

基于自适应平滑 KF-PDA 算法的舰船单目标跟踪

任明亮^{1,2}, 贾志强², 盛庆红², 孙珠磊²

(1. 中国科学技术馆, 北京 100012; 2. 南京航空航天大学航天学院, 南京 211106)

摘要: 针对概率数据互联 (Probability data association, PDA) 算法在杂波环境下计算复杂度高的问题, 设计了一种基于 PDA 算法的数据关联方法, 当波门内量测点数量大于阈值时, 采用 PDA 算法更新目标状态; 当波门内量测点数量小于等于阈值时, 采用最近邻思想筛选目标量测点, 接着利用卡尔曼滤波 (Kalman filter, KF) 算法实现杂波环境下的快速滤波更新。在此基础上, 通过自适应区间平滑方法, 动态修正平滑区间, 实现整体状态估计的反向平滑, 从而提升算法的精度。不同杂波环境下的实验结果表明, 本文方法相较于 PDA 算法与 KF-PDA 算法, 在保证跟踪效率的同时, 有效提升了系统状态的估计精度, 验证了该方法的鲁棒性和有效性。

关键词: 自适应平滑区间; 卡尔曼滤波算法; 概率数据互联算法; 状态估计

中图分类号: TP391 **文献标志码:** A

Single Target Tracking of Ships Based on Adaptive Smoothing KF-PDA Algorithm

REN Mingliang^{1,2}, JIA Zhiqiang², SHENG Qinghong², SUN Zhulei²

(1. China Science and Technology Museum, Beijing 100012, China; 2. College of Astronautics, Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, Nanjing 211106, China)

Abstract: In view of high computational complexity of the probability data association (PDA) algorithm in cluttered environments, a data association method based on the PDA algorithm is designed. When the number of measurement points in the wavegate exceeds a certain threshold, the PDA algorithm is employed to update the target state. When the number of measurement points falls below or equals the threshold, a nearest-neighbor approach is used to filter the target measurement points. Subsequently, the Kalman filter (KF) algorithm is utilized to achieve fast filtering updates in cluttered environments. Additionally, the paper proposes an adaptive interval smoothing method that dynamically corrects the smoothing interval to achieve reverse smoothing of the overall state estimation. This approach aims to improve the algorithm's accuracy. Experimental results of various clutter environments demonstrate that the proposed method effectively enhances the estimation accuracy of the system state while ensuring tracking efficiency. Moreover, the results validate the robustness and effectiveness of the method compared to the PDA algorithm and the KF-PDA algorithm.

Key words: adaptive smoothing interval; Kalman filtering algorithm; probability data association (PDA) algorithm; state estimation

引 言

广袤的海域范围与日益繁荣的海上运输业需要全方位的海洋监控能力支撑。舰船作为海上活动的主体,其跟踪与监控是进行海权维护、海域管理的基础。雷达系统凭借全天候作业的优势,在舰船跟踪中发挥着不可替代的作用。因此,探讨舰船跟踪的理论方法并分析其工程实现的关键技术,对于增强中国在海洋监测领域的实力具有显著的重要性^[1]。

在雷达跟踪目标时,接收到的回波中不仅包含了真实目标的信号,还掺杂了噪声和干扰等。因此,需要先对雷达回波进行数据关联,确定目标与量测点之间的关系。对于雷达数据关联技术,目前典型算法主要有最近邻(Nearest neighbor, NN)算法、概率数据互联(Probability data association, PDA)算法、联合概率数据互联(Joint PDA, JPDA)算法、多假设跟踪(Multiple hypothesis tracking, MHT)算法等^[2]。NN算法根据雷达回波点迹与预测点迹的距离来判断该点是否为目标点迹。该算法运算量小,易于实现,但在杂波密度较高的情况下,容易出现误判或漏判,性能较低^[3]。PDA算法利用概率加权的形式将波门范围内多个回波融合为等效回波,计算出每个量测点与真实目标关联的概率,然后利用这些具有不同权重的量测来估计目标状态^[4]。但PDA算法需要计算检测到的各个量测点与目标之间的关联概率,计算量随着量测点数量的增长而快速增加,计算复杂度较高。JPDA算法用波门范围内不同目标来源的各个量测点来处理杂波环境下多目标关联问题,但其计算复杂度随目标数量的增长呈指数级增长,无法满足实际工程需求^[5]。MHT算法是另一种用于解决数据关联问题的算法,当面临数据关联冲突时,该算法生成多种可能性以便延后做出决定。在理想条件下,MHT算法被视作处理数据关联问题的最佳解决方案。不过该算法高度依赖预先存在的目标和干扰知识,并且实施起来相对困难,同时伴随着较高的计算复杂性^[6]。针对舰船单目标跟踪技术,将PDA算法与最近邻思想结合,可以有效解决PDA算法在杂波环境下计算复杂、实时性不高的问题。通过设置量测点数量阈值,当量测点数量小于等于阈值时,不再使用计算复杂度较高的PDA算法进行目标状态更新,而是使用最近邻思想直接选择距离预测点位置最近的雷达回波作为目标点迹进行更新,减少了杂波环境下数据关联计算时间。

在目标跟踪系统中,选取合适的滤波算法是另一个重要的研究热点。在滤波领域,卡尔曼滤波(Kalman filter, KF)算法提供了一个递归的框架,利用状态空间方程进行预测和更新,可获得最优估计,使状态估计结果所对应的误差协方差最小,是雷达目标滤波的最优算法^[7]。但卡尔曼滤波算法的应用仅限于线性系统,其波门一次仅能接受一个量测信息,适用于稀疏杂波场景,每次的采样目标更新均是硬决策,不适用于复杂的杂波场景,容易出现误跟、错跟等现象。针对非线性系统,滤波算法主要分为两类:(1)非线性系统函数近似方法,如扩展卡尔曼滤波(Extended KF, EKF)^[8]。这种方法的核心思想是通过泰勒级数展开非线性函数,然后截取一定的项数来近似非线性系统函数。然而,由于忽略了高阶项,当系统非线性程度较高或者初始误差较大时,可能会导致过滤精度下降,甚至引发滤波器发散的风险;(2)非线性系统状态分布近似方法,主要包括粒子滤波(Particle filter, PF)、无迹卡尔曼滤波(Unscented KF, UKF)和容积卡尔曼滤波(Cubature KF, CKF)^[9]。这类方法的核心思想是通过某种采样策略,获取一组有限的样本和权重集,来近似非线性系统的状态分布。但此类方法的计算复杂度会因系统状态维度的提高而急剧增大,导致实时性很差。将PDA算法和KF算法组合使用,可以很好地融合两者的优点,既可以处理观测目标的数据关联,又可以从关联后的观测中优化估计目标状态,实现跟踪性能的最优化。这种组合方法已经成为雷达目标跟踪领域一个非常重要和有效的方法^[10]。

综上所述,结合舰船单目标研究,本文提出一种自适应平滑区间的KF-PDA快速滤波算法。该方法首先结合KF与PDA进行高效的数据关联与状态滤波,当波门内量测点数量小于等于阈值时,根据

最近邻思想进行数据关联;当波门内量测点数量大于阈值时则根据PDA算法进行关联并更新状态。在此基础上,依据过程噪声变化情况,实现平滑区间长度的自适应调整,以达到最佳平滑效果。

1 本文方法

1.1 算法设计

PDA算法综合考虑了所有落入波门内的候选测量点。在当前时刻,它通过计算每个候选测量点属于目标的概率,来确定这些测量点与目标之间的关联概率。KF算法通过使用系统的状态方程和观测方程,对系统状态进行递归估计。将PDA算法与KF算法结合使用,KF算法用于预测目标的状态,而PDA算法用于关联和更新目标的状态估计,可以提高多目标跟踪的准确性和稳定性。但PDA在杂波环境下计算复杂度高,实时性不高。因此,本文设计了一种改进的KF-PDA算法,其算法思想为:(1)当波门内量测点数量小于等于阈值时,此时杂波少,虚警率低,以最近邻思想筛选与目标预测值最接近的量测点,消除波门内的剩余量测点信息;(2)依据KF算法的目标状态更新方法,依旧可以保持良好的跟踪精度,且减少了多个量测点对应关联事件的概率权值计算,减少了计算复杂度;且以上一时刻PDA算法的目标状态信息与协方差信息作为当前时刻KF的初始状态,可保持数据关联的精度;(3)更新结束后,协方差信息保留,被下一时刻PDA算法更新处理。当波门内量测点数量大于阈值时,运用PDA算法进行目标状态更新,保证在多杂波干扰下的关联精度。由于KF算法的波门一次仅能接受一个量测点信息,当波门内有多个量测信息时,组合算法会依据最近邻思想选取欧氏距离最小的量测点作为目标量测点,而当量测点数量阈值过大时,可能会过滤有用的量测点信息导致后续出现误跟、错跟的现象,因此选择合适的阈值是算法的关键。

最近邻思想筛选的是离预测状态距离最近的观测值作为目标进行状态更新。相比于PDA算法考虑波门内的所有观测并分配权重,最近邻思想会增加与杂波数据关联的概率,因此误差会提升。为提高跟踪精度,固定区间的KF平滑算法被广泛采用。固定区间卡尔曼平滑在标准KF的基础上,增加了一个固定长度的平滑窗口。在进行完预测更新步骤后,利用这个平滑窗口内的所有过去和未来观测信息,通过平滑运算反向递归优化状态估计,利用未来额外观测提高状态估计精度,计算量也较小^[11]。本文在固定区间平滑算法的基础上自适应选择平滑区间,算法具体流程如图1所示。

1.2 自适应R-T-S平滑算法

平滑算法作为一种事后数据处理技术,可用于目标跟踪领域,有效提升数据互联的精度^[12]。实际工程运用中多以非线性模型为主,因此本文基于拓展R-T-S平滑(Extend Rauch-Tung-Striebel smooth, ERTSS)算法进行目标状态优化。ERTSS平滑算法分为前向滤波和后向递推两种,前向滤波通过EKF状态更新,保存每个时刻的状态信息与协方差信息,在区间间隔处,进行反向EKF更新,获得最终的平滑效果。

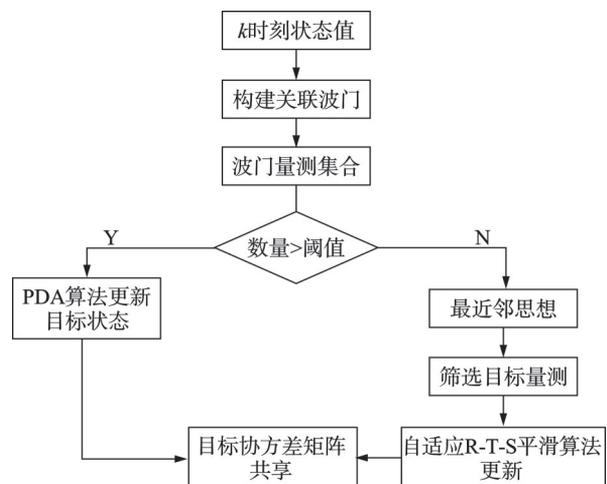


图1 本文方法流程

Fig.1 Methodological flow of the proposed method

基于KF假设目标状态信息^[13]

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

$$\mathbf{z}_k = H_k \mathbf{x}_k + \mathbf{n}_k \quad (2)$$

式中: F_k 为状态转移矩阵, H_k 为观测矩阵, \mathbf{n}_k 为过程噪声, \mathbf{v}_{k-1} 为观测噪声,其均为高斯白噪声,满足 $\mathbf{n}_k \sim N(0, R_k)$, $\mathbf{v}_{k-1} \sim N(0, Q_{k-1})$ 。

前向滤波可表现为

$$\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} = F_k(\hat{\mathbf{x}}_{k-1|k-1}) \quad (3)$$

$$P_{k|k-1} = F_k P_{k-1|k-1} F_k^T + Q_{k-1} \quad (4)$$

$$\hat{\mathbf{x}}_{k|k} = \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} + K_k(\mathbf{z}_k - H_k \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}) \quad (5)$$

$$K_k = P_{k|k-1}^T H_k^T S_k^{-1} \quad (6)$$

$$P_{k|k} = P_{k|k-1} - K_k H_k P_{k|k-1} \quad (7)$$

式中: $\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}$ 与 $P_{k|k-1}$ 分别为目标在 k 时刻的预测状态以及先验估计协方差矩阵,其中预测状态服从分布 $\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} \sim N(\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}, P_{k|k-1})$, $\hat{\mathbf{x}}_{k|k}$ 为 k 时刻的后验状态估计, \mathbf{z}_k 为实际的观测值, H_k 为观测模型, S_k 为测量残差的协方差, K_k 为卡尔曼增益, $P_{k|k}$ 为 k 时刻的后验估计协方差。

设定固定区间长度为 N ,在目标状态估计时存储各个时刻的状态更新、预测协方差矩阵以及协方差矩阵信息,当前向滤波推进到每个区间的终点时,平滑滤波算法反向递推,前向滤波保持前进,整个过程如下所示^[14]。

(1) 初始化。将区间终点时刻的滤波信息作为平滑算法的初始信息

$$\hat{\mathbf{x}}_{N|N}^S = \hat{\mathbf{x}}_{N|N}^F \quad (8)$$

$$P_{N|N}^S = P_{N|N}^F \quad (9)$$

(2) 递推平滑。对 $k=1, 2, \dots, N-1$ 时刻内的滤波信息进行状态估计与协方差平滑修正

$$\hat{\mathbf{x}}_{k|N}^S = \hat{\mathbf{x}}_{k|k}^F + K_k^S(\hat{\mathbf{x}}_{k+1|N}^S - \hat{\mathbf{x}}_{k+1|k}^F) \quad (10)$$

$$P_{k|N}^S = P_{k|k}^F - K_k^S(P_{k+1|N}^S - P_{k+1|k}^F) \quad (11)$$

$$(K_k^S)^T K_k^S = P_{k|k}^F F_k^T (P_{k+1|N}^S)^{-1} \quad (12)$$

式中:上标“F”表示滤波过程,上标“S”表示平滑过程, K_k^S 表示平滑算法的增益, $\hat{\mathbf{x}}_{k|N}^S$ 表示平滑算法的目标状态估计, $P_{k+1|N}^S$ 表示平滑过程的协方差矩阵,依据式(10~12),在此时刻平滑过程如图2所示。

区间长度的大小直接影响R-T-S平滑算法的精度与实时性效果,长度越大,平滑算法的输出滞后性越明显,但每段长度的滤波算法可运用的信息越多,精度会更高;长度越小,平滑算法的实时性越好,但每段长度的滤波算法可运用的信息越少,精度会降低,因此需选取合适的区间长度值实现精度与实时性间的平衡。

先前研究将非线性滤波与马尔可夫过程的熵特性联系起来,定义了信息提供 $S(t) := I(\mathbf{X}; (Y_s, s \in [0, t]))$ 、信息存储 $C(t) := I((X_s, s \in [t, T]) | (Y_s, s \in [0, t]))$ 和信息耗散 $D(t) := S(t) - C(t)$ 的概念^[15]。该关联把滤波过程比拟为一个统计力学系统,在系统中观测信息和热槽相互作用。具

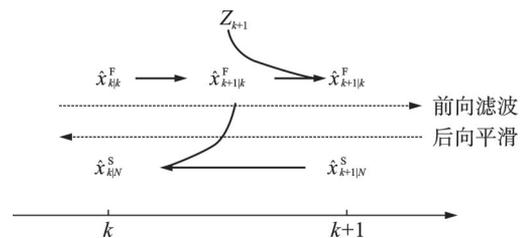


图2 k 时刻R-T-S平滑原理图

Fig.2 R-T-S smoothing schematic at the k th timepoint

体而言,构建了一个由系统状态信息和热槽组成的抽象系统,该系统遵循热力学第二定律,无论从何种初始状态出发,系统熵都是非减的。但随着不断提供观测信息,滤波器从观测中提取信息传递给热槽,降低了整个系统的熵^[16]。以此类推,随着时间的推移,信息流从观测时刻进入滤波器,并最终耗散掉。受此启发,在 t 时刻KF估计状态及协方差矩阵包含了当前和未来状态估计信息。随着时间跨度 L 增加,存储的未来状态估计信息逐渐减小。假设 $\text{ocard}(L)$ 表示从 t 可用于 $t+L$ 时刻的信息量,当 $\text{ocard}(L)$ 减小到阈值时,利用 $t\sim t+L$ 所有观测来重新优化 t 时刻的状态估计。利用估计状态的观测值与真实状态值的偏差度量观测空间中的误差,随着 L 增加,计算每个时刻的偏差,如果偏差先减小后增大,则取最小点附近的 L 作为平滑的最佳区间。

1.3 算法步骤描述

基于自适应R-T-S平滑的KF-PDA算法流程为:跟踪平滑算法的特征;当跟踪开始时,利用组合算法处理至每个区间的终点,此时开启自适应平滑滤波器;在组合算法继续前向滤波处理的时候,同步反向递推平滑。其中,自适应选择平滑区间长度的主要步骤如下:

(1)选取初始时刻 t ,利用系统模型预测当前时刻的状态 x_t 和协方差矩阵 p_t 。

(2)计算卡尔曼增益,并更新状态和协方差矩阵。

(3)设置初始区间 n ,计算区间 $[t,n]$ 内各观测点状态估计 $[x_t, x_{t+1}, \dots, x_n]$,之后递归进行平滑处理,得到时刻 t 最优平滑估计 x_{t_i} ,将此平滑估计与真实值作对比计算偏差: $\text{MSE} = \sum (x_{t_i} - x(t))^2$,其中 $x(t)$ 代表 t 时刻的真实值。

(4)增加区间长度,获得不同区间长度下 t 时刻状态估计的偏差,当偏差开始增大时,停止改变区间长度,直接选择偏差最小的区间长度作为 t 时刻的最优区间长度,获得 t 时刻的最优平滑估计。

(5)时刻 $t=t+1$,利用上述方法获得 $t+1$ 时刻下的最优区间长度,以此类推,得到不同时刻下的最优区间长度,获得各个观测点的最优估计。

2 仿真实验

2.1 评估准则

本文以均方根误差(Root mean square error, RMSE)、算法单步耗时作为评估标准。

RMSE的定义式如下

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{M} \left(\sum_{i=1}^M (\hat{x}_i(k) - x_i(k))^2 + \sum_{i=1}^M (\hat{y}_i(k) - y_i(k))^2 \right)} \quad (13)$$

式中: M 为仿真次数, $\hat{x}_i(k)$ 为 k 时刻目标在 x 方向的平滑值, $\hat{y}_i(k)$ 为 k 时刻目标在 y 方向的平滑值, $x_i(k)$ 与 $y_i(k)$ 分别为 k 时刻目标在 x 方向与 y 方向的真实值。

算法单步耗时 T_p 可有效表现算法实时性效果,定义为

$$T_p = T/m_s \quad (14)$$

式中: T 为一次仿真完成的总耗时, m_s 为该仿真的步数。

2.2 仿真环境设置

假设单艘舰船以两种航迹航行,航迹1为直线,航迹2为曲线,作匀速运动,航行速度为3 m/s,采样周期为 $t_s=1$ s,由于KF算法波门每次仅能接受一个量测点信息,因此量测点数量阈值设置为2,每次仿真处理34步,共进行50次仿真,目标检测概率为0.99,门概率为0.99,跟踪门限为9.21,杂波个数服从参数为 $\gamma=3$ 的泊松分布,位置服从在以目标真实值为中心的均匀分布。假设观测噪声标准差 $\sigma_1=0.5$,过程

噪声标准差 $\sigma_2=0.05$ 。默认选取初始时刻 $t=0$ s,初始区间长度 $n=3$,根据上述方法动态变化区间长度。在上述仿真条件下对舰船目标点迹信息进行跟踪,求其RMSE并做结果分析。

2.3 仿真结果与分析

航迹1、2跟踪算法结果图及局部放大图如图3~5所示。由图3~5可知,在一定的杂波环境下,单目标舰船在两种不同的航迹下以3种算法进行目标跟踪,黑色代表了真实航迹,红色代表PDA算法,绿色代表KF-PDA算法,蓝色代表本文提出的自适应平滑区间的KF-PDA算法。从图3~5中可以看到,整体都实现了舰船目标的稳定跟踪,在局部放大图(图5)中,自适应平滑KF-PDA算法相较于KF-PDA算法,更接近真实航迹,在跟踪效果上精度更优。

以两种航迹的跟踪数据进行误差分析,目标的误差分析分别如图6、7所示。通过图6、7的3条航迹的RMSE图可得,航迹1的KF-PDA算法的平均RMSE为0.7187 m,PDA算法的平均RMSE为0.4864 m,自适应平滑KF-PDA算法为0.4155 m;航迹2的KF-PDA算法的平均RMSE为0.9593 m,PDA算法的平均RMSE为0.6217 m,自适应平滑KF-PDA算法为0.5019 m。自适应平滑KF-PDA相较于KF-PDA,跟踪误差减少约43.8%,相较于PDA,跟踪误差减少约16.9%,这是由于R-T-S平滑算法进行高效的事后分析处理,充分利用了所有量测点信息以及状态估计,且能保持较好的相位一致性,减小了虚假量测点的影响,使得航迹输出更加平滑稳定,跟踪效果更好。

低噪声条件下算法耗时如表1所示。由表1可知,在低噪声条件下,自适应平滑KF-PDA算法实时性相比PDA算法有较大幅度提升,与KF-PDA算法相当,单步耗时上约减少27.2%,跟踪精度比KF-PDA提升了约43.8%。在实时性与精度的综合权衡下,低噪声情况下的自适应平滑KF-PDA算法,实时性大幅高于PDA算法,且跟踪精度高于KF-PDA算法,更加有利于舰船单目标跟踪。

为了增强实验的充分性,选取观测噪声标准差 $\sigma_1=4.0$,过程噪声标准差 $\sigma_2=0.2$ 。在相同仿真条件下仿真50次,计算其RMSE,图8、9为实验仿真结果。通过图8、9的3条航迹的RMSE可得,航迹1的KF-PDA算法的平均RMSE为0.9891 m,PDA算法的平均RMSE为0.8534 m,自适应平滑KF-PDA算法为0.7314 m;航迹2的KF-PDA算法的平均RMSE为1.1667 m,PDA算法的平均RMSE为0.8861 m,自适应平滑KF-PDA算法为0.7609 m。自适应平滑KF-PDA相较于KF-PDA,跟踪误差减少约30.4%,相较于PDA,跟踪误差减少约14.2%,与低噪声环境下误差减少量相比,精度有所下降,这是由于较大的噪声使系统状态估测值的精度下降,因此估计误差会有所增加。

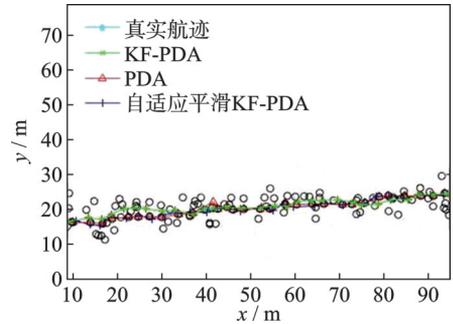


图3 航迹1跟踪算法结果图

Fig.3 Results of tracking algorithms of track 1

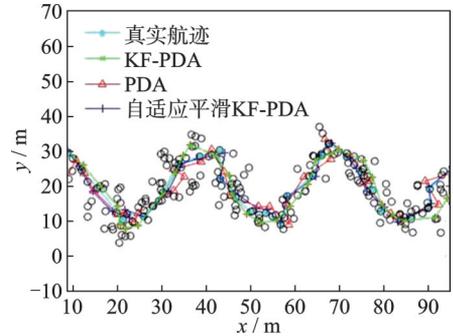


图4 航迹2跟踪算法结果图

Fig.4 Results of tracking algorithms of track 2

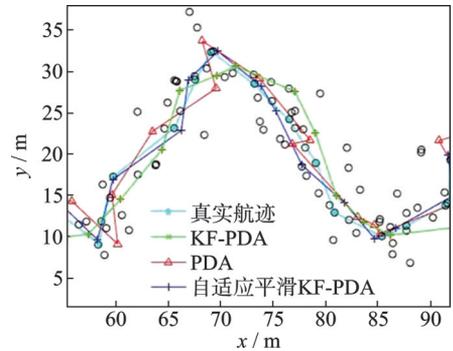


图5 航迹2结果局部放大图

Fig.5 Part of the results of tracking algorithms of track 2

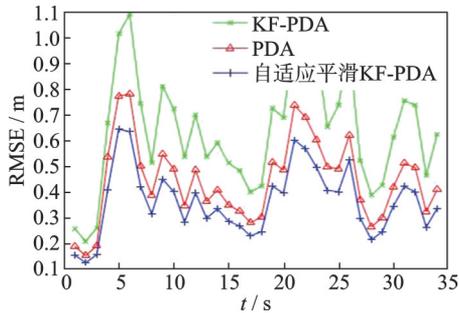
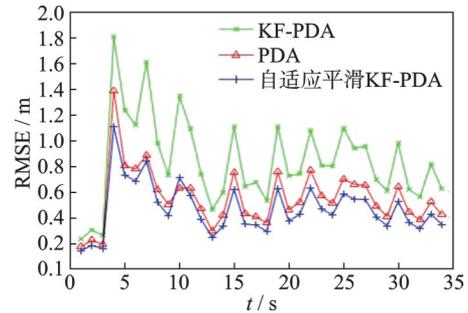
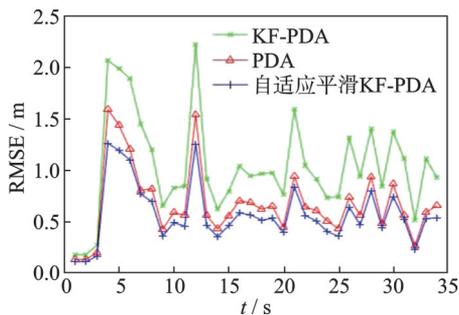
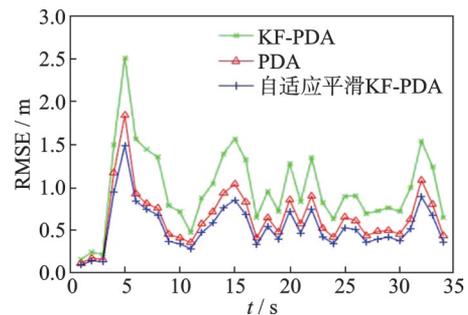
图6 航迹1的RMSE图 ($\sigma_1=0.5$)Fig.6 RMSE of track 1 ($\sigma_1=0.5$)图7 航迹2的RMSE图 ($\sigma_2=0.05$)Fig.7 RMSE of track 2 ($\sigma_2=0.05$)

表1 低噪声条件下各算法耗时

Table 1 Time cost of each algorithm under low noise

算法	单步耗时/s	算法	单步耗时/s
PDA(航迹1)	0.012	PDA(航迹2)	0.019
KF-PDA(航迹1)	0.008	KF-PDA(航迹2)	0.015
自适应平滑KF-PDA(航迹1)	0.008	自适应平滑KF-PDA(航迹2)	0.015

图8 航迹1的RMSE图 ($\sigma_1=5.0$)Fig.8 RMSE of track 1 ($\sigma_1=5.0$)图9 航迹2的RMSE图 ($\sigma_2=0.2$)Fig.9 RMSE of track 2 ($\sigma_2=0.2$)

高噪声条件下算法耗时如表2所示。由表2可知,在较大的噪声条件下,自适应平滑KF-PDA算法耗时明显增加。这是由于较大的噪声条件下计算平滑各步骤所需的数据存储增大,加重了计算负担,降低了实时平滑的能力。较大的噪声环境的不确定性也降低了滤波平滑的实时性。但由于自适应平滑KF-PDA算法是对PDA算法的快速改进,在耗时上仍然低于PDA算法。因此相较于其他两种算法,自适应平滑KF-PDA算法更适用于实际工程应用。

表2 高噪声条件下各算法耗时

Table 2 Time cost of each algorithm under high noise

算法	单步耗时/s	算法	单步耗时/s
PDA(航迹1)	0.023	PDA(航迹2)	0.030
KF-PDA(航迹1)	0.018	KF-PDA(航迹2)	0.025
自适应平滑KF-PDA(航迹1)	0.018	自适应平滑KF-PDA(航迹2)	0.025

3 结束语

针对一定杂波环境下舰船单目标跟踪效率低的问题,首先,基于PDA算法联合使用KF算法,结合最近邻算法思想构成KF-PDA算法,提升算法实时性,但也增加了跟踪误差;接着在KF-PDA算法的基础上,引入R-T-S平滑算法,通过状态估计的偏差大小自适应选择最优区间长度,在每个区间终点反向递推平滑来提升跟踪精度。仿真试验证明,在一定的杂波背景下,自适应平滑KF-PDA算法相较于PDA算法,有效减少了计算冗余度,提升了算法实时性;且通过对状态估计的反向递推平滑,相较于KF-PDA算法,有效提升了舰船跟踪精度。

参考文献:

- [1] 赵和鹏,党玲.舰船红外搜索跟踪系统发展展望[J].光学与光电技术,2022,20(5): 129-134.
ZHAO Hepeng, DANG Ling. Development prospect of ship infrared search and tracking system[J]. Optics and Optoelectronic Technology, 2022, 20(5): 129-134.
- [2] 王珍.道路场景下基于毫米波雷达的扩展目标跟踪技术研究[D].成都:电子科技大学,2022.
WANG Zhen. Research on extended target tracking technique based on millimetre wave radar in road scenarios[D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2022.
- [3] SINGER R A, STEIN J J. An optimal tracking filter for processing sensor data of imprecisely determined origin in surveillance systems[C]//Proceedings of 1971 IEEE Conference on Decision and Control. Miami Beach, USA: IEEE, 1971: 171-175.
- [4] 韩蕾蕾.一种基于D-CJPDA的多目标数据互联算法[J].光电与控制,2020,27(6): 6-10.
HAN Leilei. A multi-objective data interconnection algorithm based on D-CJPDA[J]. Electro-Optics and Control, 2020, 27(6): 6-10.
- [5] 徐龙源.天发舰收高频雷达数据关联算法研究[D].哈尔滨:哈尔滨工业大学,2022.
XU Longyuan. Research on data association algorithms of shipborne HF hybrid sky-surface wave radar[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2022.
- [6] DEMOS G C, RIBAS R A, BROIDA T J, et al. Applications of MHT to dim moving targets[J]. Proceedings of SPIE-The International Society for Optical Engineering, 1990, 1305: 297-309.
- [7] LONG T, ZHENG L, CHEN X L, et al. Improved probabilistic multi-hypothesis tracker for multiple target tracking with switching attribute states [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2011, 59(12): 5721-5733.
- [8] LI Yilin, JIANG Jinhui, TANG Hongzhi. Dynamic load identification of variable stiffness structures based on extended Kalman filtering[J]. Transactions of Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2022, 39(S1): 16-22.
- [9] 叶松茂.非线性卡尔曼滤波算法研究[D].重庆:中国科学院重庆绿色智能技术研究院,2017.
YE Songqing. A study of nonlinear Kalman filtering algorithms[D]. Chongqing: Chongqing Institute of Green and Intelligent Technology, Chinese Academy of Sciences, 2017.
- [10] LIU S, TIAN Z. A Kalman-PDA approach to soft-decision equalization for frequency selective MIMO channels[J]. IEEE Transaction on Signal Processing, 2005, 53(10): 3819-3830.
- [11] 郑虹富.基于贝叶斯框架的雷达目标跟踪方法研究[D].西安:西安电子科技大学,2021.
ZHENG Hongfu. Research on radar target tracking method based on Bayesian frame[D]. Xi'an: Xidian University, 2021.
- [12] 耿剑,张玲华.一种基于修正卡尔曼滤波的蜂窝定位算法[J].数据采集与处理,2013,28(2): 201-206.
GENG JIAN, ZHANG Linghua. A cellular location algorithm based on modified Kalman filter[J]. Journal of Data Acquisition and Processing, 2013, 28(2): 201-206.
- [13] 唐宏志,姜金辉.扩展卡尔曼滤波对时变参数追踪性能的影响研究[J].南京航空航天大学学报,2022,54(2): 304-310.
TANG Hongzhi, JIANG Jinhui. Research on the influence of extended Kalman filter on time-varying parameter tracking performance[J]. Journal of Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2022, 54(2): 304-310.
- [14] 李鹏辉,仲伟志,张璐璐,等.基于无迹卡尔曼滤波的无人机毫米波波束跟踪算法[J].数据采集与处理,2021,36(6): 1117-1124.

LI Penghui, ZHONG Weizhi, ZHANG Lulu, et al. Millimeter wave beam tracking algorithm of UAV based on untracked Kalman filter[J]. *Journal of Data Acquisition and Processing*, 2021, 36(6): 1117-1124.

[15] 宫晓琳,张蓉,房建成. 固定区间平滑算法及其在组合导航系统中的应用[J]. *中国惯性技术学报*, 2012, 20(6): 687-693.

GONG Xiaolin, ZHANG Rong, FANG Jiancheng. Fixed interval smoothing algorithm and its application in integrated navigation system[J]. *Chinese Journal of Inertial Technology*, 2012, 20(6): 687-693.

[16] 杨伟明,赵美蓉. 自调整平滑区间粒子滤波平滑算法[J]. *物理学报*, 2016, 65(4): 36-42.

YANG Weiming, ZHAO Meirong. Self-adjusting smoothing interval particle filter smoothing algorithm [J]. *Acta Physica Sinica*, 2016, 65(4): 36-42.

作者简介:



任明亮(1981-),男,硕士,助理工程师,研究方向:工程测量、雷达信号处理, E-mail: renmingliang@cstm.org.cn。



贾志强(2001-),男,硕士研究生,研究方向:雷达点迹跟踪。



盛庆红(1978-),通信作者,女,教授,研究方向:航天摄影测量、遥感信息智能处理, E-mail: qhsheng@nu-aa.edu.cn。



孙珠磊(1997-),男,硕士,研究方向:目标跟踪。

(编辑:陈珺)