

文章编号:1673-1522(2019)04-0349-07

DOI: 10.7682/j.issn.1673-1522.2019.04.003

基于知识辅助的海面目标航迹起始方法

鞠振飞¹, 宫政², 胡国光¹

(1. 海军装备发展部上海局, 上海 200041; 2. 海军航空大学, 山东 烟台 264001)

摘要:针对海环境下不同雷达观测测量准确度存在差异而导致观测数据质量存在差异的问题,提出了一种基于知识辅助的海面目标航迹起始方法。该方法首先利用先验知识幅度信息计算幅度似然比,并以幅度似然比的大小来表示观测数据质量的高低;然后,利用幅度似然比辅助Hough空间参数积累,并对航迹初选参数进行初值修正,提高Mean Shift多尺度聚类滤波初值的准确性,减少迭代次数,再通过最优筛选的方法分析得到目标的真实航迹起始数目和航迹起始参数;最后,通过仿真数据证明了本文所提方法的有效性和优越性。

关键词:数据质量;航迹起始;先验知识;幅度似然比;Mean Shift多尺度聚类

中图分类号:TN911.72

文献标志码:A

海面多目标跟踪技术作为提高我国海上探测能力,保障海防的有力手段,是国家一直以来重点发展的技术方向之一,而航迹起始^[1-2]作为海面多目标跟踪技术的首要环节,使其尽可能准确地起始真实目标的航迹,抑制虚假目标起始航迹,这是改善海面多目标跟踪性能的有效途径。因此,海面多目标航迹起始技术日益受到国内外学者和科研工作者的广泛关注^[3-5]。

Hough变换方法由于具有对复杂海面目标背景下海杂波强鲁棒性^[6]的优点,受到大量学者的关注,但在航迹起始,其应用会存在严重的航迹簇拥现象^[7-10],导致航迹起始参数准确性较低。为了解决该问题,有学者提出多尺度聚类^[11-13](MSC)的方法,通过对Hough变换低阈值初选后的航迹参数进行变尺度寻优,自适应确定航迹起始数目和航迹起始参数,有效提高了航迹起始的准确性,但计算量异常庞大,难以工程应用,且未考虑观测数据质量对航迹起始带来的影响。而实际上,由于目标姿态、雷达天线方向图、背景杂波等多方面因素综合影响,雷达观测的数据质量是存在差异的,这种差异性恰恰反映了雷达观测的真值性,会对海面目标航迹起始产生重要影响。因此,研究观测数据质量对海面多目标航迹起始的影响具有重要意义。信号幅度(由雷达测得并通过信号处理器输出端输出的信号强度)作为雷达信号处理从大量回波中检出目标真实观测的重要知识依据,是研究观测数据质量的重要方面,也是本文的重点研究依据:即同等条件下,信号幅度越强,目标真实回波的特征就越明显,抗虚警能力就越强,雷达观测数据质量越高,其为目标真值的可信度越高。

信号幅度作为先验知识信息用于辅助跟踪是由D.Lerro、Y.Bar-Shalom等学者提出,即利用幅度知识来改进数据关联算法,提高跟踪性能^[14-15];2006年,Simon Haykin教授提出利用包括幅度知识在内的辅助知识来实现认知雷达的概念^[16];2016年,有学者提出通过建立幅度似然函数将幅度知识引入到多伯努利滤波的更新过程中,提高了多目标估计精度^[17];接着,有学者提出将幅度知识用于数据关联,以提升复杂环境下的海面多目标跟踪性能^[18-19];2018年,有学者提出利用幅度知识和多普勒知识等多特征联合辅助多目标跟踪,提高了多目标跟踪精度^[20]。

综上所述,幅度知识用于辅助海面多目标跟踪研究,主要集中在辅助航迹关联方面,而在航迹起始方面的研究很少。本文通过将幅度似然比函数与观测数据质量建立联系(同等条件下,幅度似然比越大,抗虚警能力越强,观测数据质量越高,其为目标真值的可信度越高)提出了一种基于知识辅助的海面目标航迹起始方法。该方法首先利用先验知识幅度信息计算幅度似然比,以幅度似然比的大小来表示观测数据质量的高低;然后,利用幅度似然比辅助Hough空间参数积累,并对航迹初选参数进行初值修正,提高Mean Shift多尺度聚类滤波初值的准确性,减少迭代次数;最后,通过最优筛选的方法自适应得到目标真实起始信息。

1 基本原理

基于知识辅助的海面目标航迹起始方法流程图如图1所示。

收稿日期:2019-07-19; 修回日期:2019-08-01

作者简介:鞠振飞(1981-),男,工程师,硕士。

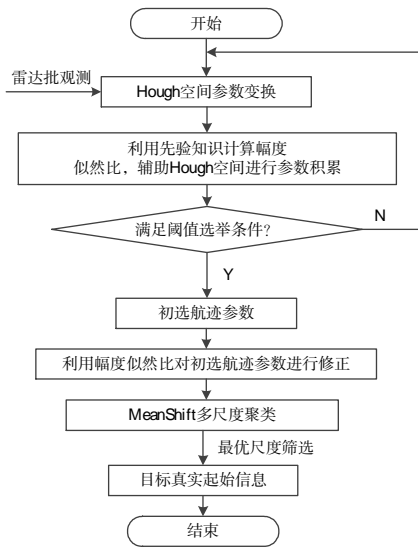


图1 基于知识辅助的海面目标航迹起始流程图

Fig.1 Outliers sea multi-target track initiation based on future knowledge block diagram

上述方法的具体实现步骤如下。

1) Hough 空间参数积累。对 Hough 空间进行 $\Delta\theta \times \Delta\rho$ 的参数划分, 设第 k 行 m 列的参数空间子单元中心坐标为 (θ_k, ρ_m) , 其中:

$$\theta_k = \left(k - \frac{1}{2}\right)\Delta\theta, k = 1, 2, \dots, N_\theta; \quad (1)$$

$$\rho_m = \rho_{\min} + \left(m - \frac{1}{2}\right)\Delta\rho, m = 1, 2, \dots, N_\rho. \quad (2)$$

根据 Hough 变换理论, 对参数子单元 (θ_k, ρ_m) 投票, 得票越高, 对应的航迹参数可信度越高, 不妨记 (θ_k, ρ_m) 的投票结果为 $B(k, m)$ 。

对候选雷达观测计算幅度似然比, 记为 $S_i = \{Z_i\}_{i=1}^N = \{(x_i, y_i), \lambda(a_i)\}_{i=1}^N$, 其中:

$$\lambda(a_i) = \frac{p_r^\tau(a_i)}{p_f^\tau(a_i)} = \frac{1}{1+d} \exp\left(\frac{d(a_i^2 - \tau^2)}{2(1+d)}\right). \quad (3)$$

式(3)中: $p_r^\tau(a_i)$ 为目标 t 产生的有效量测的幅度概率密度函数, 服从 $\sigma^2 = 1 + d$ 的瑞利分布, d 为信噪比; $p_f^\tau(a_i)$ 为仅有噪声的虚警量测的幅度概率密度函数, 服从 $\sigma^2 = 1$ 的瑞利分布; τ 为相应的检测门限, 且满足 $\tau = \sqrt{-2 \ln(P_{FA})} = \sqrt{-2 \ln(P_D^{d+1})}$, P_{FA} 为虚警概率, P_D 为检测概率。

遍历雷达观测 S_i , 利用幅度似然比, 对 Hough 空间参数单元 (θ_k, ρ_m) 进行投票积累。基于幅度信息的投票积累规则为: 若子单元中心误差 $|\Delta\rho_i| \leq \Delta\rho/2$, 且相应雷达观测的幅度似然比 $\lambda(a_i) > \bar{\lambda}$, 则对应 $B(k, m)$ 的投票积累值加 1。否则, 加 0。其中, $\bar{\lambda}$ 为幅度似然

比经验值, $\Delta\rho_i$ 表示为:

$$\Delta\rho_i = \rho_m - x_i \cos \theta_k - y_i \sin \theta_k. \quad (4)$$

式(4)中: x_i 和 y_i 为第 i 个观测在 x 向和 y 向的位置信息; θ_k 和 ρ_m 为单元长度 $\Delta\theta \times \Delta\rho$ 的第 k 行 m 列个子单元的 θ 参数中心坐标和 ρ 参数中心坐标。

$$B(k, m) = \sum_{i=1}^N E_{(\theta_k, \rho_m)}\{(x_i, y_i), a_i\}. \quad (5)$$

式(5)中, $E_{(\theta_k, \rho_m)}\{(x_i, y_i), a_i\}$ 为投票指示函数。

若 $|\Delta\rho_i| \leq \Delta\rho/2$, 则 $E_{(\theta_k, \rho_m)}\{(x_i, y_i), a_i\} = 1$; 否则, $E_{(\theta_k, \rho_m)}\{(x_i, y_i), a_i\} = 0$ 。

2) 低阈值航迹初选。设低阈值 T 对航迹进行初选, 对步骤 1) 得到的投票结果 $B(k, m)$ 选举, 得到初选选举的航迹参数集 $C(k, m)$ 。若 $B(k, m) \geq T$, 则选举成功, 记为 $C(k, m) = \{(\theta_k, \rho_m) | B(k, m) \geq T\}$ 。否则, 选举失败, 记为 0。其中, $T = \text{起始窗长} \times \text{检测概率} \times \alpha$, α 为选举因子。

3) 基于幅度信息的初选航迹参数修正。步骤 2) 得到的初选航迹参数 $C(k, m) = \{(\theta_k, \rho_m) | B(k, m) \geq T\}$ 对应的雷达观测聚类 $S_i = \{Z_i^i\}_{i=1}^{B(k, m)} = \{(x_i, y_i), \lambda(a_i)\}_{i=1}^{B(k, m)}$ 。对 S_i 中的每个雷达观测计算初选航迹参数 $C(k, m)$ 的子单元中心误差 $\Delta\rho_i$, 即:

$$\Delta\rho_i = \rho_m - x_i \cos \theta_k - y_i \sin \theta_k. \quad (6)$$

对初选航迹参数 $C(k, m)$ 的 ρ_m 参数进行修正:

$$\Delta\rho_{m,t} = \frac{\sum_{i=1}^{B(k, m)} \lambda(a_i) \Delta\rho_i}{\sum_{i=1}^{B(k, m)} \lambda(a_i)}. \quad (7)$$

根据式(7)得到 ρ_m 参数对应 m 的修正值为:

$$\Delta m_t = \frac{\Delta\rho_{m,t}}{\frac{1}{2}\Delta\rho} = \frac{2 \sum_{i=1}^{B(k, m)} \lambda(a_i) \Delta\rho_i}{\Delta\rho \sum_{i=1}^{B(k, m)} \lambda(a_i)}. \quad (8)$$

则对初选航迹参数 $C(k, m)$ 的修正值为 $C(k, \bar{m}) = C(k, m + \Delta m_t)$, 且有,

$$C(k, \bar{m}) = \{(\theta_k, \rho_m) | B(k, m) \geq T\} = \{(\theta_k, \rho_m + \Delta\rho_{m,t}) | B(k, m) \geq T\}. \quad (9)$$

4) Mean Shift 多尺度聚类。步骤 3) 得到的基于幅度信息的一次修正初选航迹参数集的分布直方图为:

$$f(\mathbf{x}) = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n \delta(\mathbf{x} - \mathbf{x}_j). \quad (10)$$

式(10)中: $\mathbf{x}_j = [k_j, \bar{m}_j]^T$ 为第 j 个航迹初选参数,且 $(\theta_{k_j}, \rho_{m_j}) \in C$; n 为初选航迹的条数。

根据尺度空间理论, $f(\mathbf{x})$ 的多尺度聚类表示为:

$$F(\mathbf{x}, \sigma) = f(\mathbf{x}) \otimes G(\mathbf{x}, \sigma) = \frac{1}{n(2\pi\sigma^2)} \sum_{j=1}^n \exp\left\{-\frac{\|\mathbf{x} - \mathbf{x}_j\|^2}{2\sigma^2}\right\}. \quad (11)$$

式(11)中: \mathbf{x} 为空间位置坐标信息; \otimes 为卷积因子;

$$G(\mathbf{x}, \sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left\{-\frac{\|\mathbf{x}\|^2}{2\sigma^2}\right\}. \quad (12)$$

给定迭代容许误差 ζ , 对于每一个给定的尺度 $\sigma_s \in \{\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_m\}$, 对于每一个修正航迹初选参数 $x_q, q=1, 2, \dots, n_c, n_c$ 为一次修正参数集 C 的个数。令 $y_{s,q}^{(0)} = x_q$, 其中, $y_{s,q}^{(0)}$ 为迭代初值。

根据式(13)执行迭代计算, 直至 $|y_{s,q}^{(k+1)} - y_{s,q}^{(k)}| < \zeta$, 结束迭代运算, 得到修正航迹参数 x_q 的迭代滤波收敛值, 记为 $y_{s,q}^c = y_{s,q}^{(k+1)}$ 。

$$y_{s,q}^{(k)} = \frac{\sum_{j=1}^{n_c} x_j \exp\left\{-\frac{\|\mathbf{x} - \mathbf{x}_j\|^2}{2\sigma_s^2}\right\}}{\sum_{j=1}^{n_c} \exp\left\{-\frac{\|\mathbf{x} - \mathbf{x}_j\|^2}{2\sigma_s^2}\right\}}. \quad (13)$$

对于 $y_{s,a}^c$ 和 $y_{s,b}^c (1 \leq a, b \leq n)$, 若 $|y_{s,a}^c - y_{s,b}^c| \leq \sigma_s$, 则将 2 个聚类合并, 聚类数为 c_s , 聚类中心集合为 $\{y_{s,1}, y_{s,2}, \dots, y_{s,c_s}\}$ 。 c_s 表示尺度参数 σ_s 下的目标航迹数目, $\{y_{s,1}, y_{s,2}, \dots, y_{s,c_s}\}$ 为尺度参数 σ_s 下的航迹参数迭代滤波修正值。

5) 最优尺度筛选。根据步骤4)得到的聚类分析结果, 以生存时间最长的聚类数目为最优聚类数目 \tilde{c} , 以聚类中心漂移速度最小的聚类中心为最优聚类尺度 $\tilde{\sigma}$, 则 $\tilde{\sigma}$ 对应的聚类中心即为最优聚类中心。

最优聚类数目 \tilde{c} 为:

$$\tilde{c} = \arg \max \tau(c_s), \quad \forall c_s \in [2, n_c - 1]; \quad (14)$$

$$\tau(c) = \max(\sigma_s) - \min(\sigma_s), \quad s = 1, 2, \dots, m, c_s = c. \quad (15)$$

式(15)中, $\tau(c)$ 为聚类数目 c 的生存周期。

最优尺度 $\tilde{\sigma}$ 为:

$$\tilde{\sigma} = \arg(\min d(\sigma)) \quad \forall \sigma \in \{\sigma_s | c_s = \tilde{c}\}; \quad (16)$$

$$z(\sigma) = \frac{1}{\tilde{c}} \sum_{i=1}^{\tilde{c}} \sqrt{\sum_{p=1}^2 \left(\frac{\partial v_{ip}}{\partial \sigma}\right)^2} \quad (\sigma \in \{\sigma_s | c_s = \tilde{c}\}). \quad (17)$$

式(17)中: $z(\sigma)$ 为聚类中心的漂移速度; v_{ip} 为第 i 个

聚类中心的第 p 维分量。

最优聚类数目 \tilde{c} 即为目标航迹的真实数目, 最优尺度 $\tilde{\sigma}$ 对应的聚类参数 $\{y_{s,1}, y_{s,2}, \dots, y_{s,c_s}\}$ 即为目标航迹的真实参数。

2 仿真分析

为了验证本文所提算法的有效性和优越性, 本文主要从以下仿真数据详细分析和说明。

2.1 仿真环境设置

考虑仿真场景为某海面监视区域。杂波数目服从泊松分布, 杂波密度为 $\lambda = 15$ 个/ km^2 , 幅度杂波服从 $\sigma^2 = 1 + d$ 的瑞利分布, 信噪比 $d = 35$ dB, 海面有 4 个独立目标做匀速直线运动, 目标检测概率 $P_D = 0.8$, 量测噪声为零均值高斯白噪声, 方差为 $\sigma_x^2 = \sigma_y^2 = 0.01 \text{ km}^2$; 起始窗长为 10, Hough 变换参数空间参数 $\Delta\rho = 0.8 \text{ km}$, $\Delta\theta = 2$; 尺度参数 $\sigma_s \in [1, 20]$, 尺度间隔为 1。

2.2 仿真评价指标

经过 M 次蒙特卡罗仿真, 其中第 i 次仿真起始了 n_i 条航迹, 则 n_i 条航迹中目标真实航迹全部起始的标志为:

$$c_i = \begin{cases} 1 & \sum_{t=1}^T \max_{j \in \{1, 2, \dots, n_i\}} (I_{i,j,t}) = T \\ 0 & \sum_{t=1}^T \max_{j \in \{1, 2, \dots, n_i\}} (I_{i,j,t}) < T \end{cases}. \quad (18)$$

式(18)中, $I_{i,j,t} = 1$ 表示起始航迹为目标 t 的真实航迹, 否则, 为虚假航迹。

评价指标分别为:

$$1) \text{ 航迹起始概率 } P_{\text{in}} = \frac{\sum_{i=1}^M \sum_{t=1}^T \max_{j \in \{1, 2, \dots, n_i\}} (I_{i,j,t})}{M \times T};$$

$$2) \text{ 航迹起始平均条数 } T_{\text{in}} = \frac{\sum_{i=1}^M \left(c_i \times \sum_{t=1}^{T_i} \sum_{j=1}^{n_i} I_{i,j,t} \right)}{\sum_{i=1}^M c_i};$$

3) 虚假航迹起始平均条数

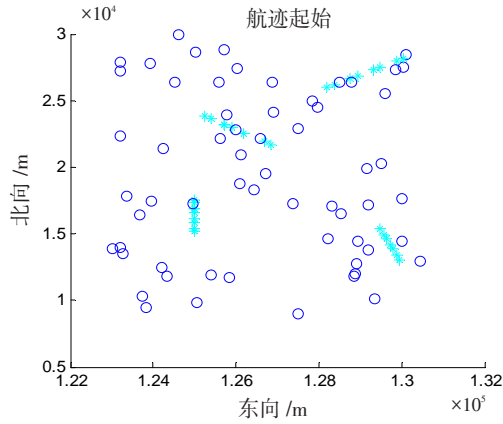
$$T_{\text{in}}^f = \frac{\sum_{i=1}^M \left(n_i - \sum_{t=1}^{T_i} \sum_{j=1}^{n_i} I_{i,j,t} \right)}{M};$$

4) 运行时间 t_M = 单次蒙特卡罗仿真时间。

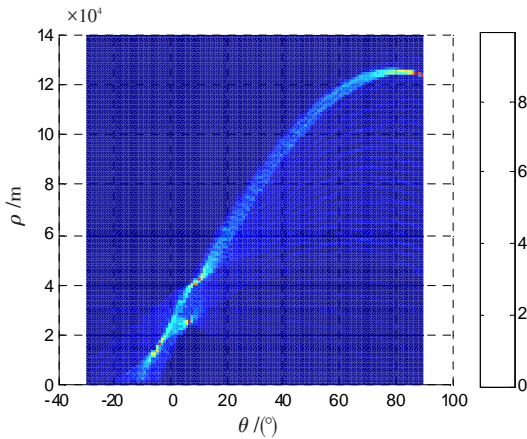
2.3 仿真结果

首先, 对传统阈值 Hough 变换航迹起始方法存在的航迹簇拥现象进行仿真说明, 见图 2。其中, 图 2 c)

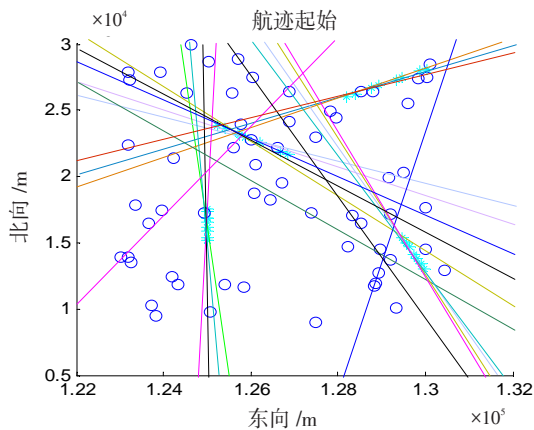
航迹簇拥现象十分严重,图2 d)虽然航迹簇拥现象得到一定缓解,但簇拥依然存在,图2 e)虽然航迹簇拥现象消失,但出现了航迹丢失状况。可见,标准阈值 Hough 变换方法难以达到令人满意的航迹起始效果。



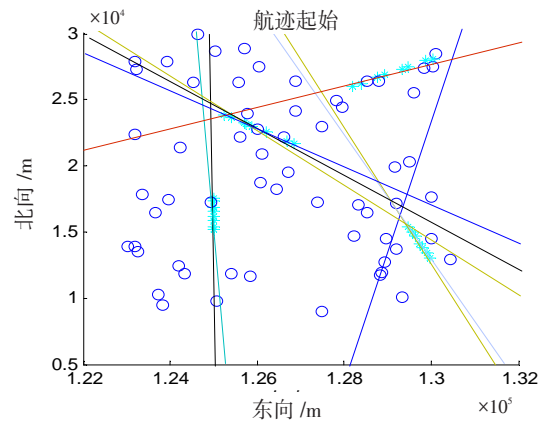
a)海面多目标仿真原始量测示意图
a) Schematic diagram of sea multi-target simulation raw measures



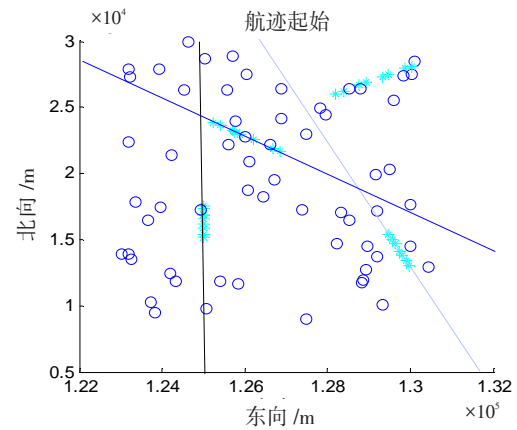
b) Hough 变换后的参数空间示意图
b) Schematic diagram of Hough transformation parameter space



c) 阈值 $T=4$ 下标准 Hough 变换起始示意图
c) Initial schematic diagram of standard Hough transformation after threshold $T=4$



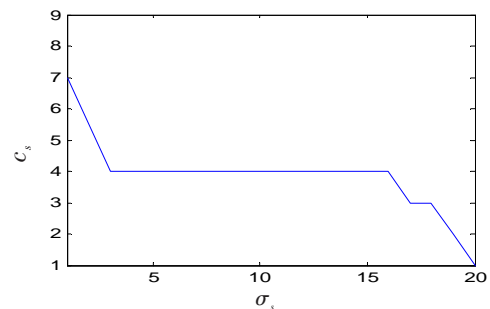
d) 阈值 $T=6$ 下标准 Hough 变换起始示意图
d) Initial schematic diagram of standard Hough transformation after threshold $T=6$



e) 阈值 $T=7$ 下标准 Hough 变换起始示意图
e) Initial schematic diagram of standard Hough transformation after threshold $T=7$

图2 不同阈值下 Hough 变换航迹起始示意图
Fig.2 Track initiation curves of Hough transformations with different thresholds

其次,对本文方法进行仿真说明。图3 a)为多尺度聚类迭代滤波阶段尺度参数 σ_s 与聚类数 c_s 的关系示意图,可见聚类数 $c_s=4$ 的生存时间最长,因此航迹起始的真实数目为4条,图3 b)为最优尺度参数下得到的目标真实航迹起始效果图。



a)不同尺度参数下的聚类数
a) Cluster Num. of different σ_s

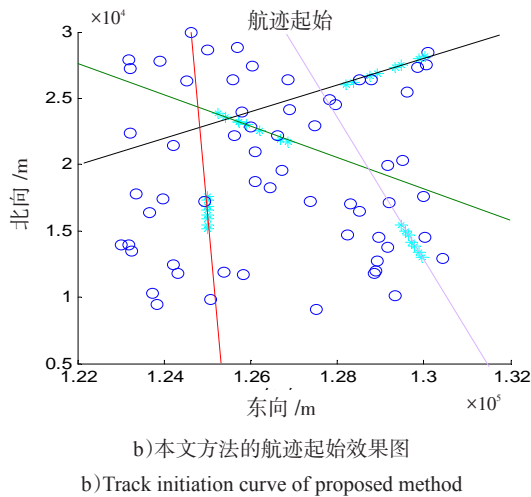


图3 基于知识辅助海面目标航迹起始示意图

Fig.3 Simulation figures of sea target track-initiation based on future knowledge

表1 本文方法与MSC-HT、阈值HT的起始性能统计

Tab.1 Performances of the proposed method, the MSC-HT method and the HT method threshold

指标	算法															
	本文方法				MSC-HT				阈值HT							
	$P_D=0.8$		$P_D=0.9$		$P_D=0.8$		$P_D=0.9$		$P_D=0.8$				$P_D=0.9$			
	0.4	0.5	0.4	0.5	0.4	0.5	0.4	0.5	0.4	0.5	0.6	0.7	0.4	0.5	0.6	0.7
P_{in}	95.1	94.2	97.2	96.3	95.0	94.1	96.1	95.2	96.5	95.9	90.7	84.1	97.3	96.7	91.5	84.9
T_{in}	4.08	4.02	4.03	4.01	4.10	4.04	4.09	4.03	20.35	14.86	11.93	6.76	18.42	13.75	10.58	5.63
T_{in}^r	2.58	2.23	2.49	2.13	2.61	2.25	2.56	2.20	7.22	6.98	4.43	2.30	6.96	6.62	4.03	2.18
t_{in}	3.11	3.11	2.45	2.45	4.98	4.98	4.56	4.56	2.99	2.48	1.98	1.88	2.79	2.48	1.76	1.62

由表1分析得到:

1) 提高航迹起始概率 P_{in} 准确度。结合航迹起始平均条数 P_{in} , 可知, 随着阈值 T 的增大, 阈值HT方法的航迹簇拥现象得到改善, 但当阈值 $T > 0.6$ 时, 阈值HT方法的 $P_{in} < 85\%$, 导致航迹起始概率过低, 说明不能完全依靠提高阈值的方法来解决航迹簇拥问题, 需要采用本文方法或MSC方法等解决HT低阈值初选带来的航迹簇拥问题。由表1可以看出, 当阈值 T 分别取0.4和0.5时, 阈值HT方法平均起始概率 P_{in} 虽然高于本文方法和MSC-HT方法, 但阈值HT方法起始了许多簇拥航迹, 航迹起始数目与目标真实航迹数目明显不符, 而本文方法和MSC方法航迹起始数目十分接近目标真实航迹数目, 且本文方法的起始概率 P_{in} 优于MSC方法。因此, 本文方法起始概率 P_{in} 综合优于阈值HT方法和MSC-HT方法。

2) 提高航迹起始平均条数 T_{in} 准确度。在检测概率 $P_D = 0.8$, 阈值 T 分别取0.4和0.5时, 阈值HT方法航迹平均起始条数 T_{in} 为20.35和14.86, 与目标真实航迹条数4条相比, 每个目标平均起始了4条航迹, 航迹簇拥现象严重; MSC-HT方法分别为4.10和4.04条,

2.4 提升效果分析

仿真对航迹起始效果的影响——提升航迹起始准确度。

由本文基本原理部分可知, 检测概率、虚警概率和检测门限存在对应关系, 即

$$\tau = \sqrt{-2 \ln(P_{FA})} = \sqrt{-2 \ln(P_D^{d+1})}$$

幅度杂波服从参数为 $1+d$ 的瑞利分布模型。

可见, 同等条件下, 检测概率越高, 则检测门限相对越低, 幅度似然比越高, 目标观测被检测为真实观测准确度越高。

以下分别在检测概率 $P_D = 0.8$ 和 $P_D = 0.9$ 情况下, 验证幅度信息对航迹起始效果的影响。

十分接近目标真实航迹条数4条, 航迹簇拥现象得到明显改善; 而本文方法分别为4.08和4.02条, 比MSC-HT方法更加接近目标真实航迹条数, 航迹簇拥现象得到进一步改善, 说明幅度似然比对虚警信息起到了压制作用: 一方面, 减小了数据质量低的观测对航迹起始过程的低可置信度影响; 另一方面, 增大了数据质量高的观测的高可置信度影响。

检测概率 $P_D = 0.9$ 时, 阈值 T 取0.4时, 相对于 $P_D = 0.8$, 本文方法航迹平均起始条数 T_{in} 相对准确度提升1.3%, 高于MSC-HT方法(0.2%), 低于阈值HT方法(9.4%); 本文方法 T_{in} 准确度提升高于MSC-HT方法, 进一步反映了本文算法的有效性和优越性, 随着检测能力的提升, 幅度信息辅助起始对虚警抑制优势更加明显, 对起始准确度提升有加成作用; 而本文方法 T_{in} 准确度提升数值上低于阈值HT方法, 是因为本文方法和MSC-HT方法的航迹平均起始条数 T_{in} 已经很接近真实目标数目4, 提升空间很小, 而阈值HT方法平均起始条数 T_{in} 为20.35条, 远高于真实目标数目4, 提升空间很大。因此, 检测概率提升带来的小的提升就会导致 T_{in} 准确度明显的提升。而实际上, T_{in}

由20.35条提升至18.42条仍然存在严重的簇拥现象,综合准确度提升效果不佳。

显然,本文方法航迹起始平均条数 T_{in} 准确度优于阈值HT方法和MSC-HT方法,幅度信息对航迹起始带来了准确度提升的优良效果。

3)降低虚假航迹起始平均条数 T_{in}^f 。同等条件下,本文方法虚假航迹起始平均条数 T_{in}^f 略低于MSC-HT方法,明显低于阈值HT方法。因此,本文方法虚假航迹起始平均条数 T_{in}^f 错误率优于阈值HT方法和MSC-HT方法。

4)提高运行时间 t_m 效率。本文方法的运行时间 t_m 虽然略高于阈值HT方法,但大大改善了阈值HT存在的航迹簇拥现象;与MSC-HT方法相比, t_m 明显降低。可见,本文方法的综合运行时间效率优于阈值HT方法和MSC-HT方法。

综上所述,本文方法相对MSC-HT及阈值HT方法在 P_{in} 、 T_{in} 、 T_{in}^f 等方面均提高了航迹起始准确度,改善了航迹起始性能;在运行时间 t_m 方面提高了综合效率,提高了其工程应用的可能性。

3 结论

针对用于航迹起始的批雷达观测存在数据质量差异问题,提出一种基于知识辅助的海面目标航迹高准确度起始方法。该方法以基于先验知识幅度信息的幅度似然比大小衡量雷达观测的数据质量差异,解决了航迹起始的数据质量问题,提高了航迹初选参数初值的准确性,利用Mean Shift多尺度聚类方法解决了低阈值航迹簇拥问题。仿真结果表明,与阈值Hough变换方法相比,密集杂波环境下基于幅度特征的航迹高准确度起始方法有效解决了低阈值航迹簇拥问题,并且能够自适应地确定航迹起始数目和航迹起始参数,有效提高了航迹起始准确度,且在运算速度方面是实时可行的。因此,在海面多目标航迹起始中有广阔的应用前景。

参考文献:

- [1] MERRILL I S. Radar handbook[M]. New York: The McGraw-Hill Companies Inc., 1990: 274-344.
- [2] 何友,修建娟,关欣. 雷达数据处理及应用[M]. 3版. 北京:电子工业出版社,2013: 120-147.
HE YOU, XIU JIANJUAN, GUAN XIN. Radar data processing with applications[M]. 3rd ed. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2013: 120-147. (in Chinese)
- [3] 许红,谢文冲,高飞. 机载预警雷达海面多目标航迹起始算法研究[J]. 雷达科学与技术,2015,13(6):655-666.
XU HONG, XIE WENCHONG, GAO FEI. Track initiation of sea surface multi-targets for airborne radar[J]. Radar Science and Technology, 2015, 13(6): 655-666. (in Chinese)
- [4] 余沙,陈明燕,曹建蜀. 基于网格聚类和修正逻辑的航迹起始算法[J]. 计算机科学,2015,42(4): 181-184.
YU SHA, CHEN MINGYAN, CAO JIANSHU. Tracking initiation algorithm based on grid clustering and modified logic algorithm[J]. Computer Science, 2015, 42(4): 181-184. (in Chinese)
- [5] 金元华,叶春茂,陈映. 一种基于宽带雷达回波的航迹起始方法[J]. 系统工程与电子技术,2019,41(1):66-72.
JIN YUANHUA, YE CHUNMAO, CHEN YING. Track initiation method based on wideband radar echo[J]. Systems Engineering and Electronics, 2019, 41(1): 66-72. (in Chinese)
- [6] 皇甫一江,王奇,丁春. 基于霍夫变换的航迹起始方法研究[J]. 雷达与对抗,2018,38(1):49-52.
HUANGFU YIJIANG, WANG QI, DING CHUN. A track initiation method based on Hough transform[J]. Radar & Dcm, 2018, 38(1): 49-52. (in Chinese)
- [7] 高刚,张耀升,周立. 一种改进的基于随机Hough变换的航迹起始方法[J]. 电子信息对抗技术,2017,32(3):1-4.
GAO GANG, ZHANG YAOSHENG, ZHOU LI. A modified track initiation method based on randomized Hough transform[J]. Electronic Information Warfare Technology, 2017, 32(3): 1-4. (in Chinese)
- [8] 梁志兵,王睿,郭相科. 基于模糊的并行Hough变换的航迹起始算法[J]. 弹箭与制导学报,2015,35(2): 159-170.
LIANG ZHIBING, WANG RUI, GUO XIANGKE. Parallel Hough transform track initiation algorithm based on fuzzy[J]. Journal of Projectiles, Rockets, Missiles and Guidance, 2015, 35(2): 159-170. (in Chinese)
- [9] LI L, WANG G, ZHANG X. The track initiation algorithm based on Hough transform and space accumulation [C]//Proceedings of the IEEE International Conference on Signal Processing. Chengdu: IEEE, 2017: 1466-1470.
- [10] LI J Z, WEI X X. Mean shit track initiation algorithm based on Hough transform[C]//2010 IEEE 13th International Conference on Signal Processing. Beijing: IEEE,

- 2010;1263-1266.
- [11] 杨志菊,刘宝华. 基于 Mean Shift 的变尺度快速运动目标自适应跟踪算法[J]. 太赫兹科学与电子信息学报, 2015, 13(2):240-244.
- YANG ZHIJU, LIU BAOHUA. Auto-adaptive tracking algorithm for fast moving target with variable scale based on Mean Shift[J]. Journal of Terahertz Science and Electronic Information Technology, 2015, 13 (2) : 240- 244. (in Chinese)
- [12] 柳萌萌,赵书良,陈敏. 多尺度关联规则挖掘的尺度上推算法[J]. 计算机应用研究, 2015, 32(10):2924-2929.
- LIU MENGMEG, ZHAO SHULIANG, CHEN MIN. Scaling-up mining algorithm of multi-scale association rules mining[J]. Application Research of Computers, 2015, 32(10):2924-2929. (in Chinese)
- [13] 韩玉辉,赵书良,柳萌萌. 多尺度聚类挖掘算法[J]. 计算机科学, 2016, 43(8):244-248.
- HAN YUHUI, ZHAO SHULIANG, LIU MENGMEG. Multi-scale clustering algorithm[J]. Computer Science, 2016, 43(8):244-248. (in Chinese)
- [14] LERRO D, BAR SHALOM Y. Automated tracking with target amplitude information[C]//American Control Conference. San Diego, USA:IEEE, 1990:2875-2880.
- [15] LERRO D, BAR SHALOM Y. Interacting multiple model tracking with target amplitude feature[J]. IEEE Transactions on AES, 1993, 29(4):494-508.
- [16] HAYKIN S. Cognitive radar: a way of the future[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2006, 23(1):30-40.
- [17] 袁常顺,王俊,孙进平. 一种幅度信息辅助多伯努利滤波算法[J]. 电子与信息学报, 2016, 38(2):464-471.
- YUAN CHANGSHUN, WANG JUN, SUN JINPING. A multi-Bernoulli filtering algorithm using amplitude information[J]. Journal of Electronics and Information Technology, 2016, 38(2):464-471. (in Chinese)
- [18] 柳超,张志国,孙进平. 基于幅度信息的海上多目标稳健跟踪方法[J]. 通信学报, 2019, 40(2):60-69.
- LIU CHAO, ZHANG ZHIGUO, SUN JINPING. Amplitude information based robust tracking method for multiple marine targets[J]. Journal on Communications, 2019, 40(2):60-69. (in Chinese)
- [19] 张存,郑世友,缪礼锋. 基于信号幅度的复杂目标新数据互联方法[J]. 雷达科学与技术, 2016, 14(4):411-416.
- ZHANG CUN, ZHENG SHIYOU, MIAO LIFENG. A new method of complex-target data association based on the amplitude information[J]. Radar Science and Technology, 2016, 14(4):411-416. (in Chinese)
- [20] 彭华甫,黄高明,田威. 幅度及多普勒信息辅助的多目标跟踪算法[J]. 航空学报, 2018, 39(10):1-8.
- PENG HUAUFU, HUANG GAOMING, TIAN WEI. Multi-target tracking algorithm based on amplitude and Doppler information[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2018, 39(10):1-8. (in Chinese)

A Method of Sea Target Track Initiation Based on Future Knowledge

JU Zhenfei¹, GONG Zheng², HU Guoguang¹

(1. Shanghai Military Representatives Bureau of NEDD, Shanghai 200040, China;

2. Naval Aviation University, Yantai Shandong 264001, China)

Abstracts: For the problem that different radar-measures have different data qualities because of different radar-measures' varying measuring accuracy on the complex sea environment, a method of sea multi-target track initiation based on future knowledge was proposed in this paper. This method firstly computed amplitude likelihood ratios with future knowledge of amplitude so as to represent the data qualities of radar measures, and then the very amplitude likelihood ratios were used to help improving performances of Hough space parameters accumulation as well as to modify the first-chosen track parameters, which could improve the very accuracy of Mean Shift multi-scaled clustering iteration initial value and reduce iteration times. Furthermore, with the method of optimal screening, the targets' true track initiation numbers and track initiation parameters was got. Finally, the validity and superiority of the method is proved by simulation data.

Key words: data qualities; track initiation; future knowledge; amplitude likelihood ratios; Mean Shift multi-scaled clustering