

文章编号:1000-582X(2010)06-077-06

改进 PDA-AI 方法的运动目标跟踪性能分析

黄扬帆¹, 李正周¹, 谭 菊^{1,2}

(1. 重庆大学 通信工程学院, 重庆 400044; 2. 重庆文理学院, 重庆 610209)

摘要:为了解决概率数据关联法(PDA-AI)的信号模型与光电探测跟踪系统不符的实际问题,提出了采用目标信号幅度连续性和运动轨迹一致性进行运动分析的改进 PDA-AI (MPDA-AI)。该方法利用目标信号幅度在短时间内变化缓慢,相关性强的特点,运用一阶马尔可夫模型描述目标的运动信息和幅度信号,分析量测点的运动信息和幅度信号关联过程,并详细计算和讨论典型密集杂波环境下 PDA-AI 和 MPDA-AI 的 Cramer-Rao 估计误差下界。理论分析和试验结果表明,MPDA-AI 估计出的目标状态较 PDA-AI 更加准确,可信程度更高,能更进一步提高目标检测跟踪的可靠性。

关键词:小弱目标跟踪;概率数据关联滤波;信号幅度;Cramer-Rao 误差下界

中图分类号:TP391.4

文献标志码:A

Performance analysis on improved PDA-AI for moving target tracking

HUANG Yang-fan¹ LI Zheng-zhou¹ TANG Ju^{1,2}

(1. Communication Engineering College of Chongqing University, Chongqing 400044, P. R. China;
2. Chongqing University of Arts and Sciences, Chongqing 610209, P. R. China)

Abstract: Aim at the problem that the EO imaging tracking system is inconsistent with the model of probabilistic data association with amplitude information (PDA-AI), which supposes that the greater the amplitude value is, the greater the probability of being the tracked target will be, a modified PDA-AI (MPDA-AI) is presented. Based on the fact that the amplitude and the motion of the interested target are consistent in a short period, the MPDA-AI models the amplitude information and the motion information of the target as well as their consistency with Markov stationary signal to analyze the association procedure of motion and amplitude. The lower bounds of Cramer-Rao estimation error for PDA-AI and MPDA-AI are calculated and discussed in detail. The theoretical analysis and experimental results show that estimating the target motion with the MPDA-AI will be more accurate and more reliable than estimating with the original PDA-AI.

Key words: dim small target tracking; probabilistic data association filter; amplitude information; Cramer-Rao lower bound

密集杂波环境中目标及其轨迹与量测之间的数据关联方法主要有跟踪分裂法、最近邻法及概率数

据关联法等 3 种。跟踪分裂法将航迹分裂成与测量点相同数量的子航迹,然后采用多级假设检验^[1-2]或

收稿日期:2010-02-10

基金项目:教育部博士点基金资助项目(20070611013)

作者简介:黄扬帆(1964-),男,重庆大学副教授,博士生,主要从事信号处理、目标跟踪方向研究,(Tel)65106960-704;
(E-mail)hyf@cqu.edu.cn

动态规划^[3-5]判决子航迹是否目标真实航迹。显然,它需要组合各种可能发生的事件,易造成测量点与航迹竞争,更严重则会导致组合爆炸,不利于实时跟踪。为克服分裂法运算量大的问题,最近邻法^[6-8]将以航迹预测中心最近的测量值作为该航迹的观测值,并以此预测与更新目标状态。当存在即使少量杂波时,最近邻法也易跟踪发散。传统的概率数据关联滤波法则依据目标运动信息,估计各量测的权重,以此形成一个新的估计值来更新航迹和维持跟踪^[9]。该技术已在雷达、声纳等探测系统中得以广泛运用,成为解决密集多杂波环境下单目标跟踪的有效方法之一。

除运动特征信息外,信号幅度、辐射波长等属性也是运动目标的固有特征,充分利用此类特征可进一步提高运动目标状态估计精度和跟踪质量。Kirubarajan^[10-13]结合目标的幅度和运动信息,提出了融合信号幅度的概率数据关联技术(probabilistic data association with amplitude information, PDA-AI),较大程度上改善了目标跟踪性能。PDA-AI认为信号幅度越大的测量点是目标的似然性则越大,在时间上是不相关的随机信号。然而,在光电跟踪系统中,运动目标的幅度通常在短时间内变化缓慢或几乎不变,是相关性很强的短时平稳信号。针对PDA-AI决策与实际结果不符的情况,利用目标幅度连续性和运动轨迹一致性进行目标运动分析(target motion analysis, TMA),改进了融合信号幅度的概率数据关联技术(modified probabilistic data association with amplitude information, MPDA-AI),详细讨论和计算了典型密集杂波环境下PDA-AI和MPDA-AI的Cramer-Rao估计误差下界,得出了后者小于前者的结论。理论和试验分析表明,MPDA-AI估计出的目标状态较PDA-AI更加准确,可信程度更高,能更进一步提高目标检测跟踪的可靠性。

1 MPDA-AI 法原理

由于信噪比很低,在跟踪窗口内可能会检测出多个测量点,不满足常规Kalman滤波理论关于有且只有一个正确测量点的基本假设,只有通过计算这些测量点的加权组合量作为当前时刻的观测值来更新目标状态,以维持目标跟踪^[14]。

令 k 时刻测量点集合为

$$\mathbf{z}(k) = \{\mathbf{z}_i(k), \eta_i(k)\}_{i=1}^{m_k}, \quad (1)$$

式中: m_k 是 k 时刻波门内有效测量点数; $\mathbf{z}_i(k)$ 是第 i 个量测的运动测量值; $\eta_i(k)$ 是第 i 个量测的幅度测

量值。那么截至到 k 时刻的所有有效测量集合定义为 \mathbf{Z}^k , 其表达式为

$$\mathbf{Z}^k = \{\mathbf{z}(j)\}_{j=1}^k. \quad (2)$$

测量点或来自于目标,或源于虚警。因此,定义 k 时刻联合事件

$$\theta_i(k) = \{\mathbf{z}_i(k), \eta_i(k) \text{ 是源于目标的测量值}\}, \\ i = 1, \dots, m_k. \quad (3)$$

$$\theta_0(k) = \{k \text{ 时刻所有测量都是虚警}\}. \quad (4)$$

则各事件的条件概率为

$$\beta_i(k) = p\{\theta_i(k) | \mathbf{Z}^k\} = p\{\theta_i(k) | \mathbf{z}(k), m_k, \mathbf{Z}^{k-1}\} = \\ \frac{p\{\mathbf{z}(k) | \theta_i(k), m_k, \mathbf{Z}^{k-1}\} p\{\theta_i(k) | m_k, \mathbf{Z}^{k-1}\}}{p\{\mathbf{z}(k)\}} = \\ \frac{p\{\mathbf{z}_i(k), \eta_i(k) | \theta_i(k), m_k, \mathbf{Z}^{k-1}\} p\{\theta_i(k) | m_k, \mathbf{Z}^{k-1}\}}{p\{\mathbf{z}(k)\}}. \quad (5)$$

目标运动特征和幅度特征相互独立,应有

$$p\{\mathbf{z}_i(k), \eta_i(k) | \theta_i(k), m_k, \mathbf{Z}^{k-1}\} = \\ p\{\mathbf{z}_i(k) | \theta_i(k), m_k, \mathbf{Z}^{k-1}\} \\ p\{\eta_i(k) | \theta_i(k), m_k, \mathbf{Z}^{k-1}\}, \quad (6)$$

$$p\{\mathbf{z}(k), \eta(k)\} = p\{\mathbf{z}(k)\} p\{\eta(k)\}. \quad (7)$$

目标运动信息有如下基本假设^[15]: 1) 如测量点源于目标,则该观测值服从以预测观测值为均值的正态高斯分布; 2) 如测量点来自于虚警,则该观测值在跟踪窗内服从独立均匀分布。即有

$$p\{\mathbf{z}_i(k) | \theta_i(k), m_k, \mathbf{Z}^{k-1}\} = \frac{1}{2\pi |s_z(k)|^{1/2}} \\ \exp\left\{-\frac{1}{2}[\mathbf{z}_i(k) - \mathbf{z}(k | k-1)]' s_z^{-1}(k) \cdot [\mathbf{z}_i(k) - \mathbf{z}(k | k-1)]\right\}. \quad (8)$$

$$p_0\{\mathbf{z}_i(k) | \theta_i(k), m_k, \mathbf{Z}^{k-1}\} = \frac{1}{V_G}, \quad (9)$$

式中, s_z 为目标位置观测方差阵, V_G 为跟踪窗口的体积。

在光电跟踪系统中,目标信号幅度通常在短时间内是缓变的,具有很强的相关性,也能通过与估计运动状态类似的方法估计信号幅度,提高目标状态的估计精度。目标信号幅度 $a(k)$ 在短时间内变化很小,其状态方程可为

$$a(k) = a(k-1) + \xi(k), \quad (10)$$

式中 $\xi(k)$ 是零均值高斯白噪声,其方差为 $Q_a(k)$ 。观测方程表示为

$$\eta(k) = a(k) + \varepsilon(k), \quad (11)$$

式中 $\varepsilon(k)$ 是目标幅度的观测噪声,服从零均值高斯分布,即 $\varepsilon(k) \sim N(0, R_a)$ 。

通常情况下,目标信号幅度服从以预测幅度为均值的高斯分布,而噪声、虚警的幅度是独立、等概

率分布的,两者的概率分布函数可分别表示为

$$p_1(\eta_i(k) | \theta_i(k), m_k, \mathbf{Z}^{k-1}) = \frac{1}{2\pi s_a(k)^{1/2}} \exp\left\{-\frac{[\eta_i(k) - a(k|k-1)]^2}{2s_a(k)}\right\} \quad (12)$$

$$p_0(\eta_i(k) | \theta_i(k), m_k, \mathbf{Z}^{k-1}) = \frac{1}{\eta_{\max}(k) - \tau(k)} \quad (13)$$

$$p\{\eta_i(k) | \theta_i, m_k, \mathbf{Z}^{k-1}\} = \begin{cases} \left\{ \left[\eta_{\max}(k) - \tau(k) \right]^{-m_k+1} \frac{1}{2\pi s_a(k)^{1/2}} \exp\left[-\frac{1}{2} v_{ai}(k)' s_a^{-1}(k) v_{ai}(k) \right] \right\}, i = 1, \dots, m_k \\ \left[\eta_{\max}(k) - \tau(k) \right]^{-m_k} i = 0 \end{cases} \quad (15)$$

对于 MPDA-AI 而言,结合式 (8), (9) 和 (15), k 时刻测量数据集合的似然概率函数为

$$p\{\mathbf{z}(k) | \mathbf{x}(k), a, m_k\} = (1 - P_D) V_G^{-m_k} \left[\frac{1}{\eta_{\max}(k) - \tau(k)} \right]^{m_k} + P_D V_G^{-m_k} \left[\frac{1}{\eta_{\max}(k) - \tau(k)} \right]^{m_k-1} \exp\left\{-\frac{1}{2} \left(\frac{\mathbf{z}(k) - \mathbf{H}(k)\mathbf{x}(k)}{s_z} \right)^2 - \frac{1}{2} \left(\frac{\eta - a}{s_a} \right)^2 \right\} \quad (16)$$

2 PDA-AI 和 MPDA-AI 性能分析

由 Kalman 滤波理论可知,结合目标信号幅度和运动特征的概率数据关联滤波器是对目标状态,包括目标幅度和目标运动的无偏估计,存在 Cramer-Rao 下界^[10]。目标运动状态估计的 Cramer-Rao 不等式为

$$E\{\left[\mathbf{x}(k) - \bar{\mathbf{x}}(k)\right]\left[\mathbf{x}(k) - \bar{\mathbf{x}}(k)\right]'\} \geq J^{-1}, \quad (17)$$

中, \mathbf{x} 是运动目标的状态矩阵,观测值 \mathbf{z} 与状态矩阵 \mathbf{x} 满足 $\mathbf{z}(k) = \mathbf{H}(k)\mathbf{x}(k) + \zeta(k)$, $\zeta(k)$ 是目标位置的观测噪声,服从零均值高斯分布, $\mathbf{H}(k)$ 是测量矩阵; \mathbf{J} 是 fisher 信息矩阵,定义为

$$\mathbf{J} = E\left\{\left[\nabla_{\mathbf{x}} \ln p\{\mathbf{z}(k) | \theta_i(k), \mathbf{z}^{k-1}, a_i(k), m_k\}\right] \left[\nabla_{\mathbf{x}} \ln p\{\mathbf{z}(k) | \theta_i(k), \mathbf{z}^{k-1}, a_i(k), m_k\}\right]'\right\} \quad (18)$$

式中,条件 $\mathbf{x}(k) = \mathbf{x}_{\text{true}}(k)$ 表示目标运动参数的无偏估计, $\nabla_{\mathbf{x}} \ln p\{\mathbf{z}(k) | \theta_i(k), \mathbf{z}^{k-1}, a_i(k), m_k\}$ 是测量集合对状态 \mathbf{x} 的偏导数,即

$$\nabla_{\mathbf{x}} \ln p\{\mathbf{z}(k) | \theta_i(k), \mathbf{z}^{k-1}, a_i(k), m_k\} = \frac{\nabla_{\mathbf{x}} p\{\mathbf{z}(k) | \theta_i(k), \mathbf{z}^{k-1}, a_i(k), m_k\}}{p\{\mathbf{z}(k) | \theta_i(k), \mathbf{z}^{k-1}, a_i(k), m_k\}}, \quad (19)$$

式中, $s_a(k)$ 是幅度的观测方差, $\eta_{\max}(k)$ 为幅度观测最大值。

令 $v_{ai}(k)$ 表示第 i 个测量点的信号幅度与预测幅度的偏差。

$$v_{ai}(k) = \eta_i(k) - a(k|k-1). \quad (14)$$

那么结合式 (12), (13) 和 (14), 第 i 个测量点的幅度概率密度函数为

将式 (19) 带入式 (18), 可得

$$\mathbf{J} = \int_{\tau}^{\eta_{\max}} \int_{-g}^g \dots \int_{-g}^g \left\{ \left[\frac{\nabla_{\mathbf{x}} p\{\mathbf{z}(k) | \theta_i(k), \mathbf{Z}^{k-1}, a_i(k), m_k\}}{p\{\mathbf{z}(k) | \theta_i(k), \mathbf{Z}^{k-1}, a_i(k), m_k\}} \right]^2 \cdot p\{\mathbf{z}(k) | \theta_i(k), \mathbf{Z}^{k-1}, a_i(k), m_k\} \right\} d\mathbf{z} d\eta. \quad (20)$$

为叙述方便,记 PDA-AI 和 MPDA-AI 的 fisher 信息矩阵分别为 J_1 和 J_2 。对于 PDA-AI 而言, k 时刻测量数据集合的似然概率函数为^[16]

$$p\{\mathbf{z}(k) | \theta_i(k), \mathbf{z}^{k-1}, a_i(k), m_k\} = (1 - P_D) V_G^{-m_k} + \frac{P_D V_G^{-m_k}}{2\pi |s_z|} \exp\left\{-\frac{1}{2} \left(\frac{\mathbf{z}(k) - \mathbf{H}(k)\mathbf{x}(k)}{s_z} \right)^2\right\} \frac{P_F}{P_D} \frac{1}{1+d} \cdot \exp\left\{\frac{\eta^2 d}{2(1+d)}\right\}. \quad (21)$$

将式 (21) 带入式 (20) 中, PDA-AI 的 fisher 信息矩阵 \mathbf{J}_1 为

$$\mathbf{J}_1 = \frac{I_1(P_D, V_G, m_k)}{|s_z|}, \quad (22)$$

其中

$$I_1 = \int_{\tau}^{\eta_{\max}} \int_{-g}^g \dots \int_{-g}^g \left\{ \frac{n^2 q^2 \exp\left\{\frac{\eta^2 d}{1+d} - \left(\frac{\mathbf{z}(k) - \mathbf{H}(k)\mathbf{x}(k)}{s_z} \right)^2\right\}}{m + nq \exp\left\{-\frac{1}{2} \left(\frac{\mathbf{z}(k) - \mathbf{H}(k)\mathbf{x}(k)}{s_z} \right)^2\right\}} \cdot \left(\frac{\mathbf{z}(k) - \mathbf{H}(k)\mathbf{x}(k)}{s_z} \right)^2 \right\} \exp\left\{\frac{\eta^2 d}{2(1+d)}\right\} d\mathbf{z} d\eta, \quad (23)$$

式中: $q = \frac{P_F}{P_D} \frac{1}{1+d}$; $m = (1 - P_D) V_G^{-m_k}$; $n = \frac{P_D V_G^{-m_k}}{2\pi |s_z|}$;

$V_G = (2g+1)^l$; l 是量测的空间维数; g 是跟踪门的宽度。 $I_1(P_D, V_G, m_k)$ 称为信息衰减因子, 它描述虚警等量测给真实目标的状态估计和跟踪准确性带来的不确定性程度。显然, 信息衰减因子 $I_1(P_D, V_G, m_k)$ 取值越大, 目标的状态估计越准确, 跟踪精度越高。

对于 MPDA-AI 而言, 令

$$r = (1 - P_D)V_G^{-m_k} [\eta_{\max}(k) - \tau(k)]^{-m_k}, \quad (24)$$

$$s = P_D V_G^{-m_k} [\eta_{\max}(k) - \tau(k)]^{1-m_k}. \quad (25)$$

则 MPDA-AI 的 k 时刻测量数据集合的似然概率函数为

$$I_2(P_D, V_G, m_k) = \int_{\tau}^{\eta_{\max}} \underbrace{\int_{-g}^g \cdots \int_{-g}^g}_{l} s^2 \exp\left\{-\left(\frac{\mathbf{z}(k) - \mathbf{H}(k)\mathbf{x}(k)}{s_z}\right)^2 - \left(\frac{\eta - a}{s_a}\right)^2\right\} \left(\frac{\mathbf{z}(k) - \mathbf{H}(k)\mathbf{x}(k)}{s_z}\right)^2 p\{\mathbf{z}(k) | \mathbf{x}(k), a, m_k\} dz d\eta. \quad (28)$$

为了直观地比较 PDA-AI 和 MPDA-AI 2 种目标跟踪方法的性能, 分别计算出在一维空间 (即 $l=1$) 中信息衰减因子 $I_1(P_D, V_G, m_k)$ 和 $I_2(P_D, V_G, m_k)$ 在以下条件下随测量数 m_k 增加的变化情况: 目标信号幅度均值 $m_1=0.7$, 噪声均值 $m_0=0.3$, 目标信号幅度 $a=0.8$, 信噪比 $d=1$, 检测概率 $P_D=0.9$, 信号幅度最大值 $\eta_{\max}=1$, 信号幅度方差 $s_a=1$, 目标位置方差 $|s_z|=1$, 波门概率 $P_G=0.5$, 如图 1 和图 2 所示。

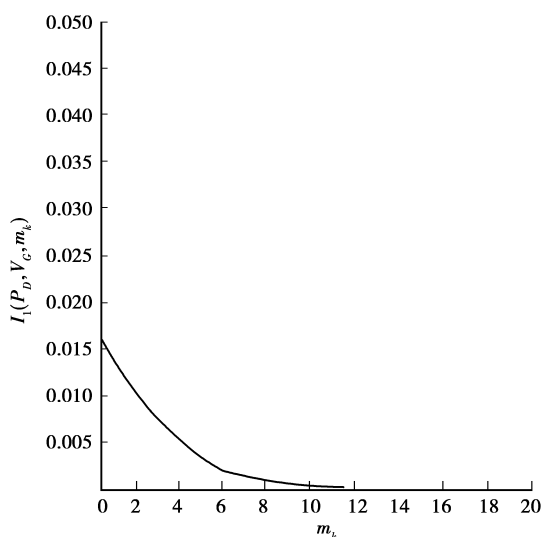


图 1 $I_1(P_D, V_G, m_k)$ 随 m_k 变化情况

比较图 1 和图 2, 可以看出: 衰减因子 $I_1(P_D, V_G, m_k)$ 的范围较窄, 且当测量数 m_k 达到 10 以后, 快速衰减至 0, 通过 PDA-AI 估计出目标状态可信度很弱; 衰减因子 $I_2(P_D, V_G, m_k)$ 的范围较宽, 且随

$$p\{\mathbf{z}(k) | \mathbf{x}(k), a, m_k\} = r + s \times \exp\left\{-\frac{1}{2}\left(\frac{\mathbf{z}(k) - \mathbf{H}(k)\mathbf{x}(k)}{s_z}\right)^2 - \frac{1}{2}\left(\frac{\eta - a}{s_a}\right)^2\right\}. \quad (26)$$

根据目标运动状态估计的 Cramer-Rao 不等式, 将式(26)带入式(20)中, MPDA-AI 的 fisher 信息矩阵 \mathbf{J}_2 为

$$\mathbf{J}_2 = \frac{I_2(P_D, V_G, m_k)}{|s_z|}. \quad (27)$$

其中

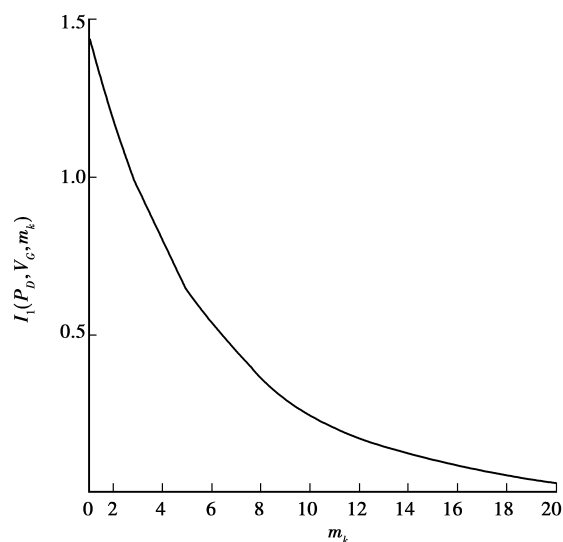


图 2 $I_2(P_D, V_G, m_k)$ 随 m_k 变化情况

m_k 的增加, 衰减速度较慢, 当 m_k 为 10 时, 衰减因子取较大值; 当测量数 m_k 相同时, $I_2(P_D, V_G, m_k)$ 较 $I_1(P_D, V_G, m_k)$ 取值大, 因而 MPDA-AI 的 Cramer-Rao 误差下界较原 PDA-AI 的 Cramer-Rao 误差下界小, 其估计的目标状态较 PDA-AI 更加准确, 可信度更高。

3 试验结果及分析

利用仿真试验和外场试验来验证 PDA-AI 和 MPDA-AI 两种方法在密集杂波情况下跟踪性能。

3.1 仿真试验及分析

目标在二维坐标平面内作匀速直线运动, 其状态可表示为二维坐标的位置和速度分量, 即 $\mathbf{x}_k =$

$[x_k, \dot{x}_k, y_k, \dot{y}_k]^T$ 。运动目标的初始状态为 $x_0 = [60, 10, 50, 10]^T$, 采样间隔为 1 s, 目标观测距离标准差 $\zeta(k) = [\zeta_x(k), \zeta_y(k)] = [3, 3]$; 运动目标信号幅度为 0.3 (已对信号幅度进行规范化, 取值在 $[0, 1]$ 之间), 信号幅度观测标准差 $s_a = 0.3$, 信噪比 SNR 为 0 db。目标跟踪误差标准差 E_k^p 定义为

$$E_k^p = \left[\frac{1}{M} \sum_{j=1}^M \left[\left(\frac{x_{k,j} - \hat{x}_{k|k,j}}{\zeta_x} \right)^2 + \left(\frac{y_{k,j} - \hat{y}_{k|k,j}}{\zeta_y} \right)^2 \right] \right]^{\frac{1}{2}} \quad (29)$$

其中 M 是 Monte Carlo 仿真次数, 本次试验取 $M=200$ 。

图 3 是 PDA-AI 和 MPDA-AI 两种方法的位置估计均方根误差。从图 3 可以看出, 目标在整个运动过程中, MPDA-AI 的跟踪误差始终要小于 PDA-AI, 并且能对目标进行稳定跟踪。这主要是由于 MPDA-AI 对目标的状态估计更为准确。

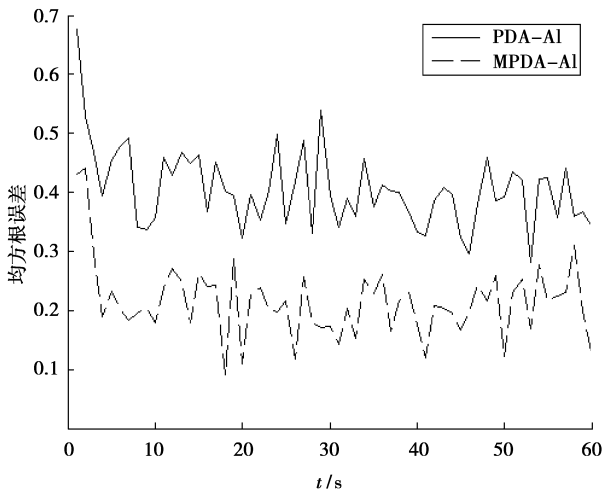


图 3 位置估计均方根误差

表 1 给出了 PDA-AI 和 MPDA-AI 算法的位置估计均方根误差及失跟次数。从表 1 可以看出, MPDA-AI 的跟踪误差要小于 PDA-AI, 并且估计均方根误差的方差明显小于 PDA-AI。在 200 次独立实验中, PDA-AI 算法出现的目标失跟次数为 3 次, 而 MPDA-AI 没有发生目标失跟现象, 稳定性要优于 PDA-AI 算法。

表 1 位置估计均方根误差及失跟次数

方法	均方根误差		失跟次数
	Mean	Var	
PDA-AI	0.38	0.22	3
MPDA-AI	0.21	0.13	0

3.2 外场试验及分析

图 4 是外场采集的序列图像, 白色方框中心处的微弱亮点是要跟踪的兴趣目标, 白色方框为波门。位于波门右下方的亮度很强的点是虚警, 它正向感兴趣目标方向运动, 并逐渐靠拢。

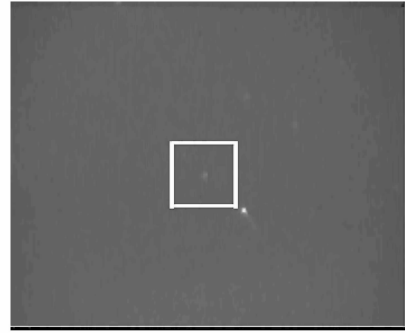


图 4 图像

图 5 是采用 PDA-AI 方法跟踪的图像。从图中可以看出, 波门中心位于亮度较强的虚警, 偏移感兴趣目标, 跟踪失败。导致此现象的原因之一是 PDA-AI 认为幅度越大的测量点是目标的可能性越大, 目标状态估计出现较大偏差, 并逐渐积累, 在较短时间内偏向虚警。

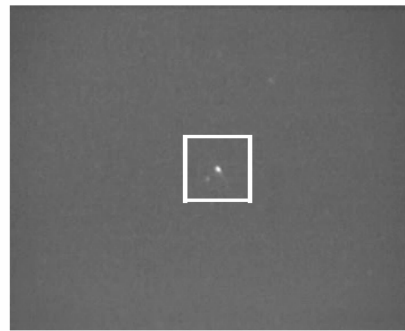


图 5 PDA-AI 跟踪结果

图 6 是采用 MPDA-AI 方法跟踪的图像。波门没有过多受高亮度虚警影响, 一直稳定地居于感兴趣目标, 避免了 PDA-AI 的不足。

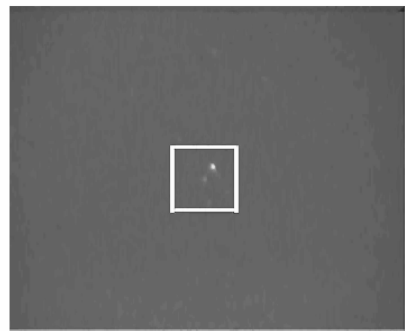


图 6 MPDA-AI 跟踪结果

4 结 论

在光电探测跟踪系统中,运动目标的幅度通常在短时间内变化缓慢,是相关性很强的短时平稳信号。针对 PDA-AI 决策与实际情况不符,利用目标幅度连续性和运动轨迹一致性进行目标运动分析,讨论改进极大似然—概率数据关联滤波(MPDA-AI),并详细分析典型密集杂波环境下 PDA-AI 和 MPDA-AI 的 Cramer-Rao 估计误差下界。理论结果表明,MPDA-AI 估计出的目标状态较 PDA-AI 更加准确,可信度更高,能更进一步提高目标检测跟踪的可靠性。

参考文献:

- [1] 朱洪艳,韩崇昭,韩红,等. 航迹起始算法研究[J]. 航空学报,2004,25(3):284-288.
ZHU HONG-YAN, HAN CHONG-ZHAO, HAN HONG, et al. Study on approaches for track initiation [J]. Acta Aeronautica Et Astronautica Sinica, 2004, 25(3):284-288.
- [2] 周宏仁,敬忠良,王培德,机动目标跟踪(第一版)[M]. 北京:国防工业出版社.
- [3] 强勇,焦李成,保铮. 动态规划算法进行弱目标检测的机理研究[J]. 电子与信息学报,2003,25(6):721-727.
QIANG YONG, JIAO LI-CHENG, BAO ZHENG. Study on mechanism of dynamic programming algorithm for Ddim target detection [J]. Journal of Electronics and Information Technology, 2003, 25(6): 721-727.
- [4] SUCCARY R, COHEN A, YARACTZI P, et al. A dynamic programming algorithm for point target detection; practical parameters for DPA [C]// Signal and Data Processing of Small Targets 2001, July 30 - August 2 2001, San Diego CA, USA. [S. 1]: IEEE, 2001:96-100.
- [5] COLEGROVE S B, DAVEY S J. PDAF with multiple clutter regions and target models [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2003, 39(1):110-124.
- [6] EFE M, ATHERTON D P, BATHER J A. Adaptive kalman filters for manoeuvring target tracking [J]. IEEE Colloquium on Target Tracking and Data Fusion, 1998(7):1-7.
- [7] 许录平. 跟踪机动目标的自适应 α - β 滤波算法[J]. 西安电子科技大学学报,1998,25(3):314-317.
XU LU-PING. An adaptive α - β filter algorithm for tracking the maneuvering target [J]. Journal of Xi'an University, 1998, 25(3):314-317.
- [8] 刘春恒,梁彦,周东华. 基于最小二乘滤波起始的机动目标被动跟踪方法[J]. 系统工程与电子技术,2003, 25(4):458-461,483.
LIU CHUN-HENG, LIANG YAN, ZHOU DONG-HUA. Bearings-only tracking of a maneuvering target by combining IMM with filter Initialization based on the least square rule [J]. Systems Engineering and Electronics, 2003, 25(4): 458-461,483.
- [9] 康耀红. 数据融合理论与应用[M]. 西安:西安电子科技大学出版社,1997.
- [10] KIRUBARAJAN T, BAR-SHALOM Y. Probabilistic data association techniques for target tracking in clutter [J]. Proceedings for the IEEE, 2004, 92(3): 536-557.
- [11] KIRUBARAJAN T, BAR-SHALOM Y. Low observable target motion analysis using amplitude information [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electron System, 1996, 32(4): 1367-1384.
- [12] CHUMMUN M R, KIRUBARAJAN T, BAR-SHALOM Y. An adaptive early-detection ML/PDA estimator for LO targets with EO sensors [C]// 2000 IEEE on Aerospace Conference Proceedings, March 18-25, 2000, Big Sky, Montana, USA. [S. 1]: IEEE, 2000: 449-464.
- [13] 郑江滨,张艳宁,冯大淦,等. 视频监控中运动目标的检测与跟踪算法[J]. 系统工程与电子技术,2002,24(10): 34-37.
ZHENG JIANG-BIN, ZHANG YAN-NING, FENG DA-GA, et al. Moving object detection and tracking algorithm for video monitoring [J]. Systems Engineering and Electronics, 2002, 24(10):34-37.
- [14] SINHA A, KIRUBARA T, BAR-SHALOM Y. Application of the kalman-levy filter for tracking maneuvering targets [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2007, 43(3): 1099-1107.
- [15] 韩崇昭,朱洪艳,段战胜. 多源信息融合[M]. 北京:清华大学出版社,2006.
- [16] SONG T L. Most probable data association with distance and amplitude information for target tracking in clutter [C] // Proceedings of IEEE International Conference on Multisensor Fusion and Integration for Intelligent Systems, August 20- 22, 2008, Seoul, Korea. [S. 1]: IEEE, 2008: 360-265.

(编辑 侯 湘)