

文章编号: 2095-4980(2019)05-0771-06

一种基于幅度特征的对海雷达线性跟踪方法

张 存, 王永坤, 钮 伟

(中国航空工业集团公司 雷华电子技术研究所, 江苏 无锡 214063)

摘 要: 针对海面复杂目标背景下, 多目标跟踪过程中特征辅助优化跟踪精确度低和计算量大等问题, 提出一种基于目标幅度特征的对海雷达线性跟踪方法。建立信号幅度的数学模型, 将其与计算量线性增长的线性联合综合数据关联(LJIPDA)算法相结合, 给出新的基于幅度的线性联合综合数据关联的(LJIPDA-AI)对海雷达线性跟踪方法。仿真验证结果表明, LJIPDA-AI 方法较 LJIPDA 方法有效提高了跟踪精确度, 较 JIPDA 算法有效降低了计算量并提高了跟踪精确度。因此, LJIPDA-AI 算法能够显著改善海面复杂目标背景下的多目标跟踪性能。

关键词: 复杂背景; 幅度特征; 辅助关联; 线性跟踪

中图分类号: TN391; TP911

文献标志码: A

doi: 10.11805/TKYDA201905.0771

A linear tracking method of sea radar based on the amplitude information

ZHANG Cun, WANG Yongkun, NIU Wei

(Leihua Electronic Technology Research Institute, Aviation Industry Corporation of China, Wuxi Jiangsu 214063, China)

Abstract: Considering the existing problems of information-aided tracking and reducing the amount of calculation of data association on the context of the complex environment of sea targets during the processing of multi-target tracking, a new way of data association based on the Amplitude Information(AI) of the signal is proposed. Firstly, the mathematic model of the signal amplitude is build. And then by bringing the signal amplitude into the traditional algorithm of Linear Joint Integrated Probabilistic Data Association(LJIPDA), a new linear tracking method of sea radar with AI aided data association is given. The simulation results show that the new LJIPDA-AI algorithm can effectively improve the tracking accuracy compared with the LJIPDA method, and reduce the computational complexity as well as improve the tracking accuracy compared with the JIPDA algorithm. In conclusion, the new LJIPDA-AI algorithm can effectively improve the tracking performance in complex sea environment.

Keywords: complex context; Amplitude Information(AI); aided data association; linear tracking

当前, 我国正处在大国崛起的重要时期, 国家提出“近海防御, 远海护卫”的海上战略要求。为有效维护我国海上权益, 扩大海上力量投射区域, 需要建设一支强大的海上力量。2017 年 4 月, 我国第二艘航母正式下水, 标志着我国的海上防空力量建设进入了一个新阶段, 显著扩散了我国海上力量的投射区域。但与美国等海上强国相比, 我国海军航母战斗群力量仍处于建设初期, 对海雷达多目标跟踪能力还存在较大差距, 亟待深化研究和发展^[1-3]。现今, 对海雷达多目标跟踪仍面临复杂背景下跟踪不稳定、实时性不高等问题, 尤其在密集海面目标环境下, 目标雷达散射截面(Radar Cross Section, RCS)差异明显, 间距近时, 航迹准确关联难度很大, 易导致航迹跟丢等问题^[4-6]。

针对上述问题, 从进一步挖掘量测特征信息的角度出发^[7-9], 结合目标密集且间距短、RCS 差异明显背景下的多目标航迹准确关联需求, 本文提出一种基于目标幅度特征^[9-12]的对海雷达线性跟踪方法, 该方法在利用目标回波运动学特征信息的同时, 进一步利用其非运动学特征信息辅助数据关联, 即利用目标 RCS 差异明显带来的信号幅度差异信息, 辅助关联, 进一步降低虚警, 进而提高数据关联精确度, 改善跟踪性能。该方法首先建立基于信号幅度的数学特征模型, 然后与传统运动学特征模型融合, 得到新的跟踪算法, 最后通过仿真数据和实测数据验证本文方法的有效性和优越性。

1 幅度特征综述

由雷达测得并通过信号处理器输出端输出的信号强度称为量测的幅度信息(AI)。一般情况下,由雷达信号处理器处理输出的目标回波幅度要比杂波的回波幅度强,因此可以将量测的幅度信息与设置的门限参数进行比较,判断量测的有效性,从而进一步区分真实量测和虚警。

设量测的幅度信息为 a ,则可定义幅度似然比 $\lambda(a)$ 为:

$$\lambda(a) = \frac{p_T^\tau(a)}{p_F^\tau(a)} \quad (1)$$

式中: τ 为幅度的检测门限; $p_T^\tau(a)$ 为由目标产生的有效量测的幅度概率密度函数; $p_F^\tau(a)$ 为仅有噪声(或杂波)的虚警量测的幅度概率密度函数,且满足

$$p_T^\tau(a) = \frac{1}{P_D} p_T(a), \quad a > \tau \quad (2)$$

$$p_F^\tau(a) = \frac{1}{P_{FA}} p_F(a), \quad a > \tau \quad (3)$$

式中: P_D 为检测概率; P_{FA} 为虚警概率,且

$$P_D = \int_\tau^\infty p_T(a) da \quad (4)$$

$$P_{FA} = \int_\tau^\infty p_F(a) da \quad (5)$$

假设 $p_T^\tau(a)$ 和 $p_F^\tau(a)$ 分别服从 $\sigma_T^2=1+d$ 和 $\sigma_F^2=1$ 的瑞利分布,且 $a \geq 0$,则

$$p_T(a) = \frac{a}{1+d} \exp\left(\frac{-a^2}{2(1+d)}\right) \quad (6)$$

$$p_F(a) = a \exp\left(-\frac{a^2}{2}\right) \quad (7)$$

式中 d 为信噪比。由式(4)~(7)可得

$$P_D = P_{FA}^{\frac{1}{d+1}} \quad (8)$$

$$\tau = \sqrt{-2\ln(P_{FA})} \quad (9)$$

由于雷达在某个固定区域辐射时,可认为该区域的噪声背景是一定的,即认为该区域由杂波引起的虚警概率不变。在此条件下,从式(8)可以看出,随着信噪比 d 的增加,目标检测概率增加,即随着信号幅度的增加,检测到真实量测的概率提高,进而提高其区分真实量测和虚警的有效性。同时由式(9)可以看出,随着幅度检测门限 τ 的增加,虚警概率 P_{FA} 降低,即利用信号幅度可以有效区分真实量测和虚警。

将式(6)和式(7)代入式(1)可得

$$\lambda(a) = \frac{p_T(a)}{p_F(a)} = \frac{1}{1+d} \exp\left(\frac{d(a^2 - \tau^2)}{2(1+d)}\right) \quad (10)$$

由式(10)可以看出,随着量测幅度增大,其对应的幅度似然比呈指数增大,因而可以利用幅度似然比来优化数据关联算法和跟踪算法,进而改善目标的跟踪性能。

2 LJIPDA-AI 算法综述

2.1 LJIPDA-AI 算法原理

本文在 LJIPDA 算法原理基础上,引入幅度信息后得到新的 LJIPDA-AI 算法,其算法流程见图 1。LJIPDA-AI 算法相比于传统 JPDA 算法和 JIPDA 算法,由于不需要拆分确认矩阵,因而其计算量是线性增长的。LJIPDA-AI 算法具体推导过程如下:

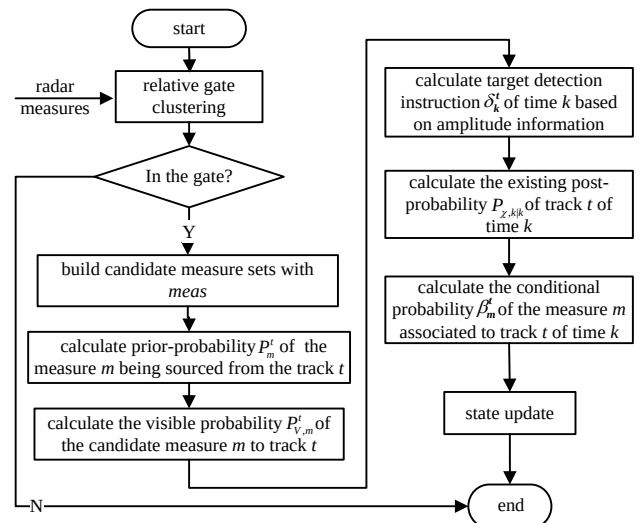


Fig.1 Flowchart of the LJIPDA-AI algorithm
图 1 LJIPDA-AI 算法流程图

假设在 Markov 链下进行航迹质量变换，且不考虑航迹存在但不可见的情况，转移概率为 π ：

$$\pi = \begin{bmatrix} p_{11} & p_{12} \\ p_{21} & p_{22} \end{bmatrix} \quad (11)$$

式中 $p_{11} + p_{12} = p_{21} + p_{22} = 1$ 。

首先，引入相关波门来候选量测。然后，鉴于单航迹的多种可能性存在，通过相关算法计算航迹存在的先验概率，得到量测源于航迹中被跟踪目标的先验概率：

$$P\{\chi_m^t, \chi_k^t | Z^{k-1}, t\} = P_D^t P_W^t P_{\chi, k|k-1}^t \frac{p_{tracks}^t(z_m^k)}{\sum_{m \in meas} p_{tracks}^t(z_m^k)} \quad (12)$$

式中： k 为当前时间； $tracks$ 为跟踪上的目标航迹总数； Z^{k-1} 表示 $k-1$ 步为止的量测集合； P_D^t 为检测概率； P_W^t 为量测落入航迹相关波门的概率； $P_{\chi, k|k-1}^t$ 为第 k 帧航迹 t 存在的概率； z_m^k 为第 k 步得到的当前量测 m ； $meas$ 为 k 时刻所有候选量测的集合； $p_{tracks}^t(z_m^k)$ 为量测 m 互联航迹 t 的概率密度函数，若航迹 t 没有选择量测 m ，则 $p_{tracks}^t(z_m^k)$ 为 0； χ_m^t, χ_k^t 表示 k 时刻量测 m 源于跟踪航迹 t 的事件。

鉴于单独航迹 t 的可能存在性，针对每条航迹 t 和每个量测 m 而言，计算航迹 t 存在的概率以及量测 m 源于航迹 t 的概率。如果一个量测不能被航迹选择，则该量测与该航迹的相关概率为零。

对于任意组 (m, t) ，针对所有航迹，计算 m 源于航迹 t 的先验概率，进而得到一组量测 m 对航迹 t 可见的概率集合。该可见概率是对量测可能源于除 t 以外航迹的概率补偿。

考虑文中传感器模型为每个量测噪声可以源于任一航迹或只源于干扰，则

$$P_m^t = P\{\chi_m^t, \chi_k^t | Z^{k-1}, t\} \quad (13)$$

$$P_{m, meas}^t = P\{\chi_m^t, \chi_k^t | Z^{k-1}, tracks\} \quad (14)$$

式中 $P_{m, meas}^t$ 表示量测 m 基于所有候选量测集 $meas$ 源于航迹 t 的概率，满足

$$P_{m, meas}^t = \frac{\frac{P_m^t}{1 - P_m^t}}{1 + \sum_{j=1}^{tracks} \frac{P_m^j}{1 - P_m^j}} \quad (15)$$

则量测 m 基于所有候选量测集 $meas$ 不源于任何航迹的概率为：

$$P_{m, meas}^0 = \frac{1}{1 + \sum_{j=1}^{tracks} \frac{P_m^j}{1 - P_m^j}} \quad (16)$$

式中： $P_{m, meas}^0$ 主要用于航迹的初始化； P_m^j 表示量测 m 源于航迹 j 的概率。则对所有航迹来说，量测 m 对航迹 t 可见的概率为：

$$P_{V, m}^t = P_{m, meas}^t + P_{m, meas}^0 = \frac{1 + \frac{P_m^t}{1 - P_m^t}}{1 + \sum_{j=1}^{tracks} \frac{P_m^j}{1 - P_m^j}} \quad (17)$$

式中 V 表示候选波门的容积，则相关候选波门内期望的虚警量测个数为 $\hat{n}$ ，且满足

$$\hat{n} = \sum_{j=1}^{meas} P_{V, j}^t - P_D^t P_W^t P_{\chi, k|k-1}^t \left(1 - \prod_{j=1}^{meas} (1 - P_{V, j}^t) \right) \quad (18)$$

2.2 幅度辅助关联

引入幅度信息辅助关联，则 k 时刻的航迹 t 的基于幅度信息辅助的目标检测指示性信息为：

$$\delta_k^t = \begin{cases} P_D^t P_W^t \left(1 - \frac{V}{\hat{n}} \sum_{m=1}^{meas} (P_{V, m}^t(k))^2 \hat{p}_{tracks}^t(z_m^k) \right), & n > 0 \\ P_D^t P_W^t, & n = 0 \end{cases} \quad (19)$$

式中 $\hat{p}_{tracks}^t(z_m^k)$ 为基于幅度信息辅助的量测 m 互联航迹 t 的概率密度函数，满足

$$\hat{p}_{tracks}^t(z_m^k) = N_{t_m}[Z_m(k)] \cdot p_{\tau}^{\tau}(a_m^k) = V^{-\hat{n}} \prod_{j=1}^{meas-\hat{n}} p_{\tau}^{\tau}(a_j^k)^{1-\kappa_j[z(k)]} \prod_{j=1}^{meas-\hat{n}} (N_{t_j}[Z_j(k)] p_{\tau}^{\tau}(a_j^k))^{\kappa_j[z(k)]} =$$

$$V^{-\hat{n}} \prod_{j=1}^{meas-\hat{n}} p_{\tau}^{\tau}(a_j^k) \prod_{j=1}^{meas-\hat{n}} (N_{t_j}[Z_j(k)] \lambda(a_j^k))^{\kappa_j[z(k)]} \quad (20)$$

式中: a_j^k 为全局量测 j 的 k 时刻的幅度信息; $\kappa_j[z(k)]$ 为全局量测 j 与航迹 t 的互联指示, 取 0 或 1; $p_{\tau}^{\tau}(a_j^k)$ 为全局量测 j 为虚警的概率密度函数; $p_{\tau}^{\tau}(a_j^k)$ 为真实目标回波的全局有效量测 j 的幅度概率密度函数; τ 为对应幅度检测门限; $\lambda(a_j^k)$ 为全局量测 j 的幅度似然比; $N_{t_m}[Z_m(k)]$ 为来自航迹 t 的有效量测 m 服从高斯分布的概率密度函数, 满足

$$N_{t_m}[Z_m(k)] = \frac{\exp\left\{-\frac{1}{2}[Z_m(k) - \bar{Z}_t(k)]' S_t^{-1}(k)[Z_m(k) - \bar{Z}_t(k)]\right\}}{\sqrt{|2\pi S_t(k)|}} \quad (21)$$

式中: $Z_m(k)$ 表示 k 时刻量测 m 的值; $\bar{Z}_t(k)$ 表示 k 时刻航迹 t 的量测均值; $S_t(k)$ 的表示 k 时刻航迹 t 的量测协方差。

则第 k 时刻航迹 t 存在的后验概率为:

$$P_{z,k|k} = \frac{1 - \delta_k^t}{1 - \delta_k^t P_{z,k|k-1}} P_{z,k|k-1} \quad (22)$$

则量测 m 在 k 时刻源于航迹 t 的条件概率为:

$$\beta_m^t = \frac{P_D^t P_W^t \frac{V}{\hat{n}} (P_{V,meas}^t(k))^2 \hat{p}_{tracks}^t(z_m^k)}{1 - \delta_k^t} \quad (23)$$

则在 k 时刻无量测源于跟踪航迹 t 相关概率可表述为:

$$\beta_0^t = \frac{1 - P_D^t P_W^t}{1 - \delta_k^t} \quad (24)$$

式(23)、(24)中参数 β_m^t, β_0^t 用于更新航迹估计。

2.3 航迹状态更新

目标状态更新方程为: $X_{k|k}^t = \sum_{m=0}^{meas} \beta_{k,m}^t X_{k|k,m}^t = X_{k-1|k-1}^t + K_k^t v_k^t$, 式中 K_k^t

为增益矩阵, v_k^t 为对应残差。估计状态预测协方差为:

$$P_{k|k}^{tTack} = \sum_{m=0}^{meas} \beta_{k,m}^t (P_{k|k,m}^t + (X_{k|k,m}^t - X_{k|k}^t) \cdot (X_{k|k,m}^t - X_{k|k}^t)') \circ$$

3 仿真与实测数据分析

3.1 仿真数据分析

设置 3 个目标的交叉运动仿真场景见图 2。特别地, 图中目标运动轨迹的交叉过程发生在同一时刻, 目标的具体运动轨迹描述如下:

目标 1 的初始状态为 $X(1) = (-29000 \text{ m}, 450 \text{ m/s}, 35000 \text{ m}, -300 \text{ m/s})$, 目标在 1~30 s 内做 $\omega = 0.025 \text{ rad/s}$ 的匀转弯运动, 30~60 s 内做 $\omega = 0.035 \text{ rad/s}$ 的匀转弯运动, 60~100 s 内做匀速运动;

目标 2 的初始状态为 $X(1) = (-29000 \text{ m}, 300 \text{ m/s}, 35000 \text{ m}, -400 \text{ m/s})$, 目标在 1~30 s 内做 $\omega = -0.025 \text{ rad/s}$ 的匀转弯运动, 30~60 s 内做 $\omega = 0.035 \text{ rad/s}$ 的匀转弯运动, 60~100 s 内做匀速运动;

目标 3 的初始状态为 $X(1) = (-29000 \text{ m}, 450 \text{ m/s}, 35000 \text{ m}, -350 \text{ m/s})$, 目标在 1~30 s 内做 $\omega = 0.025 \text{ rad/s}$ 的匀转弯运动, 30~60 s 内做 $\omega = -0.035 \text{ rad/s}$ 的匀转弯运动, 60~100 s 内做匀速运动;

同时假定过程噪声分量 $q_1 = q_2 = 0.01$, 雷达测距误差 $\sigma_r = 100 \text{ m}$, 测角误差 $\sigma_\theta = 0.02 \text{ rad}$; 检测概率 $P_D = 0.95$, 门概率 $P_G = 0.9997$, $\gamma = 16$, 杂波密度 $\lambda = 3 \times 10^{-5}$, $R_{SN} = 10 \text{ dB}$ 。试验观测间隔 $T = 1 \text{ s}$, 观测总帧数为 100 帧。

目标的运动方程为 $X(k+1) = FX(k) + V(k)$, 其中 $X(k)$ 为目标的状态向量, F 为状态转移矩阵, $V(k)$ 为零均

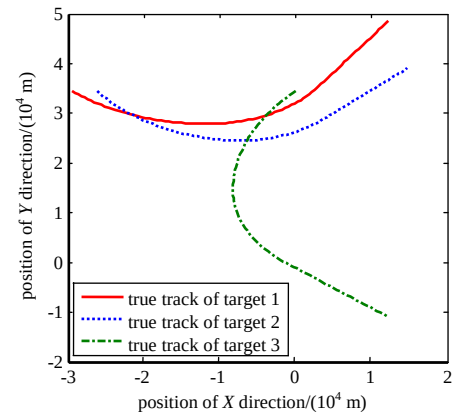


Fig.2 Real tracks of the targets

图 2 目标运动真实航迹

值的高斯白噪声且协方差已知并满足 $E[V(k)V(j)]=Q\delta(k,j)$, $\delta(k,j)$ 为 Kronecker δ 函数, Q 为过程噪声协方差矩阵, 航迹质量转移概率为 $\pi=[0.99\ 0.01;0]$ 。

从图 2 可以看出, 目标运动轨迹在交叉处, 相邻间距很小, 因而对数据关联的要求很高。仿真数据关联方法采用 JIPDA 及 LJIPDA 方法。仿真比较和分析 JIPDA,LJIPDA 和 LJIPDA-AI 三种方法的关联性能及跟踪性能, 如图 3 所示。从图 3(a)~(c)可以看出, 所提 LJIPDA-AI 算法下的航迹 1、航迹 2 和航迹 3 的位置 RMSE 明显小于 JIPDA 及 LJIPDA 算法, 显然, 在幅度特征辅助关联下, LJIPDA-AI 算法有效提高了航迹关联的准确性。

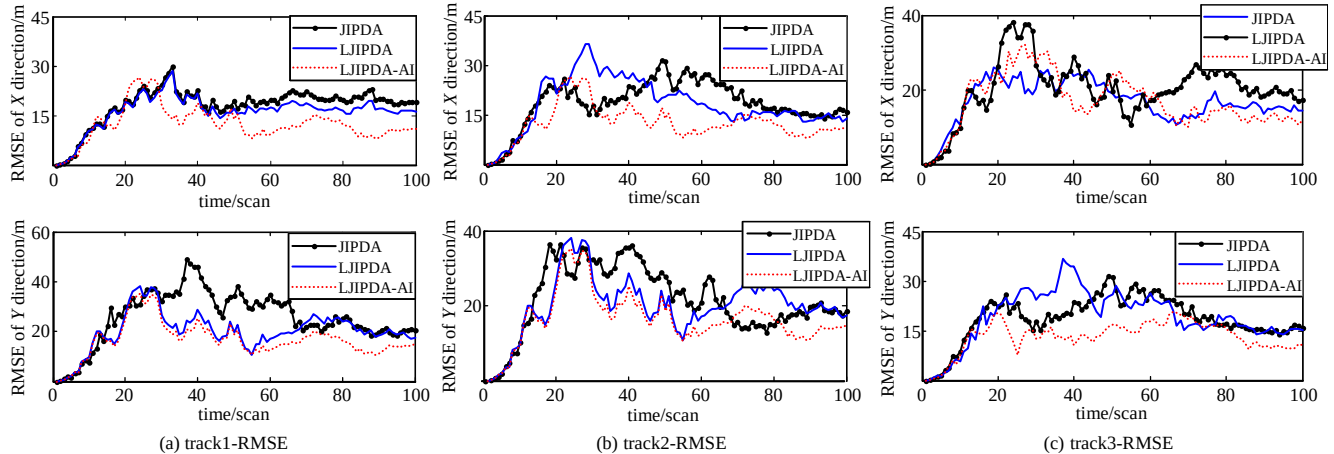


Fig.3 Comparison of the RMSE error of tracks' X-Y position
图 3 目标航迹的 X-Y 方向位置 RMSE 对比

下面通过仿真数据进一步说明这种航迹关联准确性的提升。从表 1 可以看出, LJIPDA-AI 算法对航迹 1、航迹 2 和航迹 3 中的 X-Y 方向位置 RMSE 的改善明显, 从而进一步验证了 LJIPDA-AI 算法的优越性。从表 2 可以看出, LJIPDA-AI 算法较传统 JIPDA 算法, 失跟率(Miss-Tracking-Rate, MTR)得到明显改善, 仿真时间(Simulation-Time, ST)明显缩短; 较 LJIPDA 算法, 虽然仿真时间相当, 但失跟率得到明显改善。

表 1 JIPDA, LJIPDA 和 LJIPDA-AI 算法 X-Y 位置方向 RMSE 比较

Table1 Comparison of the RMSE error of the X-Y position between the algorithms of JIPDA, LJIPDA and LJIPDA-AI						
algorithm classification position direction	JIPDA RMSE/m		LJIPDA RMSE/m		LJIPDA-AI RMSE/m	
	X	Y	X	Y	X	Y
track 1	20.605 4	25.101 2	18.203 2	19.014 2	15.253 7	15.211 6
track 2	24.504 7	20.251 6	17.354 1	18.705 2	14.670 6	15.035 3
track 3	22.101 2	24.126 5	19.115 2	15.604 1	14.701 1	12.204 3

表 2 JIPDA, LJIPDA 和 LJIPDA-AI 算法失跟率和仿真时长对比

Table2 Comparison of the MTR and ST between the algorithms of JIPDA, LJIPDA and LJIPDA-AI						
algorithm classification evaluation index	JIPDA		LJIPDA		LJIPDA-AI	
	MTR/%	ST/s	MTR/%	ST/s	MTR/%	ST/s
track 1	28	9.152	21	6.055	1	6.054
track 2	20	9.201	15	6.073	0	6.073
track 3	25	9.478	20	6.066	1	6.066

3.2 实测数据分析

为了进一步验证本文算法的优越性, 将在某海港采集的对海多目标跟踪实验数据用于本文算法的验证。实测数据的海面多目标跟踪态势图如图 4 所示, 图 4(a)为采用传统的 LJIPDA 方法处理的航迹跟踪图, 图中 119 号目标为加了角反射器的快船目标的航迹, RCS 大, 幅度特征强, 126 号目标为未加角反射器的快艇目标的航迹, RCS 小, 幅度特征弱, 两目标在某一时刻发生航迹交叉, 显然, 在传统算法作用下, 两目标在交叉处均发生失跟现象, 说明在交叉处, 传统算法下的跟踪航迹不能正确关联目标真实量测。图 4(b)对 119 号目标和 126 号目标的幅度特征进行分析, 可以看出, 装有角反射器的 119 目标信号幅度明显高于未装角反射器的 126 号目标, 故利用幅度特征可以将 2 个目标的绝大部分真实量测区分开。图 4(c)为 LJIPDA-AI 算法利用幅度特征辅助跟踪, 2 个目标的航迹分开。结果表明, 与传统算法相比, 本文所提算法有效解决了相邻目标 RCS 差异明显、间距近背景下的跟踪不稳定问题, 提高了跟踪稳定性。

4 结论

本文针对虚警多、目标密集且间距小、RCS 差异明显等海面复杂背景下的多目标跟踪问题展开研究, 提出一

种基于幅度特征辅助关联的对海雷达线性跟踪方法,该方法充分利用目标回波中的非运动学信息—信号幅度,建立起与关联概率的映射关系,给出了加入幅度特征参数后的关联概率计算方法,最后仿真试验表明新算法能有效提高密集航迹的快速稳定跟踪能力,工程应用前景广阔。

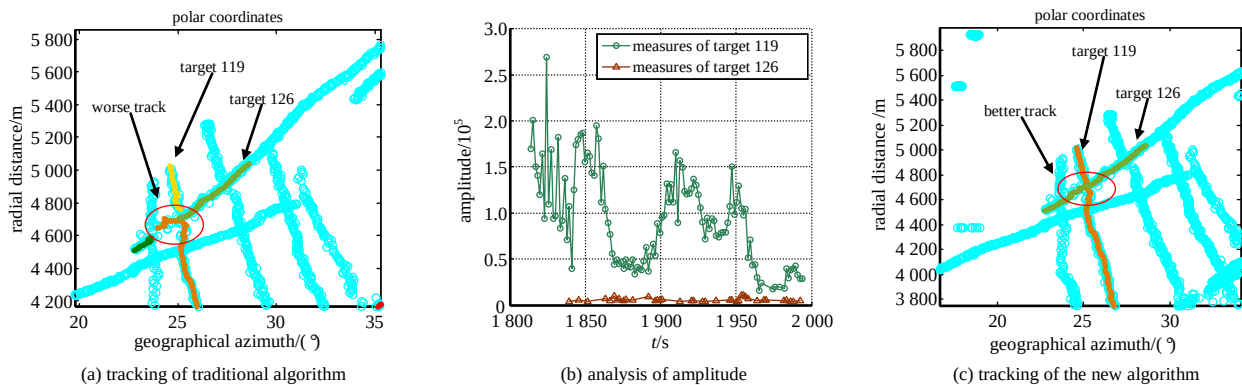


Fig.4 Situation pictures of sea surface multi-target tracking
图 4 海面多目标跟踪态势图

参考文献:

- [1] MERRILL I S. Radar handbook[M]. New York:The McGraw—Hill Companies Inc, 1990.
- [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. (HE You,XIU Jianjuan,GUAN Xin. Data processing and applications of radar[M]. 3rd ed. Beijing:Publishing House of Electronic Industry, 2013.)
- [3] 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.)
- [4] 相入喜. 复杂环境下目标跟踪算法研究[D]. 重庆:重庆大学, 2012. (XIANG Ruxi. Researches on algorithms of target tracking[D]. Chongqing,China:Chongqing University, 2012.)
- [5] JASON L WILLIAMS. Marginal multi-Bernoulli filters:RFS derivation of MHT,JIPDA,and association-based member[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2015,51(3):1664–1687.
- [6] MUSICKI D,EVANS R. Joint integrated probabilistic data association:JIPDA[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2004,40(3):1093–1099.
- [7] MUSICKI D,EVANS R. Linear joint integrated probabilistic data association—LJIPDA[C]// Proceedings of the 41st IEEE Conference on Decision and Control. Las Vegas,NV,USA:IEEE, 2002:2415–2420.
- [8] XIN C. Integrated Bayesian clutter estimation with JIPDA/MHT trackers[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2013,49(1):395–414.
- [9] LIU Yao,ZHANG Wei,CHEN Mingyan. Near neighbor cheap JPDA IMM based on amplitude information[C]// IEEE International Workshop on Microwave and Millimeter Wave Circuits and System Technology. Chengdu,China:IEEE, 2012:245–251.
- [10] HAO L A. Probabilistic data association based algorithm for multi-target tracking[C]// 2013 3rd International Conference on Intelligent System Design and Engineering Applications(ISDEA). HongKong,China:IEEE, 2013:158–162.
- [11] BREKKE E,HALLINGSTAD O,GLATTETRE J. The modified Riccati equation for amplitude-aided target tracking in heavy-tailed clutter[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2011,47(4):2874–2886.
- [12] ROBERT K. Ground moving target tracking with amplitude derived direction of arrival estimation accuracy information[C]// 2012 9th European Conference on Synthetic Aperture Radar. Nuremberg,Germany:VDE, 2012:267–270.

作者简介:



张 存(1989–),男,山东省济宁市人,硕士,工程师,主要研究方向为无人机蜂群作战、协同探测及多目标跟踪技术.email:524941326@qq.com.

王永坤(1988–),男,河南省洛阳市人,博士,高级工程师,主要研究方向为相控阵雷达资源管理、协同探测技术.

钮 伟(1991–),男,江苏省无锡市人,硕士,工程师,主要研究方向为海面目标探测技术.