

密集杂波背景下雷达微弱海面目标的 修正 Hough 变换 TBD 检测新方法

包中华¹, 卢建斌¹, 田永华², 田树森¹

(1. 海军工程大学电子工程学院, 湖北武汉 430033; 2. 航天科工集团二院二十三所, 北京 100854)

摘要: 针对密集杂波背景下雷达微弱海面目标检测问题, 提出一种基于修正 Hough 变换的检测前跟踪(Track Before Detect, TBD)新方法. 在传统两级检测器的基础上增加点迹筛选环节, 提出一种基于单帧观测数据的修正单帧 Hough 变换(Modified Single Hough Transform, MSHT)算法, 在 MSHT 空间引入连续多帧共线和速度约束条件, 实现对密集杂波点迹的有效抑制; 针对海面多目标同时检测需要, 改进传统批处理 Hough 变换算法, 使观测空间原点自适应筛选后点迹数据, 得到数据匹配 Hough 变换算法(Data-Matched Hough Transform, DMHT), 以提升参数空间多目标分辨与检测能力. 基于游程分布理论推导得到新检测器检测性能解析表达式. 仿真和实测数据处理结果验证了本文方法的有效性, 表明本文方法在密集杂波背景下具有良好检测性能.

关键词: 检测前跟踪; Hough 变换; 密集杂波; 雷达微弱目标检测

中图分类号: TN953; TN957

文献标识码: A

文章编号: 0372-2112(2022)07-1735-09

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn>

DOI: 10.12263/DZXB.20201031

A Novel Radar TBD Detection Approach for Weak Marine Targets in Dense Clutter Based on Modified Hough Transform

BAO Zhong-hua¹, LU Jian-bin¹, TIAN Yong-hua², TIAN Shu-sen¹

(1. School of Electronic Engineering, Naval University of Engineering, Wuhan, Hubei 430033, China;

2. The 23th Research Institute of CASIC, Beijing 100854, China)

Abstract: Focusing on radar dim targets detection in dense clutter environment, we propose a novel track-before-detect(TBD) method based on modified Hough transform. On the basis of traditional two-stage TBD detector framework, an additional plot censoring stage was designed and a single frame observation based modified Hough transform(MSHT) was presented. By inspecting the MSHT results over several consecutive scans with the constrains of multi-scan collinear and maximum expected velocity, most of the clutter-derived plots were effectively eliminated. To detect multi targets simultaneously, the traditional block-based Hough transform was improved to be a form named as data-matched Hough transform(DMHT), which automatically adapts the original of the observation space according to the censored plots, and can significantly prompt the resolution and detection ability of multi targets in the parametric space. The analytic expression of the new detector's detection performance was given based on the random run distribution theory. Tests on both the simulated and measured data sets show the effectiveness and good detection performance of the proposed method, especially in dense clutter environments.

Key words: track before detect(TBD); Hough transform; dense clutter; radar weak target detection

1 引言

检测前跟踪(Track Before Detect, TBD)技术是目前公认的较为有效的雷达微弱海面目标探测方法之一^[1,2]. 根据技术途径的不同, TBD 目标检测可通过三

维匹配滤波^[3]、Hough 变换^[4-6]、动态规划^[7,8]和粒子滤波^[9,10]等多种方法实现. 其中, 基于 Hough 变换的 TBD 检测方法(Hough Transform TBD, HT-TBD)^[11,12]较早被提出并受到广泛关注, 其主要优势是对点迹丢失和非

均匀采样不敏感,且无需目标数量先验信息.

现代对海观测雷达面临海尖峰杂波的严重挑战.为检测海面低可观测性目标,通常需要设置较低的初级检测器门限,海尖峰杂波能够轻易越过这些门限,由此使得 HT-TBD 检测器处于密集杂波点迹环境之中.在密集杂波点迹环境下,传统 HT-TBD 检测器性能恶化严重,原因在于:作为一种批处理算法,传统 HT-TBD 检测器忽略了点迹间的时序关系,导致检测结果出现大量虚假航迹或剩余杂波点迹.不少学者都已注意到该问题并提出了相应的改进方法.一类改进思路是通过引入速度约束对观测点迹进行筛选,具体实现方法有 2 种:一是直接使用速度约束预先对所有点迹进行筛选^[13],该方法具有理论最优的检测性能和杂波抑制效果,但是计算量巨大,尤其在密集杂波背景下计算量更会出现爆炸性增长;二是使用随机 Hough 变换^[14]通过随机抽取不同时刻点迹并引入速度约束进行点迹筛选,该方法能在一定程度上对杂波点迹进行抑制,但密集杂波环境下随机抽取到满足约束条件杂波点迹的概率显著上升,而抽取到目标点迹的概率明显降低,算法性能恶化严重.另一类改进思路是使用航迹回溯或航迹检验^[15,16],在传统 HT-TBD 目标检测基础上,对所有疑似航迹进行检验或回溯处理,以鉴别真假航迹和剔除残存杂波点,该方法在密集杂波背景下同样会因疑似航迹数量剧增(且绝大部分为虚假航迹)而难以工程实现.

本文提出一种基于修正 Hough 变换的微弱雷达目标 TBD 检测新方法.其主要创新在于:一是在传统两级 HT-TBD 检测器基础上,增加点迹筛选环节,提出一种基于单帧观测数据的修正单帧 Hough 变换(Modified Single Hough Transform, MSHT),并在 MSHT 参数空间引入连续多帧共线和速度约束条件,实现对密集杂波点迹的筛选,可在节省计算量的同时最大程度剔除杂波点迹;二是在目标检测与航迹恢复环节,针对海面同时多目标检测的需要,改进经典批处理 HT-TBD 算法,使观测数据原点自适应于筛选后有效点迹数据集,得到数据匹配(批处理)Hough 变换算法(Data-Matched Hough Transform, DMHT),可提高参数空间的多目标分辨与检测能力.

2 经典 HT-TBD 目标检测方法

经典 Hough 变换将观测空间中的点 (x, y) 映射为 (ρ, θ) 参数空间中的曲线,即

$$\rho = x \cos \theta + y \sin \theta, \quad \theta \in [0, \pi) \quad (1)$$

传统 HT-TBD 算法的基本流程可参考文献[11],通过参数空间离散化、Hough 变换映射与非相参积累实现对近似直线运动目标的检测与航迹提取.

为降低计算复杂度,Carlson 从雷达目标检测的实际出发,改进地提出具有两级检测器结构的经典 HT-TBD 检测器:首先使用较低门限 CFAR 检测器和点迹提取器对原始观测进行预检测,以抑制噪声并获得凝聚后疑似点迹集;在此基础上再运用经典 Hough 变换完成积累检测和航迹提取,以抑制虚警并获得目标航迹.

3 修正 HT-TBD 目标检测新方法

本文所提基于修正 Hough 变换的 TBD 目标检测(Modified HT-TBD, MHT-TBD)新方法,其原理如图 1 所示.

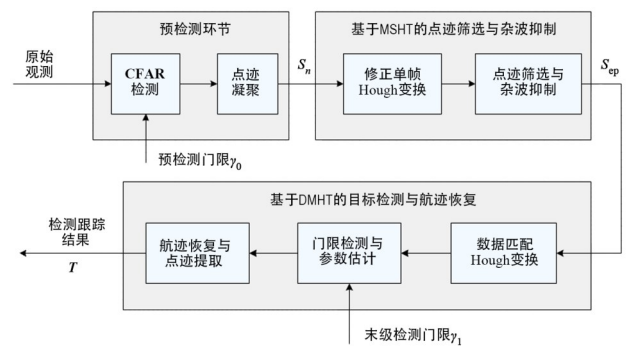


图1 MHT-TBD方法原理框图

采用三级检测器结构,首先对原始观测进行预检测,预检测器和传统 HT-TBD 检测器相同,不再赘述;在此基础上,首先进行点迹筛选与杂波抑制,然后基于筛选后点迹数据进行目标检测与航迹恢复处理.

3.1 点迹筛选与杂波抑制

(1) 修正单帧 Hough 变换

假设当前观测数据来自雷达第 n 次扫描,预检测器输出初步检测结果,记为

$$\mathbf{S}_n = [s_{1,n}, s_{2,n}, \dots, s_{D_n^0,n}]^T \quad (2)$$

其中, T 表示矩阵转置; D_n^0 为当前帧预检测疑似目标总数; $s_{k,n}$ 表示第 k 个疑似目标, $k = 1, 2, \dots, D_n^0$. 记 $s_{k,n}$ 为

$$s_{k,n} = [a_{k,n}, x_{k,n}, y_{k,n}] \quad (3)$$

其中, $a_{k,n}$ 为幅度; $x_{k,n}$ 和 $y_{k,n}$ 为观测空间水平坐标,不失一般性,仅考虑两坐标雷达情况.

为有效利用时序信息和便于引入多帧共线与速度约束条件,首先逐帧对 \mathbf{S}_n 中所有疑似点迹进行 MSHT 变换,得到 n 时刻的 MSHT 变换矩阵,记为 \mathbf{H}_n . 所定义 MSHT 变换是指在式(1)所示标准 Hough 变换基础上,对参数空间积累规则进行修改,具体可描述为

$$\mathbf{H}_n(\rho, \theta) = \begin{cases} D_n^0 \times \mathbf{H}_n(\rho, \theta) + k, & R_n^{\rho, \theta} \neq \emptyset \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (4)$$

其中, $R_n^{\rho, \theta}$ 为 \mathbf{S}_n 中满足式(1)条件所有疑似目标点迹的

集合, $R_n^{\rho, \theta} \neq \emptyset$ 表明参数空间 (ρ, θ) 单元被击中; k 为该点迹在当前帧的唯一序号, $k \leq D_n^0$. 设计该修正变换的目的是便于记录和恢复当前周期同时击中 (ρ, θ) 单元的多个疑似点迹数据.

当 $H_n(\rho, \theta) \neq 0$ 时, 基于算法 1 恢复其对应共线点迹的集合 $SP_n^{\rho, \theta}$, 算法中 $FL[\bullet]$ 表示向下取整.

算法 1 共线点迹数据集恢复算法

输入: $H_n(\rho, \theta), D_n^0, SP_n^{\rho, \theta} = \emptyset$

输出: $SP_n^{\rho, \theta}$

WHILE $H_n(\rho, \theta) > 0$

$$1. k = H_n(\rho, \theta) - FL\left[\frac{H_n(\rho, \theta)}{D_n^0}\right] D_n^0$$

$$2. H_n(\rho, \theta) = FL\left[\frac{H_n(\rho, \theta)}{D_n^0}\right]$$

$$3. SP_n^{\rho, \theta} = [SP_n^{\rho, \theta}, s_{k,n}]$$

END WHILE

(2) 多帧滑窗点迹筛选

令滑窗周期为 $M (M \geq 3)$ 帧, 考虑目标较杂波更有可能在连续 M 次观测中保持点迹共线, 且相邻周期位置移动受到最大可能运动速度限制, 引入连续多帧共线和最大速度约束条件对预检测点迹进行筛选.

① 首先在滑窗期内对点迹的帧间共线性进行检验. 当 $n \geq M$ 时, 计算

$$P_n(\rho, \theta) = \prod_{m=n-M+1}^n H_m(\rho, \theta) \quad (5)$$

② 若 $P_n(\rho, \theta) = 0$, 直接滤除相关点迹; 反之则由算法 1 根据 $H_m(\rho, \theta)$ 值恢复得到 $SP_m^{\rho, \theta}$.

③ 记目标最大可能运动速度为 V_{\max} , 扫描周期为 T_{scan} , 比较 $SP_m^{\rho, \theta}$ 和 $SP_{m+1}^{\rho, \theta}$ 中每个点迹对之间是否满足速度约束条件

$$\sqrt{(x_{i,m} - x_{i,m+1})^2 + (y_{i,m} - y_{i,m+1})^2} \leq V_{\max} T_{\text{scan}} \quad (6)$$

满足式(6)的共线点迹称为有效点迹, 将它们输出到有效点迹集合 S_{ep} 中, 进行下一步处理.

3.2 目标检测与航迹恢复

在积累检测周期 N 内, 对 S_{ep} 中所有有效点迹, 运用数据匹配 Hough 变换算法在参数空间完成目标检测与航迹恢复.

(1) 数据匹配 Hough 变换

本文所述数据匹配 Hough 变换算法在标准 Hough 变换基础上, 观测数据原点自适应于筛选后有效点迹. 已有研究表明, 当目标航迹位于观测区域中心时, Hough 变换参数空间分辨能力最优. 使用 S_{ep} 中点迹的几何位置中心作为观测数据新原点, 即将式(1)所示标准 Hough 变换修正为

$$\rho = (x - x_0) \cos \theta + (y - y_0) \sin \theta, \quad \theta \in [0, \pi) \quad (7)$$

其中, (x_0, y_0) 为调整后观测数据原点.

取定累加矩阵大小为 $N_\rho \times N_\theta$, 参数空间 θ 维分辨力保持不变, 而 ρ 维分辨力也自适应于有效点迹数据. 此外, 为避免强目标对微弱目标检测的干扰, 采用二进制积累准则; 为降低量测误差影响, 对变换后积累矩阵进行平滑处理.

(2) 过门限目标检测

记平滑后参数单元累积值为 $A(\rho, \theta)$, 采用固定门限 γ_1 进行判决. γ_1 由需要控制的最终虚警概率 P_{fa} 决定, 二者之间的解析关系将在第 4 节中给出.

进一步对过门限参数单元进行凝聚处理, 获取同一目标唯一的参数坐标估计值 (ρ_m, θ_m) .

(3) 航迹恢复与点迹提取

对所有的 (ρ_m, θ_m) , 考虑式(7)所做改进, 依据如下直线方程在 S_{ep} 中恢复目标航迹并提取对应关联点迹

$$\begin{aligned} x \cos \theta_m + y \sin \theta_m - C &= 0 \\ C &= x_0 \cos \theta_m + y_0 \sin \theta_m + \rho_m \end{aligned} \quad (8)$$

提取航迹 m 关联点迹时, 按时序采用点线距离作为判据, 即对 $s_{l,n} \in S_{\text{ep}}$, 若满足

$$d_{lm}^n = |x_{l,n} \cos \theta_m + y_{l,n} \sin \theta_m - C| \leq D_{\max} \quad (9)$$

则将点迹 s_l 关联到目标航迹 m 中, 其中 D_{\max} 为可允许的最大偏差距离. 若 n 时刻对应航迹 m , S_{ep} 中所有点迹均不满足式(9), 可进一步回溯预检测输出数据集; 若存在多个满足条件点迹, 则依据最近邻原则选取相关点迹.

最后, 依据关联结果对目标检测与航迹恢复结果进行修正, 最终得到确认目标集为

$$T = \left\{ T_j = \{s_{1,j}, s_{2,j}, \dots, s_{N,j}\} \mid j = 1 \sim N_T \right\} \quad (10)$$

4 性能分析

根据随机游程分布理论^[17,18], 二元随机序列的游程分为 4 种, 其中 M-游程为可重叠计数游程. 1988 年, Ling 等人^[19]首次给出 N 次独立贝努利试验中长度为 k 的 M-游程出现次数的概率分布函数, 即为 II 型 k 阶二项分布. 记 Hough 变换参数单元取值为 m_s , 为便于应用随机游程分布理论, 将 m_s 表述为

$$m_s(\rho, \theta) = \begin{cases} 0, & X = 0 \\ X + (M-1)I, & X > 0, I \leq FL\left(\frac{N-X}{M-1}\right) \end{cases} \quad (11)$$

其中, X 为随机二元序列 $\{H_n(\rho, \theta)\} (1 \leq n \leq N)$ 中长度为 M 、重叠度为 $M-1$ 的 M-游程的出现次数; I 为长度不小于 M 的游程簇个数.

借鉴文献[17]所使用的推导方法, 采用本文相关

符号标识,可得 X 和 I 的联合概率分布为

$$\begin{aligned} P(X=0; \forall I) &= \sum_{y=\lceil N/M \rceil}^N p^{n-y} q^y C(N-y, y+1, M-1) \\ P(X=x; I=i) &= \sum_{y=\lceil (N+x(M-1))/M \rceil}^{N-M-x+1} p^{n-y} q^y \binom{y+1}{i} \binom{x-1}{i-1} \\ &\quad \times \sum_{\beta_i=m_i}^{M_i} C(\beta_i, y+1-i, M-1) C(\alpha_i - \beta_i, i, 0) \end{aligned} \quad (12)$$

其中, $\lceil \cdot \rceil$ 表示向上取整; $\alpha_i = N - y - iM - (x - i)$; $m_i = \max\{0, \alpha_i\}$; $M_i = \min\{\alpha_i, (k-1)(y+1-i)\}$; p 为单次观测 $H_n(\rho, \theta) > 0$ 的概率, $q = 1 - p$; 组合函数 $C(n, m, r)$ 的解析计算式为

$$C(n, m, r) = \sum_{j=0}^m (-1)^j \binom{m}{j} \binom{n-m-j(r+1)-1}{m-1} \quad (13)$$

其中, i 的取值除满足式(11)的约束条件外,还应满足 $i \leq \min\left\{\lceil (N-y)/M \rceil, y+1\right\}$.

由此可得,不考虑其他疑似航迹影响,参数空间杂波单元和目标单元的取值概率分别为

$$\begin{aligned} P_{\rho, \theta}^0(m) &= \sum_{x+(M-1)i=m} P(X=x, I=i | p=p_{\text{ch}}) \\ P_{\rho, \theta}^1(m) &= \sum_{x+(M-1)i=m} P(X=x, I=i | p=p_{\text{dh}}) \end{aligned} \quad (14)$$

其中, p_{ch} 和 p_{dh} 分别为满足速度约束条件单次观测对应参数单元被击中的概率,其计算公式及具体推导过程如下.

不考虑航迹共线或共点,假设目标运动速度服从 $[0, V_{\text{max}}]$ 间均匀分布,雷达扫描周期为 T_{scan} , 积累周期为 N 帧,则观测空间平均航迹长度为 $L_0 = V_{\text{max}} T_{\text{scan}} N/2$, n 时刻预检测输出单帧杂波点迹数量服从参数为 λ 的泊松分布,位置在观测空间内服从均匀分布,则 n 时刻杂波航迹对应参数空间单元 (ρ, θ) 被杂波点迹至少击中(即杂波点迹落入杂波航线 L_0 上) l 次的概率为

$$p_{\text{sh}}(l) = \frac{(L_0 P_{\text{fa}}^0)^l}{l!} e^{-L_0 P_{\text{fa}}^0} \quad (15)$$

其中, P_{fa}^0 为预检测的虚警概率,且有 $\lambda = AP_{\text{fa}}^0$ 成立, A 为观测空间总面积.

观测空间相邻周期一对杂波点随机落入航线 L_0 , 落点服从 $[0, L_0]$ 上均匀分布,则该对杂波点不满足速度约束条件的概率为

$$q_1 = \left(1 - \frac{V_{\text{max}} T_{\text{scan}}}{L_0}\right)^2 = \left(1 - \frac{2}{N}\right)^2 \quad (16)$$

假设相邻周期该航线上落入杂波点数分别由随机变量 l_1 和 l_2 表示, l_1 和 l_2 相互独立且概率分布函数均满

足式(15). 则单次观测杂波点迹满足速度约束条件且使得 $H_n(\rho, \theta) > 0$ 成立的概率为

$$\begin{aligned} p_{\text{ch}} &= \frac{1 - \sum_{l_1=0}^{\infty} \sum_{l_2=0}^{\infty} q_1^{l_1 \times l_2} p_{\text{sh}}(l_1) p_{\text{sh}}(l_2)}{1 - p_{\text{sh}}(0)} \\ &= \frac{1 - \sum_{l=0}^{\infty} \frac{(L_0 P_{\text{fa}}^0)^l}{l!} e^{(q_1-2)L_0 P_{\text{fa}}^0}}{1 - e^{-L_0 P_{\text{fa}}^0}} \end{aligned} \quad (17)$$

对真实目标航迹,在 n 时刻无论是目标点迹还是满足速度约束的杂波点迹,一次也不击中该参数单元的概率为

$$(1 - P_d^0) e^{-L_0 P_{\text{fa}}^0 (\sqrt{q_1} - 1)} \quad (18)$$

故参数空间目标单元被击中,即 $H_n(\rho, \theta) > 0$ 成立的概率为

$$p_{\text{dh}} = 1 - (1 - P_d^0) e^{-L_0 P_{\text{fa}}^0 (\sqrt{q_1} - 1)} \quad (19)$$

参数空间同时存在的其他疑似航迹及其所属点迹都可能击中待检测单元,从而对待检测单元取值产生影响,表现在观测空间就是疑似航迹间可能出现共点或共线的情况. 考虑这种影响,将参数空间杂波与目标单元的取值概率分别修正为

$$\begin{aligned} P_0(x) &= \sum_{m+n_a=x} P_{\rho, \theta}^0(m) \binom{\Sigma_1}{n_a} \cdot p_0^{n_a} (1-p_0)^{\Sigma_1-n_a} \\ P_1(x) &= \sum_{m+n_a=x} P_{\rho, \theta}^1(m) \binom{\Sigma_1}{n_a} \cdot p_1^{n_a} (1-p_1)^{\Sigma_1-n_a} \end{aligned} \quad (20)$$

具体推导过程及相关参数定义如下.

在参数空间考察航迹共点(或共线)影响. 记目标数量为 N_t , 参数空间分辨单元总数为 $N_\rho \times N_\theta$, 不考虑航迹共点或共线影响时参数空间杂波和目标单元的取值概率分别为 $P^0(x)$ 和 $P^1(x)$, 则从统计平均的角度分析,经点迹筛选后杂波虚假航迹总数为

$$N_c = \lceil N_\rho N_\theta P^0(x > 0) \rceil \quad (21)$$

考虑 Hough 变换的特点,不难得到参数空间杂波单元和目标单元被其他航迹所属点迹击中的平均概率分别为

$$p_0 = \frac{m_0}{N_\rho} \cdot \frac{N_c - 1}{\Sigma_1} + \frac{m_1}{N_\rho} \cdot \frac{N_t}{\Sigma_1} \quad (22)$$

$$p_1 = \frac{m_0}{N_\rho} \cdot \frac{N_c}{\Sigma_1} + \frac{m_1}{N_\rho} \cdot \frac{N_t - 1}{\Sigma_1} \quad (23)$$

其中, $\Sigma_1 = N_c + N_t - 1$ 为疑似航迹总数, m_0 和 m_1 分别为疑似航迹存在条件下单个杂波和目标航迹包含点迹数的均值,且有

$$\begin{aligned} m_0 &= E[m | P^0(m > 0)] \\ m_1 &= E[m | P^1(m > 0)] \end{aligned} \quad (24)$$

由此可得,考虑航迹共点(或共线)影响,参数空间杂波单元和目标单元取值概率分别为

$$P_0(x) = \sum_{m+n_a=x} P^0(m) \binom{\Sigma_1}{n_a} \cdot p_0^{n_a} (1-p_0)^{\Sigma_1-n_a} \quad (25)$$

$$P_1(x) = \sum_{m+n_a=x} P^1(m) \binom{\Sigma_1}{n_a} \cdot p_1^{n_a} (1-p_1)^{\Sigma_1-n_a} \quad (26)$$

当检测门限为 γ_1 时,对待检测参数单元 (ρ, θ) , 不难得到目标检测的虚警概率为

$$P_{fa}(\rho, \theta) = \sum_{x=\gamma_1}^{\infty} P_0(x) \quad (27)$$

参数空间目标检测不出现虚警要求所有可达单元均不会出现虚警,考虑对目标最不利情况,则最终的虚警概率可计算为

$$P_{fa} = 1 - [1 - P_{fa}(\rho_v, \theta_v)]^{N_\rho \times N_\theta} \quad (28)$$

假设目标在积累检测期间保持直线运动且默认目标点迹均满足速度约束条件,则最终的发现概率可表示为

$$P_d = \sum_{x=\gamma_1}^{\infty} P_1(x) \quad (29)$$

依据上述理论推导结果,图 2 所示为不同杂波点迹密度 λ 下本文所提 MHT-TBD 检测器虚警概率随检测门限 γ_1 的变化关系,图 3 所示为该检测器的检测性能,相关参数取值如下: $\lambda = AP_{fa}^0, A = 4 \times 10^4, N = 30, M = 3, P_d^0 = 0.85, N_t = 5, V_{max} T_{scan} = 100 \text{ m}, N_\rho = 256, N_\theta = 180$.

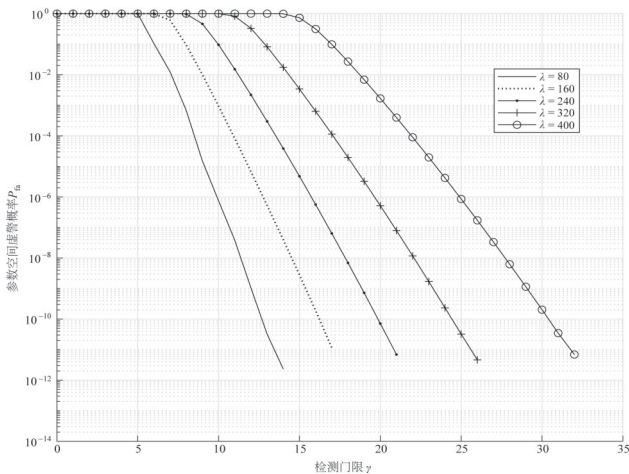


图 2 MHT-TBD 检测器虚警概率随门限变化关系

图 4 所示为其他条件不变, N, λ 和 M 取不同值时 MHT-TBD 检测器的检测性能,作为参考同时给出速度约束二进制积累类 TBD 最优检测器的检测性能. 该最优检测器等价于直接对所有预检测输出点迹进行速度约束筛选后再进行二进制积累检测.

由图 4 可知, N 越大或 λ 越小,检测性能越接近最优

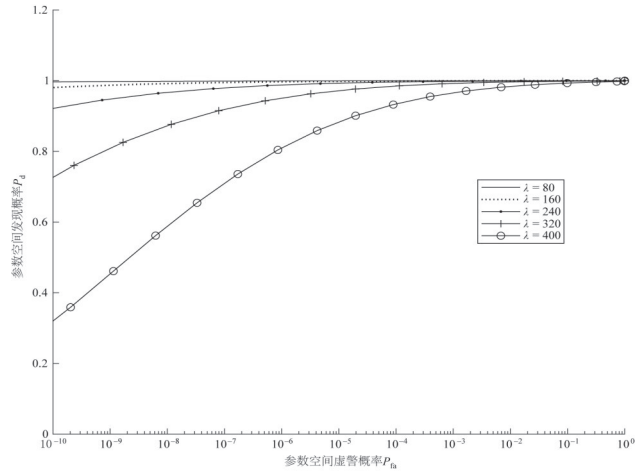


图 3 MHT-TBD 检测器的检测性能($M=3$)

检测器;当 $M=3$ 或 $M=4$ 时,在较长积累时间(如 $N \geq 30$) 或较低杂波点迹密度(如 $\lambda \leq 100$) 下,主要虚警概率范围(如 10^{-6} 以上)内 MHT-TBD 检测器的性能十分接近最优检测器;随着 M 的增加,检测性能出现一定程度下降,但即使在 $M=7, M=20$ 和 $\lambda=300$ 时也可保证最终的发现概率在 0.5 以上. 最优检测器虽具有理论最优检测性能,但平均需要 λ^N 次速度筛选运算,计算量随 N 和 λ 呈爆炸性增长,密集杂波背景下难以工程实现. 通过引入多帧共线约束条件,最坏情况下也可平均将点迹筛选环节运算量降低为原来的 $(L_0/A)^{MN}$.

5 仿真分析与讨论

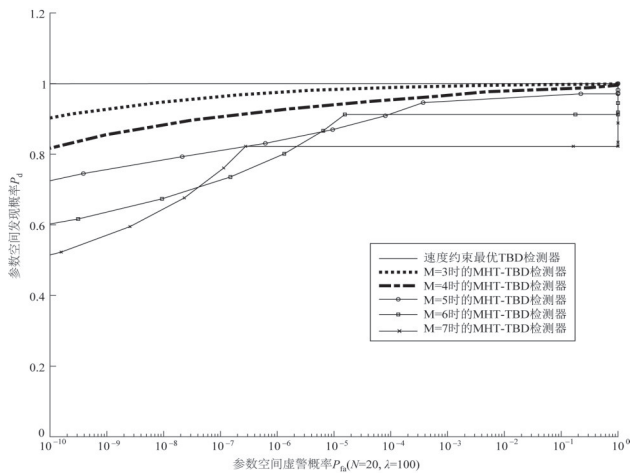
5.1 仿真条件

观测区域为 $6 \text{ km} \times 6 \text{ km}$ 矩形区域,分辨力取为 $30 \text{ m} \times 30 \text{ m}$. 雷达扫描周期为 5 s ,积累检测 30 个扫描周期. 仿真在预检测输出点迹数据集上完成,预检测门限 γ_0 由所要求初始发现概率 P_d^0 决定,在给定信杂比、目标起伏特性和杂波幅度分布特性下,初始虚警概率 P_{fa}^0 和杂波点迹密度 λ 也随之确定. 仿真目标匀速直线运动,起始位置和运动速度随机设定且 $V_{max} = 20 \text{ m/s}$,雷达观测均方根误差 5 m . 单帧杂波点数量服从参数为 λ 的泊松分布,出现位置在整个观测区间内随机均匀分布.

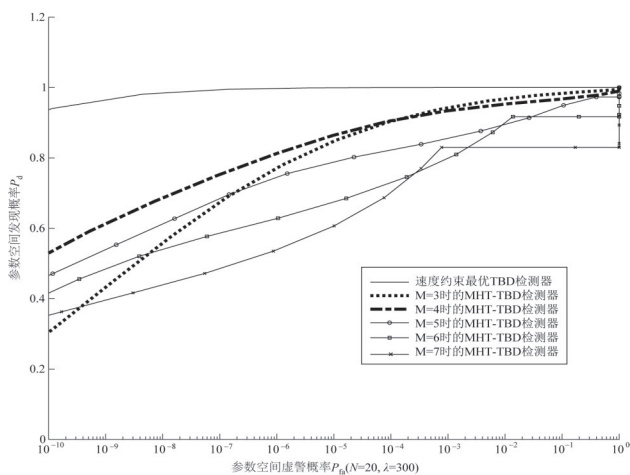
对 MHT-TBD 检测器,取滑窗长度 $M=3$,参数空间大小固定为 $N_\rho = 256, N_\theta = 180$,末级检测门限 γ_1 依据图 2 所示理论结果设定,以保证输出虚警概率 $P_{fa} \leq 10^{-4}$,其中取 $\hat{\lambda} = D_n^0$,平滑处理采用 $3\Delta\rho \times 3\Delta\theta$ 的二维高斯窗.

5.2 算法有效性实例分析

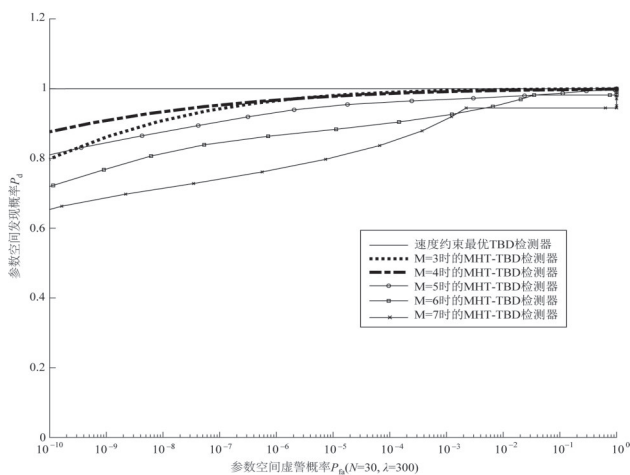
以同时存在 5 个目标的某次典型仿真结果为例,说明本文所提方法关键步骤的有效性. 仿真目标的信杂比均设为 9 dB . 按照 $P_d^0 \geq 0.85$ 的要求设置 γ_0 ,在目标



(a) $N=20, \lambda=100$ 时



(b) $N=20, \lambda=300$ 时



(c) $N=30, \lambda=300$ 时

图4 不同 N, λ 和 M 条件下 MHT-TBD 检测器性能比较

Swerling-I 型起伏、杂波瑞利分布的假设下,可以预计 $P_{fa}^0 \approx 10^{-2}, \lambda \approx 398$.

图5所示为整个积累检测周期内预检测输出的点迹集仿真结果

迹,其中“*”表示杂波点迹,“○”表示目标点迹;图6所示为点迹筛选结果,“△”表示筛选后的有效点迹.比较图5、图6可知,本文所提点迹筛选算法可大幅抑制杂波点迹.

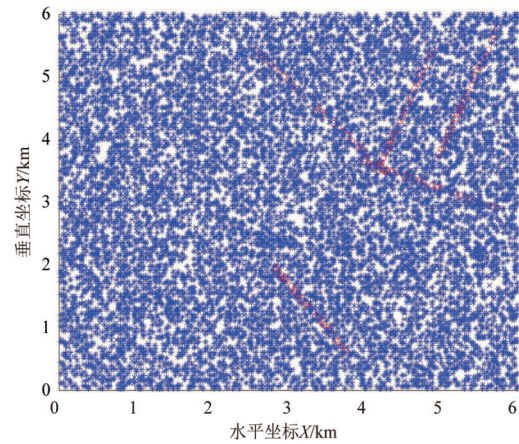


图5 积累检测周期内预检测输出点迹集仿真结果

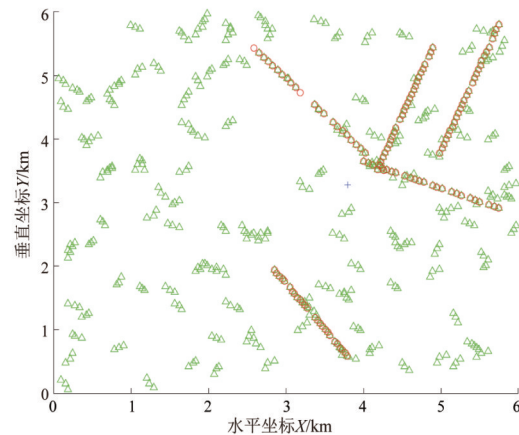


图6 基于共线和速度约束后点迹筛选处理结果

图7所示为DMHT变换和参数空间平滑后结果,调整后的观测区原点以符号“+”表示(图6).图8所示为门限检测和凝聚处理结果,其中依据理论分析取检测门限 $\gamma_1=22$,红框所示为凝聚后的目标参数坐标估计位置.由图可知,自适应调整后观测数据原点接近多目标航迹的中心,变换后参数空间目标单元分布较均匀,利于多目标分辨和检测;使用理论预测门限可正确发现所有目标且对本仿真算例在整个参数空间无虚警产生.图9所示为航迹恢复和点迹提取结果,点迹提取仅在有效点迹集 S_{ep} 中进行,所提取关联点迹以黑色“+”符号表示.预检测输出的绝大部分目标点迹均能被正确提取,杂波点迹剩余较少且主要发生在航迹交叉处.

5.3 Monte Carlo 仿真结果

为在更多仿真样本和不同 λ 条件下考察本文方法性能,进行 Monte Carlo 仿真试验.取 λ 分别为 80, 164,

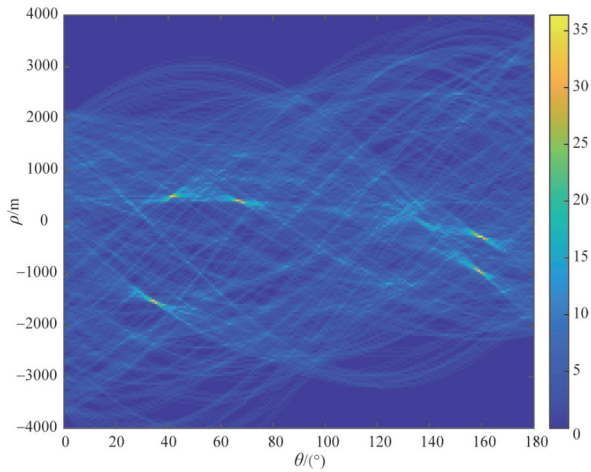


图7 自适应 Hough 变化参数空间积累平滑结果

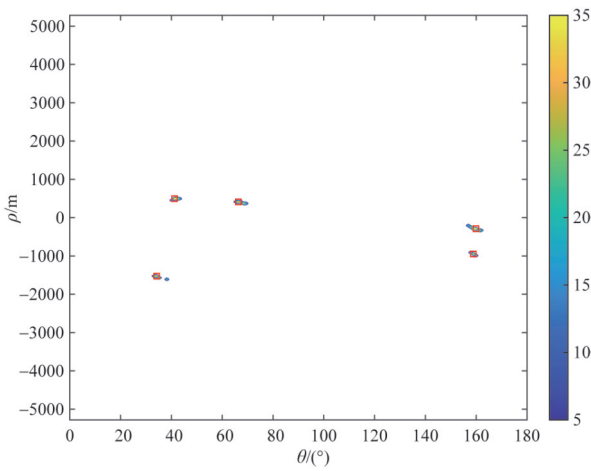


图8 门限检测与凝聚处理后结果

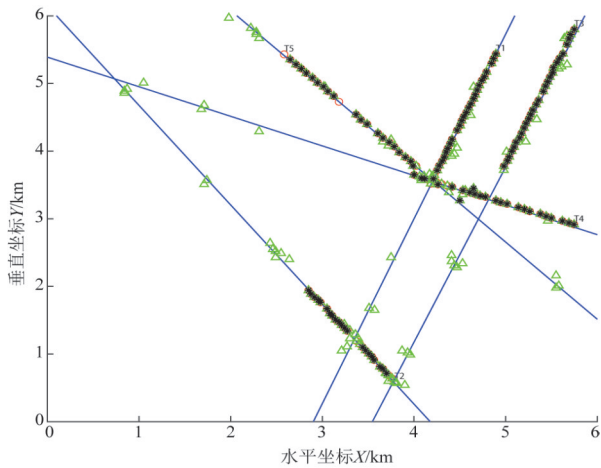


图9 航迹恢复与点迹提取结果

237, 316 和 398, 每种情况独立进行 2 000 次仿真试验, 每次仿真均设置 5 个起始位置和航速航向均随机变化的仿真目标. 主要考察 4 个指标, 具体包括: 点迹筛选前后单帧杂波点迹密度变化情况, 门限检测时目标航迹正确发现概率, 以及航迹恢复和关联点迹提取时的

丢点率与错点率.

图 10~12 所示分别为针对上述指标的仿真实验统计结果, 相关参数设定同上. 由图可知, 本文所提点迹筛选算法能够大幅剔除杂波虚假点迹, 且关于筛选前后 λ 的变化情况, 实验结果与理论预测较一致; 在给定虚警概率下, 参数空间目标发现概率虽随 λ 增加呈现一定下降趋势, 但总体均保持在 92% 以上; 仅回溯有效点迹数据集, 航迹恢复和点迹提取也可保证较低的丢点率和误点率; 5 组共计 10 000 次仿真实验中, 仅在 $\lambda = 316$ 时观测到 1 次虚警发生, 目标检测的虚警概率也与理论分析结果相吻合.

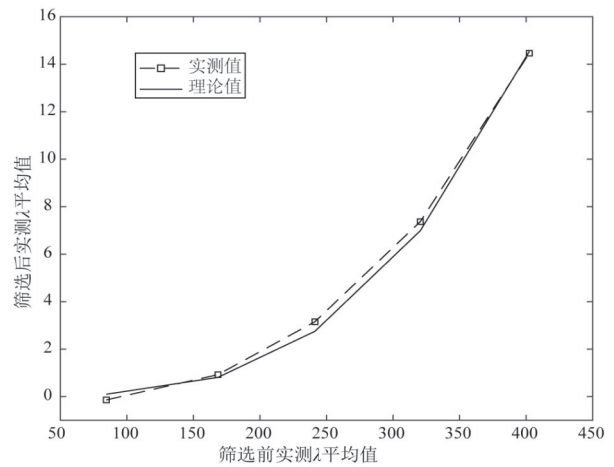


图 10 点迹筛选前后单帧观测杂波点迹密度对比

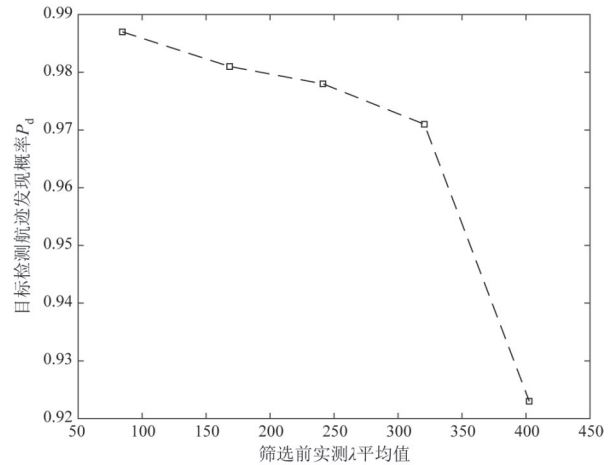
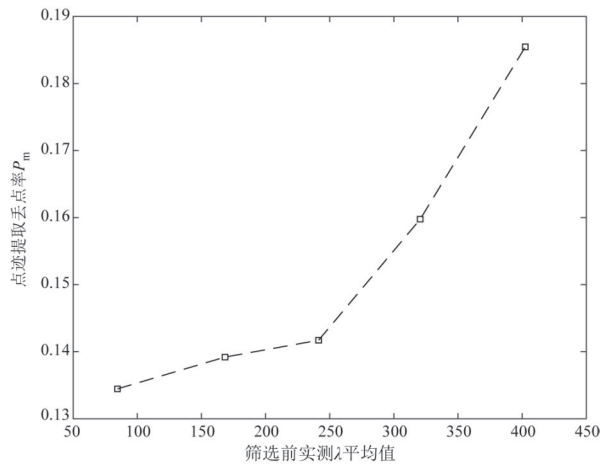


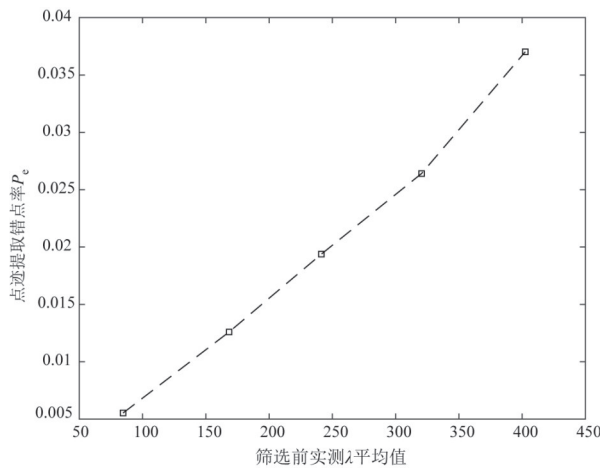
图 11 不同杂波点迹密度下目标航迹正确发现概率

6 实测数据分析验证

基于某 X 波段导航雷达实测数据进一步对本文方法进行分析和验证. 该数据集于 2016 年 9 月在山东省烟台市芝罘湾采集. 试验时, 雷达架设于海岸高楼楼顶, 架高约 88 m; 采用脉冲方式工作, 距离分辨力 12 m, 扫描周期 2.5 s. 因该试验主要针对海杂波特性研究而开展, 故无合作目标配合. 测试数据总长度 64 帧, 图 13



(a) 点迹提取丢失目标真实点迹概率



(b) 点迹提取错误提取杂波点迹概率

图 12 不同杂波点迹密度下点迹提取性能

所示为最后一帧的 P 显结果, 选取一个 $4 \text{ km} \times 4 \text{ km}$ 且具有较多活动目标的海上区域作为算法验证的输入数据区, 具体位置如图 13 中方框所示.

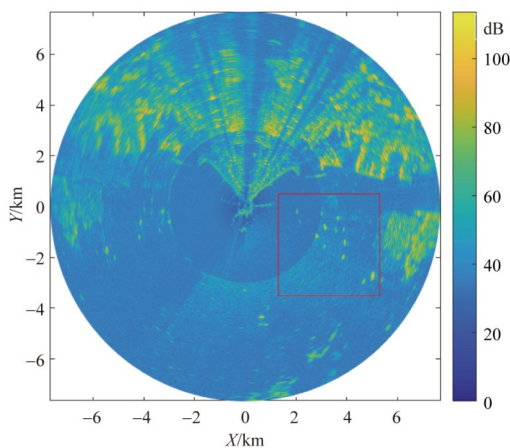


图 13 实测数据原始回波图像

考虑港内多为慢速目标, 首先采用隔扫描周期采样的方法将原始数据降为 32 帧 (等价于扫描周期变为 5 s)。图 14 所示为本文方法的处理结果, 共检测到疑似目标 13 批, 其中预检测输出单帧过门限点迹数平均约为 78 个, 依据理论分析结果设置检测门限 $\gamma_1 = 10$ 。相同检测门限下, 采用速度约束二进制积累最优 HT-TBD 检测算法, 所得检测结果与本文方法一致, 唯过门限参数单元积累值高出本文方法平均约 0.46 dB 。在所检出疑似目标中, A1, A2 和 A3 经与相关资料进行位置比对, 确认为进港引导灯桩, 其 RCS 经定标测量在 3 m^2 左右; T1 和 T2 经点迹时序以及运动状态分析, 基本可确认为运动目标; 其他已检出目标均为疑似慢动或漂浮目标, 因无 AIS 等信息比对, 尚无法最终确认。

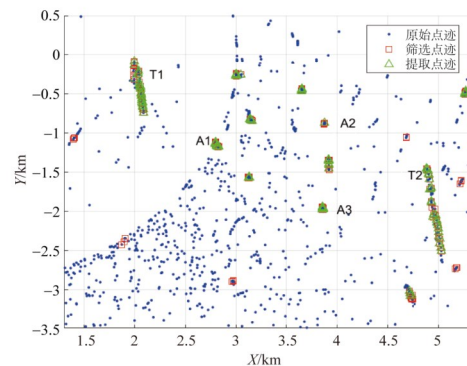


图 14 实测数据处理结果

7 结论

本文提出一种基于修正 Hough 变换的雷达海面微弱目标 TBD 检测新方法. 针对密集杂波背景, 通过基于修正单帧 Hough 变换以及引入多帧连续共线和速度约束条件, 可大幅降低杂波点迹密度; 在此基础上, 基于数据匹配批处理 Hough 变换在参数空间完成多目标二进制积累检测和原始点航迹提取. 所提方法能保持较高目标发现概率和较小计算量, 同时可显著提升杂波虚假航迹抑制能力.

Hough 变换类 TBD 检测方法的固有缺陷是难以有效应对慢动或机动目标. 下一步研究中, 将结合其他 TBD 检测算法对本文方法进行改进, 以提高对慢动或弱机动目标的检测性能.

参考文献

- [1] 陈小龙, 关键, 董云龙, 等. 稀疏域海杂波抑制与微动目标检测方法[J]. 电子学报, 2016, 44(4): 860-867.
CHEN X L, GUAN J, DONG Y L, et al. Sea clutter suppression and micromotion target detection in sparse domain[J]. Acta Electronica Sinica, 2016, 44(4): 860-867. (in Chinese)

- [2] 杨威, 付耀文, 潘晓刚, 等. 弱目标检测前跟踪技术研究综述[J]. 电子学报, 2014, 42(9): 1786-1793.
YANG W, FU Y W, PAN X G, et al. Track-before-detect technique for dim targets: An overview[J]. Acta Electronica Sinica, 2014, 42(9): 1786-1793. (in Chinese)
- [3] REED I S, GAGLIARDI R M, SHAO H M. Application of three-dimensional filtering to moving target detection[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1983, AES-19(6): 898-905.
- [4] CARLSON B D, EVANS E D, WILSON S L. Search radar detection and track with the Hough transform. I. system concept[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1994, 30(1): 102-108.
- [5] CARLSON B D, EVANS E D, WILSON S L. Search radar detection and track with the Hough transform. II. detection statistics[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1994, 30(1): 109-115.
- [6] CARLSON B D, EVANS E D, WILSON S L. Search radar detection and track with the Hough transform. III. Detection performance with binary integration[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1994, 30(1): 116-125.
- [7] 宋慧波, 高梅国, 田黎育, 等. 一种基于动态规划法的雷达微弱多目标检测方法[J]. 电子学报, 2006, 34(12): 2142-2145.
SONG H B, GAO M G, TIAN L Y, et al. An algorithm based on DP for radar dim multi-target detection[J]. Acta Electronica Sinica, 2006, 34(12): 2142-2145. (in Chinese)
- [8] 张鹏, 张林让. 基于动态规划的雷达弱目标检测前跟踪算法[J]. 西北大学学报(自然科学版), 2014, 44(6): 898-903.
ZHANG P, ZHANG L R. A Track-before-detect algorithm based on dynamic programming for radar dim target detection[J]. Journal of Northwest University(Natural Science Edition), 2014, 44(6): 898-903. (in Chinese)
- [9] YU H, WANG G, CAO Q, et al. A fusion based particle filter TBD algorithm for dim targets[J]. Chinese Journal of Electronics, 2015, 24(3): 590-595.
- [10] 卢锦. 基于粒子滤波的微弱雷达目标检测方法[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2014.
LU J. Weak Radar Target Detection Methods Based Upon Particle Filters[D]. Xi'an: Xidian University, 2014. (in Chinese)
- [11] DUDA R O, HART P E. Use of the Hough transformation to detect lines and curves in pictures[J]. Communications of the ACM, 1972, 15(1): 11-15.
- [12] MUKHOPADHYAY P, CHAUDHURI B B. A survey of Hough transform[J]. Pattern Recognition, 2015, 48(3): 993-1010.
- [13] ORLANDO D, RICCI G, BAR-SHALOM Y. Track-before-detect algorithms for targets with kinematic constraints[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2011, 47(3): 1837-1849.
- [14] YU H B, WANG G H, WU W, et al. A novel RHT-TBD approach for weak targets in HPRF radar[J]. Science China Information Sciences, 2016, 59(12): 1-14.
- [15] 柳树林, 陈新亮. 基于航迹检验的雷达检测前跟踪新算法[J]. 北京理工大学学报, 2012, 32(12): 1269-1272, 1278.
LIU S L, CHEN X L. A new track-before-detect algorithm based on track detection[J]. Transactions of Beijing Institute of Technology, 2012, 32(12): 1269-1272, 1278. (in Chinese)
- [16] 王国宏, 李林, 于洪波. 基于点集合并的修正 Hough 变换 TBD 算法[J]. 航空学报, 2017, 38(1): 198-208.
WANG G H, LI L, YU H B. A modified Hough transform TBD algorithm based on point set merging[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2017, 38(1): 198-208. (in Chinese)
- [17] MAKRI F S, PHILIPPOU A N. On binomial and circular binomial distributions of order k for l -overlapping success runs of length k [J]. Statistical Papers, 2005, 46(3): 411-432.
- [18] DILWORTH S J, MANE S R. Type II binomial distribution of order k with gaps[J]. Journal of the Indian Society for Probability and Statistics, 2018, 19(1): 105-120.
- [19] LING K D. On binomial distributions of order K [J]. Statistics & Probability Letters, 1988, 6(4): 247-250.

作者简介



包中华 男, 1985 年出生, 安徽庐江人. 分别于 2005 年、2007 年和 2010 年在海军工程大学获得学士、硕士和博士学位. 现为海军工程大学电子工程学院讲师. 主要研究方向为雷达海面目标检测与识别、X 波段导航雷达海态反演技术等.

E-mail: baozh_nue@yeah.net



卢建斌 男, 1980 年出生, 河南光山人. 博士. 海军工程大学电子工程学院副教授. 主要研究方向为雷达海面目标检测与识别、相控阵雷达资源调度与优化等.