

一种高脉冲重复频率雷达微弱目标检测跟踪方法

于洪波^{*①} 王国宏^① 曹倩^② 王娜^③

^①(海军航空工程学院信息融合研究所 烟台 264001)

^②(海军航空工程学院图书馆 烟台 264001)

^③(92941部队 葫芦岛 125001)

摘要: 针对高脉冲重复频率(PRF)雷达对微弱目标的检测跟踪问题, 该文提出一种雷达测距模糊条件下基于检测前跟踪(TBD)的微弱目标跟踪方法。该算法借用 TBD 的思想精髓, 对于每一时刻的量测, 既不进行目标有无的检测也不解距离模糊, 而是将目标检测和解距离模糊统一在目标真实航迹的获取中。首先通过批处理把目标的模糊量测在所有模糊区间进行多假设扩展, 从而提取量测的时空相关信息; 然后基于目标真实航迹在时空上的连续性和不同 PRF 量测之间的相关性, 通过 TBD 方法得到目标航迹, 同时实现解距离模糊。与同类研究相比, 该方法将微弱目标解距离模糊问题统一到目标航迹的检测确认过程中, 避免了低信噪比(SNR)造成的航迹漏检, 为实现高脉冲重复频率雷达微弱目标的检测跟踪提供了一种新的思路。最后, 通过仿真验证了该算法的有效性。

关键词: 目标检测; 雷达高脉冲重复频率; 微弱目标; 检测前跟踪; 解距离模糊

中图分类号: TN957.51

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2015)05-1097-07

DOI: 10.11999/JEIT140924

A Novel Approach for Detecting and Tracking Weak Targets in High-PRF Radar

Yu Hong-bo^① Wang Guo-hong^① Cao Qian^② Wang Na^③

^①(Institute of Information Fusion, Naval Aeronautical and Astronautical University, Yantai 264001, China)

^②(Library of Naval Aeronautical and Astronautical University, Yantai 264001, China)

^③(No.92941 Troop of PLA, Huludao 125001, China)

Abstract: On the condition of a high Pulse Repetition Frequency (PRF) mode, radars may suffer from range ambiguity, which poses a significant challenge to detecting and tracking weak targets. To address this problem, a novel approach, which can handle ambiguous data of weak targets, is proposed within the Track Before Detect (TBD) framework. The main idea is that, without the pre-detection and ambiguity resolution step at each time step, the problem of range ambiguity resolution and target detection are transformed into the decision of the target true track. At first, the space-time relative information can be achieved by a multiple hypothesis ranging procedure, in which all the ambiguous measurements are handled via a batch procedure. Next, based on the relativity in time and PRF domains, the track is detected with a TBD method while the ambiguous data is unfolded. Different to classic methods, the new approach transforms the problem of range ambiguity resolution into the decision of the real track for targets, which provides a new way to such problem, avoiding the loss tracking of the weak target with lower Signal Noise Ratio (SNR). An application example is given to analyze and compare the performance between the proposed approach and the existing approach. The simulation results illustrate the effectiveness of this approach.

Key words: Target detecting; Radar high Pulse Repetition Frequency (PRF); Weak targets; Track Before Detect (TBD); Range ambiguity resolution

1 引言

高脉冲重复频率(Pulse Repetition Frequency, PRF)模式广泛应用于机载雷达中, 这能有效消除地

杂波的干扰, 提高目标测速精度。但是, 高 PRF 模式会导致雷达距离测量模糊^[1,2], 这时雷达的量测值不能准确反映目标的实际距离, 从而对目标的检测跟踪性能产生较大影响^[3]; 另一方面, 随着隐身技术的发展, 微弱目标的出现为雷达检测跟踪性能带来了新的挑战; 特别是在包含强噪声干扰的复杂电磁

2014-07-15 收到, 2014-10-13 改回

国家自然科学基金(61179018, 61102165, 613720277)资助课题

*通信作者: 于洪波 bluefishseasky@aliyun.com

环境下, 由于目标信噪比(Signal Noise Ratio, SNR)较低, 高 PRF 雷达对微弱目标的跟踪检测问题就变得更加困难。

针对距离模糊问题, 国内外许多学者进行了相关研究。文献[4]从信号层上对雷达距离模糊进行了深入研究, 重点讨论了距离模糊情况下杂波谱的补偿问题, 取得了很好的结果。在解距离模糊方面, 目前常用算法主要有中国余数定理方法^[5,6], 余差查表法^[7], 多假设目标跟踪方法^[8-10]和混合滤波算法^[11]等, 这些方法对噪声和距离量化误差比较敏感, 在量测精度不高时难以正确解距离模糊。另外, 上述方法都不适用于微弱目标情况, 这是因为微弱目标的 SNR 很低, 需要先通过长时间积累, 在得到点迹的可靠检测后才能采用上述方法解模糊; 但是, 距离模糊的出现破坏了目标量测在时空关系上的连续性, 采用现有方法无法对来自同一个目标的信号进行长时间积累。文献[1,12,13]采用贝叶斯的思想来实现高 PRF 雷达数据处理, 提出基于粒子滤波的微弱目标解距离模糊方法, 但是该方法存在两个缺陷: 首先, 粒子滤波算法计算复杂度较高, 数据处理时间太长, 难以满足实际需要; 另外, 算法中目标量测模型采用了高分辨雷达强度扩散函数的形式, 不适用于通用的中低分辨率雷达。

针对上述问题, 本文研究了一种基于检测前跟踪(Track Before Detection, TBD)的高 PRF 雷达微弱目标检测跟踪算法。该算法借用 TBD 的思想, 对于单个时刻的量测, 既不进行点迹检测也不解距离模糊, 而是将检测和解距离模糊问题统一在目标真实航迹的确认过程中。首先通过距离多假设提取雷达模糊量测中的相关信息, 然后利用 TBD 能够可靠检测规则航迹的特点, 对目标量测进行时域和重频域的积累, 在得到目标真实航迹的同时实现目标检测和解距离模糊。

2 问题描述

2.1 测距模糊问题

测距是雷达的基本功能之一, 这主要是通过测量目标回波相对于发射脉冲信号的时延来实现。在低 PRF 雷达中, 由于目标时延 τ_{true} 小于脉冲重复周期 T_r , 目标距离可以直接通过测量 τ_{true} 获得。

$$R = (1/2)c\tau_{\text{true}} \quad (1)$$

其中 c 是光速。但是在高 PRF 雷达中, 由于脉冲重复周期 T_r 很小, 当目标的真实回波时延 τ_{true} 大于 T_r 时会产生测距模糊问题, 这时得到的模糊时延为 $t_{\text{amb}} \equiv t_{\text{true}} \bmod(T_r)$ 。如果仍用式(1)来计算目标距离, 便会得到模糊的距离测量 $\tilde{r} = (1/2)ct_{\text{amb}} = r_{\text{true}} \bmod(R_u)$,

其中 r_{true} 表示目标真实距离, $R_u = (1/2)cT_r$ 是该 PRF 的最大单值测距范围, 即最大不模糊距离。

2.2 高 PRF 雷达目标跟踪问题

高 PRF 雷达目标跟踪问题可理解为: 通过对雷达模糊量测进行处理, 估计目标真实状态的过程。在传统方法中, 上述问题可以通过检测-解模糊-跟踪的方式来实现, 即首先通过恒虚警率(Constant False Alarm Rate, CFAR)检测消除杂波噪声的影响, 在包含大量噪声干扰的雷达量测中找到目标, 得到目标的模糊距离和方位信息, 然后利用多 PRF 方法求取目标不模糊距离, 最后经过滤波得到目标的航迹。具体方法是, 首先对驻留时间内同一 PRF 的多个回波脉冲进行相参积累, 经包络检波得到一组雷达量测; 然后将量测中的每一个单元与由 CFAR 确定的检测门限相比较, 量测强度超过 CFAR 门限的单元标为可能目标; 之后将 M 个 PRF 得到的目标量测进行距离扩展, 如果至少有 N 个 PRF 在同一个扩展距离相互重合, 则认为检测到目标, 并通过余数定理计算 PRF 的脉冲间隔数^[11](Pulse Interval Number, PIN), 实现距离解模糊; 最后经滤波对目标航迹进行平滑, 实现目标跟踪。

传统方法中, 为了有效消除噪声干扰同时保留目标, 通常要求在 M 个 PRF 中至少输出 3 个 PRF 的检测来计算 PIN。图 1 给出了虚警概率为 10^{-4} , PRF 数为 5 的情况下不同 N/M 准则检测到目标的概率。可以看出, 在高 SNR 情况下, 比较容易检测到目标; 但是在低 SNR 情况下, 由于噪声干扰较强, 目标淹没在干扰中, 因此在 CFAR 处理阶段很难检测到目标而造成漏检。在低 SNR 情况下, 通常采用 TBD 方法提高微弱目标的检测概率^[14]。但是, 在量测距离模糊情况下, 目标量测数据在时空上是不连续的, 因而无法通过 TBD 将目标在时间上连续积累^[15]。高 PRF 情况下的微弱目标的检测跟踪问题可以表述为, 从强干扰背景中发现目标并通过解距离模糊提取目标真实航迹的过程。如何将不连续的微弱目标模糊量测能量进行积累, 从而排除背景干扰的影响检测到目标是正确解决该问题的关键。

3 算法原理

本文首先通过多假设的方法将量测数据映射到多假设空间, 得到目标在所有模糊区间的扩展量测; 然后基于扩展量测中目标的时空相关信息, 采用 TBD 方法^[16]进行航迹检测。由于经过了多假设处理, 扩展量测可以在目标真实航迹上进行有效积累, 从而解决距离模糊情况下微弱目标的检测跟踪问题。

3.1 系统模型

考虑一个点状目标运动的场景， k 时刻目标的状态向量可表示为

$$\mathbf{X}_k = [x_k \ \dot{x}_k \ y_k \ \dot{y}_k \ \rho_k]^T \quad (2)$$

其中 (x_k, y_k) 、 (\dot{x}_k, \dot{y}_k) 分别是目标的位置、速度， ρ_k 是目标的雷达反射截面积(Radar Cross Section, RCS)。不失一般性，假设目标服从线性高斯运动模式，则系统状态方程可描述为

$$\mathbf{X}_{k+1} = \mathbf{F}\mathbf{X}_k + \mathbf{G}\mathbf{v}_k \quad (3)$$

其中 \mathbf{F} 为状态转移矩阵， \mathbf{G} 为过程噪声分布矩阵， \mathbf{v}_k 为协方差矩阵为 \mathbf{Q} 的零均值高斯白噪声。

假设两坐标雷达位于坐标系的原点，其采用 M 个高 PRF 分时轮流工作，第 m 个 PRF 记为 f_m ，对应脉冲重复周期和最大不模糊距离分别为 T_{r_m} 和 Ru_m 。对于时刻 k 的第 m 个 PRF，雷达接收到的回波脉冲经过信号处理后，在 $N_x \times N_y$ 个距离-方位分辨单元上得到一组量测 $\mathbf{Z}_k = \{z_k^{(1,1)} \ z_k^{(1,2)} \ \dots \ z_k^{(i,j)} \ z_k^{(N_x, N_y)}\}$ ，

如图 2 所示。其中 $z_k^{(i,j)}$ 为分辨单元 (i, j) 上的回波能量，令 $\Delta r, \Delta \varphi$ 分别为雷达径向距离分辨率和方位分辨率，则分辨单元 (i, j) 的中心为 $((i-0.5)\Delta r, (j-0.5)\Delta \varphi)$ 。

对于 k 时刻的目标状态 \mathbf{X}_k ，雷达测得的目标方位为

$$a_k = \arctan(y_k/x_k) \quad (4)$$

由于采用高 PRF，雷达测得的目标距离是模糊的，根据测距模糊模型，第 m 个 PRF 测得目标的模糊距离为 $\tilde{r}_k^m = \sqrt{x_k^2 + y_k^2} \bmod(Ru_m)$ 。令 \mathbf{X}_k 在量测能量图上的模糊坐标 (I_k, J_k) ，则 k 时刻的雷达量测可表示为

$$z_k^{(i,j)} = \begin{cases} h_k^{(i,j)}(\mathbf{X}_k, \rho_k) + w_k^{(i,j)}, & i = I_k, j = J_k \\ w_k^{(i,j)}, & \text{其它} \end{cases} \quad (5)$$

$w_k^{(i,j)}$ 为复高斯白噪声，其方差为 $2\sigma_w^2$ 。 $h_k^{(i,j)}(\mathbf{X}_k, \rho_k)$ 是目标的回波能量，其大小由雷达方程确定。

3.2 模糊量测的多假设处理

高 PRF 雷达中对微弱目标的量测是不连续的，

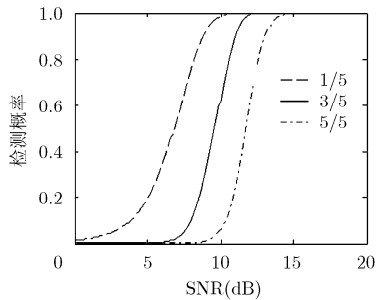


图 1 不同 N/M 准则对目标的检测概率

因此难以通过 TBD 直接进行能量积累。为了解决这个问题，必须首先从模糊量测中提取目标的相关信息。假设雷达最大作用距离为 R_{\max} ，脉冲重复频率 f_m 的最不模糊测距范围为 Ru_m ，则 Ru_m 把 R_{\max} 分割为 L_m 个模糊区间，其中第 l_m 个模糊区间表示为 $\mathbf{S}_m^{l_m} = [(l_m - 1) \cdot Ru_m, l_m \cdot Ru_m]$ ， $L_m = \text{Int}(R_{\max} / Ru_m)$ 。对于 k 时刻 f_m 得到的目标模糊距离 \tilde{r}_k^m ，其可能来自任何一个模糊空间，对 \tilde{r}_k^m 进行多假设映射，将其转换到所有模糊空间，可得目标的扩展距离 $\{\Upsilon_k^m(l_m)\}_{l_m=1}^{L_m}$ 。

$$\Upsilon_k^m(l_m) = (l_m - 1) \times Ru_m + \tilde{r}_k^m, \quad l_m = 1, 2, \dots, L_m \quad (6)$$

高 PRF 雷达对同一目标的量测过程中，虽然采用不同 PRF 得到的模糊距离 \tilde{r}_k^m 不同，但在不考虑量测误差时，对这些 \tilde{r}_k^m 进行解模糊所得到的目标真实距离 $r_{\text{true}}(k)$ 应该是一样的。对于 k 时刻 M 个 PRF 获得的扩展距离 Υ_k^m ，一定且唯一存在 M 个整数 $\{l_m\}_{m=1}^M, l_m \in [1, L_m]$ ，使得 $\Upsilon_k^m(l_m) = r_{\text{true}}(k)$ ， l_m 就是重频 f_m 对应的 PIN；考虑从时刻 1 到 k 的量测序列，各 PRF 的扩展距离在时间-距离平面上的投影一定积累在目标的实际航迹上；这样，通过多假设处理，目标模糊量测的相关信息就包含在了各 PRF 的扩展量测空间上。针对 3.1 节中的系统模型，多假设处理的具体做法是，对于任意距离-方位单元的量测 $z_k^{(i,j)}$ ，根据传感器设置获取其对应的距离方位信息 (r_k, a_k) ，其中 $r_k = (i-0.5)\Delta r$ ， $a_k = (j-0.5)\Delta \varphi$ ；然后根据式(6)求得相应的扩展距离 $\{\Upsilon_k^m(l_m)\}_{l_m=1}^{L_m}$ ，从而得到目标的扩展量测 $\mathcal{Z}_k = \{\Upsilon_k^m(l_m), a_k, h_k\}_{l_m=1}^{L_m}$ ，其中 $h_k = z_k^{(i,j)}$ 为回波能量；最后将各 PRF 获得的扩展量测映射到雷达量测图中，得到雷达扩展量测图。如果不考虑杂波噪声的干扰，经过多假设处理后，在图 2 中杂乱的模糊量测在雷达扩展量测图中都会积累在目标真实航迹附近，这说明多假设处理能有效提取目标量测的时空相关信息；但是在低 SNR 下依然很难将目标从背景中区分出来，所以无法采用传统的先检测后跟踪方法从扩展量测中提取目标真实航迹。为了解决这个问题，本文采用 TBD 方法对目标扩展量测进行检测跟踪，从而从包含强干扰的背景中提取目标真实航迹。

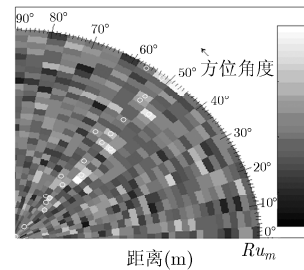


图 2 雷达量测能量图

3.3 扩展量测的 TBD 处理

在低 SNR 情况下,为了从多假设处理后的扩展量测中获取目标真实航迹,采用基于 Hough 变换的 TBD 方法(Hough Transform based TBD,HT-TBD)对目标扩展量测能量进行积累,从而降低背景干扰的影响,提高对微弱目标的检测概率。Hough 变换是一种形状匹配处理方法,它可将被检测数据中的曲线在参数空间中凝聚起来,并形成对应的参数峰点,然后通过峰值检测得到各个曲线的参数。该方法将数据空间中较为困难的全局检测问题转换成参数空间中的局部峰值提取问题,在直线航迹检测中具有良好的效果。由于传感器给出的量测为距离方位信息,因此采用极坐标 Hough 变换对扩展量测进行参数积累。选取扩展量测中的任意一点 $z_i = (r_i, a_i, h_i)$ 进行 Hough 变换,得到一条参数曲线 $\xi_i : \{(\rho_u, \theta_v) = f(r_i, a_i)\}$, 将 z_i 的能量积累到相应的参数单元 $\mathbf{A}(u, v) = \mathbf{A}(u, v) + h_i$, 其中 (u, v) 表示曲线 ξ_i 在 ρ - θ 空间上的参数单元,就可以实现不同时刻不同 PRF 下量测的积累。由于经过距离多假设处理,目标的扩展量测具有很强的相关性,而噪声干扰和虚假位置不具有这种特性,因此目标真实航迹对应的参数单元具有较高的能量积累值。提取参数单元的峰值点,并与预先设定的门限进行比较,超过门限的峰值则判为目标,否则为干扰。对于检测到的目标峰值 (ρ_0, θ_0) , 通过 Hough 逆映射到距离-方位单元 (r_i, a_i) , 然后由极坐标转换到直角坐标系 (x, y) , 就可以得到目标真实航迹,这样就实现了高 PRF 下微弱目标的检测跟踪。

3.4 算法实现

针对高 PRF 雷达微弱目标的检测跟踪问题,本文将距离多假设和检测前跟踪思想相结合,提出高 PRF 雷达微弱目标 TBD 方法。该方法主要处理对象为经过信号处理和包络检波得到的雷达原始量测数据,主要包括以下几个步骤:

步骤 1 初始门限处理 在经过信号处理和检波后的雷达回波数据图中,根据初始虚警 P_{fa} 设置初始门限,从而消除部分干扰影响,得到距离模糊的量测数据,数据中包含距离-方位-能量(功率)信息;

步骤 2 距离多假设处理 对于超过初始门限的量测数据,通过距离多假设得到扩展量测,从而恢复量测数据的相关性;

步骤 3 Hough 变换 将由步骤 2 得到的 k 时刻的扩展量测经过 Hough 变换映射到参数空间,通过滑窗对 N 个时刻的参数积累矩阵进行批处理得到能量积累直方图。具体方法为:

(1)参数空间离散化 将参数空间离散化,形成参数单元;

(2)建立参数积累矩阵 \mathbf{A}_k , 矩阵的每个元素对应一个参数单元,并对矩阵进行初始化;

(3)依次选取扩展量测中的数据 z_i , 将之映射到参数空间,得到相应的参数曲线 ξ_i ;

(4)在曲线 ξ_i 经过的参数积累矩阵元素上积累相应的回波能量;

(5)重复(3)~(4), 将该时刻所有量测都映射到参数空间,实现 \mathbf{A}_k 的更新;

(6)将最近 N 个时刻的参数积累矩阵进行叠加,得到 Hough 变换能量积累直方图;

步骤 4 峰值检测 能量积累直方图上的每一个峰值点代表一个可能航迹,设置检测门限,能量积累超过检测门限的单元 (ρ_s, θ_m) 认为是有效检测,实现目标检测;

步骤 5 Hough 逆映射 对有效检测 (ρ_s, θ_m) 进行 Hough 逆变换,将参数单元映射到多假设处理的数据空间,得到目标可能点迹的距离-方位信息;

步骤 6 航迹提取 经坐标转换,得到目标在 x - y 坐标下的可能航迹,然后利用时序关系等先验信息,对可能航迹中的点迹进行筛选,剔除虚假点迹,获得目标最终航迹,实现目标跟踪;

步骤 7 距离解模糊 把得到的目标航迹与模糊量测进行逆转换,求得目标在每一时刻的 PIN,实现解模糊。

4 仿真结果与分析

4.1 参数设置

为了验证算法的有效性,针对一个通用的单目标运动场景进行仿真。假设目标在 x - y 平面内做匀速直线运动,目标初始位置(22 km, 23 km),速度为(300 m/s, 120 m/s)。传感器参数设置为:两坐标雷达处于坐标原点,扫描周期为 $T = 2$ s,最大作用距离为 60 km,发射功率 $P_t = 10$ kW,载波波长 $\lambda = 0.1$ m,雷达天线增益 $G = 10^4$,目标的雷达截面积 $\sigma_{rcs} = 10$ m²,雷达距离量测误差为 100 m,角度量测误差为 0.5°。雷达采用 5 个不同 PRF 的发射脉冲分时工作,各 PRF 分别为 110 kHz, 115 kHz, 120 kHz, 127 kHz 和 132 kHz,对应脉冲重复周期 T_r 分别为 9.1 μ s, 8.7 μ s, 8.3 μ s, 7.9 μ s 和 7.6 μ s,最大不模糊距离分别为 $R_{u1} = 1.36$ km, $R_{u2} = 1.30$ km, $R_{u3} = 1.25$ km, $R_{u2} = 1.18$ km, $R_{u2} = 1.14$ km。

4.2 场景设置

针对以上设置的参数,在 SNR 分别为 10 dB 和 7 dB 两种场景下进行仿真,雷达量测为目标加杂波噪声数据,仿真步数为 25 个扫描周期。为便于比较,两个场景中杂波点个数设置为服从均值为 $\Lambda = 10$ 的泊松分布,信杂比(Signal Clutter Ratio, SCR)均为 5 dB,仿真结果如下。图 3 为目标加杂波噪声的实际仿真场景,在图中用灰度表示回波能量的强度,目标实际航迹位于白色四边形内;从对比图 3(a)和图 3(b)可以看出,在高 SNR 时可以很容

易从杂波噪声中发现目标轨迹；在低 SNR 时目标量测逐渐淹没在背景噪声中，如果不预先知道目标的区域，很难从强噪声背景中发现目标。与图 3 相对应，图 4 给出了雷达在第 1 个 PRF 下的量测数据，白色圆圈内的分辨单元表示目标的模糊量测，其他为噪声或杂波干扰，由于 PRF 较高，雷达获得的量测比目标实际位置近，全部位于雷达的第 1 个模糊区间；对比图 3 和图 4，可以看出，在高 PRF 下，在实际场景中连续的目标状态显示在雷达量测中变得杂乱无章，失去连续性；在 SNR=10 dB 时，从图 4(a)中可以排除干扰发现目标模糊点迹，但是由于受到量测模糊的影响，在图 4(b)中很难将目标的模糊点迹从背景中区分出来。

4.3 有效性验证

针对上述场景，采用本文提出的 TBD 方法进行目标检测跟踪，图 5~图 6 是两种场景下的仿真结

果。对比图 5(a)和图 6(a)中的能量积累直方图可以看出，SNR 降低会导致噪声强度积累升高，在图 5(a)中只有一个最高峰值，而图 6(a)中则存在多个峰值；图 5(b)和图 6(b)给出了经峰值检测后得到的可能航迹，可以看出在高 SNR 下只检测到一条可能航迹，在低 SNR 时由于强背景能量影响，算法检测到 3 条可能航迹；从可能航迹图可以看到，检测得到的目标可能航迹与实际航迹之间存在断续点和虚假航迹点，并且随着 SNR 降低，断续点和虚假航迹点个数增多，这是因为本算法将多假设处理所得可能量测图中所有可能直线进行能量积累，而没有考虑量测的时序信息；图 5(c)和图 6(c)给出了经过航迹筛选和剔除后提取的最终航迹，可以看出，综合考虑量测的时序等先验信息后，本算法可以从可能航迹中提取目标的真实航迹。

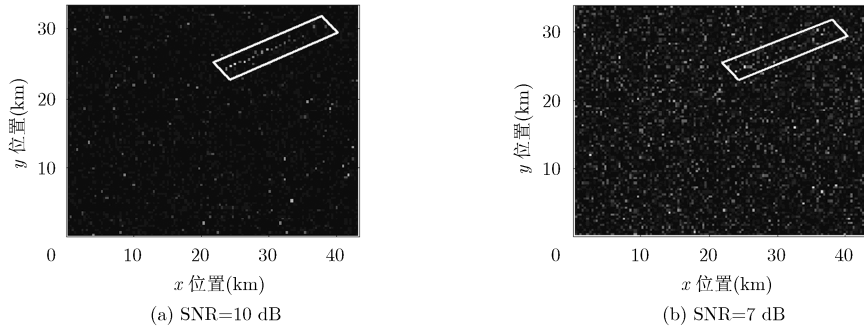


图 3 不同 SNR 下实际场景

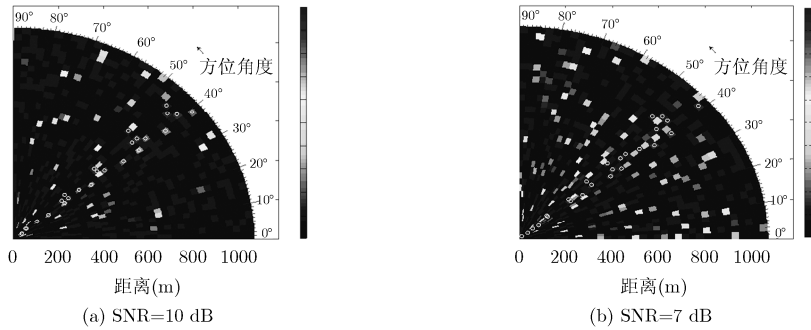


图 4 不同 SNR 下雷达量测

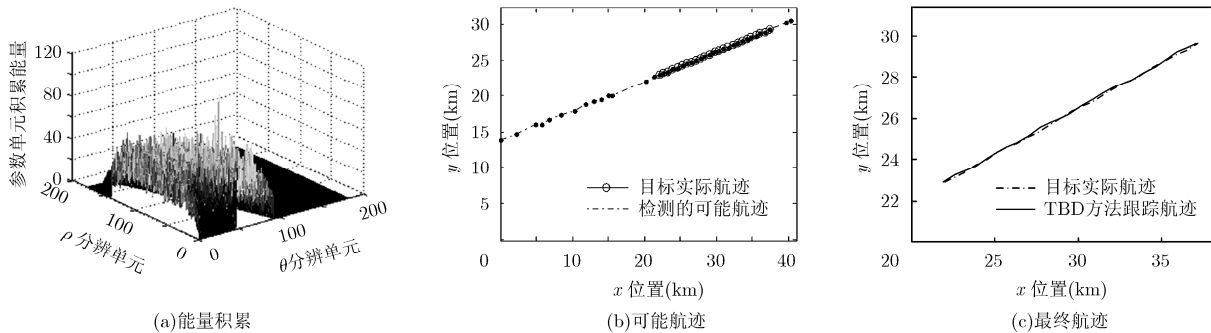


图 5 SNR=10 dB 时 TBD 方法检测跟踪结果

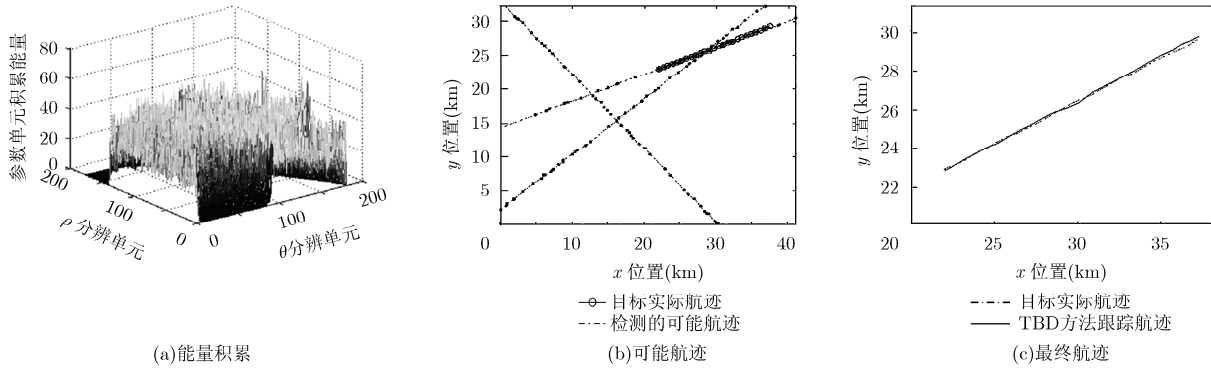


图 6 SNR=7 dB 时 TBD 方法检测跟踪结果

4.4 性能比较

为了进一步验证所提算法的性能, 针对上述场景采用传统的检测-解模糊-跟踪方法进行目标检测跟踪, 并与本文的 TBD 方法进行比较, 所得结果如下。

从图 7 中可以看出, 传统的检测-解模糊-跟踪方法对 SNR 敏感性很强, 在高 SNR 下由于检测概率较高, 因此跟踪性能较好; 在低 SNR 下目标量测淹没在噪声背景中, 目标的低检测概率导致跟踪性能很差。图 7(c) 给出了跟踪位置均方根误差(Root Mean Square Error, RMSE)对比图, 图中包括两种场景下 TBD 方法的跟踪 RMSE 和高 SNR 下传统方法的跟踪 RMSE; 从图 7(c) 中可以看出, 在高 SNR 下 TBD 和传统方法性能相近, 但 TBD 方法性能略优于传统方法; 低 SNR 下 TBD 方法跟踪性能降低, 但是经过积累后, 跟踪性能可以得到有效改善; 低

SNR 下传统方法的跟踪性能很差, 只能跟踪到目标的几个点迹。接下来验证算法的正确跟踪概率和执行速度。采用两种算法分别进行 100 次蒙特卡罗实验, 定义正确跟踪为跟踪位置误差小于传感器的距离量测误差的点迹, 从表 1 可以看出, 在高 SNR 下两种算法的正确跟踪概率相近, 在低 SNR 下 TBD 方法的正确跟踪概率远高于传统方法。这是因为传统方法对单帧量测进行检测, 在有效检测的基础上进行解模糊和跟踪, 算法性能受背景噪声影响较大; 而 TBD 方法采用多帧量测的能量积累进行航迹检测, 降低了强噪声背景的影响。通过算法执行时间的对比可以看出, TBD 方法的不足之处是耗费时间较长, 这是由于 TBD 对多假设处理后的所有可能量测进行能量积累, 多假设处理和 TBD 的积累过程耗费了较多时间, 导致算法计算复杂度较高。

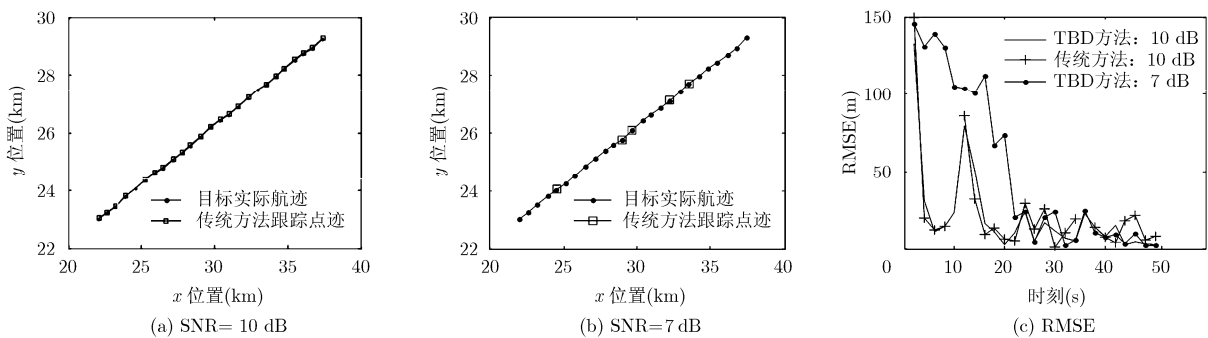


图 7 传统方法仿真结果

表 1 两种算法的性能指标

场景设置	正确跟踪概率(%)		平均单次执行时间(s)	
	传统方法	TBD 方法	传统方法	TBD 方法
场景 1	97.98	98.37	0.92	1.23
场景 2	11.30	92.01	1.16	1.63

5 结束语

本文提出了距离模糊情况下基于 TBD 的微弱目标检测跟踪算法,用以对高 PRF 雷达进行检测前跟踪,在得到目标真实航迹的同时实现解距离模糊。算法的巧妙性在于,首先采用多假设处理提取量测的时空相关信息,然后采用 TBD 方法将不同时刻、不同 PRF 的雷达扩展量测在参数空间进行积累,从而利用目标量测的时空相关信息,提高系统检测性能和跟踪精度。本方法的有益之处在于突破了传统方法先检测后解模糊再跟踪的框架结构,将 TBD 的思想引入的模糊量测到高 PRF 雷达对微弱目标的检测跟踪过程,避免了低 SNR 造成的航迹漏检,因而更适用于 SNR 较低的复杂电磁环境。下一步的研究重点在于降低算法计算复杂度,提高时效性。

参考文献

- [1] Wang G H, Tan S C, and Guan C B. Multiple model particle filter track-before-detect for range ambiguous radar [J]. *Chinese Journal of Aeronautics*, 2013, 26(6): 1477-1487.
- [2] Mark A R, James A S, and William A H. Principles of Modern Radar [M]. Edison: SciTech Publishing, 2010, 64-66.
- [3] Tan S C, Wang G H, and Wang N. Joint range ambiguity resolving and multiple maneuvering targets tracking in clutter via MMPHDF-DA[J]. *SCIENCE CHINA Information Sciences*, 2014, 57(8): 1-12.
- [4] 刘锦辉, 廖桂生, 李明. 距离模糊的机载非正侧面阵雷达杂波谱补偿新方法[J]. *电子学报*, 2011, 39(9): 2020-2066.
Liu Jin-hui, Liao Gui-sheng, and Li Ming. A clutter spectrum compensation method for non side-looking airborne radar with range ambiguity[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2011, 39(9): 2020-2066.
- [5] 齐维孔, 党雅文, 禹卫东. 基于中国剩余定理解分布式星载 SAR-ATI 测速模糊[J]. *电子与信息学报*, 2009, 31(10): 2493-2497.
Qi Wei-kong, Dang Ya-wen, and Yu Wei-dong. Deblurring velocity ambiguity of distributed space-borne SAR-ATI based on Chinese remainder theorem[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2009, 31(10): 2493-2497.
- [6] Lei W, Long T, and Han Y Q. Resolution of range and velocity ambiguity for a medium pulse doppler radar[C]. Proceeding of the IEEE International Radar Conference, Boston, USA, 2000: 560-564.
- [7] 周闰, 高梅国, 戴擎宇, 等. 余差查表法解单目标距离模糊的分析和仿真[J]. *系统工程与电子技术*, 2002, 24(5): 30-31.
Zhou Run, Gao Mei-guo, Dai Qing-yu, et al. Analysis and simulation for ambiguity resolving using residues difference lookup table[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2002, 24(5): 30-31.
- [8] Akhtar J. Cancellation of range ambiguities with block coding techniques [C]. Proceeding of the IEEE International Radar Conference, California, USA, 2009: 1-6.
- [9] 王娜, 谭顺成, 王国宏. 基于 IMM 的高脉冲重复频率雷达解距离模糊方法[J]. *系统工程与电子技术*, 2011, 33(9): 1970-1977.
Wang Na, Tan Shun-cheng, and Wang Guo-hong. Range ambiguity resolving of HPRF radar based on IMM[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2011, 33(9): 1970-1977.
- [10] 刘兆磊, 张光义, 徐振来, 等. 机载火控雷达高重复频率线性调频测距模式目标跟踪方法研究[J]. *兵工学报*, 2007, 28(4): 431-435.
Liu Zhao-lei, Zhang Guang-yi, and Xu Zhen-lai, et al. Multiple hypothesis track algorithm for airborne re-control radar with HPRF in FMR mode[J]. *Acta Armamentarii*, 2007, 28(4): 431-435.
- [11] Wang Na, Wang Gong-hong, Zeng Jia-you, et al. Range ambiguity resolving of HPRF radar based on hybrid filter[J]. *SCIENCE CHINA Information Sciences*, 2011, 54(7): 1534-1546.
- [12] Bocquel M, Driessen H, and Bagchi A. Multitarget particle filter addressing ambiguous radar data in TBD[C]. Proceedings of the IEEE International Radar Conference, New York, America, 2012: 0575-0580.
- [13] 谭顺成, 王国宏, 王娜, 等. 基于概率假设密度滤波和数据关联的脉冲多普勒雷达多目标跟踪算法[J]. *电子与信息学报*, 2013, 35(11): 2700-2706.
Tan Shun-cheng, Wang Guo-hong, Wang Na, et al. A probability hypothesis density filter and data association based algorithm for multitarget tracking with pulse doppler radar[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2013, 35(11): 2700-2706.
- [14] Grossi E, Lops M, and Venturino L. A track-before-detect algorithm with thresholded observations and closely-spaced targets[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2013, 20(12): 1171-1174.
- [15] 钱李昌, 许稼, 孙文峰, 等. 基于宽带时空 Radon-Fourier 变换的高速微弱目标检测方法[J]. *电子与信息学报*, 2013, 35(1): 15-23.
Qian Li-chang, Xu Jia, Sun Wen-feng, et al. Wide band time-space Radon-Fourier transform for high-speed and weak target detection[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2013, 35(1): 15-23.
- [16] Lu J, Shui P L, and Su H T. Track-before-detect method based on cost-reference particle filter in non-linear dynamic systems with unknown statistics[J]. *IET Signal Processing*, 2014, 8(1): 85-94.

于洪波: 男, 1983 年生, 讲师, 信息融合技术、雷达数据处理。
 王国宏: 男, 1963 年生, 教授, 信息融合技术、雷达数据处理。
 曹倩: 女, 1984 年生, 讲师, 云计算技术。
 王娜: 女, 1982 年生, 工程师, 雷达数据处理。