

基于多速率交互式多模型的快速光电跟踪算法*

汪大宝¹, 刘上乾¹, 马彩文²

(1 西安电子科技大学 技术物理学院, 西安 710071)

(2 中国科学院西安光学精密机械研究所, 西安 710119)

摘 要:针对交互式多模型粒子滤波算法运算量大的问题,提出了一种基于多速率跟踪思想的交互式多模型算法.该算法根据各模型假定的机动性,采用不同的数据更新速率,实现了模式空间和测量空间的混合滤波.同时,多模型综合选配了不同的滤波算法,其中,弱机动模型匹配卡尔曼滤波器,强机动模型匹配粒子滤波器.仿真结果表明,与传统的交互式多模型粒子滤波算法相比,本文算法在保证滤波精度的基础上,具有较低的计算复杂度,降低了约 38.9%,能够有效地改善光电目标跟踪系统的可靠性和实时性.

关键词:机动目标跟踪;多速率跟踪;交互式多模型;粒子滤波;卡尔曼滤波

中图分类号:TP274

文献标识码:A

文章编号:1004-4213(2009)12-3291-4

0 引言

机动目标跟踪在军用或民用领域均有广泛的应用^[1],随着现代航空航天技术的发展,各种空中飞行器的速度以及机动性越来越高,因此,对光电跟踪设备的精度和实时性的要求也更高^[2].基于粒子滤波的交互式多模型(Interacting Multiple Mode Particle Filter, IMMPPF)算法不受线性系统、高斯噪声假设的限制,具有广泛的应用范围和良好的滤波表现^[3-4].然而,IMMPPF 算法需要采用多个运动模型以覆盖目标不同强度的机动状态,并且每个模型均采用数百个甚至上千个粒子来获取运算精度,因此,运算量大成为限制其应用的主要原因.

针对这一问题,众多学者提出了很多解决方法.文献[5-6]采用小波变换的方法将数据压缩映射到模式空间,所有模型均在模式空间采用较低的数据更新速率处理,该方法虽然减少了算法的运算量,但是无法实现全速率实时更新目标的状态.文献[7]仅对弱机动模型采用半速率处理,能够实现目标状态的全速率实时更新,然而,该方法是将量测数据进行简单的丢弃处理,因此滤波精度将受到影响.文献[8]根据多速率跟踪思想,采用与各模型假定的机动性成比例的数据更新速率操作每一个模型,遗憾的是,该方法对弱机动模型仍然匹配粒子滤波;文献[9]各模型综合选配了卡尔曼和粒子滤波算法,但是该算法对弱机动模型仍然采用全速率处理,可见,文献[8]和文献[9]对运算量的改善均有限.

为了充分降低 IMMPPF 算法的运算量,而保证滤波精度不受影响,本文提出了一种改进的基于多速率交互式多模型的快速光电跟踪算法,该算法根据多速率跟踪思想,实现了模式空间和测量空间的混合滤波,同时,针对不同模型,采用不同的跟踪算法.仿真实验表明了新算法的优越性.

1 多速率跟踪模型

多速率跟踪的核心思想是采用小波变换的方法将测量空间数据映射到模式空间,获得低分辨率数据.变换后的数据不仅有效地抑制了测量噪声,而且降低了算法所需处理的数据量,这对保证滤波精度和提高实时性均起到重要作用.选择二阶 Haar 小波作为变换函数,半速率常速模型(Constant High-pass, CH)的状态方程为

$$\begin{bmatrix} x_L(k+2) \\ x_H(k+2) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} I & 4 \\ 0 & I \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_L(k) \\ x_H(k) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 3\sqrt{2}I & \sqrt{2}I \\ \sqrt{2}I & \sqrt{2}I \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_{H^2}(k+1) \\ x_{H^2}(k+2) \end{bmatrix} \quad (1)$$

式中, $x^p(k) = [x_L(k) \ x_H(k)]$ 表示模式空间状态变量,上标 p 代表该数据属于模式空间.

$$\begin{bmatrix} x_{H^2}(k+1) & x_{H^2}(k+2) \end{bmatrix}^T_{1 \times 3^n} \sim N(0, \text{diag}\{Q_{H^2}(k+1), Q_{H^2}(k+2)\}) \quad (2)$$

测量方程为

$$\begin{bmatrix} z_L(k) \\ z_H(k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} I & 0 \\ 0 & I \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_L(k) \\ x_H(k) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} v_L(k) \\ v_H(k) \end{bmatrix} \quad (3)$$

量测噪声为零均值,方差为 $R_{LH}(k)$ 的高斯白噪声,即: $\begin{bmatrix} v_L(k) \\ v_H(k) \end{bmatrix} \sim N(0, R_{LH}(k))$. 模式空间量测变量为

$$\begin{bmatrix} z_L(k) \\ z_H(k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sqrt{2}/2z(k-1) + \sqrt{2}/2z(k) \\ -\sqrt{2}/2z(k-1) + \sqrt{2}/2z(k) \end{bmatrix} \quad (4)$$

* 国家自然科学基金(60377034)资助

Tel: 029-88202573

Email: xdu_wdb@gmail.com

收稿日期: 2009-02-16

修回日期: 2009-04-07

2 基于多速率交互式多模型的跟踪算法

研究表明,对于弱机动模型,采用全速率更新目标状态是对运算资源的浪费^[10].本文算法根据各模型假定的机动性,将运动模型划分为弱机动模型和强机动模型两类,分别采用不同的处理方法操作两类模型.对于弱机动模型,首先将数据压缩到模式空间,在模式空间匹配卡尔曼滤波算法,采用半速率更新目标状态;对于强机动目标,在测量空间匹配粒子滤波算法.最后,各模型滤波结果统一映射到测量空间,从而实现全速率跟踪.以 $k-2$ 时刻到 k 时刻的一个滤波周期为例,给出了本文算法流程,算法实现如图 1.图中下标 n, m 分别表示弱机动目标和强机动目标.

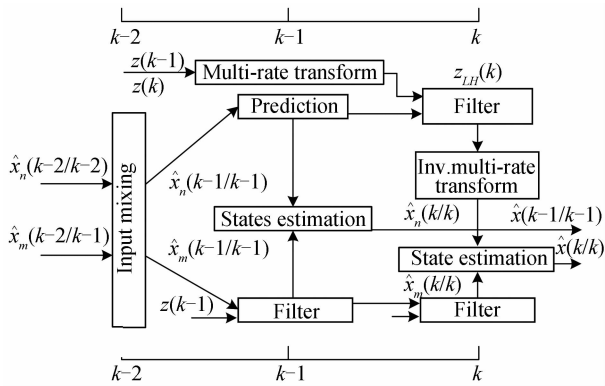


图 1 原理框图

Fig. 1 Diagram of the proposed method

2.1 输入交互

$k-2$ 时刻,多模型概率分别为 $\mu_m(k-2)$ 和 $\mu_n(k-2)$.其中,对于机动模型,抽取 N 个粒子 $\{\hat{x}_m^i(k-2/k-2)\}_{i=1}^N$,每个粒子与非机动模型的状态估计值进行交互运算.输入交互过程为

$$\bar{x}_m^i(k-2/k-2) = \hat{x}_m^i(k-2/k-2)\mu_{n|m}(k-2) + \hat{x}_n(k-2/k-2)\mu_{m|m}(k-2) \quad (5)$$

$$\bar{x}_n(k-2/k-2) = \hat{x}_n(k-2/k-2)\mu_{m|n}(k-2) + \hat{x}_m(k-2/k-2)\mu_{n|n}(k-2) \quad (6)$$

式中 $\hat{x}_m^i(k-2/k-2)$ 是粒子群 $\{\hat{x}_m^i(k-2/k-2)\}_{i=1}^N$ 的平均值, $\mu_{i|j}(k-2)$ 是混合概率.

2.2 滤波

对于弱机动模型,首先采用式(4)将测量空间数据压缩映射到模式空间,在模式空间匹配卡尔曼滤波器,运算得到 k 时刻状态和协方差

$$\hat{x}_n^p(k/k) = \hat{x}_n^p(k/k-2) + K_n^p(k)[Z^p(k) - h^p(k)(x_n^p(k/k-2))] \quad (7)$$

$$\hat{P}(k/k) = \hat{P}_n^p(k/k-2) - K_n^p(k)h^p(k) \cdot$$

$$\hat{P}_n^p(k/k-2) \quad (8)$$

对于强机动模型,采用基于 SIR 的粒子滤波器算法.可得 $k-1$ 时刻的状态和协方差估计为

$$\hat{x}_m^t(k-1) = \sum_{i=1}^N \omega_m^t(k-1) \cdot \hat{x}_m^t(k-1/k-1) \quad (9)$$

$$\hat{P}_m^t(k-1/k-1) = N^{-1} \sum_{i=1}^N [\hat{x}_m^t(k-1/k-1) - \hat{x}_m^t(k-1/k-1)] \cdot [\dots]^T \quad (10)$$

式中 $\omega_m^t(k-1)$ 为粒子权值, N 为粒子总数,上标 t 为粒子序号.同理,可得 k 时刻模型的状态估计和协方差.

2.3 状态预测

由于弱机动目标在 $k-1$ 时刻不进行状态变量的更新,因此,将状态变量的预测值 $\hat{x}_n(k-1/k-2)$ 作为该时刻的状态估计值 $\hat{x}_n(k-1/k-1)$.

2.4 模型概率更新

各模型概率更新为

$$\mu_l(k) = \frac{1}{c(k)} \Delta_l(k) c_l(k-1), l = m, n \quad (10)$$

式中: $c(k) = \Delta_n(k)c_n(k-1) + \Delta_m(k)c_m(k-1)$, 似然函数 $\Delta_l = N(\gamma_l(k), S_l(k))$, $l = m, n$, $\gamma_l(k)$ 为新息, $S_l(k)$ 为协方差残差.

2.5 输出交互

为了获得全速率的数据更新速率,必须将弱机动模型状态变量采用逆多速率变换的方法映射到测量空间,然后在测量空间进行混合估计(输出交互)

$$\hat{x}(k|k) = \begin{bmatrix} I & -TI \\ I & 0 \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} \sqrt{2}/2 & \sqrt{2}/2 \\ -\sqrt{2}/2 & \sqrt{2}/2 \end{bmatrix}^{-1} \hat{x}_n^p(k|k) \quad (11)$$

$$\hat{x}(k/k) = \mu_n(k)\hat{x}_n(k/k) + \mu_m(k)\hat{x}_m(k/k) \quad (12)$$

实现的模式空间和测量空间的混合滤波具有的优点包括:1)由于各模型匹配的滤波算法是构成算法的主体,因此,模式空间较低的数据更新速率以及所匹配的卡尔曼滤波算法有效地降低了算法的运算量;2)由于综合利用了多帧量测数据,因此,这种算法具有更佳的鲁棒性;3)测量空间采用全速率粒子滤波,保证了对机动目标跟踪的精度.

3 仿真实验与分析

为了便于讨论,假设观测站位于目标的机动平面上.仿真实现了本文算法,作为比较,同时给出了传统的 IMMPPF 和采用扩展 IMMCKF 的实验结果,三种算法均使用常速和常加速两个模型.

仿真条件:目标在 1~30 s 由初始位置(20 km, 20 km)处以(300 m/s, 400 m/s)的速度做匀速直线运动;在 30~60 s 做变加速运动,状态转移方程为

$$\begin{bmatrix} x(k) \\ y(k) \\ v_x(k) \\ v_y(k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x(k-1) + v_x(k-1) \\ y(k-1) + v_y(k-1) \\ \frac{19v_x(k-1)}{20} + \frac{100v_x(k-1)}{\sqrt{v_x(k-1)^2 + v_y(k-1)^2}} \\ \frac{19v_y(k-1)}{20} + \frac{100v_y(k-1)}{\sqrt{v_x(k-1)^2 + v_y(k-1)^2}} \end{bmatrix}$$

对机动目标采样的时间间隔 $T = 1 \text{ s}$, $Q_n = [0.5, 0.5, 1, 1]^T$, $Q_m = [200, 200, 400, 400]^T$ 分别是弱机动模型和强机动模型量测噪声的协方差. 初始模型概率 $\mu_m = 0.5$, $\mu_n = 0.5$. 状态转移矩阵选为 $p_{ij} = \begin{bmatrix} 0.9 & 0.1 \\ 0.1 & 0.9 \end{bmatrix}$. 滤波器的初始状态和初始状态协方差由三点启动法确定, 粒子数固定为 800 个.

IMMEKF、IMMPF 和本文算法在 x 方向和 y 方向上对目标位置估计的误差曲线如图 2, 图 3 显示了 x 方向和 y 方向的目标速度估计曲线. 针对同一仿真过程所消耗的时间和数据更新周期如表 1. 由图 2 和图 3 可以看出, 当系统为线性高斯 ($1 < k < 30$) 时, 三种算法的均能取得较高的滤波精度; 在面向复杂应用 (非线性、非高斯, $30 < k < 60$) 时, 由于 IMMEKF 算法存在线性化误差, 因此其状态估计误差要远大于其余两种算法, 本文算法对目标状态的估计的精度与 IMMPF 算法相似, 均能取得较好的滤波精度; 另一方面, 从表 1 可以看出, 本文算法所消耗的时间远小于 IMMPF 算法, 约减少 38.9%.

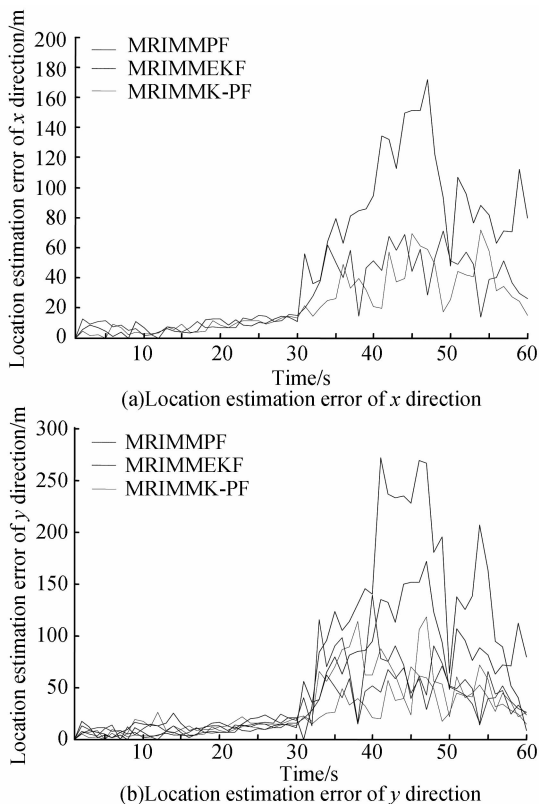


图 2 位置估计误差
Fig. 2 Location estimation error

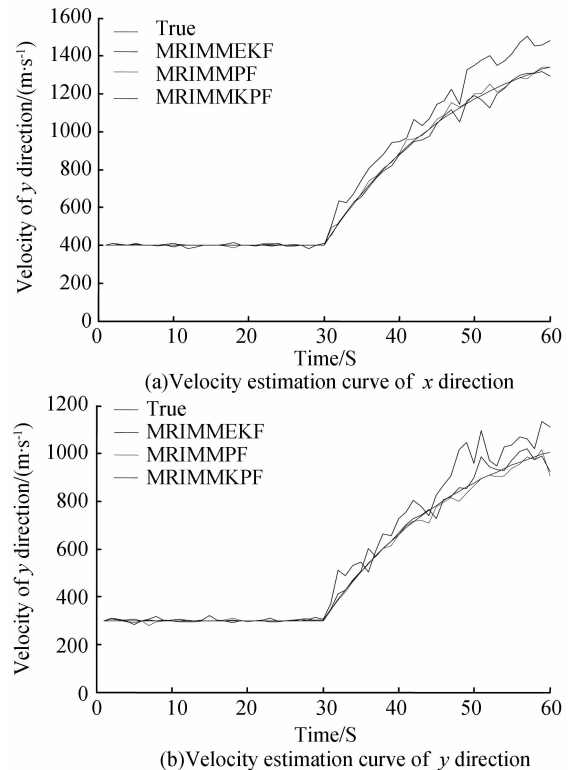


图 3 速度估计曲线
Fig. 3 Velocity estimation curve

表 1 仿真时间比较

算法	仿真时间/s	更新周期/ms
IMMPF	6.714	111.9
IMMEKF	2.753	45.9
本文算法	4.098	68.3

本文算法对性能的提高主要有三方面的原因: 1) 多模型的算法框架能够较好地覆盖目标不同机动性的运动状态, 从而保证了对机动目标的定位精度; 2) 综合利用了多帧测量数据, 采用小波变换的方法将量测数据进行压缩, 在抑制观测噪声的同时降低了运算量, 对提高状态估计的精度和实时性均起到重要作用. 3) 采用结构简单的卡尔曼滤波算法取代 IMMPF 中弱机动模型所采用的粒子滤波算法, 在有效地提高了算法运行效率的同时, 避免了因滤波算法与运动模型的不匹配而引入的系统误差.

综合分析可知, 本文算法在保证滤波精度的不受影响的基础上, 大幅度地减少了算法的运算量, 实验结果和理论分析完全一致.

4 结论

本文对传统的 IMMPF 算法进行改进, 提出了一种快速的光电目标跟踪算法. 该算法采用小波变换的方法将测量空间原分辨率数据压缩映射为模式空间低分辨率数据, 实现了模式空间与测量空间的混合滤波, 最后, 各模型滤波结果统一映射到测量空间, 实现了全速率跟踪; 另一方面, 采用卡尔曼滤波

器代替传统的 IMM PF 算法中弱机动模型所匹配的粒子滤波器,不仅有效地降低了算法的运算量,而且避免了因滤波算法与运动模型不匹配所带来的系统误差.仿真实验表明该算法不仅有效地提高了算法的运算效率,而且能够保证滤波精度不受影响,具有一定的工程实用价值.

参考文献

- [1] TANG Zi-li, MA Cai-wen, LI Kun, *et al.* Aptitude tracking arithmetic based on high precision searching of moving target key frame[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2008, **37**(9): 1912-1916.
唐自力,马彩文,李坤,等.基于高精度搜索运动目标关键帧的智能跟踪算法[J].光子学报,2008, **37**(9): 1912-1916.
- [2] TIAN Yan, CAO Jian-zhong, ZHANG Bo-yan, *et al.* Design of a TV tracking platform for quickly capture target and auto-tracking system[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2007, **36**(SUP): 266-269.
田雁,曹剑中,张伯珩,等.一种快速捕获目标的电视跟踪系统设计[J].光子学报,2007, **36**(SUP): 266-269.
- [3] BOERS Y, DRIESSEN J N. Interacting multiple model particle filter[J]. *Radar, Sonar and Navigation, IEE Proceedings*, 2003, **150**(5): 344-349.
- [4] LIU Yang, LI Yu-shan, ZHANG Da-pu, *et al.* Visual tracking based on dynamic object modeling in particle filter[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2008, **37**(2): 375-380.
刘洋,李玉山,张大朴,等.基于动态目标建模的粒子滤波视觉跟踪算法[J].光子学报,2008, **37**(2): 375-380.
- [5] XU Wei-ming, LIU Yan-chun. Algorithm of multirate interacting multiple model for underwater target tracking[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2008, **30**(3): 581-584.
徐卫明,刘雁春.水下目标的多速率交互式多模型跟踪算法[J].电子与信息学报,2008, **30**(3): 581-584.
- [6] TIAN Hong-wei, JING Zhong-liang, HU Shi-qiang, *et al.* Fusion tracking for maneuvering targets with wavelet transform using bearings-only measurements of two platforms[J]. *Acta Simulata Systematica Sinica*, 2005, **17**(2): 300-303.
田宏伟,敬忠良,胡士强,等.基于小波变换的双站纯角度机动目标融合跟踪[J].系统仿真学报,2005, **17**(2): 300-303.
- [7] LIU Gui-xi, GAO En-ke, FAN Chun-yu. Multirate interacting multiple model algorithm combined with particle filter for nonlinear/non-gaussian target tracking [C]. *International Conference on Artificial Reality and Telexistence-Workshops*, 2006 **298**: 301.
- [8] LANG H, MICHAEL B, JEFFERY T L. Efficient multirate interacting multiple model particle filter (MRIMM-PF) for target[C]. *SPIE*, 2006, **6229**(62290S): 62290S-1-62290S-8.
- [9] LIU Gui-xi, GAO En-ke, FAN Chun-yu. Tracking algorithms based on improved interacting multiple model particle filter[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2007, **29**(12): 2810-2813.
刘贵喜,高恩克,范春雨.改进的交互式多模型粒子滤波跟踪算法[J].电子与信息学报,2007, **29**(12): 2810-2813.
- [10] HONG L, CUI N, BAKICH M, LAYNE J R. Multirate interacting multiple model particle filter for terrain-based ground target tracking[J]. *Control Theory and Applications, IEE Proceedings*, 2006, **153**(6), 721-731.

A Fast Optoelectronic Tracking Method Based on Multirate IMM Algorithm

WANG Da-bao¹, LIU Shang-qian¹, MA Cai-wen²

(1 School of Technical Physics, Xidian University, Xi'an 710071, China)

(2 Xi'an Institute of Optics and Precision Mechanics, Chinese Academy of Sciences, Xi'an 710119, China)

Abstract: Aiming at disadvantages of heavy computational of interacting multiple model particle filter (IMM PF) algorithm, an interactive multiple model tracking algorithm based on multirate tracking method (MRT) is proposed. The mixed filter between pattern space and measurement space is achieved, and the data is updated at a different rate according to the manoeuvrability of each model. And, each model marches different filter: the poor-maneuver model matches Kalman filter and the strong-maneuver model matches the particle filter. The simulation results show that the computational costs of this algorithm is reduced significantly by a factor of 38.9% compared with that of traditional IMM PF algorithm, with comparable tracking performance to IMM PF. It can improve the real-time performance and reliability of optoelectronic target tracking system effectively.

Key words: Maneuvering target tracking; Multirate tracking; Interactive multiple model; Particle filter; Kalman filter



WANG Da-bao was born in 1982. In 2003, he began his study for the M. S. and Ph. D. degrees at Xidian university. His current research interests focus on infrared weak-small targets detection, maneuvering targets passive tracking, and realization of real-time image processing system.