

基于动态规划的机动目标加权自适应相参积累方法

陈帅霖 罗丰* 张林让 胡冲 陈世超

(西安电子科技大学雷达信号处理国家重点实验室 西安 710071)

摘要: 针对机动目标径向速度变化和距离徙动与多普勒扩展的耦合关系, 该文提出一种基于动态规划的加权自适应相参积累(DPWACI)方法。该方法能够沿着目标运动轨迹进行高效能量积累。首先, 加权的动态规划过程能够精确搜索目标各时刻的位置与速度; 其次, 改进的相参积累能够对整个过程中的相位扩展进行多普勒校正; 最后, 自适应步长能够在不同速度搜索通道采用相应的相参积累时间。该算法无需估计具体运动参数, 适用于任意机动方式。仿真结果和性能对比展示了该算法的估计精确性以及相较于传统算法的优越性。

关键词: 加权矩阵; 自适应步长; 动态规划; 相参积累; 机动目标

中图分类号: TN957.51

文献标识码: A

文章编号: 2095-283X(2017)03-0309-07

DOI: 10.12000/JR17002

引用格式: 陈帅霖, 罗丰, 张林让, 等. 基于动态规划的机动目标加权自适应相参积累方法[J]. 雷达学报, 2017, 6(3): 309-315. DOI: 10.12000/JR17002.

Reference format: Chen Shuailin, Luo Feng, Zhang Linrang, *et al.*. Weighted adaptive step coherent integration method for maneuvering target based on dynamic programming[J]. *Journal of Radars*, 2017, 6(3): 309-315. DOI: 10.12000/JR17002.

Weighted Adaptive Step Coherent Integration Method for Maneuvering Target Based on Dynamic Programming

Chen Shuailin Luo Feng Zhang Linrang Hu Chong Chen Shichao

(National Laboratory of Radar Signal Processing, Xidian University, Xi'an 710071, China)

Abstract: In allusion to the coupling relationship among radial velocity variation, range migration, and Doppler spread of a maneuvering target, a Dynamic Programming (DP)-based Weighted Adaptive Coherent Integration (DPWACI) detection method is proposed. The target energy could be efficiently integrated along its trajectory by the proposed method. The main idea of DPWACI is the joint execution of the three operations: the weighted DP procedure that could accurately search the current position and velocity of the target; the improved coherent integration that could calibrate the Doppler shift during the entire process with a large phase spread; and the adaptive step that could make the integration time suitable for each velocity searching bin. The proposed method is applicable to a target with an arbitrary motion without estimating its specific movement parameters. Simulation results and performance comparisons show the exactitude and superiority of the proposed method.

Key words: Weighting matrix; Adaptive step; Dynamic Programming (DP); Coherent integration; Maneuvering target

收稿日期: 2017-01-03; 改回日期: 2017-03-15; 网络出版: 2017-05-04

*通信作者: 罗丰 luofeng@xidian.edu.cn

基金项目: 国家部委基金(4010101030101), 国家重大科学仪器设备开发专项资金(2013YQ20060705)

Foundation Items: The National Ministries Foundation (4010101030101), The National Key Scientific Instrument and Equipment Development Project Funds (2013YQ20060705)

1 引言

相参积累是一种在噪声背景下有效提高雷达目标检测性能的方法。但是高速机动目标复杂的运动特性会使雷达回波不可避免地产生距离徙动, 多普勒扩展和多普勒模糊, 大大削弱了传统方法的检测性能, 甚至会使传统方法失效^[1]。这种情况下, 文献[2,3]采用霍夫变换方法, 沿着目标轨迹对每个目

标的回波数据进行带有距离补偿的非相参积累, 将目标能量积累到参数空间中的一点, 易于在参数空间检测。为了进一步利用目标的相位信息, 文献[4]采用Keystone变换(KT)对目标进行距离补偿后的相参积累, 更加高效地积累了目标能量, 但该方法存在速度模糊的问题。文献[5]将分数阶傅里叶变换与Keystone变换相结合, 适用于带有速度模糊的匀加速目标, 但该方法的处理流程较为复杂。文献[6]提出的相参霍夫变换(CHT)可以看作是文献[7]提出的Radon-Fourier变换(RFT)的一个特例, 这两种方法将距离补偿与相参积累相结合, 显著提高了雷达的检测性能, RFT的扩展形式还能有效避免速度模糊。为了检测具有严重多普勒扩展的机动目标。文献[8]采用参数化的方程来描述非匀速直线运动的目标轨迹, 通过搜索该方程中的参数, 广义RFT方法能够沿着弯曲的目标轨迹进行能量积累。但是, 轨迹方程的阶数随着目标机动性的增强而增大, 在检测强机动目标时计算复杂度显著增高。文献[9]将RFT方法扩展到空时频多维度联合处理领域中, 取得了较为优秀的检测性能, 形成了比较系统的理论框架和技术体系。文献[10]将RFT算法应用于双基地雷达系统, 解决了该系统中非线性相位回波的目标运动补偿问题, 并在频域完成了算法的快速实现。上述基于KT和RFT的算法都需要估计出目标的具体运动参数, 再对目标运动带来的距离和多普勒徙动进行补偿。然而, 当目标在观测时间内进行机动, 即目标的运动参数发生了突变, 或目标的运动参数过于复杂, 上述运动参数估计与补偿类的算法就会失效。

检测前跟踪(Track Before Detect, TBD)是一种常用的能量积累方法。基于动态规划的检测前跟踪(Dynamic Programming-TBD, DP-TBD)方法^[11]能够对弱机动目标进行检测, 许多种改进的DP-TBD方法广泛应用于光学、红外以及雷达领域^[12,13]。但是TBD算法通常应用于扫描到扫描的场景, 并不适用于长时间积累模式下脉冲到脉冲的场景。此外, DP-TBD类的算法对强机动目标的检测性能较差。

为了解决上述问题, 该文提出了一种基于动态规划的加权自适应步长相参积累方法, 所提方法采用动态规划算法的阶段性最优化思想, 能够求解出机动目标复杂而不断变化的运动参数, 避免了传统方法繁琐的只适用于固定运动方式的运动参数估计; 该方法结合了动态规划与加权自适应相参积累, 能够避免多普勒模糊, 高效的对机动目标的距离徙动与多普勒扩散进行补偿。所提算法的递推特性能够使该方法对任意机动方式的目标进行检测与跟踪。

2 问题描述

假设机动目标相对雷达径向运动, 雷达在目标方向发射 K 个脉冲, 重复周期为 T_r 。信号预处理之后, k 时刻的目标基带回波可以表示为:

$$s_k = A s'_k \exp(j2\pi f_d(k) k T_r) + n_k \quad (1)$$

其中, A 为幅度, s'_k 为回波信号在快时间上的复包络, $f_d(k)$ 为目标机动带来的时变瞬时多普勒频率, n_k 为方差为1的复高斯噪声。假设在较短时间内的观测过程中目标回波没有起伏。

将所有回波排列在时间-距离的2维空间, 分别用脉冲重复周期和雷达距离单元对时间坐标和距离坐标进行归一化。将一个重复周期称为一帧, 雷达回波中第 k 帧第 n 个距离单元的测量表示为 z_k , 第 k 帧所有 N 个距离单元中的测量值表示为 $Z_k = [z_1 z_2 \dots z_N]^T$ 。

该模型中机动目标的径向速度是时变的, 会带来非线性的位移和多普勒频移。因此, 整个观测过程中目标回波的频谱在距离-多普勒平面内形成了一条不规则的曲线。所以传统方法很难对无规律的距离徙动和多普勒扩散进行补偿。

3 本文方法

为了最大程度上地沿着目标轨迹积累能量, 采用动态规划^[11]的思想对机动目标进行每一帧位置与速度的阶段性最优搜索。此外, 充分利用目标回波的幅度与相位信息, 同时对距离徙动与多普勒扩散进行补偿。

雷达记录的 K 个脉冲的所有观测值构成一个 $N \times K$ 的2维矩阵, 如下:

$$\mathbf{Z} = [Z_1 Z_2 \dots Z_K] \quad (2)$$

令目标状态为 $X_k = (x_k, \dot{x}_k)^T$, 其中, x_k 为目标距离, \dot{x}_k 为目标速度。定义目标轨迹为第1帧到第 K 帧的连续状态序列, 则观测时间内的目标航迹为:

$$\mathbf{X}_K = \{X_1 X_2 \dots X_K\} \quad (3)$$

由于目标速度未知, 需要对目标所有可能的速度进行搜索。假设目标的最大速度为 V_{\max} , 将目标的运动速度范围 $[-V_{\max}, V_{\max}]$ 平均分为 M 份, 则所有搜索速度为: $\{v_m, m=1:M\}$ 。每一帧目标的运动速度将通过这 M 个搜索通道进行估计。 M 的取值取决于所需的速度估计精度。根据多普勒频率与目标速度和雷达波长 λ 的关系 $f_d = 2v/\lambda$, 直接使用速度信息进行相位补偿, 避免多普勒速度模糊。本文(Dynamic Programming (DP)-based Weighted Adaptive Coherent Integration, DPWACI)算法的流程如图1所示, 具体步骤如下。

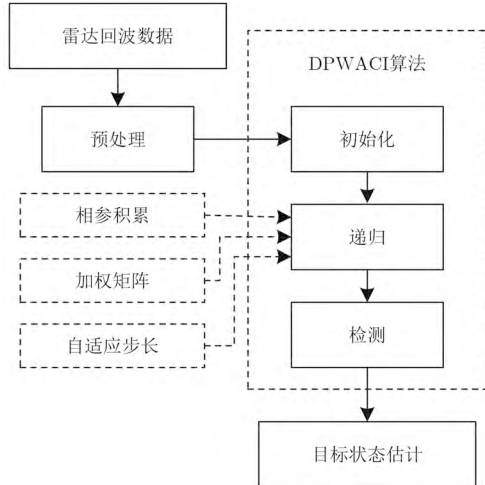


图1 本文算法流程图

Fig. 1 Flow chart of this paper algorithm

3.1 步骤1: 初始化

对第1帧的所有状态 X_1

$$I(X_1) = Z_1 \quad (4)$$

$$\Psi(1) = 0 \quad (5)$$

其中, $I(\cdot)$ 为积累值函数, 表示动态规划处理后的积累能量, $\Psi(\cdot)$ 为转移函数, 记录了每一帧的状态转移过程。

3.2 步骤2: 递归

当 $2 \leq k \leq K$ 时, 对所有状态 X_k , 有

$$I(X_k) = \max_{m=1:M} \left[I(X_{k-1}) \exp \left(\frac{j4\pi v_m T_r}{\lambda} \right) \right]_{2M} + Z_k \quad (6)$$

$$\Psi(X_k) = \arg \max_{m=1:M} \left[I(X_{k-1}) \exp \left(\frac{j4\pi v_m T_r}{\lambda} \right) \right]_{2M} \quad (7)$$

其中, $\max[\cdot]$ 表示求取上一帧最有可能转移到当前帧的状态, 上一帧的有效转移状态由速度搜索通道和可能的位置偏移确定。由于脉冲间隔时间很短, 第 $k-1$ 帧到第 k 帧的位置转移只有3种情况: 向前一个距离单元; 停留在当前单元; 向后一个距离单元。而搜索速度的正负确定了移动方向, 所以共有 $2 \times M$ 个候选有效转移状态, 式(6)和式(7)中 $\max[\cdot]$ 的下标为 $2M$ 。式(6)中上一帧积累值函数的多普勒频移被补偿到了当前时刻, 并与当前观测值进行相参积累。该递归过程无需对目标的具体运动参数进行估计, 而是通过动态规划方法分依次搜索并记录。

式(6)的过程相当于两脉冲相参积累, 为了减轻复噪声的影响, 并充分利用后续脉冲的相参特性, 后 L 个脉冲被用来进行相参积累。由于运动惯性, 短时间内的速度变化较小。为了减轻距离徙动发生时的影响, 并保证积累效果, 将 L 设为:

$$L = \text{round}(\rho / V_{\max} / T_r / 4) \quad (8)$$

其中, ρ 为距离单元, $\text{round}(\cdot)$ 表示四舍五入。加入算数平均, 并将 Z_k 放入中括号内, 有

$$I(X_k) = \max_{m=1:M} \left\{ I(X_{k-1}) \exp \left(\frac{j4\pi v_m T_r}{\lambda} \right) + \frac{1}{L} \sum_{l=1}^L Z_{k+l} \exp \left(\frac{-j4\pi v_m l T_r}{\lambda} \right) \right\}_{2M} + Z_k \quad (9)$$

式(9)中, 较长的 L 有利于检测低速目标, 但不利于检测高速目标, 反之亦然。所以固定的步长 L 无法同时适用于高速与低速情况。未解决这个问题, 根据搜索速度引入自适应步长, 有

$$L_m = \text{round} \left[\min \left(\frac{1}{4} \frac{\rho}{v_m T_r}, \frac{\rho}{V_{\max} T_r} \right) \right], m=1:M \quad (10)$$

其中, $\min(\cdot)$ 用来限制低速通道下的步长。

由于惯性, 目标的运动速度是连续变化的, 所以下一帧目标的可能速度与当前速度越接近概率越高。假设目标在相邻两帧内最大速度变化量为 Δv , 当前速度为 v , 则下一帧目标速度范围在 $v \pm \Delta v$ 之内。下一帧在进行状态转移时, 对当前速度相邻的速度通道内的状态赋予较大权值, 对间隔较远的通道内的状态赋予较小权值。假设第 k 帧时, 某一状态转移的权系数为 $W_{km} = [w_k(1), \dots, w_k(M)]$, 各速度搜索通道对应的权系数计算方法为:

$$\begin{cases} w_k(m) = 1 - \left(\frac{|m_k - m|}{(M-1)/2} \right)^S, m=1, \dots, M \\ w_k(m) |_{w_k(m) < 0} = 0 \end{cases} \quad (11)$$

其中, m_k 为当前所在状态转移速度通道, S 为权系数形状参数, S 的取值与预估的目标机动性相关。目标机动性较强时, S 取值较大, 权系数曲线的波峰较扁平, 物理意义为目标转移到相邻速度通道的范围越大, 反之亦然。 S 的具体数值通过最大变化速度 Δv 覆盖的速度通道数来确定。在目标可能的机动范围内权值较大, 在机动范围外, 随着搜索速度与当前速度差的增大权系数逐渐减小。为保证算法能够覆盖目标机动范围, 我们令偏移当前速度 m_{\max} 个通道时的权系数 $w_k(m_{\max})$ 不小于0.95, 形状参数 S 可由式(12)确定。

$$\begin{aligned} S &\geq \lg(1 - 0.95) / \lg \left(\frac{|(M-1)/2 - m_{\max}|}{(M-1)/2} \right) \\ &= \frac{\lg 0.05}{\lg(|(M-1)/2 - m_{\max}|) - \lg(M-1) + \lg 2} \end{aligned} \quad (12)$$

以 $M=41$ 为例, 不同参数的权系数曲线如图2所示。

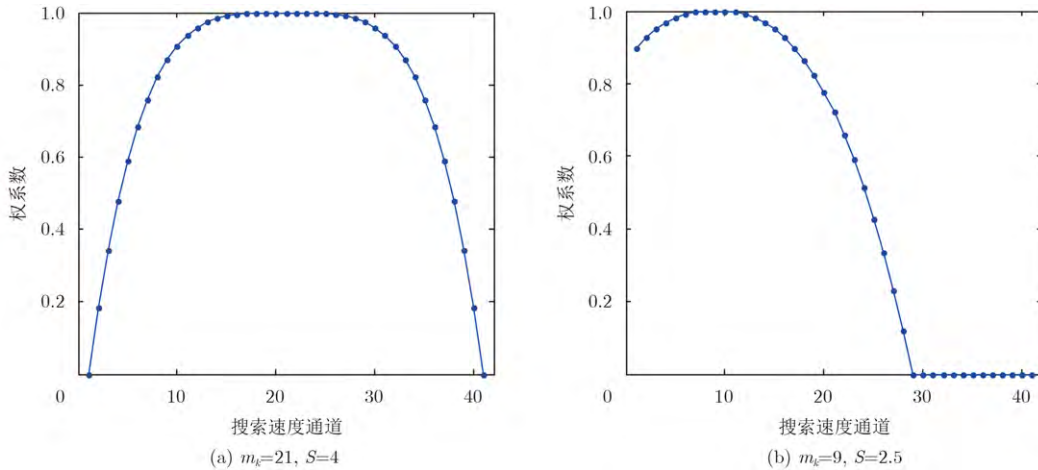


图2 权系数曲线

Fig. 2 Curve of weight coefficient

式(11)为某一个状态的权系数计算公式, 状态空间中的全部 N 个状态都需要相似的权系数计算, 得到加权矩阵 $\mathbf{W}_k=[W_{k1}, \dots, W_{kN}]^T$ 。

经过加权处理以及自适应补偿处理的改进递推公式为:

$$I(X_k) = \max_{m=1:M} \left\{ \mathbf{W}_k I(X_{k-1}) \exp\left(\frac{j4\pi v_m T_r}{\lambda}\right) + \frac{1}{L_m} \left[\sum_{l=0}^{L_m} Z_{k+l} \exp\left(\frac{-j4\pi v_m l T_r}{\lambda}\right) \right] \right\}_{2M} \quad (13)$$

递归过程在第 $k-L_{\max}$ 帧结束, 其中, $L_{\max} = \text{round}(\rho/V_{\max}/T_r)$ 。

在式(13)中, 第 $k-1$ 帧积累值函数和第 $k+1$ 到第 $k+L_m$ 帧观测值的多普勒频移同时被补偿到了当前时刻, 距离徙动也被动态规划的位置搜索间接补偿。加权和自适应补偿处理进一步提高了搜索和积累效率。该递归过程相当于一个马尔科夫过程, 递推的能量积累不受整个观测过程中多普勒扩散的影响。

3.3 步骤3: 检测

当 $k=K-L_{\max}:K$ 时, $I(X_k)$ 的值保持不变。寻找 $I(X_K)$ 的最大值, 当最大值超过门限 V_T , 宣布目标被检测到, 并得到最终的目标位置与速度。 V_T 的计算需要 $I(X_K)$ 准确的概率分布函数, 不幸的是该分布函数难以计算, 这是因为: (a)动态规划中的 $\max[\cdot]$ 运算带来了非线性, 非高斯的过程, (b)动态规划中的状态实际上是不独立的, (c)加权与自适应补偿处理带来了额外的复杂性。因此, 门限计算由现有的基于极值理论的计算机拟合仿真方法^[4]得到。

状态转移函数 $\Psi(\cdot)$ 记录了整个递推过程中的状态转移过程, 如果需要, 该机动目标每一帧的位置

和速度可以通过如下的回溯过程得到。

令 $k=K, K-1, \dots, 1$, 对过门限的状态 X_k , 有

$$\hat{X}_k = \Psi(\hat{X}_{k+1}) \quad (14)$$

可得到观测过程中全部 K 帧的估计航迹 $\hat{\mathbf{X}}_K =$

$$\{\hat{X}_1, \hat{X}_2, \dots, \hat{X}_K\}。$$

4 运算量分析

本文算法的运算量与目标的速度范围密切相关, 在目标初速较高的情况下, 传统算法与本文算法都需要在较大的速度范围内进行速度搜索, 所以除了距离单元数 N , 搜索通道数 M 也是运算量分析的一个重要参数。本文算法的核心递推公式(式(13))的运算量为:

$$F' = M[NI_m + NLI_m + (NL + 2)I_a] + N \max_C(2M) \quad (15)$$

其中, I_m 为复乘运算, I_a 为复加运算, \max_C 为复最大值运算。式(13)中的实运算相较于复运算为低阶运算, 可以省略, 自适应步长的运算按照最大步长近似。1次复乘运算相当于6次实运算, 1次复加运算相当于2次实运算, 1次复最大值运算相当于3次实运算加1次实最大值运算。将上述关系代入式(15), 整个递推过程的运算量为:

$$F = KF' = K[(10 + 8L)MN + N(3 + 3/2)2M] \quad (16)$$

将 F 中的参量统一由 n 来代替, 则算法的计算复杂度为:

$$O(F(n)) = O(n[(10 + 8L)n^2 + n(3 + 3/2)2n]) = O(n^3) \quad (17)$$

RFT与MTD算法的计算复杂度分别为 $O(n^3)$ 与 $O(n^2 \log_2 n)^{[7]}$ ，虽然与本文算法相比运算量相仿或更低，但这两种方法无法对运动参数发生突变的机动目标进行检测。

5 仿真分析

假设雷达载频150 MHz，距离分辨力10 m，脉冲重复周期2 ms，观测帧数500，截取距离单元数200。100 km外的目标以初速度 $v_0=27$ m/s相向雷达飞行。目标的加速度在观测过程中发生了两次改变，以模拟目标的机动，观测过程中的3个加速度分别为：在前150个脉冲内 $a_1=200$ m/s²，在中间150个脉冲内 $a_2=50$ m/s²，在最后200个脉冲内 $a_3=300$ m/s²。加加速度 j_0 服从均匀分布 $U(-5, 5)$ m/s³，模拟额外机动性。设置本文算法中的参数为 $V_{\max}=500$ m/s， $M=40$ ，SNR为-5 dB时，本文算法处理结果如图3所示。

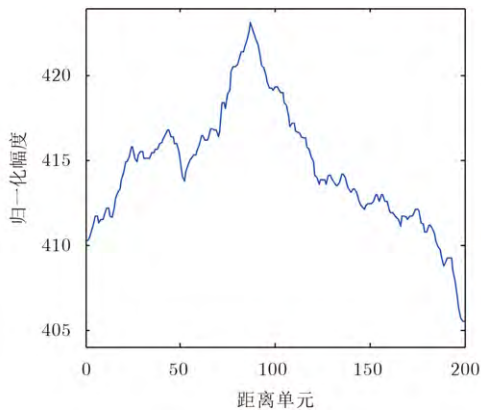


图3 DPWACI处理结果
Fig. 3 Result of DPWACI

DPWACI估计出的位置为第87个距离单元，速度为220 m/s，与仿真参数相符。该仿真条件下没有速度模糊，但低信噪比下RFT和MTD失效，提高信噪比至10 dB，RFT和MTD的处理结果分别如图4和图5所示。由于距离徙动与多普勒扩散，MTD与RFT算法都无法积累出峰值，MTD算法没有距离补偿和多普勒补偿，最终积累的能量分散到了多个距离单元与多普勒通道；RFT算法实现了一部分距离补偿，但无法处理高阶运动分量和参数突变带来的多普勒扩散，最终积累的能量分散到了多个速度通道。这两种算法都无法估计出目标准确的位置与速度。为了避免能量扩散，传统算法只能缩短积累时间，浪费了积累时间之外的目标能量。

为了分析本文算法对任意机动目标的检测性能，将进行5000次蒙特卡洛实验。由-10 dB至4 dB

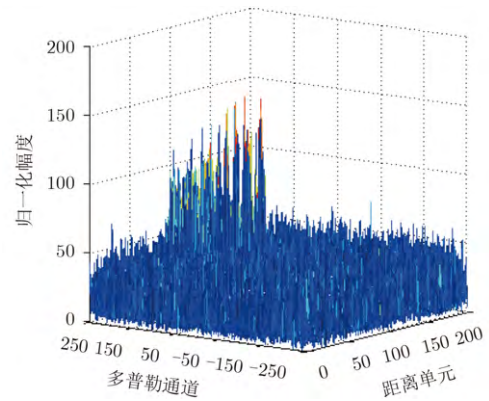


图4 MTD处理结果
Fig. 4 Result of MTD

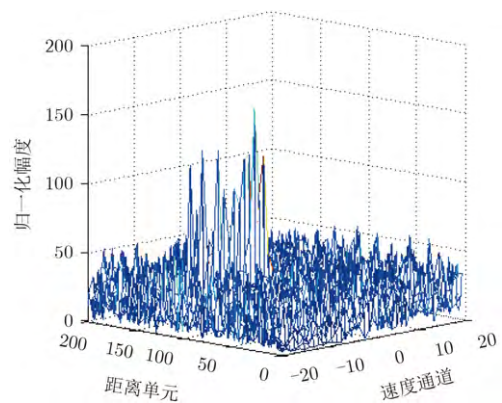


图5 RFT处理结果
Fig. 5 Result of RFT

变化SNR，每次实验中 v_0 在 $[0, 50]$ m/s中随机选择， a_1 在 $[2, 400]$ m/s²中随机选择， a_2 在 $[0, 200]$ m/s²中随机选择， a_3 在 $[400, 600]$ m/s²中随机选择。此时，目标可能的最大运动速度为470 m/s，已经产生了多普勒模糊，传统方法必须通过解模糊手段来进行速度估计，而本文算法直接采用速度信息进行相位补偿，避免了多普勒模糊。若估计位置与真实位置误差在2个距离单元以内，估计速度通道与真实速度相符，则认为检测正确。将式(9)命名为DPCI，设置固定步长 $L=0.5L_{\max}$ 。虚警概率 10^{-6} 下，DPWACI，DPCI，RFT与解模糊后的MTD算法的检测性能曲线如图6所示。

如图6所示，虚警概率 10^{-6} 下，本文DPWACI算法在信噪比-6 dB时达到了90%。相较于传统的MTD与FRT算法，分别得到了约8 dB与6 dB的信噪比增益。相较于没有采用加权搜索和自适应步长的DPCI算法，DPWACI算法进一步将检测所需信噪比降低了约1 dB。如图7所示，在目标信噪比大于-7 dB时速度估计误差已经非常小了，当目标信噪比大于-6 dB后几乎不存在估计误差。

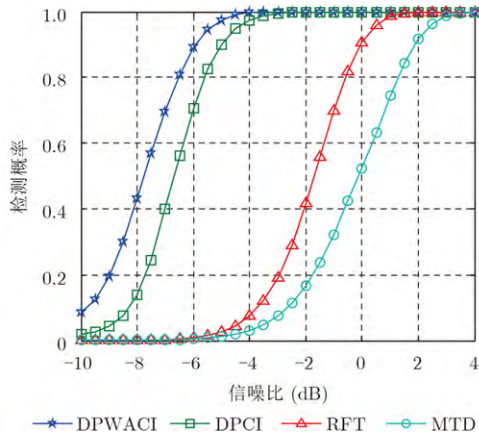


图 6 检测性能对比曲线

Fig. 6 Curves of comparison of detection performances

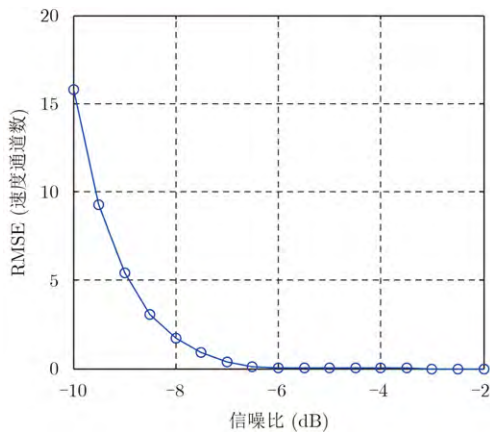


图 7 速度估计均方根误差

Fig. 7 Root mean square error of estimated velocity

6 结束语

本文提出了一种适用于任意机动目标的基于动态规划的加权自适应相参积累方法。结合加权动态规划搜索以及自适应补偿相参积累,该方法能够克服距离徙动,多普勒扩展以及多普勒模糊,在目标运动参数发生突变时依然能够沿着目标运动轨迹进行高效能量积累。仿真结果和性能对比展示了该算法相较于传统算法的优越性,误差分析证实了所提算法的估计精确性。

参 考 文 献

- [1] Loomis J M. Army radar requirements for the 21st century[C]. Proceedings of IEEE Radar Conference, Boston, Massachusetts, USA, 2007: 1-6.
- [2] 曾建奎, 何子述, 刘红明. 一种基于改进Hough变换的雷达检测方法[J]. 电波科学学报, 2008, 23(5): 838-840, 904.
Zeng Jian-kui, He Zi-shu, and Liu Hong-ming. Improved detection algorithm for radar based on Hough transform[J]. *Chinese Journal of Radio Science*, 2008, 23(5): 838-840, 904.
- [3] 庞存锁, 侯慧玲, 韩焱. 基于霍夫变换的高速微弱目标检测算法[J]. 电子与信息学报, 2012, 34(3): 754-757.
Pang Cun-suo, Hou Hui-ling, and Han Yan. High-speed weak target detection based on Hough transform[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2012, 34(3): 754-757.
- [4] 赵永波, 周晓佩, 王娟. 一种用于弱信号检测的广义Keystone变换算法[J]. 西安电子科技大学学报(自然科学版), 2013, 40(2): 98-102, 122.
Zhao Yong-bo, Zhou Xiao-pei, and Wang Juan. Generalized Keystone transform algorithm for dim moving target detection[J]. *Journal of Xidian University*, 2013, 40(2): 98-102, 122.
- [5] 田瑞琦, 鲍庆龙, 王丁禾, 等. 基于FRFT与Keystone变换的运动目标参数估计算法[J]. 雷达学报, 2014, 3(5): 511-517.
Tian Rui-qi, Bao Qing-long, Wang Ding-he, et al. An algorithm for target parameter estimation based on fractional Fourier and keystone transforms[J]. *Journal of Radars*, 2014, 3(5): 511-517.
- [6] Zeng Jian-kui, He Zi-shu, Sellathurai M, et al. Modified Hough transform for searching radar detection[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2008, 5(4): 683-686.
- [7] Xu Jia, Yu Ji, Peng Ying-ning, et al. Radon-Fourier transform for radar target detection, I: Generalized Doppler filter bank[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2011, 47(2): 1186-1202.
- [8] Xu Jia, Xia Xiang-gen, Peng Shi-bao, et al. Radar maneuvering target motion estimation based on generalized Radon-Fourier transform[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2012, 60(12): 6190-6201.
- [9] 许稼, 彭应宁, 夏香根, 等. 空时频检测前聚焦雷达信号处理方法[J]. 雷达学报, 2014, 3(2): 129-141.
Xu Jia, Peng Ying-ning, Xia Xiang-gen, et al. Radar signal processing method of space-time-frequency focus-before-detects[J]. *Journal of Radars*, 2014, 3(2): 129-141.
- [10] 林春风, 黄春琳, 粟毅. 双基地雷达Radon-Fourier变换弱目标积累检测[J]. 雷达学报, 2016, 5(5): 526-530.
Lin Chun-feng, Huang Chun-lin, and Su Yi. Target integration and detection with the Radon-Fourier transform for bistatic radar[J]. *Journal of Radars*, 2016, 5(5): 526-530.
- [11] 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.
- [12] 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. DOI: 10.3724/SP.J.1146.2011.00687.
Zheng Dai-kun, Wang Shou-yong, 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. DOI: 10.3724/SP.J.1146.2011.00687.

- [13] 张鹏, 张林让, 胡子军. HPRF雷达距离延拓检测前跟踪方法[J]. 西安电子科技大学学报(自然科学版), 2014, 41(5): 207–212.

Zhang Peng, Zhang Lin-rang, and Hu Zi-jun. Tracking-

before-detection method based on range extension for HPRF radars[J]. *Journal of Xidian University (Natural Science)*, 2014, 41(5): 207–212.

- [14] Liu Shu-lin, Chen Xin-liang, Zeng Tao, *et al.*. New analytical approach to detection threshold of a dynamic programming track-before-detect algorithm[J]. *IET Radar, Sonar & Navigation*, 2013, 7(7): 773–779.

作者简介



陈帅霖(1986–), 男, 西安电子科技大学雷达信号处理国家重点实验室博士生, 研究方向为杂波背景下的目标检测与跟踪。

E-mail: chenshuailin@live.cn



张林让(1966–), 男, 西安电子科技大学雷达信号处理国家重点实验室博士生导师, 教授, 研究方向为雷达系统建模仿真与评估、阵列信号处理、自适应信号处理。

E-mail: lrzhang@xidian.edu.cn



罗 丰(1971–), 男, 西安电子科技大学雷达信号处理国家重点实验室博士生导师, 教授, 研究方向为雷达系统设计、雷达信号与信息处理、高速实时信号处理。

E-mail: luofeng@xidian.edu.cn

胡 冲(1987–), 男, 西安电子科技大学雷达信号处理国家重点实验室博士生, 研究方向为海杂波特性分析与建模。

E-mail: hake_hc@163.com

陈世超(1992–), 女, 西安电子科技大学雷达信号处理国家重点实验室博士生, 研究方向为基于深度学习的雷达目标检测。

E-mail: scchen@stu.xidian.edu.cn