

文章编号: 2095-4980(2017)04-0595-06

## MIMO 雷达弱目标检测前跟踪算法

秦文利, 郑娜娥, 顾帅楠

(信息工程大学 导航与空天目标工程学院, 河南 郑州 450002)

**摘要:** 相比相控阵雷达, 多输入多输出(MIMO)雷达发射功率密度低, 在低信噪比条件下空间分集特性优势不明显, 检测概率降低。针对此问题, 提出了基于逐目标消除-动态规划的多目标检测前跟踪(TBD)算法。该算法先利用统计量筛选航迹点, 对信号进行积累, 在降低 TBD 运算量的同时, 减小了噪声的积累; 再采用逐目标消除的思想, 克服了动态规划的航迹分叉和仅能处理单目标的缺陷, 实现了多目标的有效检测。文中还推导了目标检测的虚警概率和检测概率, 给出了检测门限与虚警概率的关系。复杂度分析和仿真表明, 相比传统 TBD 算法, 所提算法的运算量明显降低; 相比传统 MIMO 雷达检测方法, 在相同虚警概率和检测概率条件下, 所提算法要求的信噪比降低了 5 dB, 有效提升了检测性能。

**关键词:** 多输入多输出雷达; 检测前跟踪; 动态规划; 逐目标消除

中图分类号: TN957.51

文献标志码: A

doi: 10.11805/TKYDA201704.0595

## A weak target Tracking Before Detecting algorithm for MIMO radar

QIN Wenli, ZHENG Na'e, GU Shuainan

(Institute of Navigation and Space Target Engineering, Information Engineering University, Zhengzhou Henan 450002, China)

**Abstract:** Compared with phased array radars, Multiple Input Multiple Output(MIMO) radar has lower transmit power density. In low SNR, the advantage of space diversity is not clear and the detection probability decreases. Aiming at this problem, a weak target Tracking Before Detecting(TBD) algorithm based on Successive Target Cancellation-Dynamic Programming(STC-DP) is proposed. Firstly, the algorithm screens the track points by statistics and integrates signals, reducing the complexity and the noise accumulation. Then, detect targets successively based on successive target cancellation. The proposed algorithm has advantages that it can overcome track furcation and detect multitarget effectively. The detection probability and false alarm probability are derived. The relationship between false alarm probability and detection threshold is given. Complexity analysis and simulation show the complexity decreases compared with traditional TBD algorithms; and the SNR is decreased by 5 dB in the same false alarm probability and detection probability compared with traditional detection algorithms, improving the detection performance.

**Keywords:** Multiple Input Multiple Output radar; Tracking Before Detecting; dynamic programming; successive target cancellation

与传统的相控阵雷达相比, MIMO 雷达具有空间分集特性, 可以抵抗雷达散射截面(Radar Cross-Section, RCS)闪烁<sup>[1-2]</sup>, 但随着目标位置及姿态的不断变化, 空间分集的条件并不总能得到满足。即使满足空间分集的条件, 也只有在较高信噪比的情况下才能够提高检测性能。由于 MIMO 雷达发射正交信号或者部分相关信号, 导致其波束宽, 发射功率密度低, 从而接收信号的信噪比低, 传统的检测算法<sup>[3-4]</sup>的目标检测性能下降。通过增加照射时间进行相参积累的方法又受到诸多现实因素的制约。因此, 如何提高 MIMO 雷达低信噪比条件下的检测概率已成为当前研究热点。

检测前跟踪(TBD)算法<sup>[5-7]</sup>是一种联合处理多帧数据, 通过能量积累提高信噪比的方法, 能够有效解决低信噪比情况下雷达检测性能低的问题。针对 MIMO 雷达, 2010 年关键等<sup>[8]</sup>将 TBD 引入 MIMO 雷达中, 提出了基于 Hough 变换的检测前跟踪算法, 该算法在不需要目标数量先验信息的情况下可以对多个目标进行检测, 但算法只

能检测直线运动目标,对弱机动目标无能为力。2014年李苏奇等<sup>[9]</sup>研究了基于伯努利滤波器的 TBD 算法,该算法可以处理机动目标,但需要采取大量样本,复杂度较高。这些算法都有效改善了低信噪比条件下 MIMO 雷达的检测性能,但仍然存在运算量较大的缺陷。

动态规划是一种在每帧数据积累时筛选出可能的真实航迹点进行积累的手段,能有效降低目标积累时的运算量。动态规划算法最早由美国数学家贝尔曼等<sup>[10]</sup>提出,它的核心思想是利用递归方式以较低的运算量得到全局最优解,确定目标的最优航迹。为进一步减少动态规划的虚假航迹,有学者提出了限定积累航迹方向的方法<sup>[11]</sup>。针对传统雷达,曲长文等<sup>[12]</sup>提出了基于动态规划的多目标检测前跟踪算法,该算法把每帧的检测单元分成若干组,每组作为一个新的“检测单元”,使动态规划能够处理多个目标,但该算法极易形成假峰,造成虚假目标增多,而且该文没有分析动态规划下虚警概率和门限值的关系。

鉴于此,本文将动态规划算法应用于 MIMO 雷达检测前跟踪技术上,提出了基于逐目标消除-动态规划(STC-DP)的多目标检测前跟踪算法。该算法摒弃传统动态规划只把信号统计量作为筛选积累对象的思想,而是利用每帧信号的统计量进行筛选,把统计量较大的信号作为积累对象,最大程度地保留了接收信号的原始信息并减少噪声的积累。在多个目标情况下,采用逐目标消除的思想<sup>[13]</sup>,对目标逐个进行检测,并在检测完成后将其消除,再进行下一目标的检测,从而解决传统动态规划航迹分叉造成假峰的问题。此外,对目标检测性能以及算法复杂度进行了理论推导。实验表明,本文算法有效提高了低信噪比下 MIMO 雷达的检测性能。

## 1 信号模型

本文考虑由  $M$  个发射天线和  $N$  个接收天线组成的分布式 MIMO 雷达系统,为满足空间分集的条件,需满足条件  $d > \lambda R/D$ <sup>[14-15]</sup>,其中,  $d$  为阵元间距,  $\lambda$  为信号波长,  $R$  为目标到阵元的距离,  $D$  为目标的有效长度。同一次照射时,各发射天线发射含  $L$  个相参脉冲的正交波形,总照射次数为  $K$  次。不考虑多普勒效应以及杂波的影响,接收单元  $R_n$  接收的信号可以表示为

$$r_n = \sum_{m=1}^M \alpha_{m,n} s_m(t - \tau_{T_m} - \tau_{T_n}) + w_n(t) \quad (1)$$

式中:  $\alpha_{m,n}$  表示信号从发射单元  $T_m$  经目标到达接收单元  $R_n$  的衰落系数,包括信号幅度以及目标 RCS 的变化,服从瑞利分布;  $s_m(t)$  表示发射单元  $T_m$  发射的信号,各发射单元发射正交信号;  $\tau_{T_m}$  表示信号从发射单元  $T_m$  到目标的延时;  $\tau_{T_n}$  表示信号从目标到接收单元  $R_n$  的延时;  $w_n(t)$  是独立同分布的高斯白噪声,且  $w_n(t) (n=1,2,3,\dots,N)$  是独立同分布的。

由于发射单元发射正交信号,经过匹配滤波器之后,可以得到  $MN$  路观测信号,其中由发射单元  $T_m$  至接收单元  $R_n$  的观测信号为:

$$y_{m,n}(\tau) = \int r_n(t) s_m^*(t - \tau) dt = \int [s_m(t - \tau_{T_m} - \tau_{T_n}) s_m^*(t - \tau) + w_n(t) s_m^*(t - \tau)] dt \stackrel{\text{def}}{=} \tilde{x}_{m,n}(\tau) + \tilde{w}_{m,n}(\tau) \quad (2)$$

式中:  $\tilde{x}_{m,n}(\tau) = \int s_m(t - \tau_{T_m} - \tau_{T_n}) s_m^*(t - \tau) dt$ ;  $\tilde{w}_{m,n}(\tau) = \int w_n(t) s_m^*(t - \tau) dt$ 。

## 2 基于 STC-DP 的多目标 TBD 算法

### 2.1 算法原理

在  $x$ - $y$  的点目标做匀速直线运动或弱机动,其状态转移模型可以表示为:

$$\mathbf{X}(k+1) = \mathbf{F}\mathbf{X}(k) \quad (3)$$

式中:  $\mathbf{X}(k) = [x(k) \tilde{x}(k) y(k) \tilde{y}(k)]^T$ ,  $k=1,2,3,\dots,K$ ,  $\mathbf{X}(k)$  表示目标在第  $k$  时刻的状态;  $\mathbf{F}$  为状态转移矩阵,其满足

$$\mathbf{F} = \begin{bmatrix} 1 & T & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & \alpha \\ 0 & 0 & 1 & T \\ 0 & \beta & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (4)$$

式中:  $T$  表示每帧的时间间隔;  $\alpha, \beta$  表示速度的变化因子。

假设检测空域为由  $C \times C$  个检测单元组成,在第  $k$  时刻观测数据为  $R(k) = \{r_{ij}(k)\}$ ,其中,  $r_{ij}(k)$  为在检测单元  $(i,j)$  处的观测信号,  $r_{ij}(k) = \{y_{1,1}, y_{1,2}, y_{1,3}, \dots, y_{M,N}\}$ 。假设不同接收通道中的接收信号已经进行延时补偿,距离门对齐,在此基础上,本文把每个检测单元的检测矢量定义为:

$$z_{i,j}(k) = \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N y_{m,n,i,j,k}^{\bullet^2} \tag{5}$$

式中:  $\bullet^2$  表示对信号的每个采样点取平方;  $z_{i,j}(k)$  仍然为矢量。

定义目标从时刻 1 到时刻  $K$  的航迹为一系列连续状态  $\mathbf{X}(k) = [x(k) \bar{x}(k) y(k) \bar{y}(k)]^T$  的集合, 因此, 时刻  $K$  的目标航迹可以表示为  $\mathbf{X}_K = \{X(1), X(2), X(3), \dots, X(K)\}$ 。

定义每条航迹的目标函数为  $I(K) = \sum_{k=1}^K z_{i,j}(k)$ , 目标函数的峰值为  $\hat{I}(K) = \max\{I(K)\}$ , 那么该航迹为真的判断准则为  $\hat{I}(K) > V$ , 其中  $V$  为判决门限。

在多目标的情况下, 由于一些伪航迹是真实航迹的分支, 即伪航迹与真实航迹部分重合, 导致伪航迹的目标函数值大于门限, 造成误判。为克服伪航迹与真实航迹部分重合带来虚假目标的缺陷, 采用逐目标消除的思想, 即每次取所有航迹中目标函数值最大的进行判决, 若大于门限, 则目标确定, 同时将该航迹下的观测信号赋值为 0, 再重新进行航迹积累, 判断下一个目标, 直至所有目标检测出为止。下面给出 STC-DP 算法的流程。

步骤 1: 将第 1 帧的每个检测单元作为一条航迹的起点, 第 1 帧在第  $(i,j)$  个检测单元的目标函数累积矢量为:

$$I_{i,j}(1) = Z_{i,j}(1) \tag{6}$$

$$\psi_{0,1}(i,j) = 0 \tag{7}$$

步骤 2: 当  $2 \leq k \leq K$ , 对于第  $k$  帧的检测单元  $(i,j)$ , 选取前一帧中在  $i-1 < i' < i+1, j-1 < j' < j+1$  区域内目标函数累积矢量峰值最大者累加到待检测单元的观测矢量, 累加后的矢量为第  $k$  帧的目标函数累加矢量。

$$\psi_{k-1,k}(i,j) = \arg \max_{(m,n) \in D} \{\hat{I}_{m,n}(k-1)\} \tag{8}$$

$$I_{i,j}(k) = I_{\psi_{k-1,k}(i,j)}(k-1) + Z_{i,j}(k) \tag{9}$$

式中,  $\psi_{k-1,k}(i,j)$  表示第  $k-1$  帧中与第  $k$  帧中坐标为  $(i,j)$  的检测单元互联的检测单元的坐标,  $D$  为第  $k-1$  帧中能与第  $k$  帧中坐标为  $(i,j)$  的检测单元互联的检测单元的集合, 这里规定  $D$  为以  $(i,j)$  为中心的九宫格。

步骤 3: 取所有航迹积累峰值的最大者  $\max\{\hat{I}(k)\}$  进行判决, 若目标存在, 则回溯该航迹在每帧的位置, 并将该航迹下的观测矢量赋值为 0。

步骤 4: 重复(1)~(3), 直至所有目标检测出为止。

由步骤 2 可以看出, 相邻 2 帧的积累方式是按照九宫格的形式积累的, 即下一帧  $(i,j)$  处的积累值是由上一帧对应九宫格里搜索最大值得到的, 这种搜索方式, 包含了目标航迹的各个方向, 因此该算法可以处理弱机动目标。

## 2.2 检测性能分析

本文只对单目标下的检测性能进行分析。对于第  $k$  帧坐标为  $(i,j)$  的某一观测通道的观测信号  $y_{m,n}$ , 采用平方检波, 其充分统计量为:

$$q_{m,n} = |y_{m,n}|^2 \sim \begin{cases} (2\sigma^2)^{-1} \exp(-q_{m,n}/2\sigma^2) & H_0: \text{无目标} \\ (2\sigma^2)^{-1} \exp(-(q_{m,n} + \alpha^2_{m,n})/2\sigma^2) I_0(\sqrt{q_{m,n} \alpha^2_{m,n}}/\sigma^2) & H_1: \text{有目标} \end{cases} \tag{10}$$

式中:  $I_0$  为一阶修正贝塞尔函数;  $\sigma$  为匹配滤波器输出噪声的方差;  $\alpha$  为接收信号的衰落系数。

令  $v_{m,n} = q_{m,n}/\sigma^2$ , 则检测统计量的概率密度如下:

$$f(v_{m,n}) = \begin{cases} \exp(-v_{m,n}/2)/2 & H_0 \\ \exp(-(v_{m,n} + R_{SN,m,n})/2) I_0(\sqrt{v_{m,n} R_{SN,m,n}}) & H_1 \end{cases} \tag{11}$$

式中:  $R_{SN,m,n}$  表示各观测通道的输出信噪比。

对于  $K$  帧积累完的观测信号, 令  $v = \sum_{k=1}^K \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N v_{k,m,n}$ ,  $k$  表示帧数, 当目标不存在时, 由式(11)得  $v$  的概率密度、函数:

$$f_0(v) = [2^{KMN} \Gamma(KMN)]^{-1} (v)^{KMN-1} \exp(-v/2) \tag{12}$$

即自由度为  $2KMN$  的  $\chi^2$  分布。

当目标存在时, 由式(11)可得  $v$  的概率密度函数为:

$$f_1(v) = (v/R_{SN})^{(KMN-1)/2} \exp[-(v+R_{SN})/2] I_{KMN-1} \left( (R_{SN}v)^{1/2} \right) \quad (13)$$

式中:  $R_{SN} = \frac{\sum_{k=1}^K \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N \alpha_{k,m,n}^2}{\sigma^2}$  表示各接收信号非相参积累后的信噪比。 $v$  服从自由度为  $2KMN$  的非中心  $\chi^2$  分布。

设检测门限为  $V$ , 利用尼曼-皮尔逊准则, 可以得到虚警概率和检测概率:

$$P_f = P\{v > V | H_0\} = \frac{\Gamma(KMN, V/2)}{\Gamma(KMN)} \quad (14)$$

$$P_d = P\{v > V | H_1\} = Q_{KMN}(\sqrt{2R_{SN}}, \sqrt{V}) \quad (15)$$

式中:  $\Gamma(\cdot, \cdot)$  表示不完整的 Gamma 函数;  $Q(\cdot)$  为一般的 Marcum  $Q$  函数。

Gamma 函数是一种超越函数, 无法得到其解析解, 但可以通过查询 Gamma 函数表的形式获得不同门限值  $V$  对应的虚警概率, 因此, 在给定虚警概率条件下, 可以得到对应的门限值  $V$ 。

### 2.3 算法复杂度

在  $C \times C$  的空域内进行检测前跟踪, 扫描次数为  $K$  次, 假设一条航迹积累的时间复杂度为  $f_0$ , 则对于检测前跟踪算法, 因为要遍历所有可能的航迹, 在限定其速度不超过一个检测单元的条件下, 其时间复杂度为  $9^{k-1} f_0 C^2$ 。对于本文算法, 若存在  $n$  个目标, 信号长度(即采样的点数)为  $m$ , 因为本文算法是对信号进行积累, 所以一条航迹积累的时间复杂度为  $mf_0$ , 同时, 本文算法在进行帧与帧之间积累时要进行九宫格的筛选, 所以每筛选 1 次, 复杂度增加  $2 \times 9$ , 即 18, 那么, 在相同速度条件下, 本文算法的时间复杂度为  $f_0 C^2 (n+1)m + 18C^2 (K-1)$ 。当  $k=20, n=1, m=1000$  时,  $9^{19} f_0 C^2 \gg 2000 f_0 C^2 + 342C^2$ 。因此本文算法的时间复杂度要远远低于检测前跟踪算法。

### 3 仿真与性能分析

下面以检测 2 个匀速运动的目标为例进行仿真。考虑 2 个目标在由  $40 \times 40$  的检测单元组成的空域内做匀速直线运动和曲线运动, 运动速度为 1 (即雷达每次扫描目标只运动 1 个检测单元), MIMO 雷达扫描 20 次, 每次扫描的信噪比  $R_{SN}=5$  dB。

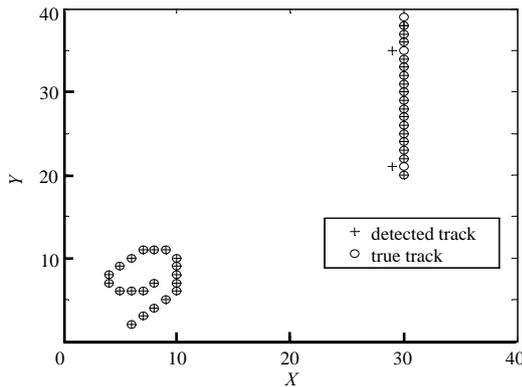


Fig.1 Results of detection and tracking when  $R_{SN}=5$  dB  
图 1  $R_{SN}=5$  dB 时的检测跟踪结果

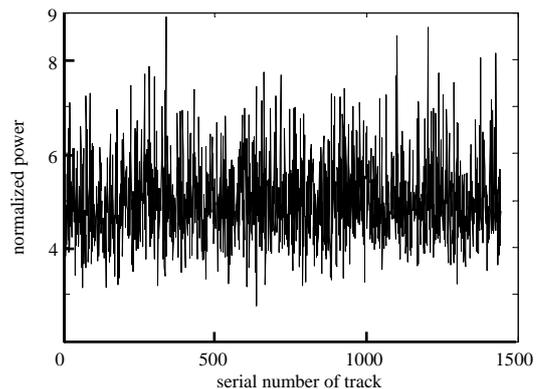


Fig.2 Distribution of power when accumulating 1 frame  
图 2 积累 1 帧的归一化功率分布图

图 1 给出了跟踪轨迹与真实轨迹的对比图, 可以看出, 两者完全重合, 说明该算法在  $R_{SN}=5$  dB 的情况下可以有效检测出目标并给出正确的目标航迹。图 2、图 3 和图 4 分别是  $R_{SN}=5$  dB 时积累帧数在第 1 帧、10 帧和 20 帧的各航迹能量累积值的分布图(为方便仿真, 本文假设目标没有在检测区域的最外侧一圈运动, 因此, 航迹数量为  $38 \times 38=1444$  条)。从实验结果可以看出, 当积累帧数为 1 帧时, 目标反射回波信号淹没在噪声中, 无法检测出目标。当积累帧数为 10 帧和 20 帧时目标回波能量累积值相对于噪声明显突出, 并且积累帧数越多, 突出越明显, 检测越容易, 虚警概率越低。

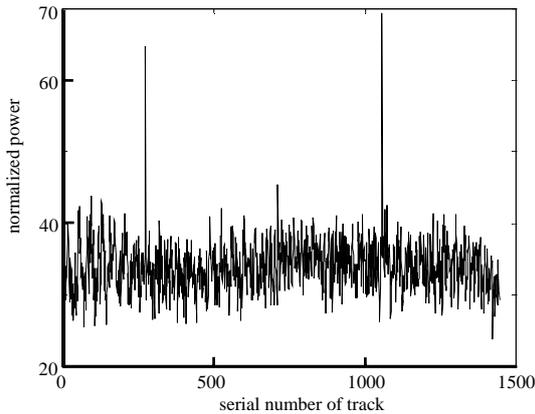


Fig.3 Distribution of power when accumulating 10 frames  
图 3 积累 10 帧的归一化功率分布图

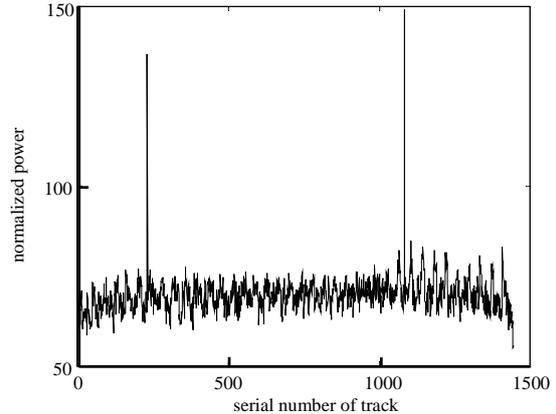


Fig.4 Distribution of power when accumulate 20 frames  
图 4 积累 20 帧的归一化功率分布图

图 5 是在多个目标下没有进行逐目标消除时积累 20 帧的归一化功率分布图, 与图 4 对比, 图 5 产生了太多的假峰, 即产生了太多的虚假航迹, 这些假航迹主要是由真实航迹分叉而成, 其峰值小于真实航迹的峰值, 当只存在一个目标时, 可以利用选取最大值判定真实航迹, 但存在多个目标时, 部分真实航迹的峰值小于其他真实航迹产生的假峰, 因此不采用逐目标消除的方法将无法检测多个目标。

为验证本文算法的有效性, 本文采用 Monte-Carlo 方法分别对本文提出的算法、TBD 算法和 MIMO 雷达传统检测方法<sup>[3]</sup>(对一帧进行检测)进行 1 000 次仿真, 图 6 给出了虚警概率为 0.000 1 时不同信噪比下的检测概率。另外, 仿真中对检测成功的定义是“检测到的航迹中, 若有一半以上的点迹为真实点迹, 则认为该航迹为真实航迹, 即检测成功”。

由图 6 中可以看出, 当虚警概率  $P_f=0.000 1$ , 检测概率  $P_d=1$  时, 本文算法所需信噪比  $R_{SN}=6 \text{ dB}$ , TBD 算法需要信噪比  $R_{SN}=5 \text{ dB}$ , 而传统的 1 帧检测方法要求信噪比  $R_{SN}=1 \text{ dB}$ , 本文算法相比传统检测算法降低了 5 dB, 相比 TBD 算法增加了 1 dB。实验结果表明, 本文算法与传统检测算法相比, 能够有效提高目标的检测概率, 与 TBD 算法相比, 虽然性能降低 1 dB, 但根据 2.3 节可知, 运算量得到大幅降低, 可以实现实时处理。

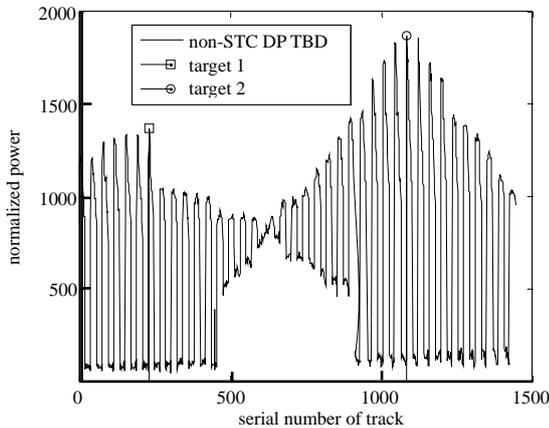


Fig.5 Distribution of power with non-STC  
图 5 无目标消除的归一化功率分布图

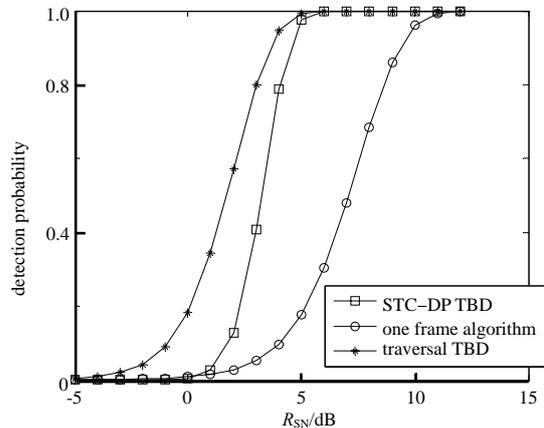


Fig.6 Relation of detection probability and SNR  
图 6 检测概率随信噪比变化关系

#### 4 结论

相对于传统相控阵雷达, MIMO 雷达由于其具有空间分集特性, 在高信噪比的情况下, 检测性能较强, 但同时带来宽波束、发射功率密度低的缺点, 在低信噪比时, 造成单帧数据处理的检测性能明显降低。为克服该缺点, 本文将传统雷达中基于动态规划的检测前跟踪技术应用到 MIMO 雷达中, 提出了基于 STC-DP 的多目标 TBD 算法, 该算法利用动态规划筛选航迹, 降低 TBD 算法的运算量和存储量, 同时利用逐目标消除的思想克服动态规划的航迹分叉缺陷, 具备了检测多个目标的能力。经过理论推导证明, 在没有目标的情况下, 统计量服从自由度为  $2KMN$  的  $\chi^2$  分布, 在有目标的情况下, 统计量服从自由度为  $2KMN$  的非中心  $\chi^2$  分布。最后仿真结果表明, 在

虚警概率  $P_f=0.0001$ 、检测概率  $P_d=1$  时, 本文算法要求的信噪比比传统检测算法降低了 5 dB, 说明算法是有效的。值得一提的是, 在推导检测概率时, 本文未考虑接收信号幅度的瑞利分布带来的影响, 这将是今后需要进一步研究的问题。

#### 参考文献:

- [ 1 ] HACK D E,PATTON L K,HIMED B,et al. Centralized passive MIMO radar detection without direct-path reference signals[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2014,62(11):3013–3023.
- [ 2 ] CHEN S,CUI G,KONG L,et al. MIMO radar detection in compound-Gaussian clutter with inverse Gaussian texture[J]. Progress in Electromagnetics Research M, 2014(28):0218–0222.
- [ 3 ] 戴喜增,彭应宁,汤俊. MIMO 雷达检测性能[J]. 清华大学学报(自然科学版), 2007,47(1):88–91. (DAI Xizeng,PENG Yingning,TANG Jun. Detection performance of MIMO radar[J]. Journal of Tsinghua University(Science and Technology), 2007,47(1):88–91.)
- [ 4 ] WANG B,CUI G,YI W,et al. Polarimetric MIMO radar detection for correlated fluctuating targets[C]// Radar Conference. Lille,France:IEEE, 2014:1229–1232.
- [ 5 ] 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(9):1786–1793. (YANG Wei,FU Yaowen, PAN Xiaogang,et al. Track-Before-Detect technique for dim targets:an overview[J]. Acta Electronica Sinica, 2014(9): 1786–1793.)
- [ 6 ] DAVEY S J,RUTTEN M G,CHEUNG B. Using phase to improve Track-Before-Detect[J]. IEEE Transactions on Aerospace & Electronic Systems, 2012,48(1):832–849.
- [ 7 ] 倪世道,马娟. 检测前跟踪技术在机载雷达数据处理中的实现[J]. 太赫兹科学与电子信息学报, 2015,13(3):450–453. (NI Shidao,MA Juan. Technology implementation of Track-Before-Detect based on airborne phased array radar data processing[J]. Journal of Terahertz Science and Electronic Information Technology, 2015, 13(3):450–453.)
- [ 8 ] 关键,黄勇. MIMO 雷达多目标检测前跟踪算法研究[J]. 电子学报, 2010,38(6):1449–1453. (GUAN Jian,HUANG Yong. A Track-Before-Detect algorithm for statistical MIMO radar multitarget detection[J]. Acta Electronica Sinica, 2010,38(6): 1449–1453.)
- [ 9 ] LI Suqi,WANG Bailu,YI Wei,et al. Multiple sensor multi-Bernoulli filter based Track-Before-Detect for polarimetric MIMO radars[C]// Radar Conference. Lille,France:IEEE, 2014:1562–1566.
- [10] BELLMAN R. Dynamic Programming[M]. Princeton,New Jersey:Princeton University Press, 1957.
- [11] ZHENG Daikun,WANG Shouyong,LIU Chongyang. An improved dynamic programming Track-Before-Detect algorithm for radar target detection[C]// 2014 12th International Conference on Signal Processing(ICSP). Lille,France:IEEE, 2014: 2120–2124.
- [12] 曲长文,黄勇,苏峰. 基于动态规划的多目标检测前跟踪算法[J]. 电子学报, 2006,34(12):2138–2141. (QU Changwen, HUANG Yong,SU Feng. A Track-Before-Detect algorithm for statistical MIMO radar multitarget detection based on dynamic programming[J]. Acta Electronica Sinica, 2006,34(12):2138–2141.)
- [13] BUZZI S,LOPS M,VENTURINO L,et al. Track-Before-Detect procedures in a multi-target environment[J]. IEEE Transactions on Aerospace & Electronic Systems, 2008,44(3):1135–1150.
- [14] XU J,DAI X Z,XIA X G,et al. Optimizations of multisite radar system with MIMO radars for target detection[J]. IEEE Transactions on Aerospace & Electronic Systems, 2011,47(4):2329–2343.
- [15] FISHLER E,HAIMOVICH A,BLUM R,et al. MIMO radar:an idea whose time has come[C]// IEEE National Radar Conference. Lille,France:[s.n.], 2004:71–78.

#### 作者简介:



秦文利(1991–), 男, 山东省潍坊市人, 在读硕士研究生, 主要研究方向为 MIMO 雷达目标检测与跟踪.email:1119320053@qq.com.

郑娜娥(1984–), 女, 福建省漳州市人, 博士, 讲师, 主要研究方向为空间目标信息获取与处理、雷达资源分配。

顾帅楠(1992–), 女, 江苏省南通市人, 在读硕士研究生, 主要研究方向为 MIMO 雷达阵列设计。