

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

郑岱堃* 王首勇 杨军 杜鹏飞
(空军雷达学院 武汉 430019)

摘要: 传统的动态规划检测前跟踪(Dynamic Programming Track-Before-Detect, DP-TBD)算法在每一阶段的数据关联中, 仅用当前帧的观测数据与前一帧的指标函数进行关联积累, 对目标状态在连续相邻帧间的相关性以及目标运动特征的考虑不充分, 这样在低信噪比时, 容易发生目标关联错误, 严重影响了 DP-TBD 算法的检测和跟踪性能。针对此问题, 该文提出了一种基于二阶 Markov 目标状态模型的 DP-TBD 算法, 该算法以目标状态的条件概率比最大为准则, 采用二阶 Markov 模型描述目标状态的相关性, 并根据目标运动特征给出了一种与目标转弯角度相关的状态转移概率模型。在此基础上, 实现了多帧数据关联的 DP-TBD 算法。通过仿真实验与传统的 DP-TBD 算法进行了比较, 验证了该算法的检测及跟踪性能。

关键词: 目标检测; 检测前跟踪; 动态规划; 数据关联; Markov 模型

中图分类号: TN957.51

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2012)04-0885-06

DOI: 10.3724/SP.J.1146.2011.00687

A Multi-frame Association Dynamic Programming Track-before-detect Algorithm Based on Second Order Markov Target State Model

Zheng Dai-kun Wang Shou-yong Yang Jun Du Peng-fei

(Air Force Radar Academy, Wuhan 430019, China)

Abstract: Traditional Dynamic Programming Track-Before-Detect (DP-TBD) algorithms use only observation data of current frame to associate with merit function and accumulate energy at each stage of data association. The ignorance of target's state relevance among successive frames and its own kinematic characters results in false state association at low Signal-to-Noise Ratio (SNR), which reduce detecting and tracking performance profoundly. To solve this issue, a DP-TBD algorithm based on second order Markov target state model is proposed. Taking maximum of the target's state conditional PDF ratio as the optimal criteria, this algorithm makes use of second order Markov model to describe the target's state relevance and defines a state transition probability model according to target's kinematic characters, which relates to target's turning angle. On these bases, a multi-frame data association DP-TBD algorithm is implemented. Compared to traditional DP-TBD algorithm through a simulation experiment, the proposed algorithm turns out to have better detection and tracking performance.

Key words: Target detection; Track-Before-Detect (TBD); Dynamic programming; Data association; Markov model

1 引言

检测前跟踪(Track-Before-Detect, TBD)是一种基于跟踪的检测技术, 它将雷达各扫描数据帧作几乎没有信息损失的相关处理, 同时得到检测结果和目标航迹, 目前被认为是检测弱目标的有效途径。TBD 算法将所有的观测数据均假设为目标状态, 形成目标状态序列, 即假设航迹, 沿航迹进行能量积累从而根据积累值进行检测判断。将动态规划(Dynamic Programming, DP)算法应用于 TBD, 可

在得到全局最优解的前提下大大降低运算量^[1], 是一种重要的 TBD 实现方法。文献[2]首次提出了用于弱运动目标检测的 DP-TBD 算法并分析了其性能^[3], 该算法把航迹跟踪中的多阶段问题转化为多个单阶段问题, 用观测数据的似然函数对指标函数进行积累更新, 并通过搜索指标函数在前一阶段的最大值来关联目标状态, 以分段最优化实现对目标的检测。文献[4]考虑了有、无目标两种假设下的似然函数, 以其似然比构造指标函数, 提高了检测性能, 但是仅适用于非起伏模型目标; 文献[5]提出直接采用假设目标的信号幅度构造指标函数的 DP-TBD 算法, 这类算法简便易行, 可以检测起伏模型的运动目标; 文献[6]利用极限值理论分析了 Tonissen 算

2011-07-06 收到, 2011-12-01 改回

国家自然科学基金(60872156, 61179014)资助课题

*通信作者: 郑岱堃 zheng_af@163.com

法的性能,给出了虚警概率和检测概率的近似表达式。近些年对 DP-TBD 算法的研究^[7-13]主要集中于对能量积累中的指标函数的改进和观测数据的预处理。例如文献[8]综合回波数据中的幅度和相位信息,构造了一种复数形式的似然比函数,改善了信噪比性能并且降低了运算量。文献[9]将目标弥散区域内的多点信号幅度进行空域上的累加,提高了检测性能,但该方法更适用于光学传感器而非雷达。上述这些方法都是仅以当前帧观测数据与前一帧的指标函数进行关联积累的,对目标状态在连续帧间的相关性和目标运动特征的考虑不充分。这样在低信噪比时,容易造成帧间状态关联的错误,严重影响了 DP-TBD 算法的检测和跟踪性能。

针对上述问题,本文利用多帧观测数据来更新指标函数,进行能量积累和目标关联,提出了一种多帧数据关联的 DP-TBD 算法。为了实现有效积累,该算法以有目标和无目标假设下的条件概率之比最大为最优准则,充分考虑了目标状态的相关性,采用二阶 Markov 过程对目标状态和观测数据建模,并依据目标的运动特征给出了一种与目标转弯角度相关的状态转移概率模型来修正指标函数。在低信噪比条件下,将本文算法与传统的 DP-TBD 算法进行仿真比较,结果表明本文算法的检测和跟踪性能明显优于传统算法。

2 传统的 DP-TBD 算法

雷达在第 k 次扫描的 $M \times N$ 个分辨单元内的观测数据可表示为

$$z_k(x_k) = s_k m_k(x_k) + v_k(x_k) \quad (1)$$

式中 $x_k = (i_k, j_k)$, $i_k = 1, 2, \dots, M$, $j_k = 1, 2, \dots, N$, 为第 k 次扫描的位置坐标表示的假设目标状态; s_k 表示目标信号幅度,对非起伏目标 $s_k = s$; $m_k(x_k) \in \{0, 1\}$, 表示目标存在与否,即当分辨单元 (i_k, j_k) 内有目标出现时, $m_k(x_k) = 1$, 否则 $m_k(x_k) = 0$; $v_k(x_k)$ 为观测噪声,通常服从零均值的高斯分布。

DP-TBD 算法将航迹跟踪过程分解为多个阶段进行能量积累,通过递归求解表征目标能量的指标函数的最大值来进行目标的检测和跟踪。设 $V_k(x_k)$ 为由第 1 帧积累到第 k 帧时,对应于状态位置 x_k 的指标函数,表示所有到达第 k 帧状态 x_k 的假设航迹中能量最大的航迹的积累值,则传统 DP-TBD 算法的基本模型可表示为^[5]

$$V_k(x_k) = \max_{x_{k-1} \in T_k(x_k)} [V_{k-1}(x_{k-1}) + z_k(x_k)] \quad (2)$$

$$\Psi_k(x_k) = \arg \max_{x_{k-1} \in T_k(x_k)} [V_{k-1}(x_{k-1})] \quad (3)$$

其中 $T_k(x_k)$ 为第 $k-1$ 帧到第 k 帧的状态转移集合,由目标的位置、最大速度等信息得到; $\Psi_k(x_k)$ 为回溯函数,用来记录各个阶段使指标函数达到最大的目标状态。

3 基于二阶 Markov 目标状态模型的多帧关联 DP-TBD 算法

为实现基于多帧数据关联的目标能量有效积累,本文以有、无目标假设下的状态条件概率之比最大为最优准则,导出了多帧关联的 DP-TBD 算法。在该算法中,提出引入二阶 Markov 模型进行基于条件概率比的指标函数递归计算;在考虑目标状态相关性的基础上,根据目标运动特征给出了一种与目标转弯角度相关的状态转移概率模型来修正指标函数。

3.1 基于条件概率比的指标函数递归计算模型

雷达在 K 次扫描中的观测值 z_k 可表述为二元统计假设

$$\left. \begin{aligned} H_1: z_k &= s_k + v_k, & k &= 1, 2, \dots, K & \text{有目标} \\ H_0: z_k &= v_k, & k &= 1, 2, \dots, K & \text{无目标} \end{aligned} \right\} \quad (4)$$

记 $X_K = \{x_1, x_2, \dots, x_K\}$ 为第 1 次扫描到第 K 次扫描的目标状态序列, $Z_K = \{z_1, z_2, \dots, z_K\}$ 为第 1 帧直到第 K 帧的观测数据序列。目标状态序列的对数条件概率密度比可定义为^[4]

$$L(X_K) = \ln \left[\frac{p(X_K | Z_K)}{p(H_0 | Z_K)} \right] \quad (5)$$

式中的 $p(X_K | Z_K)$ 表示在观测序列为 Z_K 的条件下,目标存在且状态序列为 X_K 的概率密度, $p(H_0 | Z_K)$ 表示观测序列为 Z_K 的条件下目标不存在的概率密度。使式(5)取得最大值的目标状态序列 \hat{X}_K 即为最佳的航迹估计值。

在应用 DP-TBD 求解 \hat{X}_K 时,需将式(5)变换为形如式(2)的递归形式,根据 Bayes 原理和条件概率公式,式(5)中目标状态序列 X_k (为不失一般性,在下文的分析中均以 X_k 代替 X_K , Z_k 代替 Z_K) 的条件概率密度可以表示为

$$p(X_{kk} | Z_k) = \frac{p(z_k | Z_{k-1}, X_{kk}) p(x_k | X_{kk-1})}{p(z_k | Z_{k-1})} \cdot p(X_{kk-1} | Z_{k-1}) \quad (6)$$

同样,观测序列条件下目标不存在的条件概率密度为

$$p(H_0 | Z_k) = \frac{p(z_k | Z_{k-1}, H_0)}{p(z_k | Z_{k-1})} \cdot p(H_0 | Z_{k-1}) \quad (7)$$

将式(6)和式(7)代入式(5),得到对数条件概率比的递归形式

$$L(X_k) = \ln \left[\frac{p(z_k | Z_{k-1}, X_k)}{p(z_k | Z_{k-1}, H_0)} \right] + \ln [p(x_k | X_{k-1})] + L(X_{k-1}) \quad (8)$$

考虑到目标运动在相邻帧间的相关性，设雷达在第 k 次扫描时的目标状态与第 $k-1$, $k-2, \dots$, $k-n$ ($n \geq 1$) 次扫描时的状态均有关，目标状态序列为 n 阶 Markov 模型。实际中，目标在第 $k-3$ 及其之前各次扫描时的状态对当前状态的影响较小，故取 $n=2$ ，则目标状态序列可用如下的二阶 Markov 模型描述

$$p(x_k | X_{k-1}) = p(x_k | x_{k-1}, x_{k-2}) \quad (9)$$

同样有

$$p(z_k | Z_{k-1}) = p(z_k | z_{k-1}, z_{k-2}) \quad (10)$$

将式(9)和式(10)代入式(8)，得到简化的递归方程为

$$L(X_k) = \ln \left[\frac{p(z_k | z_{k-1}, z_{k-2}, X_k)}{p(z_k | z_{k-1}, z_{k-2}, H_0)} \right] + \ln [p(x_k | x_{k-1}, x_{k-2})] + L(X_{k-1}) \quad (11)$$

根据条件概率公式，式(11)中

$$p(z_k | z_{k-1}, z_{k-2}, X_k) = \frac{p(z_k, z_{k-1}, z_{k-2} | X_k)}{p(z_{k-1}, z_{k-2} | X_k)} \quad (12)$$

$$p(z_k | z_{k-1}, z_{k-2}, H_0) = \frac{p(z_k, z_{k-1}, z_{k-2} | H_0)}{p(z_{k-1}, z_{k-2} | H_0)} \quad (13)$$

在式(4)中，假设目标是非起伏的， v_k 为高斯相关噪声。此时式(12)中的 $p(z_k, z_{k-1}, z_{k-2} | X_k)$ 和 $p(z_{k-1}, z_{k-2} | X_k)$ 分别为均值为 s ，方差为 σ^2 ，相关系数为 ρ 的 3 维和 2 维联合高斯分布概率密度函数。同样，无目标假设下，式(13)中 $p(z_k, z_{k-1}, z_{k-2} | H_0)$ 和 $p(z_{k-1}, z_{k-2} | H_0)$ 分别为均值为 0，方差为 σ^2 ，相关系数为 ρ 的 3 维和 2 维联合高斯分布概率密度函数。

将式(12)，式(13)及其相应的多维联合分布概率密度函数代入式(11)，得

$$L(X_k) = \lambda_1 z_k + \lambda_2 (z_{k-1} + z_{k-2}) + \lambda_3 + \ln [p(x_k | x_{k-1}, x_{k-2})] + L(X_{k-1}) \quad (14)$$

其中

$$\lambda_1 = \frac{2s}{\sigma^2(2\rho+1)}, \quad \lambda_2 = \frac{2\rho s}{\sigma^2(2\rho^2+3\rho+1)}$$

$$\lambda_3 = \frac{s^2(\rho-1)}{\sigma^2(2\rho^2+3\rho+1)}$$

于是，对数条件概率比的最大化递归运算为

$$\max_{X_k} [L(X_k)] = \max_{x_k} \left\{ \lambda_1 z_k + \max_{X_{k-1}} [\lambda_2 (z_{k-1} + z_{k-2}) + \lambda_3 + \ln [p(x_k | x_{k-1}, x_{k-2})] + L(X_{k-1})] \right\} \quad (15)$$

由式(15)可知，对目标状态序列的寻优可递归分解为对每一帧的目标状态的寻优，即第 k 帧所有的假设航迹的最大能量积累值仅与状态 x_k 有关。

根据最优化原理，可使用动态规划算法求解该

多阶段最优化问题。由于 λ_3 为与观测数据无关的单独常数项，对于最大化递归寻优的同一阶段的每一个假设目标状态，其值都是相等的，所以将其略去并不影响得到最优的航迹估计。这样，指标函数的递归模型即为

$$V_k(x_k) = \lambda_1 z_k + \max_{x_{k-1}} [\lambda_2 (z_{k-1} + z_{k-2}) + \ln [p(x_k | x_{k-1}, x_{k-2})] + V_{k-1}(x_{k-1})] \quad (16)$$

由式(16)可见，在关联算法中，不仅利用了第 k 帧的观测数据，也利用了第 $k-1$, $k-2$ 帧的观测数据，实现了基于多帧数据关联的有效积累。此外，考虑到目标自身的运动特性，对于不同的 x_k 区分对待，用目标的状态转移概率 $p(x_k | x_{k-1}, x_{k-2})$ 修正指标函数。

3.2 目标状态转移概率模型

传统 DP-TBD 算法主要通过对观测数据的积累判断来进行目标状态关联，对目标运动特征的考虑不充分，而式(16)说明目标状态转移概率的选择至关重要。为了提高 DP-TBD 算法的性能，本文基于目标的运动特征给出了一种与目标转弯角度相关的状态转移概率模型。

图 1 描述了在雷达相邻的 3 次扫描过程中，当目标的前两帧状态 x_{k-2} 和 x_{k-1} 确定后，目标在第 k 帧的状态 x_k 的出现情况。

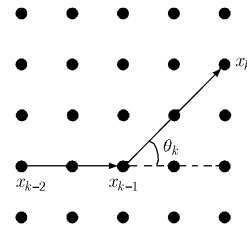


图 1 相邻 3 次扫描中的目标状态转移示意图

可以看出在 x_{k-2} 和 x_{k-1} 确定的条件下，目标状态 x_k 与其转弯角度 θ_k 直接相关，满足

$$\cos \theta_k = \frac{\overrightarrow{x_{k-2}x_{k-1}} \cdot \overrightarrow{x_{k-1}x_k}}{|\overrightarrow{x_{k-2}x_{k-1}}| |\overrightarrow{x_{k-1}x_k}|} \quad (17)$$

其中 $\theta_k \in (-\pi, \pi]$ ，目标逆时针转弯时， θ_k 为正值，否则为负值。基于上述关系，当前帧状态 x_k 的转移情况可由随机变量 θ_k 来描述，即

$$p(x_k | x_{k-1}, x_{k-2}) = p(\theta_k) \quad (18)$$

在目标运动过程中，通常情况下目标沿 $\overrightarrow{x_{k-2}x_{k-1}}$ 方向运动的可能性较大，即转弯角度 θ_k 的绝对值较小时，发生的概率较大，而 θ_k 的绝对值较大时，发生的概率较小。因此，本文将 $p(\theta_k)$ 定义为式(19)形式。

$$p(\theta_k) = \frac{1}{2\pi}(\cos\theta_k + 1) \quad (19)$$

$p(\theta_k)$ 为非负函数, 与 θ_k 的绝对值呈负相关, 且在 $(-\pi, \pi]$ 上对 θ_k 定积分为 1, 满足概率密度函数的非负性条件和规范性条件。

3.3 多帧数据关联的 DP-TBD 算法

综合以上分析, 基于二阶 Markov 模型的多帧数据关联 DP-TBD 算法如下:

(1)初始化 将第 1 帧各个假设目标状态所对应的分辨单元内的观测数据, 经由 λ_1 加权后, 定义为指标函数的初始值 $V_1(x_1)$, 将函数 $\Psi_1(x_1)$ 初始化为 $(0, 0)$, 该函数用来记录与当前帧当前状态相关性最大的前一帧的目标状态, 以便回溯航迹。

$$V_1(x_1) = \lambda_1 z_1(x_1) \quad (20)$$

$$\Psi_1(x_1) = (0, 0) \quad (21)$$

(2)起始积累 对第 2 帧所有分辨单元内的目标状态 x_2 确定状态转移集合:

$$T_2(x_2) = \{x_1 \mid i_1 \in [i_2 - \dot{x}_{\max}T, i_2 + \dot{x}_{\max}T], \\ j_1 \in [j_2 - \dot{y}_{\max}T, j_2 + \dot{y}_{\max}T]\} \quad (22)$$

$T_2(x_2)$ 中的元素为有可能转移至第 2 帧位置 x_2 的第 1 帧的目标状态。 \dot{x}_{\max} 和 \dot{y}_{\max} 分别为目标在 x 方向和 y 方向的最大速度, T 为扫描周期。根据式(16), 按式(23), 式(24)更新指标函数和回溯函数

$$V_2(x_2) = \max_{x_1 \in T_2(x_2)} [V_1(x_1) + \ln[p(x_2 | x_1)] + \lambda_2 z_1(x_1)] \\ + \lambda_1 z_2(x_2) \quad (23)$$

$$\Psi_2(x_2) = \arg \max_{x_1 \in T_2(x_2)} [V_1(x_1)] \quad (24)$$

由于在航迹起始的第 1 帧和第 2 帧, 目标有可能转向任何方向, 因此 $p(x_2 | x_1)$ 是状态转移集合 $T_2(x_2)$ 上的均匀分布。

(3)递归积累 当 $3 \leq k \leq K$ 时, 对第 k 帧的所有分辨单元内的目标状态确定状态转移集合:

$$T_k(x_k) = \{x_{k-1} \mid i_{k-1} \in [i_k - \dot{x}_{\max}T, i_k + \dot{x}_{\max}T], \\ j_{k-1} \in [j_k - \dot{y}_{\max}T, j_k + \dot{y}_{\max}T]\} \quad (25)$$

对 $T_k(x_k)$ 中的所有元素 x_{k-1} , 根据 $k-1$ 时刻的回溯函数 $\Psi_{k-1}(x_{k-1}) = \arg \max_{x_{k-2} \in T_{k-1}(x_{k-1})} [V_{k-2}(x_{k-2})]$ 得到与其关联的第 $k-2$ 帧的目标状态 x_{k-2} 。使用式(17)~式(19)计算 $p(x_k | x_{k-1}, x_{k-2})$, 并根据式(16)按式(26), 式(27)更新指标函数和回溯函数

$$V_k(x_k) = \max_{x_{k-1} \in T_k(x_k)} [V_{k-1}(x_{k-1}) + \ln[p(x_k | x_{k-1}, x_{k-2})] \\ + \lambda_2 (z_{k-2}(x_{k-2}) + z_{k-1}(x_{k-1}))] \\ + \lambda_1 z_k(x_k) \quad (26)$$

$$\Psi_k(x_k) = \arg \max_{x_{k-1} \in T_k(x_k)} [V_{k-1}(x_{k-1})] \quad (27)$$

(4)检测 $k=K$ 时, 对 $V_K(x_K)$ 做门限检测。

$$\left. \begin{aligned} V_K(x_K) \geq V_T &\Rightarrow x_K \text{ 置入集合 } C \\ V_K(x_K) < V_T &\Rightarrow \text{判决目标不存在} \end{aligned} \right\} \quad (28)$$

C 为候选航迹终止位置集合。 V_T 为预先设定的检测门限。

(5)航迹回溯 对所有的 $\hat{x}_k \in C$, 当 $k=K-1, K-2, \dots, 1$ 时, 有

$$\hat{x}_k = \Psi_{k+1}(\hat{x}_{k+1}) \quad (29)$$

得到航迹序列的估计值 $\hat{X}_K = \{\hat{x}_1, \hat{x}_2, \dots, \hat{x}_K\}$ 。

4 仿真实验

为验证本文提出的基于二阶 Markov 目标状态模型的多帧数据关联 DP-TBD 算法对目标的检测和跟踪性能, 在高斯相关噪声条件下, 从跟踪航迹、平均跟踪误差和航迹检测概率几个方面进行仿真分析, 并与传统的 Tonissen 类 DP-TBD 算法^[5]进行比较。

4.1 仿真条件

(1)雷达和目标参数 假设雷达在 x 方向的观测范围为 150~200 km, y 方向的观测范围为 120~170 km, x 和 y 方向上的距离分辨单元均为 100 m, 观测误差为半个分辨单元, 共扫描 20 帧, 扫描周期 $T=1$ s; 设目标在雷达扫描过程中全程出现, 从初始位置(180 km, 160 km)开始, 第 1~10 s 做匀速直线运动, x 和 y 方向上的速度均为 100 m/s; 11~15 s 做转弯速率为 0.35 rad/s 的顺时针转弯运动, 16~20 s 又恢复匀速直线运动。目标是非起伏的, 其信号幅度为确定值。

(2)观测噪声参数 观测噪声 v_k 为高斯分布, 考虑一般情况, v_k 为相关过程。因此, 本文使用自回归(Auto Regressive, AR)模型的输出序列得到高斯相关噪声

$$v_k = -\sum_{i=1}^P a_i v_{k-i} + w_k \quad (30)$$

其中 $a_i (i=1, 2, \dots, P)$ 为模型系数, P 为模型的阶数, w_k 为高斯白噪声序列。仿真中取 $P=3$, $a_1=-2$, $a_2=1.7$, $a_3=0.64$; $w_k \sim N(0, 1)$ 。

(3)性能统计指标及其它相关参数 设第 k 次扫描时, 目标的真实位置为 $l(k)$, 第 i 次 MonteCarlo 仿真对目标位置的估计值为 $\hat{l}_i(k)$, 则均方根误差为

$$\text{RMSE}(k) = \sqrt{\frac{1}{\text{MC}} \sum_{i=1}^{\text{MC}} |l(k) - \hat{l}_i(k)|^2} \quad (31)$$

其中 MC 为 MonteCarlo 仿真次数。

将均方根误差对 k 取得的平均值定义为平均 RMSE。

航迹检测概率用 P_D 表示，它被定义为检测到目标并且在恢复航迹过程中至少有两个以上的单元为真实目标单元的概率^[4]，本文以 MonteCarlo 仿真来近似。仿真中取 MC=200。

4.2 仿真结果和性能分析

在 SNR=6 dB 时，两种算法的航迹跟踪效果如图 2 所示。从中可以看出，本文算法的跟踪效果要优于传统算法，尤其是在目标机动转弯之后，传统算法已经丢失目标，而本文算法依然具有良好的跟踪效果。

图 3 给出了 SNR=6 dB 时两种算法的均方根误差曲线。从图中可以看出，本文算法的均方根误差明显小于传统算法，尤其是在目标机动转弯的第 11~15 s，跟踪性能的优势十分显著；就整个跟踪过程而言，本文算法和传统算法的平均 RMSE 分别为 5.83 和 8.26，与传统算法相比，本文算法的误差降低了 29.42%。此外，在航迹的起始和结束时，算法的跟踪误差较大，这是由于在跟踪的初始阶段积累帧数较少，而目标每一帧的能量积累值会扩散到下

一帧的邻域窗内，在积累末段形成虚警点团，所以与中段相比，其误差较大。

图 4 比较了不同信噪比下两种算法的平均误差。从中可以看出，本文算法的平均误差要小于传统算法，误差平均降低了 20%左右。而且在信噪比较低时，本文算法跟踪性能的优势更加显著。

为了验证本文算法的检测性能，图 5 给出了虚警概率为 10^{-3} 时，两种算法在不同信噪比下的航迹检测概率。从中可以看出，当检测概率为 0.5 时，本文算法的检测性能比传统算法的信噪比改善了 1.5 dB 左右。

以上的仿真结果和分析表明，本文提出的基于二阶 Markov 目标状态模型的多帧关联 DP-TBD 算法的检测和跟踪性能均优于传统 DP-TBD 算法。此外，本文算法虽然是在非起伏目标模型的假设下推导出的，但对于起伏模型目标同样适用，对信号幅度服从瑞利分布的 Swerling- I 型目标的仿真实验表明，本文算法的检测和跟踪性能也比传统算法有较大的提高。

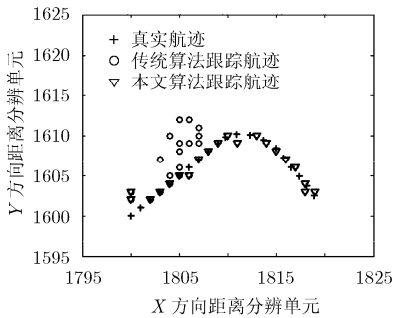


图 2 二阶 Markov 多帧关联 DP-TBD 与传统 DP-TBD 的跟踪性能比较(SNR=6 dB)

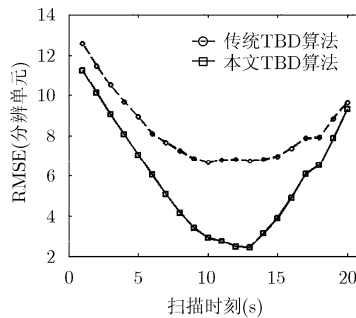


图 3 二阶 Markov 多帧关联 DP-TBD 与传统 DP-TBD 跟踪的均方根误差曲线(SNR=6 dB)

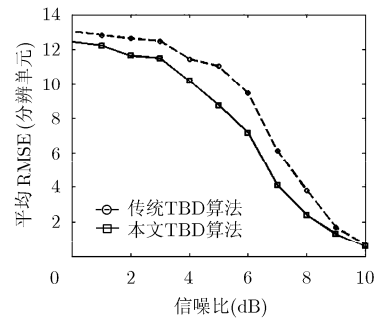


图 4 二阶 Markov 多帧关联 DP-TBD 与传统 DP-TBD 跟踪的平均误差曲线

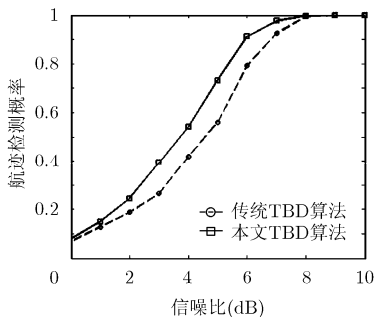


图 5 二阶 Markov 多帧关联 DP-TBD 与传统 DP-TBD 的航迹检测概率曲线

域窗内各状态的指标函数不加区分地同等积累，在低信噪比情况下极易造成状态关联错误，影响 DP-TBD 算法的检测和跟踪性能。因此本文提出了多帧数据关联的 DP-TBD 算法。该算法以有、无目标假设下的状态条件概率之比最大为最优准则，考虑了目标状态的相关性，采用二阶 Markov 模型对关联算法建模，并依据目标的运动特性，给出了一种与目标转弯角度相关的状态转移概率模型来修正积累。仿真结果表明本文算法的检测及跟踪性能明显优于传统算法。

5 结束语

传统 DP-TBD 算法仅使用当前帧数据的观测信息来进行能量积累和目标关联，未充分考虑目标状态在连续帧间的相关性和目标运动特征，对目标邻

参考文献

[1] Leon Cooper and Mary W Cooper,著, 张有为, 译. 动态规划导论[M]. 北京: 国防工业出版社, 1985: 11-24.
 [2] Barniv Y. Dynamic programming solution for detecting dim

- moving targets[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 1985, AES-21(1): 144-156.
- [3] Barniv Y and Kella O. Dynamic programming solution for detecting dim moving targets Part II: analysis[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 1987, AES-23(6): 776-788.
- [4] Arnold J, Shaw S, and Pasternack H. Efficient target tracking using dynamic programming[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 1993, 29(1): 44-56.
- [5] Tonissen S M and Evans R J. Performance of dynamic programming techniques for track-before-detect[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 1996, 32(4): 1440-1451.
- [6] Johnston L A and 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.
- [7] 谭晓宇, 陈谋, 姜长生. 改进动态规划算法在小目标检测中的应用[J]. *光电工程*, 2008, 35(5): 23-27.
Tan Xiao-yu, Chen Mou, and Jiang Chang-sheng. Application of improved dynamic programming algorithm in small targets detection[J]. *Opto-Electronic Engineering*, 2008, 35(5): 23-27.
- [8] Davey S J, Cheung B, and Rutten M G. Track-before-detect for sensors with complex measurements[C]. 12th International Conference on Information Fusion, Seattle, WA, USA, 2009: 618-625.
- [9] 张玉叶, 王春歆. 基于改进DPA的空间小目标检测算法[J]. *电子学报*, 2010, 38(3): 556-560.
Zhang Yu-ye and Wang Chun-xin. Space small targets detection based on improved DPA[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2010, 38(3): 556-560.
- [10] 陈翼, 王盛利. 一种基于相参积累的检测前跟踪算法[J]. *现代雷达*, 2010, 32(5): 26-30.
- Chen Yi and Wang Sheng-li. A track-before-detect algorithm based on coherent integration[J]. *Modern Radar*, 2010, 32(5): 26-30.
- [11] Liu N, Li L, and Yang J. The reunite effect eliminating using dynamic programming in track before detect algorithm based on passive millimeter waves[C]. 2010 2nd International Conference on Signal Processing Systems, Dalian, China, 2010, 3: 653-657.
- [12] Yue S, Kong L, Yang J, et al. Tracking accuracy analysis of dynamic programming track before detect algorithm[C]. 2010 International Conference on Communication, Circuits and Systems (ICCCAC), Chengdu, China, 2010: 441-443.
- [13] Zhang Hai-ying, Duan Hong, and Liao Ming-hong. The TBD method for dim targets based on multi-lever crossover and matching operator[J]. *Journal of Harbin Institute of Technology*, 2011, (1): 57-61.
- [14] 强勇. 超视距雷达抗干扰与目标检测方法[D]. [博士学位论文], 西安电子科技大学, 2004.
Qiang Yong. Suppressing interference and target detection for over-the-horizon radar[D]. [Ph.D. dissertation], Xidian University, 2004.
- 郑岱堃: 男, 1986年生, 硕士生, 研究方向为雷达信号与信息处理.
- 王首勇: 男, 1956年生, 教授, 博士生导师, 研究方向为现代信号处理、雷达信号处理.
- 杨军: 男, 1973年生, 博士, 副教授, 研究方向为雷达信号检测、现代信号处理与智能信息处理.
- 杜鹏飞: 男, 1974年生, 博士后, 讲师, 研究方向为雷达信号处理、雷达成像与雷达目标检测.