

引用格式:王宝宝,何晨,张辉,等.一种实现多机动目标跟踪的JPDA-STF算法[J].电光与控制,2021,28(5):11-13,69. WANG B B, HE C, ZHANG H, et al. A JPDA-STF algorithm for tracking multiple maneuvering targets[J]. Electronics Optics & Control, 2021, 28(5):11-13, 69.

一种实现多机动目标跟踪的 JPDA-STF 算法

王宝宝¹, 何晨¹, 张辉¹, 吴盘龙²

(1. 中国船舶重工集团公司第七一六研究所,江苏 连云港 222006; 2. 南京理工大学,南京 210094)

摘要: 联合概率数据关联(JPDA)算法在解决多目标跟踪时需要目标准确的动力学模型,动力学模型失配在多机动目标跟踪中时常发生,而作为有效的解决方法之一——强跟踪滤波(STF)是针对无杂波环境下的单机动目标设计的。为了提高杂波环境下多机动目标跟踪精度,提出一种联合概率数据关联强跟踪滤波(JPDA-STF)算法。该算法为了能够实现各个目标的渐消因子计算,采用对与目标关联的量测进行加权融合的方式获取目标新息协方差,其中,量测权重的计算则是通过JPDA的方式获取。通过各目标渐消因子获取状态预测协方差,随后在卡尔曼滤波框架下即可实现目标状态的更新。实验结果表明,该算法相比于传统的JPDA算法能够更有效地降低跟踪误差。

关键词: 目标跟踪; 多机动目标; 强跟踪滤波; JPDA; JPDA-STF

中图分类号: TP391 文献标志码: A doi:10.3969/j.issn.1671-637X.2021.05.003

A JPDA-STF Algorithm for Tracking Multiple Maneuvering Targets

WANG Baobao¹, HE Chen¹, ZHANG Hui¹, WU Panlong²

(1. No. 716 Research Institute of CSIC, Lianyungang 222006, China;

2. Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094, China)

Abstract: The Joint Probabilistic Data Association (JPDA) algorithm needs accurate dynamic model of the target when solving the problem of multi-target tracking. However, the dynamic model mismatch often occurs in tracking multiple maneuvering targets. As one of the effective solutions, the Strong Tracking Filter (STF) is designed for a single maneuvering target in an environment without clutter. In order to improve the tracking accuracy of multiple maneuvering targets in clutter environment, a Joint Probabilistic Data Association and Strong Tracking Filter (JPDA-STF) algorithm is proposed. In order to obtain the fading factor of each target, the algorithm uses the weighted fusion of the measurement which is associated with the target to obtain the target innovation covariance, and the measurement weight is calculated by JPDA. The state prediction covariance can be obtained through the fading factor, and then the target state can be updated under the Kalman filter framework. The experimental results show that this algorithm has higher tracking accuracy than the JPDA.

Key words: target tracking; multiple maneuvering targets; strong tracking filter; JPDA; JPDA-STF

0 引言

多目标跟踪是状态估计最具代表性的一类问题,其中,较为经典的解决方法包括联合概率数据关联(JPDA)^[1-3]、多假设跟踪^[4](MHT)以及概率假设密度

(PHD)^[5-7]等。MHT由于计算量较为复杂,在实际工程应用中,往往不能满足系统实时性的要求,而PHD在对目标进行状态估计的过程中往往需要大量复杂的积分运算,并且其新生强度函数、消亡强度函数等参数在实际应用中很难获取,因此这两类方法均不能在实际工程中应用。

JPDA算法在建模过程中,需要准确的目标运动模型与量测模型,当模型不匹配时,JPDA算法在数据关联过程中会发生错误关联的现象,导致对目标的跟踪丢失。为了提高多机动目标的跟踪精度,本文将强跟

收稿日期:2020-01-02

修回日期:2021-03-22

基金项目:国家自然科学基金(61473153);江苏省自然科学基金(BK20131352)

作者简介:王宝宝(1985—),男,江苏连云港人,硕士,高工,研究方向为武器系统。

踪滤波(STF)算法^[8]与JPDA算法相结合提出了一种联合概率数据关联跟踪滤波(JPDA-STF)算法,该算法利用JPDA算法获取目标与量测之间的权重关系,对量测集进行加权融合以获取目标的新息残差,使得STF滤波算法同样能解决杂波环境下的目标跟踪问题。为了验证所提算法的有效性,将JPDA算法与所提JPDA-STF算法进行对比,结果表明:所提算法相比于JPDA算法能够更有效地降低机动目标的跟踪误差。

1 JPDA-STF

假设 k 时刻第 i 个目标的状态空间模型表示为

$$\mathbf{X}_{k+1}^i = \mathbf{F}_k^i \mathbf{X}_k^i + \mathbf{W}_k^i \quad (1)$$

$$\mathbf{z}_{k+1}^i = \mathbf{H}_{k+1}^i \mathbf{X}_{k+1}^i + \mathbf{V}_{k+1}^i \quad (2)$$

式中: \mathbf{X}_{k+1}^i 表示目标的状态; \mathbf{F}_k^i 表示状态转移矩阵; \mathbf{z}_{k+1}^i 表示目标量测信息; \mathbf{H}_{k+1}^i 为量测转移矩阵; \mathbf{W}_k^i 和 \mathbf{V}_{k+1}^i 分别表示系统的过程噪声和量测噪声。假设 \mathbf{W}_k^i 和 \mathbf{V}_{k+1}^i 服从零均值高斯分布,即

$$\mathbf{W}_k^i \sim N(\mathbf{W}_k^i; \mathbf{0}, \mathbf{Q}_k^i) \quad (3)$$

$$\mathbf{V}_{k+1}^i \sim N(\mathbf{V}_{k+1}^i; \mathbf{0}, \mathbf{R}_{k+1}^i) \quad (4)$$

式中: $N(\mathbf{W}_k^i; \mathbf{0}, \mathbf{Q}_k^i)$ 表示 \mathbf{W}_k^i 服从均值为 $\mathbf{0}$ 、协方差为 \mathbf{Q}_k^i 的高斯分布; \mathbf{Q}_k^i 和 \mathbf{R}_{k+1}^i 分别表示过程噪声协方差和量测噪声协方差。观测设备在获取真实量测的同时往往获取与目标不相关的杂波信息。假设目标量测集 $\mathbf{Z}_{k+1} = \{\mathbf{z}_{k+1,1}, \mathbf{z}_{k+1,2}, \dots, \mathbf{z}_{k+1,n}\}$,并且目标数目为 m 。JPDA-STF算法首先需要获取量测与目标的关联概率,其相关步骤如下所述。

1) 获取关联矩阵。

首先基于目标状态的预测中心设置关联门,一般情况下,使用椭圆关联门剔除与目标无关的杂波。假设 k 时刻目标 i 的状态先验分布为

$$p(\mathbf{X}_k^i | \mathbf{Z}_k^i) = N(\mathbf{X}_k^i; \mathbf{X}_{k|k}^i, \mathbf{P}_{k|k}^i) \quad (5)$$

根据目标的状态先验信息与系统状态空间模型,可获取相应的预测中心 $\mathbf{X}_{k+1|k}^i$ 和预测协方差 $\mathbf{P}_{k+1|k}^i$ 分别为

$$\mathbf{X}_{k+1|k}^i = \mathbf{F}_k^i \mathbf{X}_{k|k}^i \quad (6)$$

$$\mathbf{P}_{k+1|k}^i = \mathbf{F}_k^i \mathbf{P}_{k|k}^i (\mathbf{F}_k^i)^T + \mathbf{Q}_k^i \quad (7)$$

根据获取的预测中心和预测协方差可设置相应的关联门,当量测信息 $\mathbf{z}_{k+1,n}$ 满足

$$(\mathbf{z}_{k+1,n} - \mathbf{H}_{k+1}^i \mathbf{X}_{k+1|k}^i)^T (\mathbf{H}_{k+1}^i \mathbf{P}_{k+1|k}^i (\mathbf{H}_{k+1}^i)^T + \mathbf{R}_{k+1}^i)^{-1} (\mathbf{z}_{k+1,n} - \mathbf{H}_{k+1}^i \mathbf{X}_{k+1|k}^i) < \sigma_i \quad (8)$$

时,可认为该量测与目标 i 相关。式中, σ_i 表示关联门的阈值。对每个目标进行杂波剔除后即可获取目标与量测集的确矩阵为

$$\boldsymbol{\Omega} = [\omega_{ij}] \quad i = 1, 2, \dots, m, j = 0, 1, 2, \dots, n \quad (9)$$

式中, $\omega_{ij} = 1$,表示目标 i 与第 j 个量测相关, $j = 0$,表示

无量测与目标 i 相关,由于该情况对每个目标均有可能发生,因此 ω_{i0} 均为1。

2) 确认矩阵拆分。

对确认矩阵拆分可获取相应的关联事件,拆分过程可依据以下两个假设对矩阵进行拆分:①任一量测均只有唯一来源,这意味着量测不是来源于目标就是杂波;②对于一个目标至多只有一个量测与其匹配。

假设杂波服从均匀分布,根据两个原则寻找的关联事件 θ_l ,其相应的似然函数 $p(\theta_l | \mathbf{Z}_{k+1})$ 为

$$p(\theta_l | \mathbf{Z}_{k+1}) = \frac{1}{c} \frac{\phi(\theta_l)!}{n!} V^{-\phi(\theta_l)} \prod_{i=1}^m P_d^{\delta_i(\theta_l)} (1 - P_d)^{1 - \delta_i(\theta_l)} \times \prod_{i=1}^m \prod_{j=1}^n N(\mathbf{Z}_{k+1}^j; \mathbf{H}_{k+1}^i \mathbf{X}_{k+1|k}^i, \mathbf{H}_{k+1}^i \mathbf{P}_{k+1|k}^i (\mathbf{H}_{k+1}^i)^T + \mathbf{R}_{k+1}^i)^{\tau_{ij}(\theta_l)} \quad (10)$$

式中: c 为概率的归一化常数; P_d 为检测概率; V 表示杂波分布的体积; $\delta_i(\theta_l)$ 表示关联事件 θ_l 中,目标 i 是否被检测到,当存在量测与其关联时则认为该目标已被检测,此时 $\delta_i(\theta_l)$ 的值为1,否则为0; $\tau_{ij}(\theta_l)$ 表示关联事件 θ_l 中,目标 i 和量测 j 之间的关联关系,当两者存在关联关系时, $\tau_{ij}(\theta_l)$ 的值为1,否则为0。求取完每个关联事件的似然函数后,将目标 i 和量测 j 之间的所有关联事件找出并求和即可获取目标 i 和量测 j 的关联权重 β_{ij} ,即

$$\beta_{ij} = \sum_{l=1}^T p(\theta_l | \mathbf{Z}_{k+1})^{\tau_{ij}(\theta_l)} \quad (11)$$

式中, T 表示关联事件总数。

3) 状态更新。

基于量测权重,计算杂波环境下的目标新息残差,第 i 个目标的新息残差 δ_{k+1}^i

$$\delta_{k+1}^i = \sum_{j=1}^n \beta_{ij} (\mathbf{z}_{k+1,j} - \mathbf{H}_{k+1}^i \mathbf{X}_{k+1|k}^i) \cdot (\mathbf{z}_{k+1,j} - \mathbf{H}_{k+1}^i \mathbf{X}_{k+1|k}^i)^T \quad (12)$$

当目标实际运动模型与状态空间模型中的动力学方程不匹配时,考虑采用STF算法解决该类问题。STF算法相比于卡尔曼滤波器对目标预测协方差进行了修正,在求解预测协方差 $\mathbf{P}_{k+1|k}^i$ 时

$$\mathbf{P}_{k+1|k}^i = \lambda_{k+1}^i \mathbf{F}_k^i \mathbf{P}_{k|k}^i (\mathbf{F}_k^i)^T + \mathbf{Q}_k^i \quad (13)$$

$$\mathbf{V}_{k+1}^i = \begin{cases} \delta_{k+1}^i & k = 0 \\ \frac{\rho \mathbf{V}_k^i + \delta_{k+1}^i}{\rho + 1} & k > 0 \end{cases} \quad (14)$$

$$\mathbf{N}_{k+1}^i = \mathbf{V}_{k+1}^i - \mathbf{R}_{k+1} - \mathbf{H}_{k+1} \mathbf{Q}_k \mathbf{H}_{k+1}^T \quad (15)$$

$$\mathbf{M}_{k+1}^i = \mathbf{H}_{k+1} \mathbf{F}_k^i \mathbf{P}_{k+1|k}^i (\mathbf{F}_k^i)^T \mathbf{H}_{k+1}^T \quad (16)$$

$$\lambda_{k+1}^i = \max \left(1, \frac{\text{tr}(\mathbf{N}_{k+1}^i)}{\text{tr}(\mathbf{M}_{k+1}^i)} \right) \quad (17)$$

基于获取的关联权重与预测协方差,目标 i 的状态更

新信息 $X_{k+1|k+1}^i$ 和 $P_{k+1|k+1}^i$ 分别为

$$X_{k+1|k+1}^i = X_{k+1|k}^i + \sum_{j=1}^n \beta_{ij} X_{k+1|k+1,j}^i \quad (18)$$

$$X_{k+1|k+1,j}^i = X_{k+1|k}^i + K_{k+1}^i (z_{k+1,j} - H_{k+1}^i X_{k+1|k}^i) \quad (19)$$

$$P_{k+1|k+1,j}^i = P_{k+1|k}^i - K_{k+1}^i H_{k+1}^i P_{k+1|k}^i \quad (20)$$

$$P_{k+1|k+1}^i = P_{k+1|k}^i + \sum_{j=1}^n \beta_{ij} (P_{k+1|k+1,j}^i + (X_{k+1|k+1,j}^i - X_{k+1|k+1}^i) \times (X_{k+1|k+1,j}^i - X_{k+1|k+1}^i)^T) \quad (21)$$

所提算法在解决杂波环境下的数据关联问题的同时可实现对目标机动的补偿,因此相比传统 JPDA 算法更适用于解决杂波环境下多机动目标跟踪的问题。

2 仿真实验与结果分析

为了验证上述算法的有效性,对二维场景下两个同时做匀加速运动的目标场景进行了测试,并基于均方根误差这一指标对比 JPDA 算法和 JPDA-STF 算法,在 100 次蒙特卡罗实验的情况下,位置均方根误差与速度均方根误差分别为

$$E_{\text{RMSE, pos}} = \sqrt{\frac{1}{100} \sum_{s=1}^{100} [(x_{k|k}^s - x_k^s)^2 + (y_{k|k}^s - y_k^s)^2]} \quad (22)$$

$$E_{\text{RMSE, vel}} = \sqrt{\frac{1}{100} \sum_{s=1}^{100} [(\dot{x}_{k|k}^s - \dot{x}_k^s)^2 + (\dot{y}_{k|k}^s - \dot{y}_k^s)^2]} \quad (23)$$

式中: $x_{k|k}^s$ 和 $y_{k|k}^s$ 表示滤波后获取的目标位置信息; $\dot{x}_{k|k}^s$ 和 $\dot{y}_{k|k}^s$ 表示滤波后获取的目标速度信息; x_k^s 和 y_k^s 表示目标真实位置信息; \dot{x}_k^s 和 \dot{y}_k^s 表示目标真实速度信息。

2.1 仿真场景 1

假设两个目标的初始状态分别为 $[100 \text{ m}, 1 \text{ m/s}, 100 \text{ m}, 1 \text{ m/s}]$ 和 $[500 \text{ m}, 1 \text{ m/s}, 100 \text{ m}, 1 \text{ m/s}]$, 前两个数据代表 x 轴上的信息,后两个数据代表 y 轴上的信息。两个目标在两个坐标轴方向上的加速度均为 10 m/s^2 。仿真总时长为 20 s ,采样周期为 0.1 s ,关联门阈值为 100 。利用匀速模型对其进行跟踪,则状态转

$$\text{移矩阵、量测矩阵分别为 } F_k^i = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, H_{k+1}^i =$$

$$\begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}。过程噪声与量测噪声分别为 $Q_k^i =$$$

$$\begin{bmatrix} 1/3 & 1/2 & 0 & 0 \\ 1/2 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1/3 & 1/2 \\ 0 & 0 & 1/2 & 1 \end{bmatrix}, R_{k+1}^i = \begin{bmatrix} 100 & 0 \\ 0 & 100 \end{bmatrix}。目标协方$$

$$\text{差 } P_{k+1|k+1}^i \text{ 的初始状态 } P_{0|0}^i = \begin{bmatrix} 100 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 100 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}。$$

杂波在 (x, y) 二维空间范围 $(x \in [0 \text{ m}, 800 \text{ m}], y \in [0 \text{ m}, 800 \text{ m}])$ 内服从均匀分布,杂波数目为 6 , JPDA-STF 算法中的遗忘因子为 0.95 ,图 1 所示为仿真场景 1 中两种算法对目标跟踪的位置与速度均方根误差。

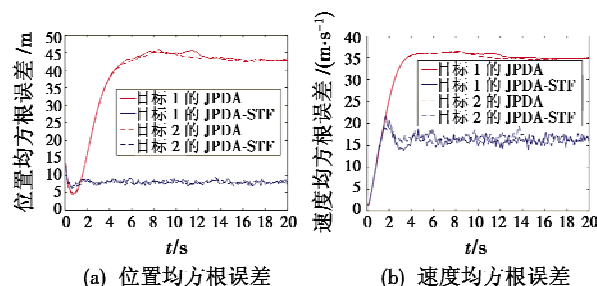


图 1 仿真场景 1 中位置与速度均方根误差曲线
Fig. 1 RMSE of position and velocity in Simulation 1

从图 1 中可以看出,对于平行运动的多个目标而言,JPDA 算法和 JPDA-STF 算法均可使误差收敛,而 JPDA-STF 算法由于对目标机动进行了补偿,因此,其往往在跟踪机动目标时可以取得比 JPDA 算法更好的结果。

2.2 仿真场景 2

为了使所提算法更具说服力,将两种算法对交叉运动的目标进行了测试,在该仿真环境中,仿真参数除了目标 2 的状态以外均与仿真场景 1 设置相同,在仿真场景 2 中,目标 2 的初始状态为 $[500 \text{ m}, 0 \text{ m/s}, 100 \text{ m}, 10 \text{ m/s}]$,在 $0.1 \sim 10 \text{ s}$ 时,目标在 x 轴的加速度 0 m/s^2 而在 y 轴的加速度为 10 m/s^2 。在 $10.1 \sim 20 \text{ s}$ 时目标在 x 轴的加速度为 0 m/s^2 而在 y 轴的加速度为 8 m/s^2 。图 2 所示为仿真场景 2 中两种算法对目标跟踪的位置与速度均方根误差。

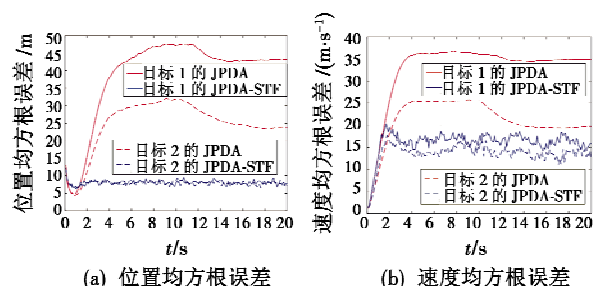


图 2 仿真场景 2 中位置与速度均方根误差曲线
Fig. 2 RMSE of position and velocity in Simulation 2

由图 2 可以看出,在交叉运动场景下,JPDA-STF 算法仍然具有较高的位置估计精度和速度估计精度。

(下转第 69 页)

湍流、光学系统的像差、装调误差等多方面因素进行考虑。如何综合各方面因素获取最优的探测性能,克服不利因素对探测性能的影响,值得未来从理论上和实验上进行进一步研究和探讨。

参考文献

- [1] 戴永江. 激光雷达技术[M]. 北京:电子工业出版社, 2010.
- [2] GSCHWENDTNER A B, KEICHER W E. Development of coherent laser radar at Lincoln laboratory[J]. Lincoln Laboratory Journal, 2000, 12(2):383-396.
- [3] 刘华锋. 光电检测技术及系统[M]. 杭州:浙江大学出版社, 2015.
- [4] PROTOPOPOV V V. Laser heterodyning[M]. Berlin:Spring-

er, 2009.

- [5] 董光焰,潘静岩,张鹏飞. 基于相干探测技术的远程激光雷达[J]. 现代雷达, 2018, 40(6):1-4.
- [6] 睦晓林,周寿桓,赵鸿,等. 一种全光纤结构的相干激光测速雷达研究[J]. 中国激光, 2013, 40(12):198-202.
- [7] GOODMAN J W. 统计光学[M]. 2版. 陈家璧,秦志诚,曹其智,译. 北京:科学出版社, 2018.
- [8] GOODMAN J W. 光学中的散斑现象—理论与应用[M]. 曹其智,陈家璧,译. 北京:科学出版社, 2009.
- [9] 宋凝芳,杨德钊,孙鸣捷. 散斑噪声对相干激光雷达系统性能的影响[J]. 中国激光, 2011, 38(10):94-100.
- [10] 刘立人. 合成孔径激光成像雷达(VI):时空散斑效应和外差探测信噪比[J]. 光学学报, 2009, 29(8):2326-2332.

(上接第13页)

3 结论

本文针对杂波环境下多机动目标跟踪的问题,设计了一种JPDA-STF算法,该算法既保留了传统JPDA算法上的数据关联框架,又将STF算法的思想引入以修正模型误差。从仿真效果上看,该算法对多机动目标跟踪时比JPDA算法获取的跟踪精度更好。由于STF算法模型补偿能力有限,对于强机动目标而言,所提算法还不具备对如高超声速飞行器这类强机动高非线性的目标进行跟踪,因此在后续的研究中,需重点考虑如何实现对多强机动目标的跟踪。

参考文献

- [1] 恽鹏,吴盘龙,何山. 基于光电测量的双站系统多目标跟踪[J]. 中国惯性技术学报, 2018, 26(2):209-214.
- [2] 李首庆,徐洋. 基于自适应聚概率矩阵的JPDA算法研究[J]. 西南交通大学学报, 2017, 52(2):340-347.

- [3] 张安清,郑润高. 基于有效量测分集的联合概率数据互联算法[J]. 电光与控制, 2012, 19(5):16-19.
- [4] 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.
- [5] GRANSTROM K, ORGUNER U, MAHLER R, et al. Corrections on: "extended target tracking using a Gaussian-mixture PHD filter"[J]. IEEE Transactions on Aerospace & Electronic Systems, 2017, 53(2):1055-1058.
- [6] CLARK D, VO B-N. Convergence analysis of the Gaussian mixture PHD filter[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2007, 55(4):1204-1212.
- [7] 柏茂羽,丁勇,胡忠旺. 基于熵惩罚的EM未知杂波估计的PHD多目标跟踪算法[J]. 电光与控制, 2017, 24(4):27-32.
- [8] 谈发明,赵俊杰. 强跟踪变分贝叶斯自适应卡尔曼滤波算法[J]. 电光与控制, 2020, 27(1):12-16, 36.