 2015, 56: 305
- [14] Xu Z W, Wang X. ChA&A, 2016, 40: 266
- [15] 何友, 修建娟, 张晶炜, 等. 雷达数据处理及应用. 北京: 电子工业出版社, 2006: 90-91

## Probabilistic Data Association Method for Space Object Tracking

XU Zhan-wei<sup>1,2</sup>    WANG Xin<sup>1,2</sup>

(1 Purple Mountain Observatory, Chinese Academy of Sciences, Nanjing 210008)

(2 Key Laboratory for Space Object and Debris Observation, Purple Mountain Observatory, Chinese Academy of Sciences, Nanjing 210008)

**ABSTRACT** In the optical tracking of space objects, multiple measurements are often detected in the observing gate, which brings about the uncertainty in the tracking accuracy and causes the unstability along the tracking path. This kind of condition will eventually interrupt the track and lead to the lost of the target. A new approach, combining the Kalman filter and probabilistic data association, is proposed for the adaptive tracking of space objects. This method employs Kalman filter to predict the gate of association, and uses probabilistic data association to obtain the equivalent measurement as an effective feed instead. The experiments show that this technique can effectively improve the tracking accuracy as well as the robustness for the automatic tracking of space objects.

**Key words** astrometry, space vehicles, telescopes, methods: statistical