

一种空间目标光电跟踪新方法*

王 歆^{1,2†} 许占伟^{1,2}

(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 针对目前空间目标光电观测的自动跟踪过程中, 容易受到恒星干扰等影响丢帧后失跟的问题, 从概率观点分析了光电跟踪的两个环节: 状态外推和实时采样. 根据估计理论, 建立了一种新的光电跟踪方法. 方法利用卡尔曼滤波数据融合的本质提高外推的稳健性, 通过均值漂移方法实现跟踪窗口的调整. 仿真试验表明, 新方法能够有效的降低跟踪中干扰的影响, 提高跟踪的稳健性.

关键词 航天器, 望远镜, 方法: 统计, 技术: 图像处理

中图分类号: P 111; **文献标识码:** A

1 引言

光电观测在空间目标监视中发挥了非常重要的作用, 随着光机电技术的不断发展, 空间目标光电观测也逐步实现了自动跟踪. 空间目标的自动跟踪指在获取了初始航迹后, 实现对望远镜运动自动控制, 根据实时采样结果, 不断调整望远镜状态, 使得望远镜指向路径逼近空间目标的视运动, 也称闭环跟踪. 完备的跟踪包括两个步骤, 望远镜伺服状态的外推和实时采样. 在外推方面, 目前广泛采用的是基于线性外推的位置跟踪法, 文献 [1] 提出了一种考虑动力学模型的圆轨道跟踪法; 在采样方面, 由于空间目标视运动的差异要求保持足够的采样频率, 闭环跟踪过程中不可能对采集图像进行全视场处理来确定空间目标的位置, 而是在图像上选择预测的目标位置邻近区域开窗, 将窗口质心作为空间目标质心.

光电观测容易受到恒星、云等遮挡影响, 导致采样丢帧, 外推误差增大, 在连续丢帧后更为显著. 同时由于跟踪误差、碰星等, 常常使得开窗无法覆盖整个星象以及窗内出现恒星等干扰, 此时窗口质心和目标质心偏差较大, 影响采样精度. 现有的跟踪方法由于没有考虑外推误差和采样误差的影响, 出现偏差后, 在跟踪过程中始终无法得到修正并不断累积, 最终导致失跟, 方法不够稳健, 制约了空间目标光电观测效率.

本文从概率观点分析了跟踪问题, 将两方面的问题分别转化为求解概率密度函数和其峰值问题, 引入卡尔曼滤波方法解决跟踪过程中的稳健外推问题; 引入均值漂移 (mean

2011-09-01 收到原稿

* 国防科工局空间碎片专题研究项目 (09103, K0102410) 资助

† wangxin@pmo.ac.cn

shift) 方法实现跟踪窗口的调整, 以避免质心位置偏差对外推的影响. 通过两种方法的结合, 建立了一种稳健的跟踪方法, 有效的克服了上述困难.

卡尔曼滤波自 1960 年被提出以来^[2], 在信号处理的各个领域得到了应用, 它是一种最优最小方差估计方法. 滤波过程是一个数据融合的过程, 在保留所有观测资料信息同时, 又不需要进行信息存储, 并且采用了易于计算机实现的预测 – 更新步骤. 本文采用卡尔曼滤波方法用于改善外推稳健性.

均值漂移是 1975 年由 Fukunaga 等人提出^[3], 但其后的很长时间并未得到广泛重视. 1995 年, Cheng 对基本的均值漂移方法做了推广^[4], 扩大了其适用范围. Comaniciu 等人将均值漂移方法成功的运用在利用彩色图像特征空间的直方图匹配, 大大推动了均值漂移方法的实际应用^[5]. 本文引入均值漂移方法用于跟踪采样窗口的调整.

本文分别建立了适合于空间目标跟踪的卡尔曼滤波过程和调整跟踪窗口的均值漂移过程, 在此基础上提出了完整的跟踪方法并给出相应试验结果.

2 基于滤波的状态外推

2.1 贝叶斯估计

将跟踪过程看作随机过程, 跟踪状态量为随机变量, 那么跟踪过程可以用一组随时间变化的状态量序列 $\{\mathbf{x}_k; k = 0, 1, \dots\}$ 来描述, 状态量随时间的变化由状态方程决定:

$$\mathbf{x}_k = f(\mathbf{x}_{k-1}, \mathbf{v}_k), \quad (1)$$

而获取的观测资料序列为 $\{\mathbf{z}_k; k = 0, 1, \dots\}$, 资料 $\mathbf{z}_k$ 和状态量 $\mathbf{x}_k$ 的关系为测量方程:

$$\mathbf{z}_k = h(\mathbf{x}_k, \mathbf{n}_k), \quad (2)$$

其中 $\mathbf{v}_k$ 和 $\mathbf{n}_k$ 分别为独立同分布的噪声序列.

不妨令 $\mathbf{Z}_k = \{\mathbf{z}_k, \dots, \mathbf{z}_0\}$ 为到 t_k 时刻的观测资料的集合. 跟踪的目的就是根据 $\mathbf{Z}_k$ 估计 $\mathbf{x}_k$, 等价于建立概率密度函数 $p(\mathbf{x}_k | \mathbf{Z}_k)$. 可由递推贝叶斯估计得到:

$$\begin{aligned} p(\mathbf{x}_k | \mathbf{Z}_k) &= \frac{p(\mathbf{Z}_k | \mathbf{x}_k)p(\mathbf{x}_k)}{p(\mathbf{Z}_k)} \\ &= \frac{p(\mathbf{z}_k, \mathbf{Z}_{k-1} | \mathbf{x}_k)p(\mathbf{x}_k)}{p(\mathbf{z}_k, \mathbf{Z}_{k-1})} \\ &= \frac{p(\mathbf{z}_k | \mathbf{Z}_{k-1}, \mathbf{x}_k)p(\mathbf{Z}_{k-1} | \mathbf{x}_k)p(\mathbf{x}_k)}{p(\mathbf{z}_k | \mathbf{Z}_{k-1})p(\mathbf{Z}_{k-1})} \\ &= \frac{p(\mathbf{z}_k | \mathbf{Z}_{k-1}, \mathbf{x}_k)p(\mathbf{x}_k | \mathbf{Z}_{k-1})p(\mathbf{Z}_{k-1})p(\mathbf{x}_k)}{p(\mathbf{z}_k | \mathbf{Z}_{k-1})p(\mathbf{Z}_{k-1})p(\mathbf{x}_k)} \\ &= \frac{p(\mathbf{z}_k | \mathbf{x}_k)p(\mathbf{x}_k | \mathbf{Z}_{k-1})}{p(\mathbf{z}_k | \mathbf{Z}_{k-1})}. \end{aligned} \quad (3)$$

显然该过程包括两个步骤: 预测步骤即根据 t_{k-1} 时刻的概率密度函数 $p(\mathbf{x}_{k-1} | \mathbf{Z}_{k-1})$ 和状态转移方程, 得到 t_k 时刻的先验概率密度函数 $p(\mathbf{x}_k | \mathbf{Z}_{k-1})$; 更新步骤即根据 t_k 时刻的资料 $\mathbf{z}_k$ 的似然函数 $p(\mathbf{z}_k | \mathbf{x}_k)$ 求得后验概率密度函数 $p(\mathbf{x}_k | \mathbf{Z}_k)$.

2.2 卡尔曼滤波

当 f, h 均为线性, $\mathbf{v} \sim N(0, \mathbf{Q})$ 和 $\mathbf{n} \sim N(0, \mathbf{R})$ 时, 该过程就可通过卡尔曼滤波求得最优解, 对于空间目标光电跟踪, 这两个条件在一定时间长度内都是近似满足的. 状态量 $\mathbf{x}$ 一般选择为望远镜伺服坐标系下的位置和速度, 状态转移方程为 $\mathbf{x}_k = \mathbf{A}\mathbf{x}_{k-1} + \mathbf{v}_k$, 其中

$$\mathbf{A} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & \Delta t & 0 \\ 0 & 1 & 0 & \Delta t \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}. \quad (4)$$

测量方程为 $\mathbf{z}_k = \mathbf{H}\mathbf{x}_k + \mathbf{n}_k$, 其中

$$\mathbf{H} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{pmatrix}. \quad (5)$$

卡尔曼滤波过程可按如下步骤进行,

预测过程:

$$\hat{\mathbf{x}}'_k = \mathbf{A}\hat{\mathbf{x}}_{k-1}, \quad (6)$$

$$\mathbf{P}'_k = \mathbf{A}\mathbf{P}_{k-1}\mathbf{A}^T + \mathbf{Q}. \quad (7)$$

更新过程:

$$\hat{\mathbf{x}}_k = \hat{\mathbf{x}}'_k + \mathbf{K}_k(\mathbf{z}_k - \mathbf{H}\hat{\mathbf{x}}'_k), \quad (8)$$

$$\mathbf{P}_k = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k\mathbf{H})\mathbf{P}'_k, \quad (9)$$

$$\mathbf{K}_k = \mathbf{P}'_k\mathbf{H}^T(\mathbf{H}\mathbf{P}'_k\mathbf{H}^T + \mathbf{R})^{-1}. \quad (10)$$

其中 $\mathbf{I}$ 为单位矩阵, $\hat{\mathbf{x}}'_k$ 和 $\mathbf{P}'_k$ 为预测值, $\hat{\mathbf{x}}_k$ 和 $\mathbf{P}_k$ 为更新值, $\hat{\mathbf{x}}_k = \mathbf{E}[\mathbf{x}_k]$, $\mathbf{P}_k = \mathbf{E}[(\hat{\mathbf{x}}_k - \mathbf{x}_k)(\hat{\mathbf{x}}_k - \mathbf{x}_k)^T]$. 滤波的过程噪声即伺服误差可取 $\mathbf{Q} = \mathbf{0}$, $\mathbf{R} = \mathbf{I}\sigma^2$ (σ 为设备的测量精度), 状态量的初值可在目标捕获阶段获取.

2.3 滤波发散的抑制

滤波是一个数据融合过程, 随着时间推移, 旧的测量资料将处于主导地位, 新的观测资料更新作用减小, 模型误差不断积累将使滤波发散. 在空间目标跟踪中, 滤波发散将体现为失跟. 为解决这个问题, 在滤波过程中采用衰减记忆方法^[6], 仅将 (7) 式变为

$$\mathbf{P}'_k = \mathbf{A}\mathbf{P}_{k-1}\mathbf{A}^T\mathbf{S} + \mathbf{Q}, \quad (11)$$

其中衰减因子 $\mathbf{S} > 1$, 因此 $\mathbf{P}'_k$ 与 $\mathbf{K}_k$ 都会增大.

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{x}}_k &= \hat{\mathbf{x}}'_k + \mathbf{K}_k(\mathbf{z}_k - \mathbf{H}\hat{\mathbf{x}}'_k) \\ &= (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k\mathbf{H})\mathbf{A}\hat{\mathbf{x}}_{k-1} + \mathbf{K}_k\mathbf{z}_k. \end{aligned} \quad (12)$$

显然 $\hat{x}_{k-1}$ 的权重降低, z_k 的权重增大, 新资料的更新作用更大.

3 基于均值漂移的跟踪窗口调整

在跟踪过程中, 由于将跟踪窗口质心作为目标质心, 因此跟踪窗口的位置决定了采样精度与可靠性, 显然当跟踪窗口质心与目标质心重合时最佳. 核密度估计方法是一种估计概率密度函数的无参数方法^[7-8], 若将 CCD 图像看作是星像光度的概率密度函数的采样, 则任意位置的概率密度函数值可用核密度估计方法得到. 对于跟踪过程来说, 只需关心质心的位置, 而无需关心其灰度分布情况, 意味着只需获取概率密度函数峰值位置, 而无需获得概率密度函数值本身. 均值漂移方法是一种核密度梯度的无参数估计方法, 它无需对整个区域的概率密度进行估计, 利用核函数实现对当前点的梯度估计, 因此可用于直接搜索概率密度函数在局部邻域的峰值位置.

令在 d 维空间 R^d 中有 n 个样本点 $p_i (i = 1, \dots, n)$, 均值漂移方法为如下递推过程^[4]

$$y_{j+1} = \frac{\sum_{i=1}^n k\left(\left\|\frac{p_i - y_j}{h}\right\|\right) w(p_i) p_i}{\sum_{i=1}^n k\left(\left\|\frac{p_i - y_j}{h}\right\|\right) w(p_i)}, \quad (13)$$

其中 w 为样本点的权重函数, k 为核函数, h 为核函数的带宽. 每步计算后, 窗口的中心发生了变化, 窗口内容也随之发生变化. 对于给定的门限 ϵ , 当 $\|y_{j+1} - y_j\| < \epsilon$ 时迭代收敛, 峰值位置估计为 $\hat{y} = y_{j+1}$.

对于 CCD 图像, 取 R^2 空间, $w(p_i)$ 为 p_i 处的信号值. 在空间目标跟踪过程中通常采用矩形窗口, 等价于选择了一个矩核函数, (13) 式退化为

$$y_{j+1} = \frac{\sum w(p_i) p_i}{\sum w(p_i)}, \quad (14)$$

其中 $\sum$ 对 y_j 为中心、边长为 $2h$ 的矩形内所有点求和.

由上述过程可见, 通过均值漂移过程可将跟踪窗口位置调整到概率密度函数的峰值处, 即窗口中心与质心重合, 从而有效克服了由于跟踪窗口内星像不全导致的采样不准, 如图 1(a).

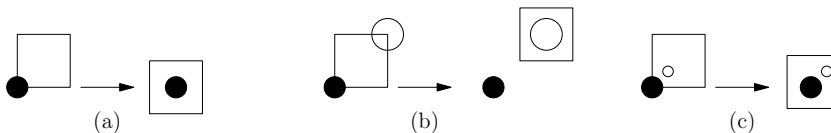


图 1 均值漂移过程前后的跟踪窗位置, 实心圆为动目标, 空心圆为恒星

Fig. 1 Positions of tracking window before and after mean shift process, solid circles stand for the moving objects while hollow circle stand for the stars

均值漂移方法中带宽的选择将很大程度上决定了估计的优劣, 对于空间目标光电跟踪图像来说, 由于大部分为天空背景, 较小的带宽极易让搜索陷入背景而无法继续, 较大的带宽一般可获得较好的估计. 但当目标接近恒星或其它信号源时, 较大带宽容易导致过度平滑, 降低概率密度函数估计的分辨率, 具体体现为均值漂移收敛到恒星质心如图 1(b), 以及收敛到两个目标的联合质心位置, 如图 1(c). 由于在状态外推中采用了滤波方法, 根据 t_k 时刻 $z_k \sim N(HA\hat{x}_{k-1}, HP'_kH^T + R) = N(H\hat{x}'_k, W)$, 上述两种情况不难辨别.

4 跟踪算法与试验

4.1 跟踪算法

本文将卡尔曼滤波和均值漂移方法引入空间目标跟踪过程中, 建立一种稳健的跟踪方法, 算法如下:

- (1) 捕获目标后, 建立初始时刻 t_0 状态量 $\hat{x}_0$, $k \leftarrow 0$
- (2) 根据 $\hat{x}_k$ 驱动望远镜
- (3) $k \leftarrow k + 1$, 根据 (6) 式求得 t_k 时刻望远镜状态量 $\hat{x}'_k$
- (4) 将 $H\hat{x}'_k$ 转化为 CCD 坐标 y'_k , 以 y'_k 为初值按照 (14) 式对采集的图像进行均值漂移过程, 结果为 $\hat{y}_k$, 将 $\hat{y}_k$ 转换为观测资料 z_k
- (5) 如果 $\|z_k - H\hat{x}'_k\| < 3\sqrt{\text{tr}(W)}$, 根据 (8) 式求得 $\hat{x}_k$, 否则 $\hat{x}_k \leftarrow \hat{x}'_k$
- (6) 返回步骤 (2)

4.2 算法试验

为验证上述跟踪算法, 利用中国科学院紫金山天文台姚安天文观测站的 30 cm 口径的大视场 ($11^\circ \times 11^\circ$) 望远镜采用静止等待方式记录了某个空间目标经过视场的全部序列图像. 该望远镜装备的是不采用快门的全帧 CCD 相机, 图像有较多的恒星拖尾, 对跟踪干扰较大, 这样更有利于验证本文算法的稳健性. 仿真计算中选择状态量为 CCD 坐标 $(x, y, \dot{x}, \dot{y})$, 这样和实际观测过程仅仅缺少跟踪坐标和 CCD 坐标的相互转换过程, 而该过程对本文算法并无影响.

试验图像采集于 2011 年 5 月 10 日, 共 317 帧. 利用前 2 帧建立滤波初值 $(x, y, \dot{x}, \dot{y})$ 后, 用本文提出的方法对后续 315 帧进行了仿真跟踪.

通过和实测图像的比对表明跟踪稳定, 没有出现失跟. 图 2 给出了跟踪路径、采样点与野值点. 局部放大图中可看出野值也被正确标识, 连续野值后跟踪路径得到了修正. 从图 3 的实测图像可以看出野值出现是由于受到了恒星拖尾的干扰. 第 107、109 帧虽然预测位置与目标位置吻合, 但恒星拖尾影响下均值漂移过程将窗口收敛到了其它位置, 被识别为野值, 第 110 帧时恢复采样.

图 4 给出了每帧的跟踪误差, 采用卡尔曼滤波的更新量 $\|\hat{x}_k - \hat{x}'_k\|$ 作为误差, 野值的更新量取 0. 图中可见跟踪误差都保持在较小的水平.

图 5 分别给出了采用和不采用衰减记忆方法的跟踪路径. 当不采用衰减记忆时, 由

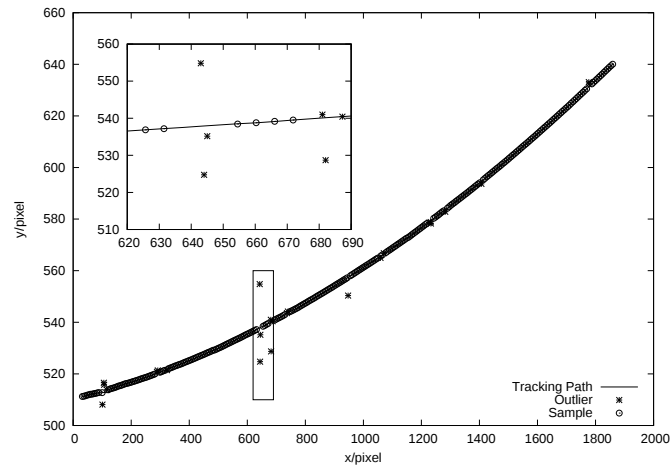


图 2 跟踪路径与采样点

Fig.2 Tracking path and sampling points

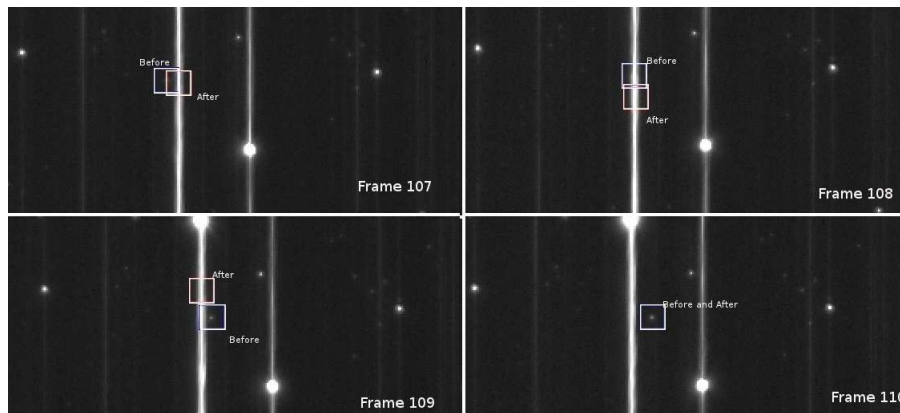


图 3 实测图像: 107-110 帧, 均值漂移前后的跟踪窗位置

Fig.3 Observation image sequence : frame 107 - 110, tracking window before and after mean shift process

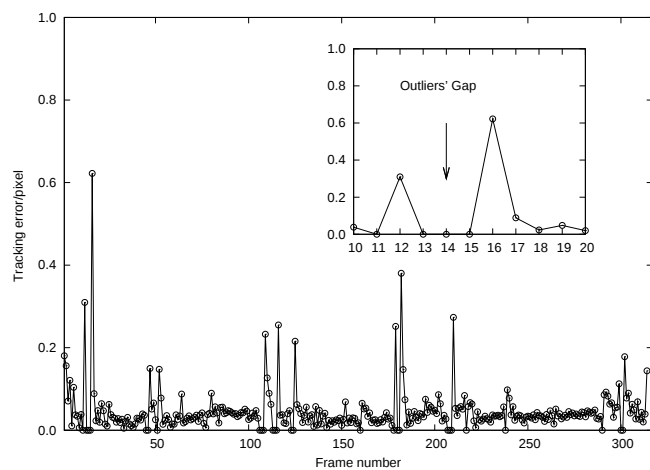


图 4 跟踪误差

Fig. 4 Tracking error

于模型误差的累计, 80 帧之后滤波发散, 从而失跟.

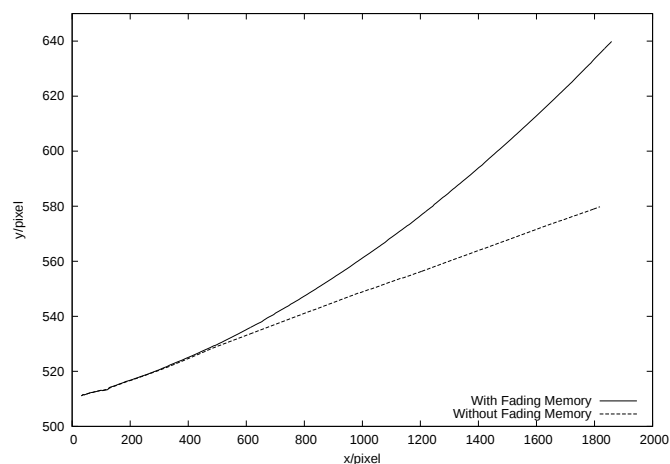


图 5 跟踪路径对比

Fig. 5 Comparison of tracking paths

5 结论

通过上述分析与试验表明, 本文提出的方法有效可行, 方法不仅考虑了望远镜的当前状态量, 同时融合了历史信息与误差信息, 有效地降低了跟踪中干扰的影响, 提高了跟踪的稳健性. 对于空间目标观测中目前越来越多采用的大视场光学系统配备全帧无快门 CCD 相机的望远镜跟踪来说, 更具应用价值.

致谢 感谢中国科学院紫金山天文台姚安天文观测站旃进伟同志在试验图像采集中的帮助

参 考 文 献

- [1] Zhang X X, Wu L D, Xiong J N. ChA&A, 2004, 28: 94
- [2] Kalman R E. TASM, 1960, 82 (Series D): 35
- [3] Fukunage K, Hostetler L D. ITIT, 1975, 21: 32
- [4] Cheng Y. ITPAM, 1995, 17: 790
- [5] Comaniciu D, Ramesh V, Meer P. ITPAM, 2003, 25: 564
- [6] Fagin S F. IRE Convention Record, 1964: 216
- [7] Parzen E. Annals of Mathematical Statistics 1962, 33: 1065
- [8] Epanechnikov V A. Theory of Probability and its Applications 1969, 14: 153

A New Approach to the Electro-optical Tracking of a Space Object

WANG Xin^{1,2} XU Zhan-wei^{1,2}

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

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

ABSTRACT The electro-optical tracking of the space object is often interrupted by the dropped frames caused by the occlusion of stars. In this paper, two stages of the tracking process, predicting as well as sampling, are studied in the probabilistic point of view. Based on the theory of estimation, a new method is proposed by employing the Kalman filter for robust predicting due to the characteristic of the data fusion, and the mean shift process for the adjustment of the tracking window. Corresponding experiment shows that the method can effectively reduce the impact of interference, and improve the robustness during the tracking process.

Key words space vehicles, telescopes, methods: statistical, techniques: image processing