

基于功率谱流形的信息几何DP-TBD算法

吴昊,程永强*,杨政,黎湘,王宏强

(国防科技大学电子科学学院,湖南长沙410079)

摘要: 针对复杂杂波背景下目标信杂比起伏而导致的漏检问题,本文结合信息几何检测器的性能优势与动态规划检测前跟踪(Dynamic Programming Track Before Detect, DP-TBD)的多帧信息积累能力,提出了基于功率谱流形的信息几何DP-TBD算法. 该算法利用功率谱流形与矩阵流形对偶关系,设计了功率谱信息几何检测器,将信息几何检测器的计算复杂度降低了近两个数量级. 通过实测数据实验验证,功率谱DP-TBD算法可实现与矩阵DP-TBD算法相近的检测性能,并将运算时间降低为矩阵DP-TBD算法的3%~8%. 此外,相较于信息几何检测器,功率谱DP-TBD可将检测信杂比(Signal-to-Clutter Ratio, SCR)提高2~3 dB.

关键词: 雷达目标检测;信息几何检测器;检测前跟踪;功率谱流形;动态规划

基金项目: 湖南省杰出青年基金(No.2022JJ0063);国家自然科学基金(No.61921001);国家重点研发计划(No.2022YFB3902400)

中图分类号: TN957.51

文献标识码: A

文章编号: 0372-2112(2024)01-0193-08

电子学报URL: <http://www.ejournal.org.cn>

DOI:10.12263/DZXB.20220846

Power Spectrum Manifold-Based Information Geometry DP-TBD Algorithm

WU Hao, CHENG Yong-qiang*, YANG Zheng, LI Xiang, WANG Hong-qiang

(College of Electronic Science and Technology, National University of Defense Technology, Changsha, Hunan 410079, China)

Abstract: To address the missed detection problem resulting from the fluctuation of target signal-to-clutter ratio in complex clutter background, this paper proposes the power spectrum manifold-based information geometry dynamic programming track-before-detect (DP-TBD) algorithm by combining the performance advantage of information geometry detector and the ability of dynamic programming in multi-frame information accumulation. This algorithm utilizes the duality between the power spectrum manifold and matrix manifold and designs the power spectrum information geometry detector to reduce the computation complexity of information geometry detector by approximate two levels. According to the experiments based on real-recorded clutter data, the power spectrum DP-TBD algorithm achieves almost the same detection performance as the matrix DP-TBD algorithm while only requires 3%~8% running time than that of the matrix DP-TBD algorithm. In addition, the power spectrum DP-TBD algorithm provides an SCR improvement of 2~3 dB to information geometry detector.

Key words: radar target detection; information geometry detector; track before detect; power spectrum manifold; dynamic programming

Foundation Item(s): Hunan Provincial Outstanding Youth Fund (No.2022JJ0063); National Natural Science Foundation of China (No.61921001); National Key R&D Plan (No.2022YFB3902400)

1 引言

目标检测是电子信息领域的重要问题,在雷达、声纳以及通信等领域都有广泛应用. 单元平均常虚

警检测(Cell Averaging-Constant False Alarm Rate, CA-CFAR)^[1]是经典的非相参积累检测方法,其利用回波的能量特性检测判断目标的存在性,但当信杂比降低时

其检测性能将急剧下降. 针对低信杂比下的目标检测问题, 基于快速傅里叶变换的常虚警检测 (FFT-CFAR)^[2] 采用相参积累的方式获得了检测性能的提升. 然而该方法主要考虑高斯白噪声情形, 当杂波统计特性复杂时, 其信杂比增益将存在一定程度的损失. 为解决复杂杂波背景下的目标检测问题, 一类如广义似然比^[3]、自适应匹配滤波^[4-8]的目标检测方法受到国内外学者的关注, 其采用协方差矩阵模型表征杂波的统计相关性, 检测性能取得了一定的提升. 对于此类方法, 杂波协方差矩阵的估计精度是影响目标检测性能的关键因素^[9]. 然而, 在非均匀杂波背景下, 可用于估计杂波协方差矩阵的样本数据十分有限, 从而导致此类方法检测性能无法满足需求.

信息几何是结合现代几何学与统计学的新型数学分支^[10,11], 信息几何检测器是基于该数学理论所提出的目标检测新方法^[12,13]. 得益于矩阵流形的几何结构, 矩阵信息几何检测器在小样本、少脉冲检测情形下具有较大性能优势^[14,15]. 目前, 国内外学者已针对矩阵信息几何检测器开展大量研究. 起初, 矩阵信息几何检测器使用黎曼距离度量, 量化杂波与目标协方差矩阵的特性差异^[16]. 为避免黎曼距离中的矩阵对数运算, 以 Kullback-Leibler (KL) 散度为代表的信息散度^[17,18]以及谱范数^[19]均被应用于该类检测器中, 同样取得了较好的检测性能. 此外, 为解决检测环境与几何度量的适配性问题, 文献^[20]提出了自适应矩阵信息几何检测器, 有效提升了该类检测器的检测性能.

目前, 信息几何检测器仍处于发展阶段, 其中仍存在一些理论与应用上的问题亟待解决. 在雷达探测过程中, 由于复杂杂波环境的影响, 目标信杂比 (Signal-to-Clutter Ratio, SCR) 将不断起伏变换. 这将导致检测器出现大量漏检现象, 从而使目标信息丢失. 现有的信息几何检测方法均为单帧数据输入的检测器, 无法利用多帧数据的信息积累解决目标起伏导致的检测性能下降问题. 为解决该问题, 检测前跟踪 (Track Before Detect, TBD) 技术^[21]可以积累目标的帧间信息实现多帧积累检测. TBD 技术可以大致分为两类: 单帧递归 TBD^[22-24]与多帧 TBD^[25,26]. 其中基于动态规划的检测前跟踪 (Dynamic Programming Track Before Detect, DP-TBD) 算法是多帧 TBD 中应用最为广泛的方法. 相比其他跟踪方法^[27], DP-TBD 算法计算效率高且能够获得较大的积累增益^[28,29]. DP-TBD 算法通过分数累积函数评估每条目标的可行轨迹, 然后利用动态规划方法求解分数累积函数最大值所对应的目标轨迹.

然而, 目前 DP-TBD 方法中的分数累计函数主要以

传统的能量特性区分目标与杂波为背景^[21], 在复杂杂波背景下难以实现高性能检测. 基于此, 本文将结合 DP-TBD 算法的多帧积累能力与信息几何检测器的检测性能优势, 解决复杂杂波背景下的起伏目标检测问题. 由于矩阵信息几何检测器运算量较大, 本文将利用功率谱流形与矩阵流形的对偶关系^[30], 设计功率谱流形几何检测器, 并在此基础上, 提出具有高效计算性能的基于功率谱流形的信息几何 DP-TBD 方法, 主要贡献有如下 3 点.

(1) 利用功率谱流形与矩阵流形对偶关系, 推导了功率谱流形上 KL 散度的诱导势函数, 以及相应几何质心的解析表达式, 并以此设计了功率谱信息几何检测器. 相较于现有信息几何检测器, 功率谱信息几何检测器将计算复杂度降低了近两个数量级.

(2) 结合功率谱信息几何检测器与 DP-TBD 算法, 建立了基于流形特征轨迹的优化模型, 推导了该优化模型的状态转移方程, 提出了基于功率谱流形的 DP-TBD 算法, 并分析了功率谱 DP-TBD 与矩阵 DP-TBD 算法的计算复杂度.

(3) 利用实测数据验证了所提方法的运算时间以及检测性能. 实验结果表明, 功率谱 DP-TBD 运算时间为矩阵 DP-TBD 的 3%~8%; 此外, 相较于信息几何检测器, 功率谱 DP-TBD 可将检测信杂比提高 2~3 dB.

2 功率谱流形几何检测器

功率谱流形几何检测器是在矩阵信息几何检测器的基础上, 利用功率谱流形与拓普利兹厄米特正定矩阵的对偶关系^[30]拓展而来的.

2.1 矩阵信息几何检测器基本思想

雷达目标检测问题通常被数学建模为如下的二元假设检验问题:

$$\begin{aligned} \mathcal{H}_0: & \begin{cases} \mathbf{x}_D = \mathbf{w} \\ \mathbf{x}_k = \mathbf{w}_k \end{cases}, \quad k = 1, 2, \dots, K \\ \mathcal{H}_1: & \begin{cases} \mathbf{x}_D = \alpha \mathbf{p} + \mathbf{w} \\ \mathbf{x}_k = \mathbf{w}_k \end{cases}, \quad k = 1, 2, \dots, K \end{aligned} \quad (1)$$

其中, \mathbf{x}_D 表示待检测单元的样本数据; \mathbf{x}_k 为第 k 个参考单元的样本数据; K 为参考单元数; \mathbf{w} 和 \mathbf{w}_k 分别为待检测单元与参考单元的杂波; \mathbf{p} 是目标的导向向量; α 是与目标回波能量有关的未知复标量.

在矩阵信息几何检测器中, 所有样本数据将被建模表征为如下的协方差矩阵:

$$\mathbf{C}_x = \mathbb{E}[\mathbf{x}\mathbf{x}^H] = \begin{bmatrix} c_0 & c_1 & \cdots & c_{m-1} \\ c_1^* & c_0 & \cdots & c_{m-2} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ c_{m-1}^* & c_{m-2}^* & \cdots & c_0 \end{bmatrix} \quad (2)$$

其中, $(\cdot)^*$ 为共轭算子; $E[\cdot]$ 为数学期望算子; $c_k = E[x_i x_{i+k}^*]$ 为自相关系数; m 为数据样本长度. 假设样本数据为广义平稳随机过程, 则由该过程各态历经性, 自相关系数可估计为

$$\hat{c}_k = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^{m-k} x_i x_{i+k}^*, \quad k=0, 1, \dots, m-1 \quad (3)$$

从而得到协方差矩阵估计值 \hat{C}_x . 利用上述协方差矩阵建模方法, 可以得到待检测单元协方差矩阵 \hat{C}_D , 以及参考单元协方差矩阵 $\hat{C}_1, \hat{C}_2, \dots, \hat{C}_K$.

令 \mathcal{M} 为由拓普利兹厄米特正定矩阵构成的矩阵流形, 矩阵信息几何检测器将雷达目标检测问题视为流形 \mathcal{M} 上的几何问题, 并利用 \mathcal{M} 上的几何测量 (广义几何距离) 实现目标存在与否的判别. 如图 1 所示, 矩阵信息几何检测器的检测判决式可以表示为

$$\mathcal{D}(\hat{C}_D, \hat{C}) \underset{\mathcal{H}_0}{\overset{\mathcal{H}_1}{\geq}} \eta \quad (4)$$

其中, $\mathcal{D}(C_1, C_2)$ 为矩阵 C_1 与 C_2 之间的几何测量值; η 表示门限值; \hat{C} 为参考单元协方差矩阵 $\hat{C}_1, \hat{C}_2, \dots, \hat{C}_K$ 的几何质心, 可以表示为下述优化问题的解:

$$\hat{C} = \arg \min_C \sum_{k=1}^K \mathcal{D}(\hat{C}_k, C) \quad (5)$$

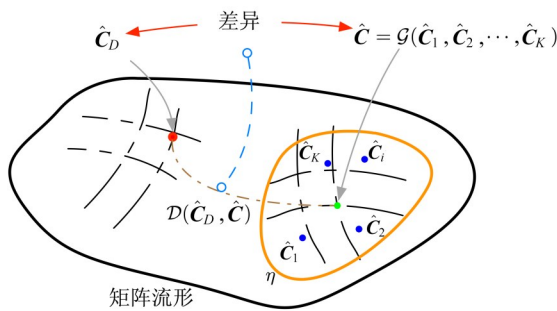


图 1 矩阵流形上的检测判决

在现有的矩阵信息几何检测器中, 仿射不变几何测量是一类常用的几何测量函数 $\mathcal{D}(C_1, C_2)$, 其满足以下条件:

$$\forall C_1, C_2 \in \mathcal{M}, \forall W \in GL(m, \mathbb{C}), \quad \mathcal{D}(W^H C_1 W, W^H C_2 W) = \mathcal{D}(C_1, C_2) \quad (6)$$

其中, $GL(m, \mathbb{C})$ 为 m 维复数域一般线性群. 特别地, KL 散度为一种广泛使用的仿射不变几何测量, 其表达式为

$$\mathcal{D}_{KL}(C_1, C_2) = \text{tr}(C_1 C_2^{-1} - I) - \ln |C_1 C_2^{-1}| \quad (7)$$

其中, $\text{tr}(C)$ 和 $|C|$ 分别表示矩阵 C 的迹和行列式. 在 KL 散度下, 矩阵 $\hat{C}_1, \hat{C}_2, \dots, \hat{C}_K$ 的质心可表示为

$$\hat{C} = \mathcal{G}_{KL}(\hat{C}_1, \hat{C}_2, \dots, \hat{C}_K) = \left(\frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \hat{C}_k^{-1} \right)^{-1} \quad (8)$$

2.2 基于功率谱诱导势函数的几何检测器

功率谱几何检测器是基于功率谱流形与矩阵流形的对偶关系^[30], 通过矩阵几何检测器而诱导出的几何检测器. 文献[30]详细叙述了功率谱流形与矩阵流形的对偶关系, 其中的主要结论如下:

(1) 当矩阵维数 $m \rightarrow \infty$ 时, 协方差矩阵 $\hat{C}_x \rightarrow F \text{diag}(\lambda_0, \lambda_1, \dots, \lambda_{m-1}) F^H$. 其中, F 为傅里叶变换矩阵; $\lambda_0, \lambda_1, \dots, \lambda_{m-1}$ 为自相关系数 $\hat{c}_0, \hat{c}_1, \dots, \hat{c}_{m-1}$ 的傅里叶变换, 即样本数据的功率谱 P .

(2) 对于正定矩阵流形上的任意仿射不变几何测量 $\mathcal{D}(C_1, C_2)$, 存在功率谱流形上的诱导势函数 $\varphi_D(P)$, 满足 $\mathcal{D}(C_1, C_2) = \varphi_D(P)$. 其中, $P = (\lambda_0, \lambda_1, \dots, \lambda_{m-1})$ 为矩阵 $C_1 C_2^{-1}$ 的特征值构成的功率谱.

基于上述数学性质, 可以构造由矩阵信息几何检测器诱导的功率谱几何检测器. 令 $\hat{P}_D, \hat{P}_1, \dots, \hat{P}_K$ 分别为待检测单元以及参考单元样本数据的功率谱, 并定义白化映射 \mathcal{W} 为

$$\mathcal{W}(P_1, P_2) = \left(\frac{\lambda_0^{(0)}}{\lambda_0^{(2)}}, \frac{\lambda_1^{(0)}}{\lambda_1^{(2)}}, \dots, \frac{\lambda_{m-1}^{(0)}}{\lambda_{m-1}^{(2)}} \right) \quad (9)$$

其中, $P_1 = (\lambda_0^{(0)}, \lambda_1^{(0)}, \dots, \lambda_{m-1}^{(0)})$, $P_2 = (\lambda_0^{(2)}, \lambda_1^{(2)}, \dots, \lambda_{m-1}^{(2)})$. 类似地, 可以得到功率谱 $\hat{P}_1, \hat{P}_2, \dots, \hat{P}_K$ 的几何质心为

$$\hat{P} = \arg \min_P \sum_{k=1}^K \psi_D(\hat{P}_k, P) \quad (10)$$

其中, $\psi_D = \varphi_D \circ \mathcal{W}$ 是诱导势函数 φ_D 与功率谱白化映射 \mathcal{W} 的复合映射.

基于以上定义, 功率谱几何检测器的检测判决式可以表示为

$$\psi_D(\hat{P}_D, \hat{P}) \underset{\mathcal{H}_0}{\overset{\mathcal{H}_1}{\geq}} \eta' \quad (11)$$

其中, η' 为门限值.

特别地, KL 散度的诱导势函数 φ_{KL} 以及复合映射 ψ_{KL} 的表达式为

$$\varphi_{KL}(P) = \sum_{i=0}^{m-1} \lambda_i - 1 - \ln \lambda_i \quad (12)$$

$$\psi_{KL}(P_1, P_2) = \sum_{i=0}^{m-1} \frac{\lambda_i^{(0)}}{\lambda_i^{(2)}} - 1 - \ln \frac{\lambda_i^{(0)}}{\lambda_i^{(2)}} \quad (13)$$

在 KL 散度诱导势函数下, 功率谱 $\hat{P}_1, \hat{P}_2, \dots, \hat{P}_K$ 的几何质心可以表示为

$$\hat{P} = \left(\frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \lambda_0^{(k)}, \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \lambda_1^{(k)}, \dots, \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \lambda_{m-1}^{(k)} \right) \quad (14)$$

其中, $\hat{P}_k = (\lambda_0^{(k)}, \lambda_1^{(k)}, \dots, \lambda_{m-1}^{(k)})$.

3 基于功率谱流形的 DP-TBD 算法

3.1 功率谱信息几何 DP-TBD

考虑当前共有 $M = m \times M_F$ 个脉冲, 可划分为 M_F 帧 (即 M_F 个相参处理单元), 其中每帧数据包含 m 个脉冲、 N 个距离单元. 对于第 i 帧数据的第 j 个距离单元, 通过当前单元的样本数据 \mathbf{x}_D 以及相邻距离单元 (第 $j - K/2$ 到 $j + K/2$ 单元) 样本数据所构成的参考单元数据 $\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_K$, 可以获得当前单元的功率谱 $\hat{P}_D^{(i,j)}$ 以及杂波功率谱估计 $\hat{P}_D^{(i,j)}$. 设目标在第 i 帧所处的距离单元为 r_i , 则目标轨迹 r_1, r_2, \dots, r_{M_F} 应满足如下运动限制^[21]:

$$|r_{i+1} - r_i| \leq \Delta_r, \quad (1 \leq i < M_F) \quad (15)$$

其中, $\Delta_r = V_{\max} T_{\text{CPI}} / R$, V_{\max} 为预设的目标运动速度最大值, T_{CPI} 为相邻帧数据的时间间隔 (即相参处理间隔), R 为相邻距离单元的实际距离间隔. 则目标所有可能的运动轨迹可构成集合

$$\Gamma = \left\{ (r_1, r_2, \dots, r_{M_F}) \mid 1 \leq r_i \leq N, |r_{i+1} - r_i| \leq \Delta_r, 1 \leq i < M_F \right\} \quad (16)$$

此外, 当目标在空间中移动时, 其特征 (协方差矩阵或功率谱) 也将随之演化. 如图 2 所示, 目标在 t_1, t_2, \dots, t_{M_F} 时刻在流形上所对应的功率谱 $\hat{P}_D^{(1)}, \hat{P}_D^{(2)}, \dots, \hat{P}_D^{(M_F)}$, 以及这些时刻杂波在流形上所对应的点 $\hat{P}^{(1)}, \hat{P}^{(2)}, \dots, \hat{P}^{(M_F)}$, 应符合如下规律:

(1) 由于目标与杂波特性存在一定的距离, 因此在每个时刻 t_i ($1 \leq i \leq M_F$), $\hat{P}_D^{(i)}$ 与 $\hat{P}^{(i)}$ 的距离较远;

(2) 因为相邻时刻目标的特性变化较小, 所以对于相邻时刻 t_i, t_{i+1} ($1 \leq i < M_F$), $\hat{P}_D^{(i)}$ 与 $\hat{P}_D^{(i+1)}$ 的距离较近.

因此, 对于目标轨迹 r_1, r_2, \dots, r_{M_F} , 应使下列两个优化问题达到最优值:

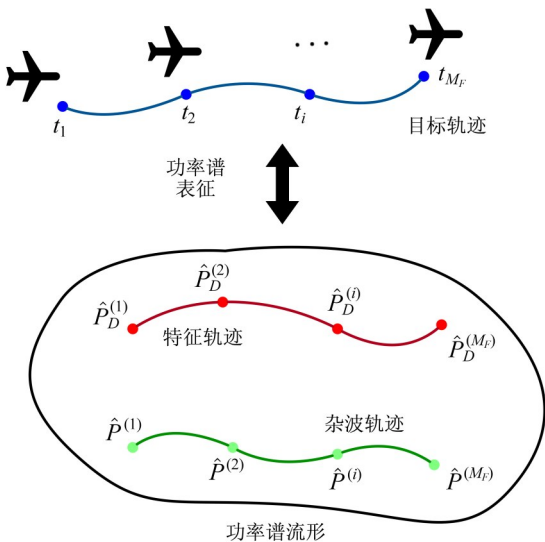


图2 功率谱流形上目标与杂波的特征轨迹

$$\max_{(r_1, r_2, \dots, r_{M_F}) \in \Gamma} \sum_{i=1}^{M_F} \psi_D(\hat{P}_D^{(i, r_i)}, \hat{P}^{(i, r_i)}) \quad (17)$$

$$\min_{(r_1, r_2, \dots, r_{M_F}) \in \Gamma} \sum_{i=1}^{M_F} \psi_D(\hat{P}_D^{(i, r_{i+1})}, \hat{P}_D^{(i, r_i)}) \quad (18)$$

优化问题(17)与优化问题(18)分别对应着规律1与规律2, 求解优化问题(17)与优化问题(18)分别代表着找到一条符合目标运动规律以及使 $\hat{P}_D^{(i)}$ 与 $\hat{P}^{(i)}$ 的距离之和最大同时 $\hat{P}_D^{(i)}$ 与 $\hat{P}_D^{(i+1)}$ 的距离之和最小的轨迹. 通过加权联合二者, 得到双任务优化问题:

$$\max_{(r_1, r_2, \dots, r_{M_F}) \in \Gamma} \sum_{i=1}^{M_F} \psi_D(\hat{P}_D^{(i, r_i)}, \hat{P}^{(i, r_i)}) - \zeta \sum_{i=1}^{M_F} \psi_D(\hat{P}_D^{(i, r_{i+1})}, \hat{P}_D^{(i, r_i)}) \quad (19)$$

上述优化问题是对优化问题(17)与优化问题(18)统筹考虑后的联合优化问题, 通过求解该问题可以找到既使 $\hat{P}_D^{(i)}$ 与 $\hat{P}^{(i)}$ 的距离之和尽可能大又使 $\hat{P}_D^{(i)}$ 与 $\hat{P}_D^{(i+1)}$ 的距离之和尽可能小的目标运动轨迹.

利用动态规划 (Dynamic Programming, DP) 算法解决优化问题(19), 可以得到目标轨迹估计值 $\hat{r}_1, \hat{r}_2, \dots, \hat{r}_{M_F}$, 具体如下:

设 $f(n, r)$ 表示仅考虑前 n 帧数据且当 $\hat{r}_n = r$ 时, 优化式(19)所能取得的最大值, 即

$$f(n, r) = \begin{cases} \max_{(r_1, r_2, \dots, r_n) \in \Gamma} \sum_{i=1}^n \psi_D(\hat{P}_D^{(i, r_i)}, \hat{P}^{(i, r_i)}) & n > 1 \\ -\zeta \sum_{i=1}^{n-1} \psi_D(\hat{P}_D^{(i, r_{i+1})}, \hat{P}_D^{(i, r_i)}) & n > 1 \\ \psi_D(\hat{P}_D^{(n, r)}, \hat{P}^{(n, r)}) & n = 1 \end{cases} \quad (20)$$

根据 $f(n, r)$ 定义, 可得到状态转移方程:

$$f(n, r) = \begin{cases} \max_{|r-r'| \leq \Delta_r} f(n-1, r') - \zeta \psi_D(\hat{P}_D^{(n, r)}, \hat{P}_D^{(n-1, r')}) + \psi_D(\hat{P}_D^{(n, r)}, \hat{P}^{(n, r)}) & n > 1 \\ \psi_D(\hat{P}_D^{(n, r)}, \hat{P}^{(n, r)}) & n = 1 \end{cases} \quad (21)$$

基于状态转移方程(21), 可利用动态规划算法递推求解 $f(M_F, r)$ ($r = 1, 2, \dots, N$), 其递推求解过程如图3所示: 按照 $n = 1, 2, \dots, M_F$ 的顺序, 递推求解所有 $f(n, r)$, $n = 1, 2, \dots, M_F$, $r = 1, 2, \dots, N$.

基于所求 $f(M_F, r)$, 则对于第 M_F 帧、第 r 距离单元, 功率谱信息几何 DP-TBD 检测方法的检测判决式为

$$f(M_F, r) \underset{\mathcal{H}_0}{\overset{\mathcal{H}_1}{\geq}} \eta_{M_F} \quad (22)$$

其中, η_{M_F} 为门限值, 通常由蒙特卡洛方法确定. 此外, 令轨迹记录变量为

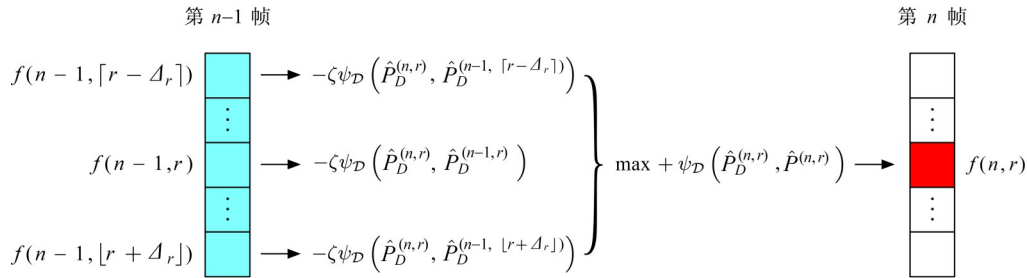


图3 动态规划状态转移过程

$$g(n, r) = \max_{|r-r'| \leq \Delta_r} f(n-1, r') - \zeta \psi_D(\hat{P}_D^{(n,r)}, \hat{P}_D^{(n-1, r')}) + \psi_D(\hat{P}_D^{(n,r)}, \hat{P}_D^{(n,r)}), n > 1, r = 1, 2, \dots, N \quad (23)$$

则当距离单元 $\hat{r}_{M_F} = r$ 存在目标时, 其前 $M_F - 1$ 帧轨迹 $\hat{r}_1, \hat{r}_2, \dots, \hat{r}_{M_F-1}$ 可由下式回溯得到:

$$\hat{r}_k = g(k+1, \hat{r}_{k+1}), \quad k = 1, 2, \dots, M_F - 1 \quad (24)$$

3.2 计算复杂度分析

对于所提方法, 其计算复杂度的分析主要分为两步: (1) 分析功率谱几何检测器的计算复杂度; (2) 基于检测器复杂度的分析结果, 分析基于功率谱流形的 DP-TBD 算法的计算复杂度.

3.2.1 功率谱几何检测器计算复杂度

功率谱几何检测器的计算量主要由 3 部分构成: 待检测单元与参考单元样本数据功率谱计算、参考单元功率谱几何质心计算、检测统计量计算. 功率谱计算量主要来自快速傅里叶变换算法, 几何质心与检测统计量计算式分别为式(14)和式(13). 当样本数据长度为 m , 参考单元数为 K 时, 各部分计算复杂度如表 1 所示. 此外, 作为对比, 矩阵信息几何检测的计算量也在表 1 中给出, 功率谱几何检测器较之降低了近两个数量级.

表1 功率谱几何检测器与矩阵信息几何检测器计算复杂度分析

| 检测器 | 样本数据特征 | 几何质心 | 检测统计量 | 总计 |
|-----|----------------------------|---------------------|--------------------|----------------------------|
| 功率谱 | $\mathcal{O}(Km \log_2 m)$ | $\mathcal{O}(Km)$ | $\mathcal{O}(m)$ | $\mathcal{O}(Km \log_2 m)$ |
| 矩阵 | $\mathcal{O}(Km^2)$ | $\mathcal{O}(Km^3)$ | $\mathcal{O}(m^3)$ | $\mathcal{O}(Km^3)$ |

3.2.2 DP-TBD 计算复杂度

DP-TBD 算法过程主要分为两个阶段: 预处理阶段以及转移求解阶段. 其中, 预处理阶段需要计算 M_F 帧数据中 N 个距离单元的 DP-TBD 算法相关量 $\psi_D(\hat{P}_D^{(i, r_{i+1})}, \hat{P}_D^{(i, r_i)})$, $\psi_D(\hat{P}_D^{(i, r_i)}, \hat{P}_D^{(i, r_i)})$. 该计算过程与功率谱几何检测器一致, 因此所需计算量为 $\mathcal{O}(M_F NKm \log_2 m)$, 则矩阵信息几何 DP-TBD 算法预处理过程所需计算量为 $\mathcal{O}(M_F NKm^3)$. 转移求解阶段需要计算所有 M_F 帧数据、 N 个距离单元的 $f(n, r)$ 值. 单个

$f(n, r)$ 计算的主要过程为: 从前一帧 $2\Delta_r + 1$ 个 $f(n-1, r')$ 中挑选最大值. 因此, 该阶段的计算复杂度为 $\mathcal{O}(M_F N \Delta_r)$.

此外, 利用 FFT-CFAR 进行多帧联合检测的传统 DP-TBD 同样包含预处理阶段与转移求解阶段. 在预处理阶段, 需计算 M_F 帧数据中 N 个距离单元的傅里叶变换, 以及该距离单元所对应的 K 个参考单元的平均功率, 因此计算量为 $\mathcal{O}(M_F N (Km + m \log_2 m))$. 由于转移阶段同样需要从前一帧 $2\Delta_r + 1$ 个距离单元中挑选最大值, 所以该阶段的计算复杂度同样为 $\mathcal{O}(M_F N \Delta_r)$.

综上所述, 基于功率谱流形的 DP-TBD 算法的计算复杂度为 $\mathcal{O}(M_F NKm \log_2 m + M_F N \Delta_r)$, 基于矩阵流形的 DP-TBD 算法的计算复杂度为 $\mathcal{O}(M_F NKm^3 + M_F N \Delta_r)$, 两种基于信息几何 DP-TBD 算法的计算复杂度相差约两个数量级. 相比两种信息几何 DP-TBD 算法的计算复杂度, 传统 DP-TBD 算法的计算复杂度为 $\mathcal{O}(M_F N (Km + m \log_2 m) + M_F N \Delta_r)$, 其复杂度略好于基于功率谱流形的 DP-TBD.

4 实验结果与分析

本文利用 1998 年 IPIX 雷达对海探测数据 19980205_185111_ANTSTEP.CDF 对所提方法进行验证, 其中采用数据为 HH 极化. 采集该数据所用雷达参数如下: 载频为 9.39 GHz, 脉冲重复频率为 1 000 Hz. 该数据文件共包含 60 000 脉冲, 27 个距离单元, 距离分辨率为 3 m. 实验均使用 MATLAB R2020a 完成, 所用计算机的 CPU 型号为 Intel CoRe i7-9700, 内存容量为 16 GB.

令总处理帧数 $M_F = 100$, 参考单元数为 $K = 6$, 动态规划相关参数 $\Delta_r = 1$, $\zeta = 0.01$. 当相参处理单元内包含脉冲数 m 改变时, 基于功率谱流形的 DP-TBD 算法、基于矩阵流形的 DP-TBD 算法以及传统 DP-TBD 算法的运算时间如图 4 所示, 其中运算时间为 100 次运算的平均值. 从图 4 所示的实验结果中可知, 当 $m = 15$ 时, 功率谱 DP-TBD 算法运算时间为矩阵 DP-TBD 运算时间的 8%;

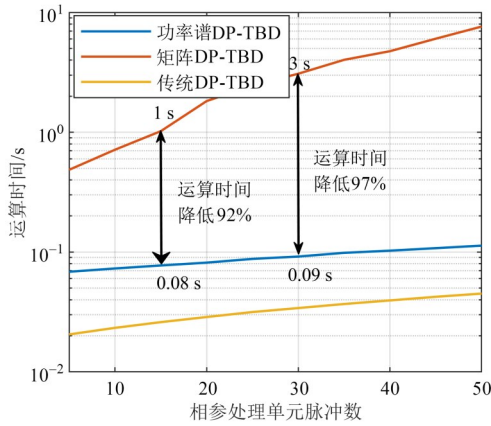


图4 相参处理单元脉冲数与运算时间曲线图

当 $m=30$ 时,功率谱 DP-TBD 算法运算时间为矩阵 DP-TBD 运算时间的 3%.

由于该对海探测数据中并未包含目标信息,后续实验将加入仿真目标以验证所提方法检测性能.令参考单元数为 $K=6$,相参处理单元内包含脉冲数 $m=16$.图5为3种 DP-TBD 算法在不同信杂比(Signal-to-Clutter Ratio, SCR)下的目标轨迹估计结果.当 SCR=0 dB 时,功率谱 DP-TBD 是三者中偏离真实轨迹最少的方法;当 SCR=10 dB 时,功率谱 DP-TBD 能准确估计目标轨迹,其余两个方法仍存在偏离真实估计的现象.此外,轨迹估计均方误差与信杂比的关系如图6所示,可以看到功率谱 DP-TBD 的均方误差最小,其次是矩阵 DP-TBD,传统 DP-TBD 的轨迹估计误差最大.

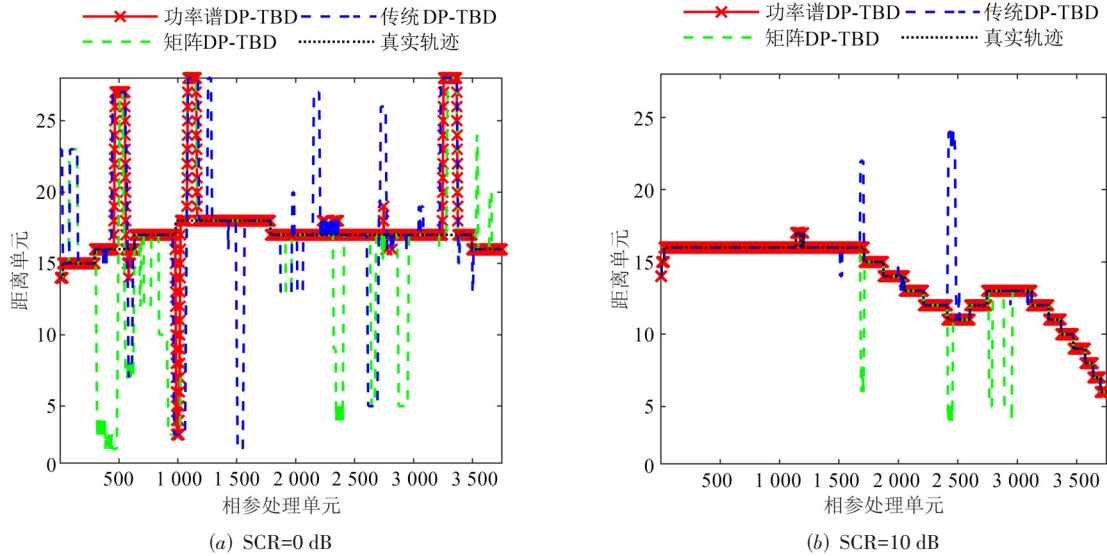


图5 3种 DP-TBD 算法所得目标轨迹图

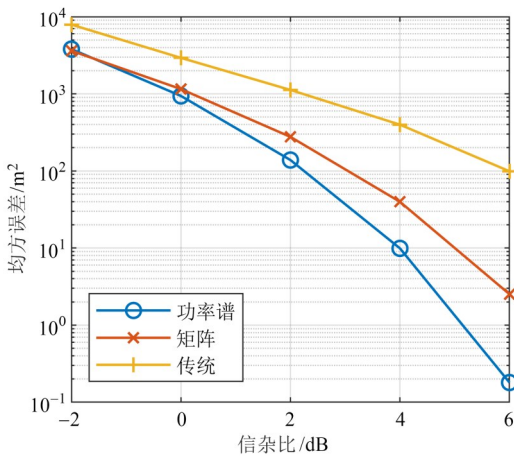
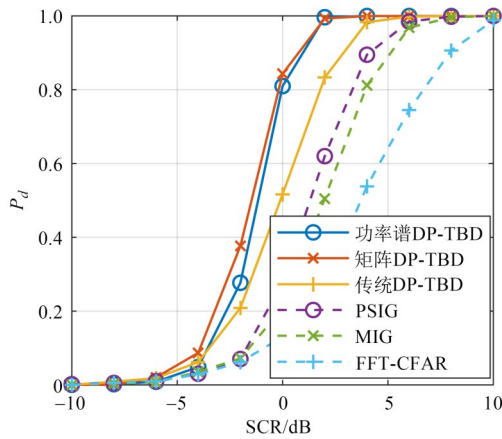


图6 均方误差与信杂比曲线图

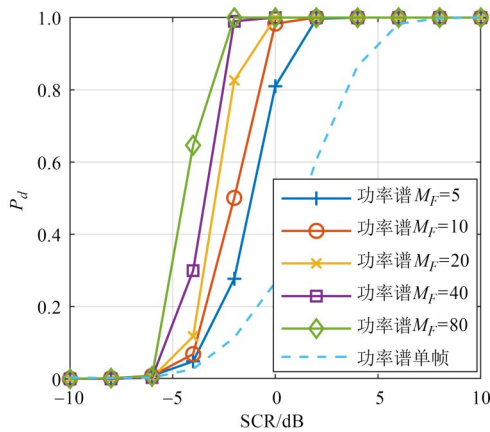
为定量验证基于功率谱 DP-TBD 的检测性能提升,图7(a)为总处理帧数 $M_F=5$ 时,3种 DP-TBD 算法以及所对应检测器的检测性能曲线图.从图7(a)中的实验结果可以看出:

- (1) 经过多帧积累后,3种 DP-TBD 算法的检测性能均有所提升;
- (2) 相较于信息几何检测器,功率谱 DP-TBD 算法将检测信杂比提高了 2~3 dB;
- (3) 功率谱 DP-TBD 算法与矩阵 DP-TBD 算法的检测性能接近.

进一步增大积累帧数,功率谱 DP-TBD 在 M_F 为 5, 10, 20, 40, 80 下的检测性能曲线如图7(b)所示.结果表明,检测概率随着积累帧数的增加而逐步提升.



(a) 不同方法性能差异



(b) 不同积累帧数性能差异

图7 检测性能曲线

5 结束语

本文利用功率谱流形与矩阵流形的对偶关系,设计了功率谱信息几何检测器,并在此基础上提出了基于功率谱流形的 DP-TBD 算法. 该算法利用多帧信息积累增益,解决了目标功率起伏而造成的漏检问题. 相比基于矩阵流形的 DP-TBD 算法,本文所提算法具有更低的算法复杂度,实验结果表明功率谱 DP-TBD 运算时间为矩阵 DP-TBD 的 3%~8%. 此外,实测数据实验表明,相较于信息几何检测器,功率谱 DP-TBD 可将检测信杂比提高 2~3 dB.

参考文献

- [1] WATTS S. Cell-averaging CFAR gain in spatially correlated K-distributed clutter[J]. IEE Proceedings - Radar, Sonar and Navigation, 1996, 143(5): 321-327.
- [2] WANG S C, INKOL R, RAJAN S, et al. Performance analysis of the FFT filter bank-based summation CFAR detector[C]//2008 IEEE Instrumentation and Measurement Technology Conference. Piscataway: IEEE, 2008: 452-456.
- [3] KELLY E J. An adaptive detection algorithm[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1986, AES-22(2): 115-127.
- [4] LIU W J, LIU J, HAO C P, et al. Multichannel adaptive signal detection: Basic theory and literature review[J]. Science China Information Sciences, 2022, 65(2): 121301.
- [5] DE MAIO A, PALLOTTA L, LI J, et al. Loading factor estimation under affine constraints on the covariance eigenvalues with application to radar target detection[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2019, 55(3): 1269-1283.
- [6] AUBRY A, DE MAIO A, PALLOTTA L, et al. Radar detection of distributed targets in homogeneous interference whose inverse covariance structure is defined via unitary invariant functions[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2013, 61(20): 4949-4961.
- [7] CONTE E, LOPS M, RICCI G. Adaptive matched filter detection in spherically invariant noise[J]. IEEE Signal Processing Letters, 1996, 3(8): 248-250.
- [8] RONG Y, AUBRY A, DE MAIO A, et al. Adaptive radar detection in low-rank heterogeneous clutter via invariance theory[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2021, 69: 1492-1506.
- [9] 孟祥伟. 量化秩非参数 CFAR 检测器在杂波边缘中的性能分析[J]. 电子学报, 2020, 48(2): 384-389.
MENG X W. Performance analysis of rank quantization nonparametric CFAR detector at clutter edge[J]. Acta Electronica Sinica, 2020, 48(2): 384-389. (in Chinese)
- [10] 孙华飞, 彭林玉, 张真宁. 信息几何及其应用[J]. 数学进展, 2011, 40(3): 257-269.
SUN H F, PENG L Y, ZHANG Z N. Information geometry and its applications[J]. Advances in Mathematics, 2011, 40(3): 257-269. (in Chinese)
- [11] 黎湘, 程永强, 王宏强, 等. 信息几何理论与应用研究进展[J]. 中国科学: 信息科学, 2013, 43(6): 707-732.
LI X, CHENG Y Q, WANG H Q, et al. Progress in theory and applications of information geometry[J]. Scientia Sinica (Informationis), 2013, 43(6): 707-732. (in Chinese)
- [12] 程永强. 雷达信号处理的信息理论与几何方法研究[D]. 长沙: 国防科技大学, 2012.
CHENG Y Q. Information Theory and Geometric Methods of Radar Signal Processing[D]. Changsha: National University of Defense Technology, 2012. (in Chinese)
- [13] 华小强. 基于矩阵信息几何的雷达目标检测方法研究[D]. 长沙: 国防科技大学, 2018.
HUA X Q. Research on Radar Target Detection Method based on Matrix Information Geometry[D]. Changsha: National University of Defense Technology, 2018. (in Chinese)
- [14] CHEN X X, CHENG Y Q, WU H, et al. Heterogeneous clutter suppression via affine transformation on Riemannian

- nian manifold of HPD matrices[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2022, 60: 1-13.
- [15] WU H, CHENG Y Q, CHEN X X, et al. Geodesic normal coordinate-based manifold filtering for target detection [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2022, 60: 1-15.
- [16] LAPUYADE-LAHORGUE J, BARBARESCO F. Radar detection using Siegel distance between autoregressive processes, application to HF and X-band radar[C]//2008 IEEE Radar Conference. Piscataway: IEEE, 2008: 1-6.
- [17] HUA X Q, CHENG Y Q, WANG H Q, et al. Geometric means and medians with applications to target detection [J]. IET Signal Processing, 2017, 11(6): 711-720.
- [18] HUA X Q, CHENG Y Q, WANG H Q, et al. Information geometry for covariance estimation in heterogeneous clutter with total bregman divergence[J]. Entropy, 2018, 20(4): 258.
- [19] 赵文静, 金明录, 刘文龙. 基于谱范数的矩阵 CFAR 检测器[J]. 电子学报, 2019, 47(9): 1951-1956.
ZHAO W J, JIN M L, LIU W L. Matrix CFAR detector based on matrix spectral norm[J]. Acta Electronica Sinica, 2019, 47(9): 1951-1956. (in Chinese)
- [20] WU H, CHENG Y Q, CHEN X X, et al. Adaptive matrix information geometry detector with local metric tensor[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2022, 70: 3758-3773.
- [21] YI W, FANG Z C, LI W J, et al. Multi-frame track-before-detect algorithm for maneuvering target tracking[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2020, 69(4): 4104-4118.
- [22] BOERS Y, DRIESSEN H. A particle-filter-based detection scheme[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2003, 10(10): 300-302.
- [23] YI W, FU L Z, GARCÍA-FERNÁNDEZ Á F, et al. Particle filtering based track-before-detect method for passive array sonar systems[J]. Signal Processing, 2019, 165: 303-314.
- [24] VO B N, VO B T, PHAM N T, et al. Joint detection and estimation of multiple objects from image observations [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2010, 58(10): 5129-5141.
- [25] GROSSI E, LOPS M, VENTURINO L. A novel dynamic programming algorithm for track-before-detect in radar systems[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2013, 61(10): 2608-2619.
- [26] GROSSI E, LOPS M, VENTURINO L. Track-before-detect for multiframe detection with censored observations [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2014, 50(3): 2032-2046.
- [27] KIRUBARAJAN T, BAR-SHALOM Y, BLAIR W D, et al. IMMPDAF for radar management and tracking benchmark with ECM[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1998, 34(4): 1115-1134.
- [28] JIANG H C, YI W, KIRUBARAJAN T, et al. Multiframe radar detection of fluctuating targets using phase information[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2017, 53(2): 736-749.
- [29] JOHNSTON L A, KRISHNAMURTHY V. Performance analysis of a dynamic programming track before detect algorithm[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2002, 38(1): 228-242.
- [30] WU H, CHENG Y Q, CHEN X X, et al. Dual power spectrum manifold and Toeplitz HPD manifold: Enhancement and analysis for matrix CFAR detection[EB/OL]. (2022-06-24)[2022-07-18]. <https://arxiv.org/abs/2206.12060>.

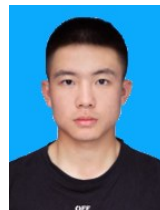
作者简介



吴昊男, 1995年生, 湖南长沙人. 国防科技大学电子科学学院助理研究员. 主要研究方向为统计信号处理和信息几何.
E-mail: wu_hao_95@163.com



程永强男, 1982年生, 河北张家口人. 国防科技大学电子科学学院教授. 主要研究方向为统计信号处理、信息几何和雷达前视成像.
E-mail: nudtyqcheng@gmail.com



杨政男, 1996年生, 四川泸州人. 国防科技大学电子科学学院博士研究生. 主要研究方向为统计信号处理和信息几何.
E-mail: yangzheng18@nudt.edu.cn



黎湘男, 1967年生, 湖南浏阳人. 国防科技大学电子科学学院教授. 主要研究方向为目标识别、信号检测和雷达成像.
E-mail: lixiang01@vip.sina.com



王宏强男, 1970年生, 陕西宝鸡人. 国防科技大学电子科学学院研究员. 主要研究方向为太赫兹技术、量子雷达和雷达目标特性.
E-mail: oliverwhq@163.net