

# 机动弱小目标动态规划检测前跟踪方法

万 洋 王首勇 吴卫华

(空军预警学院重点实验室, 武汉 430019)

**摘 要:** 针对基于动态规划的检测前跟踪方法难以有效检测和跟踪机动弱小目标的问题, 本文提出了一种基于目标状态加权的动态规划检测前跟踪改进方法。该方法利用目标运动状态帧间的相关性特点, 对状态转移集进行扩展, 并根据当前状态与前一时刻各状态相关性的大小, 对状态的能量积累值进行加权, 使能量更好的沿航迹方向进行积累。理论分析和仿真结果表明, 与传统的动态规划检测前跟踪方法相比, 新方法提高了机动弱小目标的检测和跟踪性能。

**关键词:** 检测前跟踪; 动态规划; 状态加权

**中图分类号:** TN957 **文献标识码:** A **文章编号:** 1003-0530(2013)05-0584-07

## Dynamic Programming Track Before Detect for Maneuvering Dim Targets

WAN Yang WANG Shou-yong WU Wei-hua

(Department of Key Research Lab, Air Force Early Warning Academy, Wuhan 430019, China)

**Abstract:** Aim at the issue of track before detect based on dynamic programming (DP-TBD) has low detection and tracking maneuvering targets in low signal-to-noise ratio (SNR), this paper proposes a track before detect based on state-weighted dynamic programming. The algorithm extends states transfer set utilizing the characteristic of target motion correlation between the frames, and then the power accumulation value is weighted according to the different possibilities that the current state comes from the previous states, making the power accumulated along the target trajectory. Theoretical analysis and simulation results show that this approach has been an improvement in the performance of detection and tracking maneuvering targets, comparing with the traditional DP-TBD under lower SNR.

**Key words:** track before detect; dynamic programming; state-weighted

## 1 引言

机动弱小目标的探测是雷达经常面临且亟待解决的关键问题之一, 如隐身飞机、无人机和巡航导弹等。这类目标 RCS 小, 机动性强, 通常采用低空或超低空突防, 处于强大的地、海杂波之中。雷达探测这类目标, 如果仅靠单帧的相参积累或非相参积累, 一般很难得到可靠的检测。因此, 还需要充分利用帧间的非相参积累, 进一步改善目标的信噪比, 以提高目标的检测概率。这就是检测前跟踪 (track before detect, TBD) 技术<sup>[1,2]</sup>的核心思想。

实现帧间非相参积累的方法有很多, 主要包括

Hough 变换<sup>[3]</sup>, 动态规划<sup>[4,5]</sup> 和粒子滤波<sup>[6,7]</sup> 等方法。其中, 动态规划方法因简单易行, 无需先验知识, 因此得到迅速发展和应用<sup>[8,9]</sup>。如果根据对目标状态所包含的信息的不同考虑, 目前主要有两类 DP-TBD 算法: 一类是由 Barniv<sup>[10]</sup> 提出的常规 DP-TBD 算法。该算法中目标状态仅包含位置信息, 状态在帧间的转移集或搜索窗大小由目标最大速度确定。在状态转移集包含目标的前提下, 该算法能跟踪任意机动目标, 但要求信噪比较高; 另一类是 Tonissen<sup>[11]</sup> 等人提出的 Tonissen DP-TBD 算法。该算法中目标状态不仅包含位置信息, 还包含速度信息, 且状态转移集由给定的速度确定。该算法对信

噪比要求较低,但仅限于匀速直线运动或弱机动目标。

通过对以上两类算法的分析,不难看出,要想跟踪强机动目标,必须扩展状态转移集,但同时也包含了更多的噪声,检测性能受到影响。针对这个问题,文献[12]提出了一种基于多普勒体制雷达的机动目标跟踪算法。该算法考虑目标机动加速情况,将状态转移集沿多普勒频率维扩展,最终得到由距离维和多普勒频率维组成的二维状态转移集。由于速度可以由多普勒频率求得,该状态转移集具有很强的针对性和确定性,对目标的信噪比改善明显,但这仅适用于速度信息确知的多普勒体制雷达。文献[13]将动态规划与卡尔曼滤波相结合,利用卡尔曼滤波算法的状态预测和估计自适应调整状态转移集大小,能够实现低信噪比条件下的机动目标检测和跟踪。但该算法需要对目标运动形式建模,一旦状态转移矩阵与真实不一致,会导致状态估计误差。因此,本文提出了一种基于状态加权的 DP-TBD 改进算法。该算法首先利用运动状态在帧间具有相关性的特点,扩展转移状态集以跟踪机动目标。然后根据当前状态来自于前一时刻各状态的不同可能性,对各状态的能量积累值进行加权,使能量更好地沿航迹方向进行积累,提高雷达对机动弱小目标的检测和跟踪性能。

## 2 DP-TBD 算法

### 2.1 DP-TBD 算法基本原理

在直角坐标系下,设雷达第  $k$  次扫描得到的观测数据由  $N_x \times N_y$  个分辨单元构成,其中  $N_x$  和  $N_y$  分别为  $x$  轴和  $y$  轴方向上的单元个数。第  $(i, j)$  个分辨单元上的量测值  $z_k(i, j)$  为

$$z_k(i, j) = \begin{cases} w_k(i, j) & \text{无目标时} \\ A_k + w_k(i, j) & \text{有目标时} \end{cases} \quad (1)$$

式中  $A_k$  为目标幅度,  $w_k(i, j)$  为独立同分布的量测噪声;第  $k$  帧的量测值为

$$z_k = \{z_k(i, j) \mid i=1, 2, \dots, N_x; j=1, 2, \dots, N_y\} \quad (2)$$

前  $k$  帧的量测值可表示为

$$\mathbf{Z}_k = \{z_1, z_2, \dots, z_k\} \quad (3)$$

如文献[10]所述,利用前  $k$  帧量测数据  $\mathbf{Z}_k$ ,用动态

规划方法实现 TBD,实际上是将整个能量积累过程分为多个阶段,并采用递归形式累加。设状态  $\mathbf{x}_{k-1} = (i, j)$  位置对应的前  $k-1$  帧能量累积值为  $I(\mathbf{x}_{k-1})$ ,那么第  $k$  帧状态  $\mathbf{x}_k$  位置的能量累积值可通过式(4)得到

$$I(\mathbf{x}_k) = z_k(\mathbf{x}_k) + \max_{\mathbf{x}_{k-1} \in \Gamma(\mathbf{x}_k)} (I(\mathbf{x}_{k-1})) \quad (4)$$

其中,  $\Gamma(\mathbf{x}_k)$  为状态  $\mathbf{x}_{k-1}$  到状态  $\mathbf{x}_k$  的所有可能状态转移集合,由目标的位置和速度确定。当最后判决目标存在时,还需要进行航迹回溯。回溯过程所涉及到的状态可通过式(5)得到

$$\Psi_k(\mathbf{x}_k) = \arg \max_{\mathbf{x}_{k-1} \in \Gamma(\mathbf{x}_k)} (I(\mathbf{x}_{k-1})) \quad (5)$$

其中,  $\Psi_k(\mathbf{x}_k)$  为回溯函数,用来记录各个阶段使能量累积值达到最大的目标状态。式(4)和式(5)就构成了动态规划实现 TBD 技术的基本原理。

### 2.2 状态转移模型

由引言中可知,状态  $\mathbf{x}_k$  的选择和状态转移集  $\Gamma(\mathbf{x}_k)$  的确定会直接影响 DP-TBD 算法的检测和跟踪性能。根据状态选择的不同,目前主要有两类算法:一类是状态仅由位置信息组成的常规 DP-TBD 算法;另一类是状态不仅包含了位置信息,还包含了速度信息的 Tonissen DP-TBD 算法。具体如下:

#### (1) 状态

常规 DP-TBD 算法的状态由位置分量组成,即  $\mathbf{x}_k = (i, j)$ ,其中,  $i$  和  $j$  分别表示  $x$  轴和  $y$  轴方向上的位置信息。而 Tonissen DP-TBD 算法将速度与位置一样均视为未知变量,状态变量由位置分量和速度分量共同组成,即  $\mathbf{x}_k = (i, j, i_v, j_v)$ 。其中,  $i$  和  $j$  定义同前,  $i_v$  和  $j_v$  分别表示  $x$  轴和  $y$  轴方向上的量化速度信息。位置的最小量化单元为  $\Delta$ ,速度的最小量化单元为  $\Delta_v$ ,满足  $T \cdot \Delta_v = \Delta$ 。其中,  $T$  表示帧间采样间隔,且  $-M < i_v, j_v \leq M$ ,  $M$  表示最大速度的量化值。

#### (2) 状态转移

DP-TBD 算法的性能在很大程度上取决于能量是否沿目标航迹积累,因此,确定准确的状态转移集至关重要。由于目标的运动受物理规律限制,总在某个速度范围内,即使是机动目标,目标相邻帧的状态应该处于一个有限区域内。因此,常规 DP-TBD 算法依据目标物理可能的最大速度确定状态转移集,即若已知状态  $\mathbf{x}_k$ ,前一时刻可能转移到  $\mathbf{x}_{k-1}$

的状态  $\mathbf{x}_{k-1}$  应在最大速度决定的有限区域内。这些状态就构成了  $\mathbf{x}_k$  的状态转移集, 记为  $\Gamma(\mathbf{x}_k)$ 。那么, 对于  $\mathbf{x}_k = (i, j)$ , 其在前一时刻的状态转移集  $\Gamma(\mathbf{x}_k)$  为

$$\Gamma(\mathbf{x}_k) = \{(i+m, j+n)\} \quad (6)$$

式中,  $m, n \in [-M, M]$ , 且  $m, n \in \mathbf{Z}$ ,  $\mathbf{Z}$  表示整数。

常规 DP-TBD 算法在确定转移状态时, 由于状态中没有速度分量, 仅依据最大速度进行确定, 这样虽能跟踪任意机动的目标, 但状态集中同时也包含较多的噪声, 在低信噪比条件下很容易受到强噪声的干扰, 检测和跟踪性能较差。

而 Tonissen DP-TBD 算法的状态转移是结合匀速直线运动规律确定的。对于  $\mathbf{x}_k = (i, j, i_v, j_v)$  在前一时刻的状态转移集为<sup>[11]</sup>

$$\Gamma(\mathbf{x}_k) = \{(i+m-i_v, j+n-j_v, i_v, j_v)\}, m, n \in \{0, 1\} \quad (7)$$

这样确定状态转移集, 能够降低强噪声的影响, 对匀速直线运动或弱机动目标有较好的检测和跟踪性能。然而, 依据匀速规律确定状态转移集的机理也使得该算法难以用于强机动目标的检测和跟踪。

常规 DP-TBD 和 Tonissen DP-TBD 算法的形式是相同的, 都具有初始化、递归、终止、回溯四个阶段, 限于篇幅, 这里主要分析它们的不同之处, 两种算法的具体步骤分别见参考文献[10]和文献[11]。

### 3 基于状态加权的 DP-TBD 算法

由以上分析可知, 常规 DP-TBD 算法虽能跟踪机动目标, 但该算法在低信噪比条件下的检测和跟踪性能较差。Tonissen DP-TBD 算法虽能提高低信噪比条件下的检测和跟踪性能, 但局限于匀速直线运动或弱机动目标。因此, 本文提出一种基于状态加权的 DP-TBD 算法, 以提高低信噪比条件下机动目标的检测和跟踪性能。与前两种算法相比, 该算法最大不同在于对状态转移集进行扩展和对状态的能量累积值进行加权。

#### 3.1 扩展状态转移集

通常情况下, 目标的运动状态具有相关性, 即当前时刻的运动状态是在前一时刻的运动状态的基础上变化的。假定目标任一时刻进行机动运动,

但  $x$  轴和  $y$  轴方向位置的最大变化量分别为  $\delta_m$  和  $\delta_n$ , 速度的最大变化量分别为  $\delta_r$  和  $\delta_s$ , 那么可得状态  $\mathbf{x}_k = (i, j, i_v, j_v)$  的状态集为  $\Gamma(\mathbf{x}_k)$  为

$$\Gamma(\mathbf{x}_k) = \{(i+m-i_v-r, j+n-j_v-s, i_v+r, j_v+s)\} \quad (8)$$

式中,  $m \in [-\delta_m, \delta_m]$ ,  $n \in [-\delta_n, \delta_n]$ ,  $r \in [-\delta_r, \delta_r]$ ,  $s \in [-\delta_s, \delta_s]$ , 且  $m, n, r, s \in \mathbf{Z}$ 。与式(7)相比, 状态集扩展了, 从而能跟踪速度变化更大的机动目标。

#### 3.2 状态加权

对状态转移集扩展后, 可使 Tonissen DP-TBD 算法适用于机动目标的跟踪, 但由于状态转移集中的状态数目增加了, 导致关联噪声状态的可能性变大。这是由于该算法对转移集中的状态同等看待, 并选择转移集中最大的能量累积值对应的状态作为潜在目标状态。实际上, 当前状态来自转移集中各状态的可能性是不同的, 所以应综合考虑能量累积值的大小及状态转移的不同可能性, 对能量累积值进行加权处理。

在实际应用中, 雷达目标通常为非合作的, 没有目标运动的先验知识, 但在相邻帧较短的时间内, 目标通常情况下最可能为匀速直线运动, 因此状态  $\mathbf{x}_k = (i, j, i_v, j_v)$  在  $k-1$  时刻的最可能状态为

$$\mathbf{x}_{k-1}^* = (i-i_v, j-j_v, i_v, j_v) \quad (9)$$

设  $g(\mathbf{x}_{k-1} | \mathbf{x}_k)$  为反映  $\mathbf{x}_k$  来自于  $\mathbf{x}_{k-1}$  的可能性大小的函数, 本文称为状态转移函数。一般情况下, 在状态转移集  $\Gamma(\mathbf{x}_k)$  中, 越接近  $\mathbf{x}_{k-1}^*$  的  $\mathbf{x}_{k-1}$ ,  $g(\mathbf{x}_{k-1} | \mathbf{x}_k)$  越大, 越有可能为目标状态, 应增强能量累积值。反之,  $g(\mathbf{x}_{k-1} | \mathbf{x}_k)$  越小, 噪声状态的可能性较大, 应该对能量累积值加以抑制。为达到上述目的, 将状态转移函数  $g(\mathbf{x}_{k-1} | \mathbf{x}_k)$  设计为

$$g(\mathbf{x}_{k-1} | \mathbf{x}_k) = a^{\Delta i + \Delta j + \Delta i_v + \Delta j_v} \quad (0 < a \leq 1) \quad (10)$$

上式中,  $\Delta i$ ,  $\Delta j$ ,  $\Delta i_v$  和  $\Delta j_v$  分别为  $\mathbf{x}_{k-1} - \mathbf{x}_{k-1}^*$  的各分量误差绝对值。由于  $0 < a \leq 1$ , 因此误差绝对值越大,  $g(\mathbf{x}_{k-1} | \mathbf{x}_k)$  越小。实际上, 对基底  $a$  值的设计只有取等于 1 和小于 1 两种。当各分量误差为零时, 此时的状态加权值应为最大, 只能取 1。当各分量误差不为零时, 要保证误差越大状态加权值越小, 基底  $a$  只能取小于 1 的某一个值。但这个值也不能太小, 如  $a = 0.1$ , 经过式(10)运算后, 状态转移函数会更小, 那么状态转移集中只有状态  $\mathbf{x}_{k-1}^*$  的能量累积

值最大,每次都只会关联状态  $\mathbf{x}_{k-1}^*$ ,相当于目标作匀速直线运动,不利于机动目标的检测。因此,可选择一个较大值作为基底  $a$  值,既能达到降低关联噪声概率目的,也能适应于机动目标的检测和跟踪。如当在距离和速度上的最大变化量分别为  $\delta_m = \delta_n = 1$  和  $\delta_r = \delta_s = 1$  时,基底  $a$  可如下设计

$$a = \begin{cases} 1, & \max\{\Delta i, \Delta j, \Delta i_v, \Delta j_v\} = 0 \\ 0.95, & \max\{\Delta i, \Delta j, \Delta i_v, \Delta j_v\} = 1 \end{cases} \quad (11)$$

这样,式(4)和式(5)可扩展为

$$I(\mathbf{x}_k) = z_k(\mathbf{x}_k) + \max_{\mathbf{x}_{k-1} \in \Gamma(\mathbf{x}_k)} (g(\mathbf{x}_{k-1} | \mathbf{x}_k) \cdot I(\mathbf{x}_{k-1})) \quad (12)$$

$$\Psi_k(\mathbf{x}_k) = \arg \max_{\mathbf{x}_{k-1} \in \Gamma(\mathbf{x}_k)} (g(\mathbf{x}_{k-1} | \mathbf{x}_k) \cdot I(\mathbf{x}_{k-1})) \quad (13)$$

### 3.3 基于状态加权的 DP-TBD 算法实现步骤

综上所述,基于状态加权的 DP-TBD 算法具体实现步骤可归结如下:

初始化:当  $k=1$  时,对所有  $\mathbf{x}_1 = (i, j, i_v, j_v)$

$$I(\mathbf{x}_1) = z_1(\mathbf{x}_1) \quad (14)$$

$$\Psi_1(\mathbf{x}_1) = 0 \quad (15)$$

递推:当  $k=2, 3, \dots, K$  时,对所有的  $\mathbf{x}_k = (i, j, i_v, j_v)$

$$I(\mathbf{x}_k) = z_k(\mathbf{x}_k) + \max_{\mathbf{x}_{k-1} \in \Gamma(\mathbf{x}_k)} (g(\mathbf{x}_{k-1} | \mathbf{x}_k) \cdot I(\mathbf{x}_{k-1})) \quad (16)$$

$$\Psi_k(\mathbf{x}_k) = \arg \max_{\mathbf{x}_{k-1} \in \Gamma(\mathbf{x}_k)} (g(\mathbf{x}_{k-1} | \mathbf{x}_k) \cdot I(\mathbf{x}_{k-1})) \quad (17)$$

其中,  $\Gamma(\mathbf{x}_k)$  由式(8)决定。

终止:对于门限  $V_T$ , 找出满足如下条件的状态

$$\hat{\mathbf{x}}_K = (\mathbf{x}_K : I(\mathbf{x}_K) > V_T) \quad (18)$$

回溯:对得到的  $\hat{\mathbf{x}}_K$ , 按下式进行航迹回溯

$$\hat{\mathbf{x}}_{k-1} = \Psi_k(\hat{\mathbf{x}}_k), k = K, K-1, \dots, 2 \quad (19)$$

最后得到目标航迹  $\hat{\mathbf{x}}_{1:K} = \{\hat{\mathbf{x}}_1, \hat{\mathbf{x}}_2, \dots, \hat{\mathbf{x}}_K\}$ 。

## 4 仿真实验与分析

为了验证 DP-TBD 改进算法在低信噪比条件下的检测和跟踪性能,下面对一机动转弯目标进行仿真,并通过改变转弯系数的大小,从检测概率、跟踪概率及跟踪误差三个方面,将其与常规 DP-TBD 和 Tonissen DP-TBD 两种算法进行比较。

### 4.1 仿真参数设定及性能指标定义

机动转弯目标的状态通过式(20)进行演化

$$\mathbf{x}_k = \begin{bmatrix} 1 & 0 & \sin(\omega T)/\omega & -(1-\cos(\omega T))/\omega \\ 0 & 1 & (1-\cos(\omega T))/\omega & \sin(\omega T)/\omega \\ 0 & 0 & \cos(\omega T) & -\sin(\omega T) \\ 0 & 0 & \sin(\omega T) & \cos(\omega T) \end{bmatrix} \mathbf{x}_{k-1} + \mathbf{v}_k, k = 1, 2, \dots, K \quad (20)$$

其中,  $T=1$  s 表示雷达扫描周期,目标共持续  $K=11$  帧。 $\mathbf{v}_k$  为过程噪声,  $\omega$  表示转弯系数。为体现不同机动强度对三种算法性能的影响,本文取  $\omega = [0, 0.2, 0.4]$  三种情况。其中,  $\omega=0$  代表直线运动。每次仿真目标  $x$  轴方向的初始位置在区间  $[351.5\text{km}, 351.6\text{km}]$  随机产生,  $y$  轴方向的初始位置在区间  $[350.3\text{km}, 350.4\text{km}]$  随机产生,  $x$  轴和  $y$  轴方向的初始速度在区间  $[150\text{m/s}, 200\text{m/s}]$  之间随机产生,距离分辨单元  $\Delta=100\text{m}$ ,雷达能跟踪的目标最大量化速度  $M=3$  (对应速度  $300\text{m/s}$ )。我们重点关注较远距离  $350\text{--}355\text{km}$  处大小为  $N_x \times N_y = 50 \times 50$  的观测区域。假设该区域内量测噪声服从均值为 0, 方差  $\sigma^2=1$  的标准正态分布。在观测期间目标幅度  $A_k=A$  保持恒定,那么 SNR 可通过式(21)得到

$$\text{SNR} = 10 \log \frac{A^2}{\sigma^2} [\text{dB}] \quad (21)$$

为了对目标的运动形式有个直观认识,图 1 给出了目标在不同转弯系数下的运动航迹。

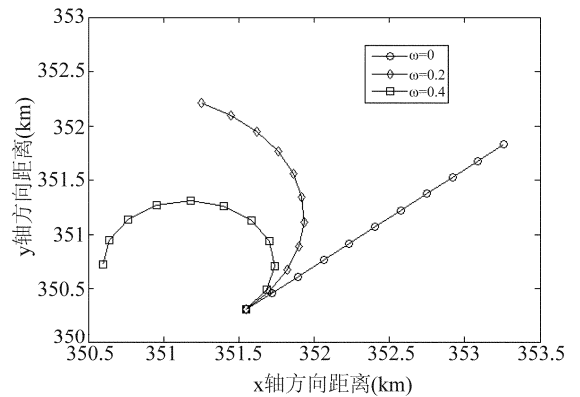


图 1 不同转弯系数下的目标航迹

Fig. 1 Target trajectory under different turn coefficient

在三种方法具体实现过程中,为简单方便,假定观测区域内目标一定存在(虚警 100%),即可直接选择能量累积最大值对应的状态进行航迹回溯。另外,基于状态加权的 DP-TBD 算法(下文简称状态

加权 DP-TBD)的参数按式(11)设计。

定义检测概率  $P_d$  为估计的目标航迹最终阶段的状态  $\hat{\mathbf{x}}_K$  (位置)与目标真实位置  $\mathbf{x}_K$  的误差在 2 个单元之内的概率,表示为

$$P_d = \Pr(|\mathbf{x}_K - \hat{\mathbf{x}}_K| \leq 2) \quad (22)$$

跟踪概率  $P_D$  为估计的目标航迹所有阶段的状态(位置)与目标真实状态的误差都在 2 个单元以内的概率

$$P_D = \Pr\left(\bigcap_{k=1}^K (|\mathbf{x}_k - \hat{\mathbf{x}}_k| \leq 2)\right) \quad (23)$$

跟踪误差定义为:在目标正确检测条件下,估计的状态位置与目标真实位置的误差均值

$$E_{pos} = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \left( \frac{1}{N_{1mot=1}} \sum_{N_1} |\mathbf{x}_k - \hat{\mathbf{x}}_{k,mot}| \right) \quad (24)$$

其中,  $\hat{\mathbf{x}}_{k,mot}$  表示  $k$  阶段(时刻)第  $mot$  次仿真估计的位置,  $N_1$  为  $N=100$  次蒙特卡罗仿真中  $P_d=1$  的次数。

## 4.2 性能分析

图 2 和图 3 分别给出了三种算法在不同信噪比不同转弯系数情况下对目标的检测概率和跟踪概率。从图中可以看出随着转弯系数的变大,三种方法的检测概率和跟踪概率都有不同程度的降低。其中, Tonissen DP-TBD 算法下降程度最大,在高信噪比和目标转弯情况下跟踪概率甚至为零。这是因为 Tonissen DP-TBD 算法的状态转移集大小是根据匀速直线运动规律确定,因此不适用于机动强度较大的目标。常规 DP-TBD 算法下降程度最小,这是因为该算法中状态转移集大小根据目标最大速度确定,目标的运动形式对检测概率和跟踪概率的影响较小。状态加权 DP-TBD 算法性能下降的程度小于 Tonissen DP-TBD 算法,大于常规 DP-TBD 算法。这是因为该算法在 Tonissen DP-TBD 算法的基础上扩展了状态转移集,能适用于机动更强的目标。但状态转移集毕竟不是根据最大速度确定,因此对目标在不同机动强度下的反应要比常规 DP-TBD 算法敏感。

常规 DP-TBD 算法虽然能跟踪机动强度较大的目标,但是在转弯系数  $\omega=0.4$  和检测概率 50% 的条件下,需要约 9dB 的信噪比。相比常规 DP-TBD 算

法,状态加权 DP-TBD 算法改善了约 1dB。当转弯系数变小,如  $\omega=0.2$  时,性能改善更明显,约 3dB。

从前面的分析可知,状态转移集越大,包含的噪声也越多,检测性能受到的影响也越大。状态加权 DP-TBD 算法的状态转移集大于 Tonissen DP-TBD 算法,且 Tonissen DP-TBD 算法又适用于目标直线运动,因此,在  $\omega=0$  时,其检测和跟踪性能应该小于 Tonissen DP-TBD 算法。但是,图 2 和图 3 中的状态加权 DP-TBD 算法的检测和跟踪性能反而略大于 Tonissen DP-TBD 算法。这是因为状态加权 DP-TBD 算法根据当前状态来自前一时刻各状态的可能性,对状态的能量积累值进行了加权处理,降低了每次关联噪声的概率,使能量更好的沿航迹方向进行积累,提高了目标的检测概率。

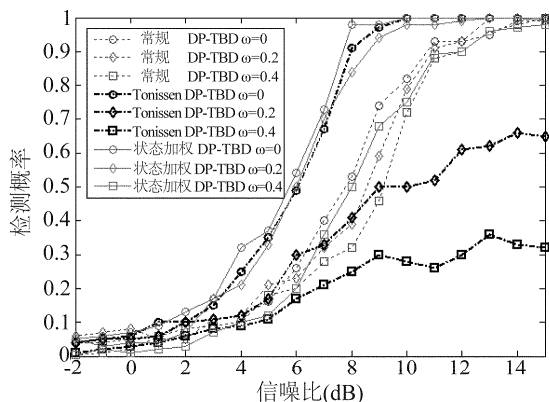


图 2 三种算法的检测概率

Fig. 2 The detection probability of three algorithms

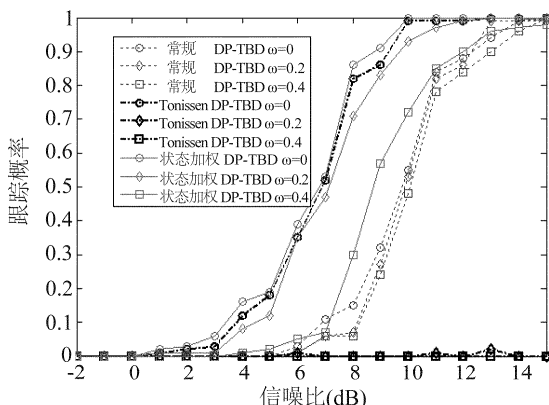


图 3 三种算法的跟踪概率

Fig. 3 The tracking probability of three algorithms

为了分析和比较跟踪精度,图 4 给出了三种算

法在不同信噪比条件下的位置跟踪误差。从图 3 中可看出,在信噪比 7dB 以下, Tonissen DP-TBD 算法和常规 DP-TBD 算法的跟踪概率很低,计算这部分的位置误差已没有意义。因此,图 4 只给出了 7dB 以上的位置跟踪误差。从图 4 中可看出,随着目标机动强度的增加,三种算法的位置跟踪误差越来越大。根据检测概率和跟踪概率的定义,航迹回溯时,位置误差只要在 2 个单元以内,可认为检测到目标。在信噪比为 7dB 时,只有 Tonissen DP-TBD 算法在  $\omega=0$  和状态加权 DP-TBD 算法在  $\omega=0$  和  $\omega=0.2$  时的误差小于 2,说明航迹恢复的比较准确,跟踪性能好。而常规 DP-TBD 算法的三种机动强度的位置误差都大于 2,说明常规 DP-TBD 算法的跟踪性能较差。综合以上的分析可知,状态加权 DP-TBD 算法对目标的检测和跟踪性能要优于 Tonissen DP-TBD 算法和常规 DP-TBD 算法。

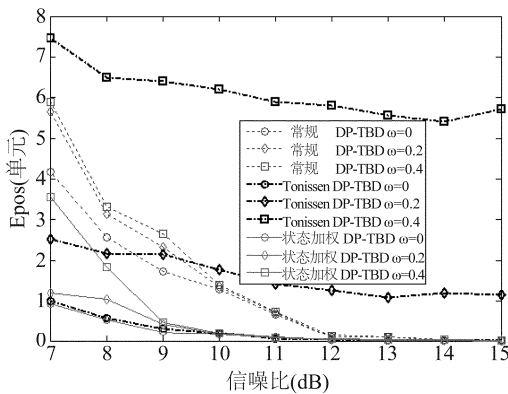


图 4 三种算法的位置跟踪误差

Fig. 4 The position tracking error of three algorithms

## 5 结论

常规 DP-TBD 算法虽能跟踪机动转弯的目标,但该算法受信噪比影响较大。Tonissen DP-TBD 算法相对于常规 DP-TBD 算法虽能提高检测和跟踪性能,但也仅限于目标匀速直线运动或弱机动。而基于状态加权的 DP-TBD 算法通过扩展状态转移集和对能量累积值进行加权处理,有效克服了前两种算法的缺点,实现了较低信噪比条

件下机动目标的检测和跟踪。文章最后的仿真结果也验证了本文所提算法的检测和跟踪性能都要优于前两种 DP-TBD 算法,是一种有效的 TBD 改进算法。

## 参考文献

- [1] 张彦航,苏小红,马培军. 密集杂波和未知数目条件下的多目标检测算法[J]. 信号处理,2010,26(11): 1718-1724.  
Zhang Yanhang, Su Xiaohong, Ma Peijun. Detection of an unknown number of targets in heavy cluster[J]. Signal Processing, 2010, 26(11): 1718-1724. (in Chinese)
- [2] 龙云利,安伟,徐晖等. 缓动弱小目标分层多阶段假设检验[J]. 信号处理,2010,26(4): 528-532.  
Long Yunli, An Wei, Xu Hui, et al. Detecting small and slow moving dim targess using layered multistage hypothesis testing[J]. Signal Processing, 2010, 26(4): 528-532. (in Chinese)
- [3] Moyer L. R., Spak J., Lamanna P. A multi-dimensional Hough transform-based track-before-detect technique for detecting weak targets in strong clutter backgrounds[J]. IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems, 2011, 47(4): 3062-3068.
- [4] Yi W., Morelande M. R., Kong L. J., et al. Multi-target tracking via dynamic-programming based track-before-detect[C]. Proceedings of IEEE Radar Conference, Atlanta, 2012: 487-492.
- [5] 郑岱堃,王首勇,杨军等. 一种基于二阶 Markov 目标状态模型的多帧关联动态规划检测前跟踪算法[J]. 电子与信息学报, 2012, 34(4): 885-890.  
Zheng Daikun, Wan Shouyong, Yang Jun, et al. A multi-frame association dynamic programming track-before-detect algorithm based on second order markov target state model[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2012, 34(4): 885-890. (in Chinese)
- [6] Salmond D. J., Birch H. Particle filter for track-before-detect[C]. Proceedings of the American Control Conference, Arlington, 2001: 3755-3760.
- [7] Davey S. J., Gordon N. J., Sabordo M. Multi-sensor track-before-detect for complementary sensors[J]. Digital Signal Processing, 2011, 21(5): 600-607.

- [8] Deng X. ,Pi Y. ,Morelande M. ,et al. Track-before-detect procedures for low pulse repetition frequency surveillance radars[J]. IET Radar, Sonar and Navigation, 2011, 5(1): 65-73.
- [9] Huang D. Y. , Guo Y. F, Xue A. Track-before-detect algorithm based on dynamic programming for multi-target tracking[C]. Proceedings of the 8th IEEE International Conference on Control and Automation, Xiamen, 2010; 498-503.
- [10] Barniv Y. Dynamic programming solution for detecting dim moving targets[J]. IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems, 1985, 21(1): 144-156.
- [11] Tonissen S. M. ,Evans R. J. Performance of dynamic programming techniques for track-before-detect [J]. IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems, 1996, 32(4): 1440-1451.
- [12] Wallace W. R. The use of track-before-detect in pulse doppler radar [C]. Proceedings of International Radar

Conference, Edinburgh, 2002; 315-319.

- [13] Yue S. ,Kong L. J. ,Yang J. Y. ,et al. A kalman filtering-based dynamic programming track-before-detect algorithm for turn target[C]. International Conference on Communications Circuits and Systems, 2010, 449-452.

#### 作者简介



万 洋 男, 1985 年生, 湖北洪湖人, 空军预警学院博士生, 主要研究方向为信号与信息处理。

E-mail: wanyang19850122@163.com

王首勇 男, 1956 年生, 河南滑县人, 空军预警学院教授, 博士生导师, 主要研究方向为现代信号处理、雷达信号处理。E-mail: sywang@public.wh.hb.cn

吴卫华 男, 1987 年生, 湖南邵阳人, 空军预警学院博士生, 主要研究方向为信号与信息处理。