

广义合作目标跟踪的误差空间估计方法

岑明^{1,2,3}, 傅承毓¹, 陈科¹, 刘兴法¹

(1. 中国科学院光电技术研究所 成都 610209; 2. 中国科学院研究生院 北京 石景山区 100039;
3. 重庆邮电大学自动化学院 重庆 南岸区 400065)

【摘要】提出了广义合作目标的概念及误差空间估计方法,提高了光电跟踪系统的跟踪精度与平稳性。该方法采用引导数据与引导误差描述目标的运动,通过将目标的机动分散到引导数据和引导误差,在目标状态空间中根据目标的运动模型进行滤波,在误差空间中根据引导误差模型进行滤波与预测,再进行合成得到目标位置预测数据。实验结果表明在相同的机动水平下,该方法的跟踪性能优于Kalman滤波与强跟踪滤波。

关键词 误差空间估计; 广义合作目标; 位置预测; 目标跟踪
中图分类号 TP274 文献标识码 A

Error-Space Estimate Method for Synergic Target Tracking

CEN Ming^{1,2,3}, FU Cheng-yu¹, CHEN Ke¹, LIU Xing-fa¹

(1. Institute of Optics and Electronics, Chinese Academy of Sciences Chengdu 610209;
2. Graduate University of Chinese Academy of Sciences Shijingshan Beijing 100039;
3. School of Automation, Chongqing University of Posts and Telecommunications Chongqing 400065)

Abstract To improve tracking accuracy and stability of optic-electronic target tracking system, the conception of generalized synergic target and an algorithm named error-space estimation method are presented. In this algorithm, the motion of target is described by leading data and leading errors, then maneuver of target is separated into leading data and leading errors to reduce maneuver level. The prediction data of target position are acquired by synthesizing the filtering data from target state-space according to kinematics model and the prediction data from error-space according to leading error model. Differing from typical multi-model method, the kinematics model and leading error model work concurrently rather than switch between models. Experiment results show that the performance of the algorithm is better than Kalman filter and strong tracking filter at same maneuver level.

Key words error-space estimate; generalized synergic target; position prediction; target tracking

光学仪器跟踪目标时,为了抑制杂光、提高目标探测器探测能力,仪器的视场一般很小。诸多因素影响探测器提取,从而影响跟踪过程的平稳性和准确性^[1],因此对跟踪过程中目标位置预测数据的精度要求很高。目前提高目标跟踪精度主要有两种方法:(1)改善目标运动模型,使其符合目标的真实运动。由此产生了多种目标运动模型^[2-3],但使用单模型在目标处于不同的机动水平时难以跟踪;多模型方法^[4-5]能在一定程度上提高跟踪精度,但是增大了计算量,且模型数量亦有限,不能涵盖所有机动情况。这些多模型方法的特点是跟踪系统在多个模型之间切换,在任意时刻只有一个模型有效,而不是多个模型并行工作。(2)提高观测数据的精度和有

效性,主要用多传感器数据融合^[6-7]来实现。但数据融合仅仅提高观测精度,可以获得与真实值更接近的估计值。在作预测估计时,预测误差主要由模型误差引起^[8],数据融合方法的作用有限。由于目标运动特性的不可预知性,因此应寻找一个对目标各种机动水平都具有较好适应性的跟踪算法。

本文针对光学仪器目标跟踪的特点,提出广义合作目标的概念,并在此基础上给出广义合作目标的误差空间估计方法,将机动水平不同的目标的跟踪转换为弱机动目标的跟踪,使采用的滤波模型能适应更宽的目标机动范围。

1 广义合作目标

合作目标是在跟踪过程中不断为观测仪器提供

自身位置信息来引导仪器运动的一类目标。大多数光学仪器由于视场极小,因此不具备搜索能力,在跟踪目标时,一般需要外部提供关于目标位置的引导数据,仪器根据引导数据运动,直到捕获目标后,再继续根据引导数据或者仪器的观测数据进行跟踪。合作目标可以有以下几种类型:

(1) 真正意义上的合作目标:目标在运动时由自身实时向光学仪器提供引导数据,这种类型的目标主要出现在试验系统中。引导数据存在一定的时间延迟,为了满足光学仪器的跟踪需要,要求目标提供引导数据的频率足够高,或者目标在光学仪器视场中的视速度不太高,即对任意时刻 k ,有:

$$\|Z(k)-L(k)\| \leq \frac{d}{2} \quad (1)$$

式中 $Z(k)$ R^2 为目标真实位置; $L(k)$ R^2 为引导数据; d R^+ 为光学仪器的视场大小。

(2) 由其他观测设备提供了观测数据作为引导数据的目标:对非合作目标,需要有具有搜索能力的跟踪设备协同工作,由搜索设备搜索目标,实时提供目标的观测数据作为引导数据给光学仪器使用。如果不考虑引导数据的实际提供者,而视为由目标提供的,就与类型(1)中的情况一致。这样的非合作目标也可以作为一种合作目标,是一种广义的合作目标。此时由搜索设备给出的观测数据就是广义引导数据,其引导数据也要求满足式(1)。

(3) 等效的广义合作目标:当类型(1)、(2)中的广义合作目标与光学仪器的通信周期恰好等于光学仪器的观测周期时,在 $k-1$ 时刻,广义合作目标提供的测量为 $Z_L(k-1)$,光学仪器的测量为 $Z(k-1)$,在不考虑观测噪声时,有:

$$Z_L(k-1) = Z(k-1) \quad (2)$$

式中 $Z_L(k-1)$ 是经过通信周期 T 到时刻 k ,由光学仪器接收并作为时刻 k 的引导数据 $L(k)$,即 $Z_L(k-1)=L(k)$,由式(2)可得:

$$L(k) = Z(k-1) \quad (3)$$

广义引导数据实际上等价于光学仪器的上一次观测数据。如果对任意时刻 k ,仪器的观测数据 $Z(k)$ 始终有效,直接用 $Z(k)$ 作为 $k+1$ 时刻的引导数据,与用 $L(k+1)$ 效果是相同的。即使没有真正意义上的引导数据 $L(k+1)$,也同样可以按照合作目标的方式进行跟踪,目标可以视为一种等效的广义合作目标,光学仪器的上一次观测数据就成了广义引导数据,但同样需要满足式(1),此时式(1)变为:

$$\|Z(k)-Z(k-1)\| \leq \frac{d}{2} \quad (4)$$

(4) 卫星:卫星是一类比较特殊的目标,由于其轨道可以由根数事先进行预报,作为观测仪器的引导数据,因此按照合作目标的特征,也可以将卫星归结为一类广义合作目标。

综上所述,对小视场的光学仪器,卫星和满足式(1)或式(4)的所有其他目标都是广义合作目标,本文的研究对光学仪器的目标跟踪具有普遍意义。

2 误差空间估计方法

2.1 问题的提出

在单站光学仪器的目标跟踪中,设目标运动的状态方程与观测方程为:

$$X(k) = \Phi(k-1)X(k-1) + \Gamma(k-1)W(k-1) \quad (5)$$

$$Z(k) = H(k)X(k) + V(k) \quad (6)$$

式中 $X(k)$ R^n 为目标在 k 时刻的状态向量; $\Phi(k-1)$ 为状态转移矩阵; $\Gamma(k-1)$ 为噪声输入矩阵; $Z(k)$ R^2 为 k 时刻的观测向量; $H(k)$ 为 k 时刻的观测矩阵;过程噪声 $\{W(k)\}$ 与观测噪声 $\{V(k)\}$ 为零均值的Gauss白噪声序列;方差阵为 Q 、 R ,且 Q 为对称非负定矩阵, R 为对称正定矩阵。

现有的基于Kalman滤波的各类目标跟踪算法都是选择某个合适的目标运动模型 $\Phi(k)$,在 $k-1$ 时刻根据目标位置的观测数据 $Z(k-1)$ 滤波,得到 $k-1$ 时刻目标的最优状态估计 $\hat{X}(k-1)$,由目标运动的状态方程可对下一时刻 k 的状态 $\hat{X}(k)$ 作一步预测,预测结果为:

$$\hat{X}(k, k-1) = \Phi(k, k-1)\hat{X}(k-1) \quad (7)$$

由目标运动的观测方程可计算 k 时刻目标位置的一步预测值为:

$$\hat{Z}(k, k-1) = H(k)\hat{X}(k, k-1) \quad (8)$$

$\hat{Z}(k, k-1)$ 可作为引导数据来驱动仪器进行跟踪。

在目标的机动性很强时,由于模型误差的作用,预测误差可能比较大;当预测误差大到使目标超出光学仪器的视场时会丢失目标,即:

$$\|Z(k) - \hat{Z}(k, k-1)\| > d/2 \quad (9)$$

式中 $Z(k)$ 为 k 时刻目标真实位置。

2.2 误差空间估计方法的原理

设定目标在与观测站固连的直角坐标系 $O-xyz$ 中运动,记目标位置的观测值为向量 Z ,引导数据为向量 L ,引导误差为:

$$e = Z - L \quad (10)$$

引入坐标系 $O'-x'y'z'$, $O'-x'y'z'$ 由 $O-xyz$ 沿引导数据向量 L 平移得到。设定存在一个与坐标系 $O'-x'y'z'$ 固连的观测站,则对该观测站而言,引导误差 e 可视为目

标在坐标系 $O'-x'y'z'$ 中的位置的观测值,如图1所示。在整个观测过程中,坐标系 $O'-x'y'z'$ 按照目标在 $O-xyz$ 中的引导数据作平移运动,引导误差序列 $\{e(k)\}$ 构成了目标在坐标系 $O'-x'y'z'$ 中的运动轨迹。

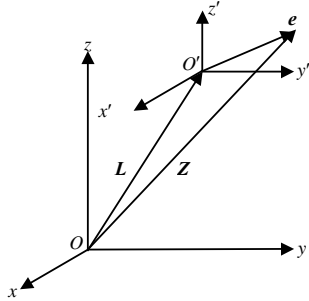


图1 误差空间估计原理

根据式(10),如果以引导误差 $e(k)$ 作为状态变量在坐标系 $O'-x'y'z'$ 中进行跟踪滤波与预测,再与引导数据 L 合成,同样可以得到较单纯的引导数据 L 更为准确的目标位置的估计 $\hat{Z}(k)$ 来驱动仪器。对坐标系 $O-xyz$ 而言,在以误差 $e(k)$ 构成的误差空间中进行滤波与预测。此时,根据式(1)、(4),引导误差 $e(k)$ 的上界就是仪器的视场,而且 $e(k)$ 变化的幅度也不会太大,即无论在 $O-xyz$ 中目标的机动情况如何,在坐标系 $O'-x'y'z'$ 中,目标都表现为一个缓慢运动甚至几乎不动的弱机动目标,可以采用较为简单的运动模型与滤波算法进行跟踪,而不易产生很大的预测误差。这种方法的物理意义是通过坐标变换,将在观测站固连坐标系 $O-xyz$ 中的目标跟踪问题,转换成相对坐标系 $O-xyz$ 按广义引导数据运动的坐标系 $O'-x'y'z'$ 中的目标跟踪问题。

若采用的坐标系不是直角坐标系,这种方法不再具有上述坐标转换的物理意义,但式(10)与式(1)、(4)仍然成立,引导误差 $e(k)$ 仍然是一个变化幅度不大的量,因此同样可以在误差空间中对 $e(k)$ 进行滤波、预测,用以修正引导数据,得到更准确的目标位置预测数据 $\hat{Z}(k)$ 来引导仪器。

在广义合作目标的前三种类型中,引导数据由实时测量得到,提供给光学仪器使用前,应先进行野值剔除和滤波处理,得到最优估计值作为引导数据 $\hat{L}(k)$ 。对于卫星,由于其引导数据是用轨道根数预先计算出的,而非测量所得,此过程并不需要。

2.3 误差空间估计方法的计算流程

设目标运动的状态方程与观测方程为式(5)、(6),而引导误差的状态方程与观测方程为:

$$X_e(k) = \Phi_e(k-1)X_e(k-1) + \Gamma_e(k-1)W_e(k-1) \quad (11)$$

$$e(k) = H_e(k)X_e(k) + V_e(k) \quad (12)$$

式中 $X_e(k)$ R^m 为引导误差在 k 时刻的状态向量; $\Phi_e(k-1)$ 为状态转移矩阵; $\Gamma_e(k-1)$ 为噪声输入矩阵; $e(k)$ R^2 为 k 时刻的引导误差观测向量; $H_e(k)$ 为 k 时刻的观测矩阵;过程噪声 $\{W_e(k)\}$ 与观测噪声 $\{V_e(k)\}$ 为零均值的Gauss白噪声序列,方差阵为 Q_e 、 R_e ,且 Q_e 为对称非负定矩阵, R_e 为对称正定矩阵。

利用误差空间估计方法进行目标跟踪的计算流程如下:

- (1) 确定目标运动模型与引导误差模型(5)、(6)与模型(11)、(12)中的参数;
- (2) 在时刻 k ,根据观测值 $Z(k)$,以及引导数据的估计 $\hat{L}(k)$,计算 k 时刻的广义引导误差为:

$$e(k) = Z(k) - \hat{L}(k) \quad (13)$$

- (3) 按照引导误差模型(11)、(12),以式(13)得到的 $e(k)$ 为观测值,利用Kalman滤波方法估计广义引导误差在 $k+1$ 时刻的预测值 $\hat{e}(k+1,k)$;
- (4) 按照目标运动模型(5)、(6),以 $k+1$ 时刻的引导数据 $L(k+1)$ 为观测值,利用Kalman滤波方法估计 $k+1$ 时刻引导数据的最优值 $\hat{L}(k+1)$ (对于卫星这一步不需要);
- (5) 根据 $\hat{L}(k+1)$ 与 $\hat{e}(k+1,k)$ 计算 $k+1$ 时刻的目标位置预测数据 $\hat{Z}(k+1,k)$,作为最终的仪器的引导数据为:

$$\hat{Z}(k+1,k) = \hat{L}(k+1) + \hat{e}(k+1,k) \quad (14)$$

3 实验分析

为了与目前典型的跟踪滤波方法的跟踪预测结果比较,本文针对等效的广义合作目标进行实验。如图2所示,实验系统采用地平式跟踪架,实验数据来源于某目标的方位观测数据。在第60~90 s时,目标过顶,对应的最大俯仰角 74.947° ,此时的位置数据变化比较剧烈,目标表现出强机动性,而其他时刻机动性则不强。

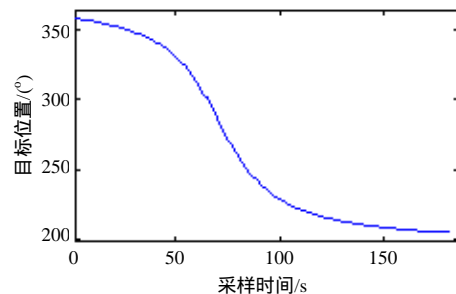


图2 目标位置观测数据

(下转第274页)

- Cybernetics-Part A: Systems and Humans, 2003, 33(5): 560-572.
- [3] BAKKER J D, LANGENDOEN K, SIPS H. LART flexible, low-power building blocks for wearable computers[C]// IWSAWC'01. Scottsdale, AZ: [出版者不详], 2001: 255-259.
- [4] DORSEY J G, DANIEL P. Online Power monitoring for wearable systems[C]// Proceedings of the 6th International Symposium on Wearable Computers. Seattle, WA, USA. [出版者不详]: 2002: 137-138.
- [5] WARREN J, MARTIN T, SMAILAGIC A, et al. System design approach to power aware mobile computers[C]// Proceedings of the IEEE Computer Society Annual Symposium on VLSI. Tampa, Florida: [出版者不详], 2003: 101-106.
- [6] 张纪会, 高齐圣, 徐心和. 自适应蚁群算法[J]. 控制理论与应用, 2000, 17(1): 1-3.

编辑 漆蓉

(上接第219页)

采用Kalman滤波、强跟踪滤波与误差空间估计方法对目标的位置进行一步预测, 比较这三种方法的一步预测误差。所有的目标运动模型和误差模型都用CA模型, 过程噪声 $\{W(k)\}$ 与 $\{W_e(k)\}$ 的方差 $q=0.000\ 002$, 观测噪声 $\{V_e(k)\}$ 与 $\{V_e(k)\}$ 的方差 $r=0.000\ 5$, 强跟踪滤波器^[9]的弱化因子 $b=1$, 遗忘因子 $\rho=0.95$ 。在误差空间估计方法中, 对任意时刻 k , 取 $k-1$ 时刻的观测值 $Z(k-1)$ 作为当前时刻的引导值 $L(k)$, 根据式(13)计算广义引导误差 $e(k)$, 估计出 $k+1$ 时刻的 $\hat{e}(k+1)$, 以 $Z(k)$ 作为 $k+1$ 时刻的引导值 $L(k+1)$, 根据式(14)计算 $\hat{Z}(k+1, k)$ 。

实验结果如图3所示, 图中点划线是Kalman滤波的一步预测误差, 虚线为强跟踪滤波的一步预测误差, 实线为误差空间估计方法的一步预测误差。在第60~90 s目标出现强机动时, 误差空间估计方法的最大预测误差比Kalman滤波小了近一个数量级, 是强跟踪滤波的1/3左右; 而在其他时间, 预测误差仍比Kalman滤波、强跟踪滤波的预测误差小, 表明误差空间估计方法能适应更宽的目标机动范围。

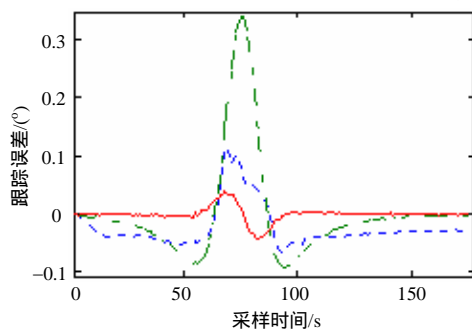


图3 三种跟踪滤波方法的一步预测误差比较

4 结论

小视场的光学仪器跟踪的目标都可归结为提供了引导数据的广义合作目标, 因此可将跟踪时目标运动状态参数构成的状态空间中进行的滤波、预测

转换到在引导误差构成的误差空间中进行。

本文采用了一种双模型、双滤波器协同工作的跟踪方法, 系统中同时存在对观测数据的滤波和引导误差的滤波、预测, 都需要目标的运动模型和引导误差模型, 并且这两种模型是同时工作的, 而不是在模型之间切换。当目标发生机动时, 机动被分散到引导数据和引导误差中, 分别在目标的运动模型和引导误差模型两个模型中进行估计, 相当于降低了机动的水平。将机动水平不同的目标的跟踪转换为弱机动目标的跟踪, 使采用的滤波模型适应性更强, 能适应更宽的目标机动范围, 而计算量仅增大一倍。对目标的广义引导数据只进行滤波而不进行预测, 即不考虑目标在随后一个周期的机动情况, 也使估计误差相对降低。

参考文献

- [1] 王宗友, 徐智勇. 单台光电经纬仪对目标跟踪稳定的研究[J]. 光电工程, 2003, 30(2): 11-14.
- [2] 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.
- [3] 高翔, 王建国. 单通道SAR的动目标检测[J]. 实验科学与技术, 2005, 3(4): 33-34.
- [4] 嵇成新, 许江湖, 陈康. 跟踪机动目标的多模型算法进展[J]. 系统工程与电子技术, 2003, 25(7): 882-885.
- [5] MAZOR E, DAYAN J, BAR-SHALOM Y. Interacting multiple model in target tracking, a survey[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronics, 1998, 34(1): 103-124.
- [6] GAN Q, HARRIS C J. Comparison of two measurement fusion methods for Kalman-filter-based multisensor data fusion[J]. IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems, 2001, 37(1): 273-280.
- [7] 何友, 王国宏, 陆大益, 等. 多传感器信息融合及应用[M]. 北京: 电子工业出版社, 2000.
- [8] 郭尚来. 随机控制[M]. 北京: 清华大学出版社, 1999.
- [9] 周东华, 叶银忠. 现代故障诊断与容错控制[M]. 北京: 清华大学出版社, 2000.

编辑 黄莘