

DOI: 10.7652/xjtub201904010

认知雷达波形和检测门限自适应跟踪算法

王树亮¹, 毕大平¹, 张奎¹, 金培进², 陈小坤³

(1. 国防科技大学电子对抗学院, 230037, 合肥; 2. 73676 部队, 214400, 江苏江阴;
3. 31603 部队, 221003, 江苏徐州)

摘要: 为有效改善杂波背景下雷达目标跟踪中的不确定性问题,提出一种基于认知雷达的波形和检测门限联合自适应跟踪算法。首先,给出雷达目标跟踪的信息熵不确定模型,提出用滤波误差协方差的行列式来描述目标状态跟踪的不确定性;然后,基于时延-多普勒分辨单元理论,给出单个高斯线性调频脉冲包含波形和虚警概率参数的量测误差协方差的近似表达式;最后,受人类“感知-行动”循环机制启发,设计出基于信息熵最小为代价函数的自适应波形和检测门限跟踪算法。仿真结果表明,所提出的联合自适应算法的信息熵比目标跟踪的不确定性传统算法可减少 30% 以上,总体跟踪性能得到明显改善。

关键词: 认知雷达; 目标跟踪; 信息熵; 分辨单元

中图分类号: TN953 **文献标志码:** A **文章编号:** 0253-987X(2019)04-0065-07

An Adaptive Tracking Algorithm Based on Waveform and Detection Threshold of Cognitive Radars

WANG Shuliang¹, BI Daping¹, ZHANG Kui¹, JIN Peijin², CHEN Xiaokun³

(1. College of Electronic Engineering, National University of Defence Technology, Hefei 230037, China;

2. The Unit 73676 of PLA, Jiangyin, Jiangsu 214400, China; 3. The Unit 31603 of PLA, Xuzhou, Jiangsu 221003, China)

Abstract: A joint adaptive tracking algorithm based on waveform and detection threshold of cognitive radars is proposed to effectively improve the uncertainty of radar target tracking in cluttered background. Firstly, an uncertainty model for the information entropy of radar target tracking is given, and the determinant of the covariance of filtering errors is proposed to describe the uncertainty of target state tracking. Then, an approximation of measurement error covariance of a single Gaussian linear frequency modulation (LFM) pulse with waveform and false alarm probability parameters is given based on the theory of time delay-Doppler resolution cell. Finally, inspired by human “perception-action” cycle mechanism, an adaptive waveform and detection threshold tracking algorithm is designed based on minimizing the information entropy as a cost function. Simulation results and a comparison with the traditional algorithm show that, from the point of view of information entropy, the proposed joint adaptive algorithm reduces the uncertainty of target tracking by more than 30%, and the overall tracking performance is significantly improved.

Keywords: cognitive radar; target tracking; information entropy; resolution cell

雷达目标跟踪是一个典型的不确定性问题,其不确定性主要来源于两个方面^[1]:①目标运动的不确定性,常用的跟踪模型^[2-3]有匀速(CV)模型、匀加速(CA)模型、当前统计(CS)模型、Jerk模型和交互式多模型(IMM)等;②目标量测的不确定性,不同发射波形具有不同的量测误差协方差^[4],而且由于杂波的影响,目标量测的起源也充满诸多不确定性由此带来了数据关联问题^[5-6],常用的数据关联算法有最近邻(NN)法、概率数据关联(PDA)法、优化的概率数据关联(OPDA)法等。

从系统观点出发,雷达信号检测门限将影响接下来的跟踪过程,因此有必要考虑联合检测跟踪系统框架^[7]。检测门限的选择需要在虚警和漏警之间取得一个折中。从整体跟踪性能出发,Gelfand等人在联合检测跟踪框架下,结合PDA滤波研究了检测门限优化问题,并分别给出了先验和后验检测门限优化的具体实现方法^[8],但该研究主要是在给定量测误差协方差下进行的,并没有考虑波形对量测误差的影响。

Kershaw和Evans利用在坐标原点处雷达波形模糊函数的Fisher信息矩阵,得到了量测误差和波形参数的关系,并结合PDA滤波研究了波形优化的准则^[9-10]。目前,在波形自适应雷达目标跟踪研究中存在两种趋势:一种是不考虑检测问题,基于理想匹配滤波,直接用坐标原点处雷达波形的模糊函数得到的CRLB来表示量测误差协方差^[11-13];另一种是考虑检测问题,基于时延-多普勒分辨单元理论研究波形优化或联合波形、检测门限优化等问题^[14-17]。Rago等明确定义了距离和多普勒分辨单元,并深入分析了平均检测概率、虚警概率和量测误差协方差的表示^[14]。Niu等对分辨单元理论进一步扩展,并研究了不同波形对跟踪性能的影响^[15]。Wang等研究了波形和检测门限的自适应问题,给出了包含波形和检测概率的量测误差协方差推导公式^[7],但在实际应用时平均检测概率和量测误差协方差需要进行积分运算,计算较为复杂。Hong等在信噪比足够大时,给出了平均检测概率的近似表达式,并推导出单个高斯线性调频(LFM)脉冲的误差协方差阵近似表达式^[16],其结构相对简单。

此外,受人类感知动作循环(PAC)、记忆、注意和智能等认知机制的启发,Haykin及其团队首次明确提出认知雷达及认知跟踪雷达的概念^[18-19],其基本思想就是能够通过雷达对目标和环境的实时感知来自适应地选择发射波形,从而建立了联合雷达接

收端和发射端的闭环跟踪回路。为此,本文基于认知雷达PAC闭环回路跟踪思想,提出用滤波误差的协方差来描述目标跟踪的不确定性,并基于时延-多普勒分辨单元理论,给出单个高斯线性调频(LFM)脉冲量测误差的近似表达式,从而构建了联合波形和检测门限自适应的跟踪算法框架,相较传统固定模型参数算法,其杂波背景下机动目标跟踪的不确定性得到明显改善。

1 雷达目标跟踪模型

1.1 状态模型

非合作目标运动的离散状态方程表示为^[2-3]

$$\mathbf{X}_k = \Phi_{k|k-1} \mathbf{X}_{k-1} + \mathbf{U}_{k-1} \mathbf{a}_{k-1} + \mathbf{W}_{k-1} \quad (1)$$

式中: $\mathbf{X}_k = [r_k, \dot{r}_k, r\ddot{r}_k]^T$ 为目标状态向量,其中 r_k 为目标的径向距离, $\dot{r}_k$ 为径向速度, $r\ddot{r}_k$ 为径向加速度; Φ 为状态转移矩阵; $\mathbf{U}$ 为加速度输入矩阵; $\mathbf{W}$ 为动态噪声; $\mathbf{a}$ 为加速度均值。

1.2 量测模型

目标的量测方程为

$$\mathbf{Y}_k = \mathbf{H}_k \mathbf{X}_k + \mathbf{V}_{k,\phi} \quad (2)$$

式中: $\mathbf{Y}_k = [r_k, \dot{r}_k]^T$ 为采用目标的径向距离和径向速度计算的雷达观测量; $\mathbf{H}_k = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$; $\mathbf{V}_{k,\phi}$ 为量测噪声,是均值为0、协方差阵为 $\mathbf{R}_{k,\phi}$ 的高斯白噪声, $\mathbf{R}_{k,\phi}$ 与波形参数和检测门限有关。

1.3 信息熵不确定模型

目标运动和环境变化构成了一系列的不确定性问题,从信息论的观点出发,可以将雷达对目标运动特性的感知用信息熵来表示^[19]

$$\mathbf{E}_k = f(p(\mathbf{X}_k | \mathbf{Y}_k)) \quad (3)$$

式中: $\mathbf{E}_k$ 为 k 时刻贝叶斯后验概率 $p(\mathbf{X}_k | \mathbf{Y}_k)$ 的熵。雷达对目标状态 $\mathbf{X}_k$ 的感知信息熵表示为

$$\mathbf{E}_k = \int p(\mathbf{X}_k | \mathbf{Y}_k) \log \frac{1}{p(\mathbf{X}_k | \mathbf{Y}_k)} d\mathbf{X}_k \quad (4)$$

如果跟踪模型绝对准确且环境为理想环境,即 $p(\mathbf{X}_k | \mathbf{Y}_k)$ 趋近于1,此时信息熵 $\mathbf{E}_k$ 趋近于0,但实际上由于环境和目标运动的不确定性永远存在,100%的精确也不存在,所以熵的值不可能为0。评价一个模型跟踪性能的好坏可以由信息熵来表征,其值越大,性能越差,反之则性能较佳。认知雷达的显著特点就是将信号处理与数据处理结合起来进行研究,而感知信息熵可以作为它们联系的一个桥梁。文献[19]给出了信息熵的简化等价表达式

$$\mathbf{E}_k = \det(\hat{\mathbf{P}}_k | k) \quad (5)$$

式中: $\det(\cdot)$ 是行列式; $\hat{\mathbf{P}}_k|_k$ 是目标 k 时刻的滤波误差协方差。

2 基于分辨单元理论的量测误差

2.1 信号波形结构

设一个窄带发射单脉冲信号^[9]

$$s_T(t) = \sqrt{2}\text{Re}\{\sqrt{E_T}s(t)e^{j\omega_c t}\} \quad (6)$$

式中: $s(t)$ 为信号基带包络; E_T 为信号瞬时功率; ω_c 为载频,且 $\int_{-\infty}^{\infty} |s(t)|^2 dt = 1$ 。若目标起伏属于 Swerling I 型,则单个目标的接收信号可表示为

$$s_R(t) = \sqrt{2}\text{Re}\{[q\sqrt{E_T}s(t-\tau)e^{j\omega t} + n(t)]e^{j\omega_c t}\} \quad (7)$$

式中: $n(t)$ 是均值为0的高斯白噪声,且功率谱密度为 $N_0/2$;参数 τ, ω 是目标的时延和多普勒频率; $|q|$ 为幅度,是瑞利随机变量; E_R 是一个指数分布随机变量,其均值为 $\bar{E}_R = 2\sigma_q^2 E_T$, σ_q^2 反映了介质衰落和目标截面积的随机性对目标回波能量的平均效应。

2.2 匹配滤波和信号检测

发送的基带信号为 $\sqrt{2E_T}s(t)$,接收信号 $s_R(t)$

的基带信号为 $r(t) = \sqrt{2E_T}qs(t-\tau)e^{j\omega t} + n(t)$ 。假设匹配滤波器与 $s(t)$ 的副本相匹配,其延迟和多普勒频移分别为 t_0 和 ω_0 ,则包络匹配滤波器输出幅度的平方为

$$|x(\tau_0, \omega_0)|^2 = \left| \int r(t)s^*(t-\tau_0)e^{-j\omega_0(t-\tau_0)} dt \right|^2 \quad (8)$$

该幅度平方服从指数分布,其均值为

$$E(|x(\tau_0, \omega_0)|^2) = 2\sigma_b^2 E_T A(\tau_0 - \tau, \omega - \omega_0) + N_0/2 \quad (9)$$

式中: $A(\tau, \omega) = \left| \int s(t)s^*(t-\tau)e^{j\omega t} dt \right|^2$ 为模糊函数, $A(0, 0) = 1$,函数 $A(\tau_0 - \tau, \omega - \omega_0)$ 为在没有噪声情况下指定匹配滤波器输出的归一化幅度平方,并且它反映了由于滤波器的不匹配所导致的滤波器输出幅度的平方的目标信号能量损失。假设信号检测门限为 γ ,此时,虚警概率和检测概率分别表示为^[16]

$$P_F = e^{-2\gamma/N_0} \quad (10)$$

$$P_D(\tau, \omega) = P_F^{1/(1+R_{SN}A(\tau_0-\tau, \omega-\omega_0))} \quad (11)$$

式中: $R_{SN} = \frac{2\sigma_q^2 E_T}{N_0/2}$ 为信噪比。

2.3 单个高斯 LFM 脉冲信号的量测误差协方差

信号基带包络选取高斯包络 LFM 信号

$$s(t) = \left(\frac{1}{\pi\lambda^2}\right)^{1/4} \exp\left(-\left(\frac{1}{2\lambda^2} - jb\right)t^2\right) \quad (12)$$

式中: λ 为信号的有效持续时间; b 为频率调制斜率。

有效脉冲长度 T_s 由高斯脉冲幅度下降到峰值脉冲幅度的0.1%确定^[10], $T_s = 7.4338\lambda$ 。在不损失一般性的情况下,考虑一个匹配0延迟和0多普勒频移的滤波器,即 $t_0 = 0, \omega_0 = 0$,此时式(11)的检测概率可表示为

$$P_D(\tau, \omega) = P_F^{1/(1+R_{SN}A(-\tau, \omega))} \quad (13)$$

高斯包络信号的归一化模糊函数可表示为^[16]

$$A(-\tau, \omega) = \exp\left[-\frac{1}{2}\left(\frac{\tau^2}{\lambda^2} + \lambda^2(\omega - 2b\tau)^2\right)\right] \quad (14)$$

通常延迟-多普勒中的分辨率单元为包含一个高于一定水平检测门限的区域。该区域可以用模糊函数和相应的参数 d^2 (模糊函数的等值线)来表示

$$R_C = \{(\tau, \omega) : A(-\tau, \omega) \geq e^{-d^2/2}\} \quad (15)$$

高斯包络 LFM 脉冲的分辨单元形状为椭圆,如图1所示,为了简单起见,取与等值线椭圆相切的四个边围成的区域称作分辨单元。图1中的点是采样网格,并且对于每个采样点,滤波器与对应的时间延迟和多普勒频移的包络函数 $s(t)$ 的副本相匹配;阴影区域指示在坐标上的采样点的检测概率高于任何其他采样点的区域;椭圆是区域 R_C ;平行四边形表示分辨率单元 C 。经推导^[16],分辨单元的面积 $4d^2$,对于高斯信号这样的采样间隔在时延多普勒域对应的分辨单元的面积应为 $|C_{\tau-\omega}| = 2$,所以 $d^2 = 1/2$ 。

假设单元内的量测为均匀分布,则平均检测概率可表示为

$$\bar{P}_D = \frac{1}{C} \iint_C P_D(\tau, \omega) d\tau d\omega \quad (16)$$

式(16)的积分区域为分辨单元面积 $|C|$,此外文献[16]经过推导认为:假设信噪比 R_{SN} 足够高,平均检测概率可近似表示为

$$\bar{P}_D \approx P_{D0} p_1^2 \quad (17)$$

$$p_1 = \sum_{m=0}^{\infty} \frac{1}{(2m+1)m!} \left(\frac{1}{2} d^2 \ln P_{D0}\right)^m, m \text{ 一般取到}$$

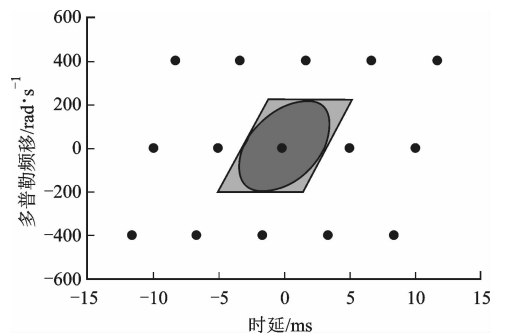


图1 时延和多普勒分辨单元

3; $P_{D0} = P_F^{1/(1+R_{SN})}$ 。进一步地, 当量测向量为 $[\tau, \omega]^T$ 时, 量测误差协方差可近似表示为

$$\mathbf{R}_{\tau\omega} = d^2 \frac{p_2}{p_1} \begin{bmatrix} \lambda^2 & 2b\lambda^2 \\ 2b\lambda^2 & \frac{1}{\lambda^2} + 4b^2\lambda^2 \end{bmatrix} \quad (18)$$

式中: $p_2 = \sum_{m=0}^{\infty} \frac{1}{(2m+3)m!} \left(\frac{1}{2} d^2 \ln P_{D0} \right)^m$ 。可以看出: $\bar{P}_D$ 是信噪比 R_{SN} 和虚警概率 P_F 的函数; 量测误差协方差 $\mathbf{R}_{\tau\omega}$ 是波形参数 θ (包含波形参数 λ, b)、信噪比 R_{SN} 和虚警概率 P_F 的函数。如果观测量为径向距离和径向速度, 即 $\mathbf{Y}_k = [r_k, \dot{r}_k]^T$, 其中 $r = c\tau/2$, $\dot{r} = -c\omega/(2\omega_c)$, c 为电磁波传播速度, 则径向距离和径向速度的分辨单元面积可表示为

$$|C_{r\dot{r}}| = |\mathbf{r}\dot{\mathbf{r}}| = |C_{\tau\omega}| c^2/(4\omega_c) = c^2/(2\omega_c) \quad (19)$$

此时观测量的量测误差协方差可表示为

$$\mathbf{R}_{r\dot{r}} = \begin{bmatrix} \frac{c}{2} & 0 \\ 0 & -\frac{c}{2\omega_c} \end{bmatrix} \mathbf{R}_{\tau\omega} \begin{bmatrix} \frac{c}{2} & 0 \\ 0 & -\frac{c}{2\omega_c} \end{bmatrix} \quad (20)$$

3 自适应波形和检测门限跟踪算法

3.1 椭圆(球)关联波门^[20]

假设目标新息为 $\mathbf{v}_k$, 量测和预测量测中心分别为 $\mathbf{Y}_k$ 和 $\mathbf{Y}_k|_{k-1}$, 新息协方差为 $\mathbf{S}_k$, 则当量测 $\mathbf{Y}_k$ 满足下式时

$$[\mathbf{Y}_k - \mathbf{Y}_k|_{k-1}]^T \mathbf{S}_k^{-1} [\mathbf{Y}_k - \mathbf{Y}_k|_{k-1}] = \mathbf{v}_k^T \mathbf{S}_k^{-1} \mathbf{v}_k \leq \xi \quad (21)$$

称量测 $\mathbf{Y}_k$ 为候选回波, 式(21)称为椭圆(球)波门规则, 其中参数 ξ 由 χ^2 分布表获得, $g = \sqrt{\xi}$ 称为门的 σ 数。若量测维数 $n_Y = 2$, 则此椭圆波门的面积为

$$V_k = \pi \xi \sqrt{|\mathbf{S}_k|} \quad (22)$$

3.2 滤波误差协方差

利用 PDA 算法对落入波门内的候选回波进行滤波时, 其 k 时刻的滤波协方差为

$$\mathbf{P}_k|_k(\theta_k, \gamma_k) = \mathbf{P}_k|_{k-1} - (1 - \epsilon_{k,0}) \mathbf{K}_k(\theta_k, \gamma_k) \cdot \mathbf{S}_k(\theta_k, \gamma_k) \mathbf{K}_k^T(\theta_k, \gamma_k) + \mathbf{P}_k(\theta_k, \gamma_k) \quad (23)$$

式中: $\mathbf{P}_k|_{k-1}$ 为预测误差协方差; $\mathbf{S}_k(\theta_k, \gamma_k) = \mathbf{H}_k \mathbf{P}_k|_{k-1} \mathbf{H}_k^T + \mathbf{R}_{k,r\dot{r}}$ 为新息方差; $\mathbf{K}_k(\theta_k, \gamma_k) = \mathbf{P}_k|_{k-1} \mathbf{H}_k^T (\mathbf{S}_k(\theta_k, \gamma_k))^{-1}$ 为滤波增益; $\mathbf{P}_k(\theta_k, \gamma_k)$ 反映了所有落入关联门内的点迹响应新息的散布程度; $\epsilon_{k,0}$ 为跟踪门内没有源于目标的量测的概率; θ_k 和 γ_k 分别表示波形参数和检测门限, 采用修正的 Riccati 方程估计下一个时刻的滤波协方差矩阵, 使(23)式

简化表示为^[10]

$$\mathbf{P}_k|_k(\theta_k, \gamma_k) \cong \mathbf{P}_k|_{k-1} - q(\rho V_k(\theta_k, \gamma_k), \bar{P}_D) \cdot \mathbf{K}_k(\theta_k, \gamma_k) \mathbf{S}_k(\theta_k, \gamma_k) \mathbf{K}_k^T(\theta_k, \gamma_k) \quad (24)$$

式中: $\rho = P_F/|C_{r\dot{r}}|$ 为杂波密度; $V_k(\theta_k, \gamma_k)$ 为跟踪门面积; 当量测维数为 2、关联门限取 4 个 σ 点时, $q(\rho V_k(\theta_k, \gamma_k), \bar{P}_D)$ 可近似表示为^[10]

$$q(\rho V_k(\theta_k, \gamma_k), \bar{P}_D) \approx \frac{0.997 \bar{P}_D}{1 + 0.37 \bar{P}_D^{-1.57} \rho V_k(\theta_k, \gamma_k)} \quad (25)$$

3.3 波形和检测门限自适应及跟踪流程

波形选择的代价函数主要有基于控制理论的最小化均方根误差和基于信息理论的最大化目标预测状态与量测状态的互信息两种方法^[21]。文献[21]经过推导, 得到最大化目标预测状态与量测状态的互信息与最小化滤波误差协方差矩阵的行列式是等价的结论。对照式(5)不难发现, 基于互信息最大代价函数与最小化感知信息熵是等价的, 因此本文基于信息理论, 采取最小化信息熵(滤波误差的行列式)为代价函数, 此时最优波形参数和检测门限应满足

$$\{\theta_k^*, \gamma_k^*\} = \arg \min_{\Gamma, \theta_k \in \Theta, \gamma_k \in \Upsilon} \det\{\mathbf{P}_k|_k(\theta_k, \gamma_k)\} \quad (26)$$

式中: Γ 表示滤波结构; Θ 表示波形集(或波形参数集); Υ 表示检测门限集。因为 P_F 与检测门限 γ 是一一对应的, 即 $P_F = P_F(\gamma)$, 所以对检测门限优化实际上可以看成是对 P_F 的优化, 即

$$\{\theta_k^*, P_F(\gamma_k^*)\} = \arg \min_{\Gamma, \theta_k \in \Theta, P_F(\gamma_k) \in P_F(\Upsilon)} \det\{\mathbf{P}_k|_k(\theta_k, P_F(\gamma_k))\} \quad (27)$$

本文基于认知雷达 PAC 闭环回路思想, 给出了自适应波形和检测门限跟踪系统流程框架, 如图 2 所示。其跟踪结果与雷达量测有关, 而其量测主要是根据最小信息熵准则来自适应调整雷达发射波形和检测门限而得到。

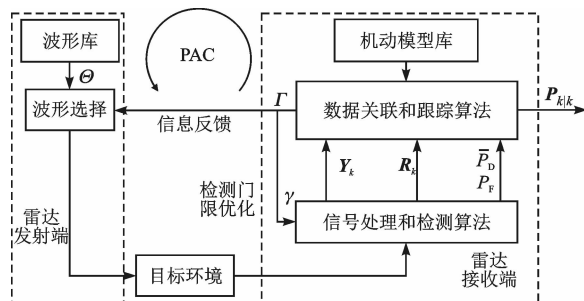


图 2 自适应波形和检测门限跟踪系统流程

4 仿真实验

机动模型选取 CS 模型^[2],其最大加速度设为 50 m/s^2 ,机动频率常数选为 $1/20$,采取 PDA 滤波算法进行 M 次 Monte Carlo 实验,评价指标:①估计精度,采用距离、速度和加速度估计均方根误差(RMSE)和均方根误差的均值(ARMSE);②不确定性信息熵。

目标运动轨迹:目标运动轨迹为分段机动,假定 $[r_0, \dot{r}_0]^T = [15\ 000 \text{ m}, 250 \text{ m/s}]^T$ 为初始距离和速度,目标在总观测时间 100 s 内经历 5 个不同的运动状态, $\mathbf{a} = [-10, -5, 0, 5, 10]^T \text{ m/s}^2$ 分别对应不同的平均加速度,每个运动阶段持续 20 s ,采样间隔为 1 s ,目标径向距离随采样时间的变化情况如图 3 所示。

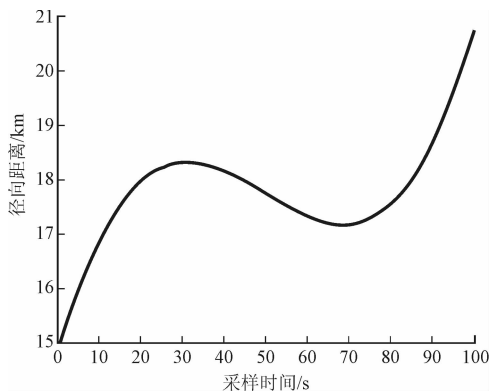
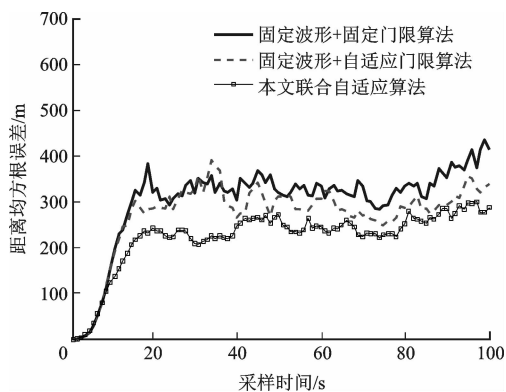


图3 目标径向距离随采样时间的变化情况

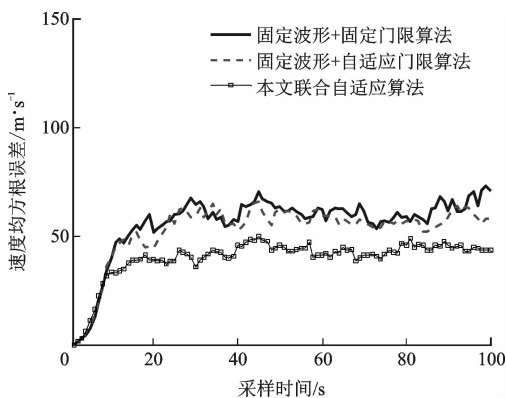
雷达波形参数:假设雷达发射波形为 X 波段,载频为 10.4 GHz ,发射信号采用式(12)所描述的波形,其中波形库内脉冲有效持续时间 λ 选择范围为 $[4 \times 10^{-6}, 18 \times 10^{-6}] \text{ s}$,间隔为 $2 \times 10^{-6} \text{ s}$;为便于比较,调频斜率 b 设为 0,各波形具有相同的能量。在距离 r 处雷达信噪比设为 $\eta(r) = (r_0/r)^4$, r_0 假设为 30 km 。

对比以下 3 种算法的跟踪性能:①固定波形参数为 $\lambda = 6 \times 10^{-6} \text{ s}$,固定虚警概率 $P_F = 0.01$;②固定波形参数为 $\lambda = 6 \times 10^{-6} \text{ s}$,采取门限自适应算法,其中 $P_F \in [0.01 - 0.1]$,间隔取 0.01 ;③采取联合波形和检测门限自适应算法。进行 200 次 Monte Carlo 仿真实验,图 4 为 3 种算法的距离、速度和加速度估计 RMSE 对比情况。图 5 为平均信息熵对比曲线。图 6 为算法 2、算法 3 平均虚警概率自适应选择情况。图 7 为平均脉冲持续时间自适应选择情况。

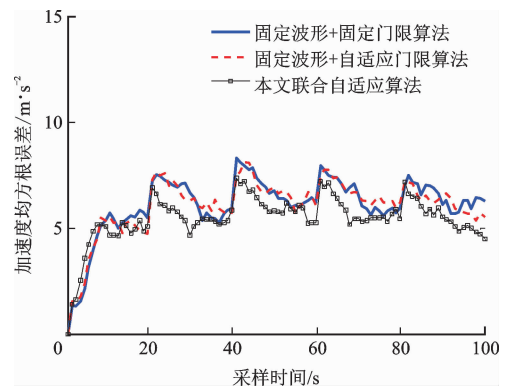
由以上仿真实验结果可以得到以下结论。



(a) 距离估计



(b) 速度估计



(c) 加速度估计

图4 不同算法估计的距离、速度和加速度均方根误差对比

(1)由图 4 中 3 种算法估计均方根误差对比曲线可知:当不考虑波形参数变化,即假定脉冲持续时间为固定值时,自适应门限算法无论是距离、速度还是加速度估计误差都要小于固定门限算法(其距离、速度、加速度估计均方根误差分别为 275.4 m 、 52.15 m/s 、 5.93 m/s^2 ,而固定门限算法对应估计误差分别为 299.6 m 、 54.88 m/s 、 6.02 m/s^2),从信息熵的角度看,其估计的不确定性较固定门限算法减少约 11% 。由图 3、图 6 可以看出,平均虚警率变

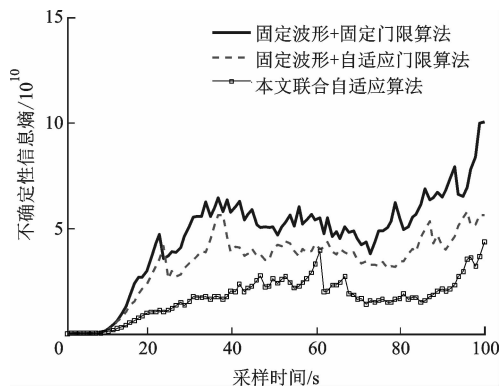


图5 不确定性信息熵对比

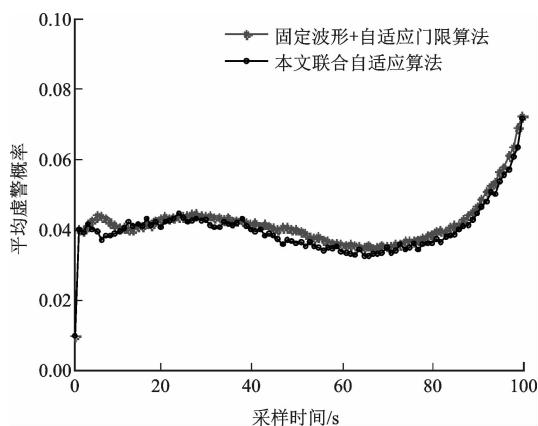


图6 平均虚警概率变化情况

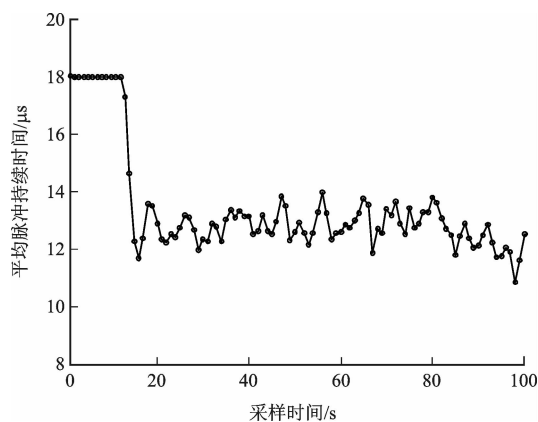


图7 平均脉冲有效持续时间自适应选择情况

化趋势总体上与目标的径向距离变化相同,即距离越远,平均虚警概率越大,反之越小。主要原因是当目标越来越远离雷达时,信噪比减小,检测概率减小,此时需要增大虚警概率使落入关联波门的有效量测增加以避免发生漏警。同样地,若目标靠近雷达时,信噪比增加,要减小虚警概率,使落入关联波门内的有效量测减少以提高跟踪精度。

(2)本文提出的波形和检测门限联合自适应算法总体性能要优于仅检测门限自适应算法(其距离、

速度、加速度估计均方根误差均值分别为 219.9 m、40.11 m/s、5.55 m/s²),从信息熵的角度看,其估计不确定性较仅检测门限自适应算法减少约 31%。从图 6 可以看出,两种自适应算法的平均虚警概率具有相近的变化趋势。从图 7 可知,在跟踪前期其速度变化明显,机动性强,需要有较高的速度测量精度,因此选择大脉冲持续时间,随着稳定持续地跟踪,脉冲持续时间在最大值和最小值之间交替,其平均持续时间趋于稳定的中间值。

5 结 论

本文基于认知雷达 PAC 工作机制,提出一种基于雷达波形和检测门限联合的自适应跟踪算法。利用信息熵来描述目标跟踪的不确定性,基于时延-多普勒分辨单元理论,给出单个高斯线性调频脉冲包含波形和虚警概率参数的量测误差协方差的近似表达式,并以信息熵最小为准则建立了雷达发射端和接收端闭环检测跟踪系统。仿真结果表明,本文算法较传统固定模型参数算法对目标跟踪的不确定性得到明显改善。

参考文献:

- [1] 潘泉,梁彦,杨峰,等. 现代目标跟踪与信息融合 [M]. 北京:国防工业出版社,2009:1-6.
- [2] LI X R, JILKOV V P. Survey of maneuvering target tracking: part I dynamic models [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic System, 2004, 39(4): 1333-1364.
- [3] LI X R, JILKOV V P. Survey of maneuvering target tracking: part V multiple-model method [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic System, 2005, 41(4): 1255-1321.
- [4] 盛丹,王国宏,张翔宇. 基于波形捷变的多传感器机动目标跟踪 [J]. 系统工程与电子技术, 2015, 37(3): 485-491.
SHENG Dan, WANG Guohong, ZHANG Xiangyu. Maneuvering target tracking based on waveform agility with multi-sensor [J]. Systems Engineering and Electronics, 2015, 37(3): 485-491.
- [5] 王树亮,毕大平,阮怀林. 认知雷达波形自适应数据关联跟踪算法 [J]. 宇航学报, 2017, 38(12): 1331-1338.
WANG Shuliang, BI Daping, RUAN Huailin. Waveform self-adaption data association algorithm for cognitive radar tracking [J]. Journal of Astronautics, 2017, 38(12): 1331-1338.

- [6] 王树亮, 毕大平, 阮怀林, 等. 基于视觉注意机制的认知雷达数据关联算法 [J]. 航空学报, 2018, 39(6): 321828.
WANG Shuliang, BI Daping, RUAN Huailin, et al. Cognitive radar data association algorithm based on visual attention [J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2018, 39(6): 321828.
- [7] WANG H Q, XIA H E, CHENG Y Q, et al. An adaptive waveform detection threshold joint optimization method for target tracking [J]. Journal of Central South University, 2013, 20(11): 3057-3064.
- [8] GELFAND S B, FORTMANN T E, BAR-SHALOM Y. Adaptive detection threshold optimization for tracking in clutter [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic System, 1996, 32(2): 514-523.
- [9] KERSHAW D J, EVANS R J. Optimal waveform selection for tracking systems [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 1994, 40(5): 1536-1550.
- [10] KERSHAW D J, EVANS R J. Waveform selective probabilistic data association [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1997, 33(4): 1180-1188.
- [11] SIRA S P, SUPPAPPOLA A P, MORREL D. Dynamic configuration of time-varying waveforms for agile sensing and tracking in clutter [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2007, 55(7): 3207-3217.
- [12] 靳标, 纠博, 苏涛, 等. 针对机动目标跟踪的雷达发射波形选择 [J]. 电子与信息学报, 2014, 36(8): 1912-1918.
JIN Biao, JIU Bo, SU Tao, et al. Radar transmitted waveform selection for maneuvering target tracking [J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2014, 36(8): 1912-1918.
- [13] 王宏强, 夏洪恩, 程永强, 等. 基于 MPDA 的波形自适应目标跟踪 [J]. 系统工程与电子技术, 2011, 33(11): 2389-2392.
WANG Hongqiang, XIA Hong'en, CHENG Yongqiang, et al. Adaptive waveform selection for target tracking based on MPDA [J]. Systems Engineering and Electronics, 2011, 33(11): 2389-2392.
- [14] RAGO C, WILLETT P, BAR-SHALOM Y. Detection-tracking performance with combined waveforms [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1998, 34(2): 612-624.
- [15] NIU R X, WILLETT P, BAR-SHALOM Y. Tracking considerations in selection of radar waveform for range and range-rate measurements [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2002,

38(2): 467-487.

- [16] HONG S M, EVANS R J, SHIN H S. Optimization of waveform and detection threshold for range and range-rate tracking in clutter [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic System, 2005, 41(1): 17-33.
- [17] WANG J T, QIN Y L, WANG H Q. Dynamic waveform selection for maneuvering target tracking in clutter [J]. IET Radar, Sonar & Navigation, 2013, 7(7): 815-825.
- [18] HAYKIN S. Cognitive radar: a way of the future [J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2006, 23: 30-40.
- [19] FATEMI M, HAYKIN S. Cognitive control: theory and application [J]. IEEE Access, 2014, 2: 698-710.
- [20] 何友, 修建娟, 张晶炜, 等. 雷达数据处理及应用 [M]. 3 版. 北京: 电子工业出版社, 2009: 108-112
- [21] 靳标. 认知雷达目标跟踪方法研究 [D]. 西安: 西安电子科技大学, 2014: 22-30.

[本刊相关文献链接]

- 杜明洋, 毕大平, 王树亮, 等. 一种混合的机动群目标分离检测跟踪算法. 2018, 52(10): 116-123. [doi: 10.7652/xjtuxb201810016]
- 宋喜玉, 任修坤, 郑娜娥, 等. 多目标跟踪下的分布式 MIMO 雷达资源联合优化算法. 2018, 52(10): 110-115. [doi: 10.7652/xjtuxb201810015]
- 苗雨, 宋骊平, 姬红兵. 箱粒子广义标签多伯努利滤波的目标跟踪算法. 2017, 51(10): 107-112. [doi: 10.7652/xjtuxb201710018]
- 黄镇, 牛文斗, 吴九汇, 等. 利用激波与电磁波相互作用的新型雷达机理研究. 2018, 52(8): 102-109. [doi: 10.7652/xjtuxb201808016]
- 刘玉春, 王洪雁. 提升空时自适应检测性能的多输入多输出雷达稳健波形设计. 2018, 52(8): 124-131. [doi: 10.7652/xjtuxb201808019]
- 龚逸帅, 李开明, 张群, 等. 面向成像任务的宽带 MIMO 雷达认知波形设计. 2018, 52(6): 114-121. [doi: 10.7652/xjtuxb201806017]
- 柏婷, 郑娜娥, 李海文. 面向邻近目标分辨的 MIMO 雷达波形设计方法. 2018, 52(4): 125-131. [doi: 10.7652/xjtuxb201804018]
- 邓亚琦, 王俊, 武勇, 等. 一种机载外辐射源雷达微弱目标检测方法. 2017, 51(2): 72-78. [doi: 10.7652/xjtuxb201702012]
- 王元恺, 肖泽龙, 吴礼, 等. 调频连续波雷达的二维截断统计量恒虚警检测方法. 2017, 51(10): 113-119. [doi: 10.7652/xjtuxb201710019]

(编辑 刘杨)