

针对载频与脉冲间隔随机捷变雷达的运动目标旁瓣快速抑制方法

魏嘉 宁晨 孔梓丞 张鑫悦 魏敬卓 田静*

(北京理工大学信息与电子学院 北京 100081)

摘要: 载频与脉冲间隔随机捷变(RFPA)雷达可通过合成宽带获得高距离分辨率。但是,在长时间相参积累过程中,运动目标容易出现距离徙动(RCM)现象,且RFPA信号固有的随机高旁瓣特性会严重降低雷达对目标的检测和估计性能。针对上述两个问题,该文提出了一种基于非均匀Keystone变换的加窗迭代自适应滤波方法(NUKT-WIAA)。首先,采用非均匀Keystone变换(NUKT)对运动目标进行RCM校正,以实现目标能量的有效积累。然后,对每个距离-多普勒单元为中心的矩形处理窗内的NUKT结果进行迭代自适应滤波(IAA)处理,实现对RFPA信号旁瓣的快速抑制。在迭代过程中,采用强散射点筛选策略提高协方差矩阵的计算效率,从而进一步降低所提算法的计算复杂度。仿真结果表明,在多目标和连续杂波场景下,NUKT-WIAA算法能够以较低的计算量和存储量同时实现对运动目标的徙动校正和旁瓣抑制。

关键词: 载频与脉冲间隔随机捷变信号; 距离徙动; 旁瓣抑制; 迭代自适应滤波; 计算效率

中图分类号: TN957

文献标识码: A

文章编号: 2095-283X(2026)x-0001-15

DOI: 10.12000/JR26049

CSTR: 32380.14.JR26049

引用格式: 魏嘉,宁晨,孔梓丞,等. 针对载频与脉冲间隔随机捷变雷达的运动目标旁瓣快速抑制方法[J]. 雷达学报(中英文),待出版. doi: 10.12000/JR26049.

Reference format: WEI Jia, NING Chen, KONG Zicheng, *et al.* Fast sidelobe suppression for moving targets in random frequency and pulse repetition interval agile radars[J]. *Journal of Radars*, in press. doi: 10.12000/JR26049.

Fast Sidelobe Suppression for Moving Targets in Random Frequency and Pulse Repetition Interval Agile Radars

WEI Jia NING Chen KONG Zicheng ZHANG Xinyue

WEI Jingzhuo TIAN Jing*

(School of Information and Electronics, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081, China)

Abstract: Random Frequency and Pulse Repetition interval Agile (RFPA) radars can achieve high range resolution using a synthesized wide bandwidth. However, Range Cell Migration (RCM) occurs for moving targets during long coherent integration, and the inherent randomly fluctuating high sidelobes pose a significant challenge for RFPA radars. To address these issues and enhance target detection and estimation performance, a Windowed Iterative Adaptive Approach based on the Non-Uniform Keystone Transform (NUKT-WIAA) is proposed. First, a NUKT is employed to correct the RCM caused by moving targets, effectively concentrating most of the target energy. An IAA is then applied to the NUKT results within a rectangular processing window centered on each range-Doppler cell to achieve fast sidelobe suppression of RFPA signals. A strong scatterer selection strategy is implemented during iterations to enhance the computational efficiency of the covariance

收稿日期: 2026-02-13; 改回日期: 2026-05-08; 网络出版: 2026-xx-xx

*通信作者: 田静 tianjing1114@hotmail.com *Corresponding Author: TIAN Jing, tianjing1114@hotmail.com

基金项目: 国家自然科学基金(62371049), 天基智能信息处理全国重点实验室基金(TJ-01-22-02, TJ-01-25-06)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (62371049), Foundation of National Key Laboratory of Space-Based Intelligent Information Processing (TJ-01-22-02, TJ-01-25-06)

责任编辑: 全英汇 Corresponding Editor: QUAN Yinghui

©The Author(s) 2026. This is an open access article under the CC-BY 4.0 License

(<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>)

matrix, thereby reducing the overall computational complexity of the proposed algorithm. Simulation results reveal that NUKT-WIAA can simultaneously achieve migration correction and sidelobe suppression for moving targets across various scenarios, multiple point targets, range-spread targets, and environments with continuous strong clutter while maintaining low computational complexity and memory usage.

Key words: Random Frequency and Pulse repetition interval Agile signal (RFPA); Range cell migration; Sidelobe suppression; Iterative adaptive approach; Computational efficiency

1 引言

载频与脉冲间隔随机捷变(Random Frequency and Pulse Repetition Interval Agile, RFPA)雷达结合了载频和脉冲重复间隔(Pulse Repetition Interval, PRI)两种波形参数捷变方式,同时从频率和时间两个维度抗截获、抗干扰,具有优异的电子反对抗能力,并且跳频所形成的合成宽带使RFPA雷达具有高距离分辨率的优势^[1-3]。然而,与其他高分辨雷达类似,RFPA雷达在长时间积累过程中易出现距离徙动(Range Cell Migration, RCM)现象,导致相参积累存在损失。此外,文献^[4]对RFPA信号的模糊函数分析表明,该类信号在对应脉冲宽度范围内的高旁瓣极易导致弱目标被邻近强目标的旁瓣所掩盖。上述两个问题会严重降低RFPA雷达系统的探测性能。

针对RCM问题,由于跳频和PRI抖动的影响,传统脉冲多普勒雷达系统中的徙动校正算法^[5-7]无法直接应用于捷变雷达。文献^[8-11]通过将非均匀采样信号重采样至均匀网格,实现了PRI捷变雷达系统的相参积累。文献^[12]通过对频率相同的脉冲进行分组,并利用Keystone变换(Keystone Transform, KT)对每一组脉冲串进行RCM校正,实现了脉组频率捷变雷达的相参积累。文献^[13]采用拉东-傅里叶变换(Radon-Fourier Transform, RFT)和非均匀傅里叶变换实现了脉间频率捷变雷达的相参积累。虽然以上方法^[8-13]能够提升PRI捷变雷达或频率捷变雷达的相参积累增益,但是将其直接应用于RFPA雷达时,仍会因相位失配而产生性能恶化。黄鹏辉等人^[14]提出了一种广义KT方法实现了RFPA信号的RCM校正,但该方法需要预知目标的初始位置。此外,上述方法均未考虑信号的高旁瓣特性,直接用于近邻多目标场景时易造成弱目标被邻近强目标的旁瓣所掩盖。

针对高旁瓣问题,研究人员提出两大类抑制方法—发射端波形优化设计和接收端信号处理算法。波形优化设计类方法通过设计跳频序列可达到旁瓣抑制的效果^[15-18]。但是,该类方法往往会牺牲RFPA波形的随机性和自由度。相比之下,信号处理类算法的灵活性更强^[19-22],其中,迭代自适应算

法(Iterative Adaptive Approach, IAA)^[22]因其在低信噪比和多目标场景下优异的旁瓣抑制性能而受到研究人员的广泛关注,但该算法的高计算复杂度限制了其在实际场景中的应用。为了降低计算复杂度,研究人员提出了一系列快速IAA算法。第1类快速算法的核心思路是利用矩阵结构特性来提高计算效率^[23,24]。此类算法利用协方差矩阵的Toeplitz结构或块三角结构来降低IAA算法迭代过程中大维度矩阵求逆的计算量,但该结构仅存在于信号参数固定的传统雷达系统中,不适用于RFPA雷达系统。第2类快速算法通过近似处理来降低IAA算法的数据维度或滤波器系数的求解难度^[25,26],从而降低计算复杂度,然而,此类近似处理算法存在性能损失。第3类快速算法通过将匹配滤波(Matched Filter, MF)的输出结果作为IAA算法的输入以降低计算复杂度,典型算法包括基于匹配滤波结果的迭代自适应算法(MF based IAA, MF-IAA)^[27]、基于降维处理的快速迭代自适应算法(Dimension Reduction based Fast IAA, DR-FIAA)^[28]以及基于匹配滤波结果的迭代自适应滤波算法(MF based Iterative Adaptive Filtering, MF-IAF)^[29],其中, MF-IAF算法首先进行二维匹配滤波处理,因此,需提前存储每个距离-多普勒单元所对应的参考信号矩阵,其维度为 $LK \times MN$,高维矩阵极大增加了硬件的存储负担。此外,当观测区域较大时,该算法仍然存在计算量过高的问题。

为了实现对RFPA雷达徙动目标旁瓣的快速抑制,本文提出了一种基于非均匀KT变换的加窗迭代自适应滤波方法(Windowed IAA based on Non-Uniform KT, NUKT-WIAA)。首先,采用非均匀KT(Non-Uniform Keystone Transform, NUKT)对运动目标进行RCM校正,从而实现距离-多普勒二维平面内运动目标能量的初步积累。然后,以每个距离-多普单元为中心,对构建的矩形处理窗内的NUKT结果进行自适应迭代滤波处理,从而实现RFPA信号旁瓣的有效抑制。在迭代过程中,引入强散射点筛选策略以提高协方差矩阵的计算效率,进一步降低所提算法的计算负担。仿真结果显示,NUKT-WIAA算法可以同时实现对多个徙动

目标的RCM校正和旁瓣抑制, 与典型算法MF-IAA和MF-IAF相比, 该算法具有更低的存储需求和计算复杂度。

2 信号模型

假设RFPA雷达采用线性调频(Linear Frequency Modulated, LFM)信号作为基带信号, 在相参处理间隔(T_c)内发射 M 个脉冲信号, 第 $m(m = 1, 2, \dots, M)$ 个发射脉冲可以表示为

$$\begin{aligned} s_m(\tilde{t}, t) &= s(t - t_m) e^{j[2\pi f_m t + \phi_0]} \\ &= s(\tilde{t}) e^{j[2\pi f_m t + \phi_0]} \end{aligned} \quad (1)$$

其中, $s(\tilde{t}) = \text{rect}[\tilde{t}/T_p] \exp(j\pi\mu\tilde{t}^2)$ 表示基带信号, $\mu = B_0/T_p$ 为调频斜率, B_0 和 T_p 分别为基带信号的带宽和脉宽。 $\tilde{t} = t - t_m$ 为快时间, t 为总时间, $t_m = (m-1)T_r + T_m = [m-1+q(m)]T_r$ 为慢时间, T_r 为平均PRI, T_m 为第 m 个脉冲跳变的PRI且在 $(0, T_w]$ 内随机分布, T_w 为PRI跳变的最大范围且 $T_w < T_r - T_p$, $q(m) = T_m/T_r$ 表示第 m 个脉冲的PRI抖动量占平均PRI的百分比, 其取值范围为 $q(m) \in (0, T_w/T_r)$ 。 $f_m = f_c + \Delta f_m$ 为第 m 个脉冲的载频, f_c 为中心频率, Δf_m 在 $[-B/2, B/2]$ 内随机分布, B 为跳频范围。 ϕ_0 为初始相位。 $\text{rect}(\cdot)$ 为矩形窗函数, 定义为 $\text{rect}(x) = \begin{cases} 1, 0 < x \leq 1 \\ 0, \text{其他} \end{cases}$ 。发射信号的时-频示意图如图1所示。

假设将感兴趣区域划分为 $L \times K$ 个距离-多普勒单元, 其中, L 和 K 分别为距离单元和多普勒单元的数量。第 (l, k) 个距离-多普勒单元处的目标距离和速度分别表示为 $r_l = l\Delta r$ 和 $v_k = k\Delta v$, 其中, Δr 和 Δv 分别为距离维和速度维的最小搜索间隔, 定义为

$$\begin{cases} \Delta r = cT_s/2 \\ \Delta v = c/(2MT_r f_c) \end{cases} \quad (2)$$

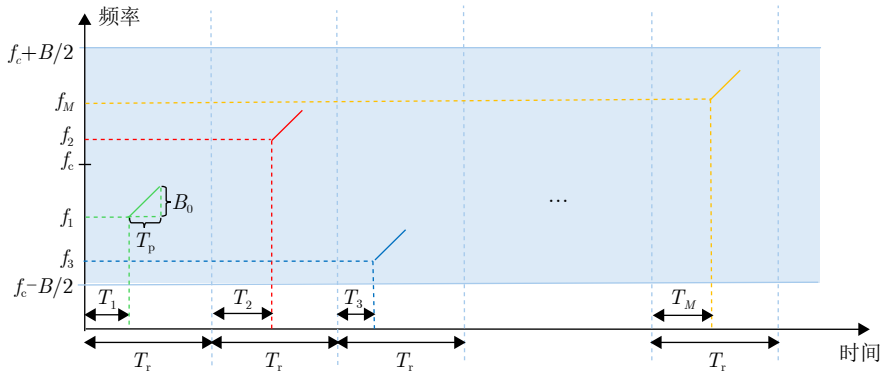


图 1 RFPA信号的时-频示意图

Fig. 1 Time-frequency diagram of RFPA signal

其中, T_s 为采样间隔, c 为光速。

若目标在相参处理时间内做匀速直线运动, 则RFPA雷达的回波信号可表示为

$$\begin{aligned} s_r(\tilde{t}, t) &= \sum_{m=1}^M \sum_{k=0}^{K-1} \sum_{l=0}^{L-1} \tilde{x}_{l,k} s \left[\tilde{t} - \frac{2(r_l - v_k t)}{c} \right] \\ &\quad \cdot e^{j\{2\pi f_m [t - 2(r_l - v_k t)/c] + \phi_0\}} + e(\tilde{t}) \end{aligned} \quad (3)$$

其中, $\tilde{x}_{l,k}$ 表示第 (l, k) 个距离-多普勒单元处的目标复散射系数, $e(\tilde{t})$ 为加性白噪声。

采用第 n 个发射脉冲的载波对式(3)进行下变频, 可得基带接收回波信号为

$$\begin{aligned} y_n(\tilde{t}, t) &= s_r(\tilde{t}, t) e^{-j(2\pi f_n t + \phi_0)} \\ &= \sum_{m=1}^M \sum_{k=0}^{K-1} \sum_{l=0}^{L-1} \tilde{x}_{l,k} s \left[\tilde{t} - \frac{2(r_l - v_k t)}{c} \right] \\ &\quad \cdot \exp[-j4\pi f_m (r_l - v_k t)/c] \\ &\quad \cdot \exp[j2\pi (f_m - f_n) t] + e'_n(\tilde{t}) \\ &= \sum_{\substack{m=1 \\ m \neq n}}^M \sum_{k=0}^{K-1} \sum_{l=0}^{L-1} \tilde{x}_{l,k} s \left[\tilde{t} - \frac{2(r_l - v_k t)}{c} \right] \\ &\quad \cdot \exp[-j4\pi f_m (r_l - v_k t)/c] \\ &\quad \cdot \exp[j2\pi (f_m - f_n) t] \\ &\quad + \sum_{k=0}^{K-1} \sum_{l=0}^{L-1} \tilde{x}_{l,k} s \left[\tilde{t} - \frac{2(r_l - v_k t)}{c} \right] \\ &\quad \cdot \exp[-j4\pi f_n (r_l - v_k t)/c] + e'_n(\tilde{t}) \end{aligned} \quad (4)$$

其中, $e'_n(\tilde{t})$ 表示下变频后的噪声。

从式(4)可以看到, 第二个等号的第一项表示当 $m \neq n$ 时, 当前接收回波中存在由其他单元散射点反射回的其他脉冲的回波分量, 其中心频率为 $f_m - f_n$, 最大值为跳频带宽 B , 该分量可通过文献[29]所提出的发射端跳频序列设计并级联接收端低通滤波的方式滤除掉; 第二项表示当 $m = n$ 时, 各散射点对第 n 个发射脉冲(当前脉冲)的反射回波分量, 本文所要研究的是对该分量中邻近单元

对当前单元产生的旁瓣进行抑制并把当前单元的目标复散射系数/复幅度恢复出来, 具体分析如下。

当 $m = n$ 时, 式(4)可以进一步表示为

$$y_m(\tilde{t}, t) \approx \sum_{k=0}^{K-1} \sum_{l=0}^{L-1} \tilde{x}_{l,k} s[\tilde{t} - 2(r_l - v_k t)/c] \cdot \exp[-j4\pi f_m(r_l - v_k t)/c] + e'_m(\tilde{t}) \quad (5)$$

假设RCM在一个脉冲宽度内可以忽略不计, 但在整个相参处理间隔内无法忽略, 即

$$\begin{cases} v_k T_p \ll \Delta r \\ v_k T_c > \Delta r \end{cases} \quad (6)$$

式(5)可以进一步表示为

$$y(\tilde{t}, m) \triangleq y_m(\tilde{t}, t) \approx \sum_{k=0}^{K-1} \sum_{l=0}^{L-1} \tilde{x}_{l,k} s[\tilde{t} - 2(r_l - v_k t_m)/c] \cdot \exp\{-j4\pi f_m[r_l - v_k(t_m + \tilde{t})]/c\} + e_m(\tilde{t}) \quad (7)$$

对式(7)进行脉冲压缩处理, 可得

$$\tilde{y}_{PC}(\tilde{t}, m) = y(\tilde{t}, m) * s^*(-\tilde{t}) \quad (8)$$

其中, $*$ 表示卷积运算。

3 基于非均匀Keystone变换的加窗迭代自适应滤波方法

3.1 NUKT预处理

由于KT算法^[5]无需预知目标运动的相关信息即可校正RCM, 并且与二维MF算法^[29]相比, 其计算量和存储需求更低。因此, 受传统KT算法的启发, 将式(8)变换至快频率-慢时间维, 可得

$$\begin{aligned} Y_1(f, t_m) &= \text{FT}_{\tilde{t}}[y(\tilde{t}, m)] \text{FT}_{\tilde{t}}[s^*(-\tilde{t})] \\ &= \sum_{k=0}^{K-1} \sum_{l=0}^{L-1} \tilde{x}_{l,k} S(f - f_{k,m}) S^*(f) \\ &\quad \cdot \exp[-j4\pi(f - f_{k,m} + f_m)(r_l - v_k t_m)/c] \\ &\quad + e(f, t_m) \\ &\approx \sum_{k=0}^{K-1} \sum_{l=0}^{L-1} \tilde{x}_{l,k} S(f - f_{k,m}) S^*(f) \\ &\quad \cdot \exp[-j4\pi(f - f_{k,m} + f_m)r_l/c] \\ &\quad \cdot \exp[j4\pi(f + f_m)v_k t_m/c] + e(f, t_m) \end{aligned} \quad (9)$$

其中, $\text{FT}_{\tilde{t}}[\cdot]$ 表示在 \tilde{t} 域进行傅里叶变换, $S(f)$ 表示 $s(\tilde{t})$ 的傅里叶变换, 其近似表达式为 $S(f) \approx \sqrt{\frac{1}{\mu}} \text{rect}\left(\frac{f}{B_0}\right) e^{-j\frac{\pi f^2}{\mu}} e^{j\frac{\pi}{4}}$, f 表示快时间频率, $f_{k,m} = 2v_k f_m/c$, 且 $f_{k,m} \ll f_m$ 。

由式(9)可知, 目标运动会产生两方面的影响: 一方面, 慢时间与快频率的耦合项 $\exp(j4\pi f v_k t_m/c)$ 会引入RCM; 另一方面, 脉冲间随机起伏的多普

勒相位项 $\exp(j4\pi f_m v_k t_m/c)$ 会导致快速傅里叶变换在多普勒维失配。

为了消除目标运动产生的影响, 令

$$(f + f_m)t_m = f_c \varepsilon_m \quad (10)$$

其中, ε_m 表示尺度放缩之后的慢时间变量。

将式(10)代入式(9), 可得尺度变换后的信号为

$$\begin{aligned} Y_2(f, \varepsilon_m) &= \sum_{k=0}^{K-1} \sum_{l=0}^{L-1} \tilde{x}_{l,k} S(f - f_{k,m}) S^*(f) \\ &\quad \cdot \exp\left[-\frac{j4\pi(f - f_{k,m} + f_m)r_l}{c}\right] \\ &\quad \cdot \exp\left(\frac{j4\pi v_k f_c \varepsilon_m}{c}\right) + e(f, \varepsilon_m) \end{aligned} \quad (11)$$

对式(11)进行快频域的傅里叶逆变换, 可得

$$\begin{aligned} y_{PC}(\tilde{t}, \varepsilon_m) &= \text{IFT}_f[Y_2(f, \varepsilon_m)] \\ &= \sum_{k=0}^{K-1} \sum_{l=0}^{L-1} \tilde{x}_{l,k} \tilde{b}_{l,k}(\tilde{t}, m) \exp\left[-\frac{j4\pi f_m r_l}{c}\right] \\ &\quad \cdot \exp\left(\frac{j4\pi v_k f_c \varepsilon_m}{c}\right) + e(\tilde{t}, \varepsilon_m) \end{aligned} \quad (12)$$

其中, $\tilde{b}_{l,k}(\tilde{t}, m) = [s(\tilde{t} - \frac{2r_l}{c})e^{j2\pi f_{k,m} \tilde{t}}] * s^*(-\tilde{t})$ 。

对 \tilde{t} 进行离散化处理, 则式(12)的离散形式可表示为

$$\begin{aligned} y_{PC}(z, m) &= \sum_{k=0}^{K-1} \sum_{l=0}^{L-1} \sum_{n=z}^{z+N_s-1} \tilde{x}_{l,k} s(n-l) s^*(n-z) \\ &\quad \cdot \exp(j2\pi f_{k,m} n T_s) \exp(-j2\pi f_m l T_s) \\ &\quad \cdot \exp\left(\frac{j4\pi v_k f_c \varepsilon_m}{c}\right) + e(z, m) \end{aligned} \quad (13)$$

其中, N_s 为脉内采样点数, $s(n) \triangleq s(n T_s)$, $z = 0, 1, \dots, L + N_s - 2$ 。

由于 $l \notin [n - N_s + 1, n]$ 时, $s(n-l) = 0$ 。因此, 式(13)可进一步表示为

$$\begin{aligned} y_{PC}(z, m) &= \sum_{k=0}^{K-1} \sum_{l=n-N_s+1}^n \sum_{n=z}^{z+N_s-1} \tilde{x}_{l,k} \tilde{b}_{l,k}(z, m) \\ &\quad \cdot (n-z) e^{j2\pi f_{k,m} n T_s} e^{-j2\pi f_m l T_s} \\ &\quad \cdot e^{j4\pi v_k f_c \varepsilon_m/c} + e(z, m) \\ &= \sum_{k=0}^{K-1} \sum_{l=z-N_s+1}^{z+N_s-1} \tilde{x}_{l,k} \tilde{b}_{l,k}(z, m) \\ &\quad \cdot \exp(-j2\pi f_m l T_s) \exp\left(\frac{j4\pi v_k f_c \varepsilon_m}{c}\right) \\ &\quad + e(z, m) \end{aligned} \quad (14)$$

其中, $\tilde{b}_{l,k}(z, m) = \sum_{n=z}^{z+N_s-1} s(n-l) s^*(n-z) e^{j2\pi f_{k,m} n T_s}$ 。

对式(14)分析可知, 经过NUKT处理后, 不同

脉冲包络的峰值均位于第 l 个距离单元处, 此时RCM已被校正。然而, 由于跳频和PRI捷变的影响, 式(14)中随机跳变的相位仍会导致目标能量无法完全聚焦。为了解决这一问题, 定义矩阵 \mathbf{H}_r 和 \mathbf{F}_v 如下:

$$\mathbf{H}_r = \begin{bmatrix} 1 & 1 & \cdots & 1 \\ e^{j2\pi f_0 T_s} & e^{j2\pi f_1 T_s} & \cdots & e^{j2\pi f_{M-1} T_s} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ e^{j2\pi f_0 (L-1) T_s} & e^{j2\pi f_1 (L-1) T_s} & \cdots & e^{j2\pi f_{M-1} (L-1) T_s} \end{bmatrix} \quad (15)$$

$$\mathbf{F}_v = \begin{bmatrix} e^{-\frac{j4\pi f_c \varepsilon_0 v_0}{c}} & e^{-\frac{j4\pi f_c \varepsilon_0 v_1}{c}} & \cdots & e^{-\frac{j4\pi f_c \varepsilon_0 v_{K-1}}{c}} \\ e^{-\frac{j4\pi f_c \varepsilon_1 v_0}{c}} & e^{-\frac{j4\pi f_c \varepsilon_1 v_1}{c}} & \cdots & e^{-\frac{j4\pi f_c \varepsilon_1 v_{K-1}}{c}} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ e^{-\frac{j4\pi f_c \varepsilon_{M-1} v_0}{c}} & e^{-\frac{j4\pi f_c \varepsilon_{M-1} v_1}{c}} & \cdots & e^{-\frac{j4\pi f_c \varepsilon_{M-1} v_{K-1}}{c}} \end{bmatrix} \quad (16)$$

利用和 \mathbf{F}_v 对式(14)进行补偿, 可得NUKT的输出为

$$\mathbf{Y}_{\text{NUKT}} = \frac{1}{MN_s} (\mathbf{H}_r \odot \mathbf{Y}_{\text{PC}_3}) \mathbf{F}_v \quad (17)$$

其中, \odot 表示 Hademard 积, $[\mathbf{Y}_{\text{PC}_3}]_{p+1,m} = y_{\text{PC}}(p,m)$, $p = 0, 1, \dots, L-1$, $\mathbf{Y}_{\text{NUKT}} \in \mathbb{C}^{L \times K}$ 。

矩阵 \mathbf{Y}_{NUKT} 中的第 $(p+1, q+1)$ 个元素可以表示为

$$\begin{aligned} [\mathbf{Y}_{\text{NUKT}}]_{p+1,q+1} &\triangleq y_{\text{NUKT}}(p,q) \\ &= \frac{1}{MN_s} \sum_{k=0}^{K-1} \sum_{l=p-N_s+1}^{p+N_s-1} \tilde{x}_{l,k} a_{l,k}(p,q) \\ &\quad + e_{\text{NUKT}}(p,q) \end{aligned} \quad (18)$$

其中, $e_{\text{NUKT}}(p,q)$ 表示经过NUKT处理后第 (p,q) 个距离-多普勒单元的噪声, $a_{l,k}(p,q)$ 为

$$\begin{aligned} a_{l,k}(p,q) &= \sum_{m=1}^M \tilde{b}_{l,k}(p,m) \exp[j2\pi f_m (p-l) T_s] \\ &\quad \cdot \exp[j4\pi (v_k - v_q) f_c \varepsilon_m / c] \end{aligned} \quad (19)$$

为了更清晰地展示其他单元对当前待估计单元的影响, 式(18)可以进一步表示为

$$\begin{aligned} y_{\text{NUKT}}(p,q) &= \frac{1}{MN_s} \tilde{x}_{p,q} a_{p,q}(p,q) + \frac{1}{MN_s} \\ &\quad \cdot \sum_{\substack{l=p-N_s+1 \\ l \neq p}}^{p+N_s-1} \tilde{x}_{l,q} a_{l,q}(p,q) \\ &\quad + \frac{1}{MN_s} \sum_{\substack{k=0 \\ k \neq q}}^{K-1} \tilde{x}_{p,k} a_{p,k}(p,q) \\ &\quad + \frac{1}{MN_s} \sum_{\substack{l=p-N_s+1 \\ l \neq p}}^{p+N_s-1} \sum_{\substack{k=0 \\ k \neq q}}^{K-1} \tilde{x}_{l,k} a_{l,k}(p,q) \\ &\quad + e_{\text{NUKT}}(p,q) \end{aligned} \quad (20)$$

由式(20)可知, 第 (p,q) 个距离-多普勒单元的NUKT结果不仅与当前单元的复散射系数有关, 还受其他单元目标和噪声的干扰, 当干扰的复散射系数远大于当前单元目标的复散射系数时, 该单元的估计值将严重失真。假设在该场景中存在一个点目标, 其距离为1593.94 m, 速度为-329.59 m/s, 幅度为1, 雷达参数如表1所示。图2(a)表示RFPA信号的脉冲压缩结果, 图2(b)和图2(c)表示利用式(10)进行变标变换前后的信号频谱, 图2(d)表示经过NUKT处理后的距离-速度像。从图2(a)可以看到, 脉冲压缩后的峰值位置随着脉冲数的变化而变化, 表明该运动目标存在RCM现象。从图2(b)和图2(c)中可以看到, 经过变标变换后的信号频谱存在一定程度的幅度损失。根据图2(d)可知, NUKT能够在距离-速度二维平面内实现运动目标能量的有效积累, 但存在较高的旁瓣。

3.2 NUKT-WIAA算法

本节基于NUKT结果提出一种高效的旁瓣抑制方法NUKT-WIAA来提高RFPA雷达对弱目标的检测能力。首先, 设计一个小尺寸的矩形处理窗函数对NUKT结果进行提取, 该处理窗以第 (p,q) 个距离-多普勒单元为中心, 距离维和多普勒维的窗长分别为 $k_r = k_{r1} + k_{r2} + 1$ 和 $k_d = k_{d1} + k_{d2} + 1$, 如图3所示。

以第 (p,q) 个距离-多普勒单元为中心的处理窗内的数据可表示为

表 1 RFPA信号波形参数
Tab. 1 Parameters of RFPA signal

参数	指数
载波频率(f_c)	8 GHz
脉冲宽度(T_p)	1 μ s
平均脉冲间隔(T_r)	20 μ s
脉冲间隔捷变范围(T_w)	6 μ s
频率捷变范围(B)	400 MHz
采样频率(f_s)	800 MHz
脉冲间隔概率密度分布	均匀分布
频率概率密度分布	均匀分布
脉冲个数(M)	512
LFM基带信号带宽(B_0)	40 MHz
最小跳频间隔	0.78 MHz

$$\tilde{\mathbf{y}}_{p,q} = \text{vec} \begin{bmatrix} y_{\text{NUKT}}(p - k_{r1}, q - k_{d1}) & y_{\text{NUKT}}(p - k_{r1}, q - k_{d1} + 1) & \cdots & y_{\text{NUKT}}(p - k_{r1}, q + k_{d2}) \\ y_{\text{NUKT}}(p - k_{r1} + 1, q - k_{d1}) & y_{\text{NUKT}}(p - k_{r1} + 1, q - k_{d1} + 1) & \cdots & y_{\text{NUKT}}(p - k_{r1} + 1, q + k_{d2}) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ y_{\text{NUKT}}(p + k_{r2}, q - k_{d1}) & y_{\text{NUKT}}(p + k_{r2}, q - k_{d1} + 1) & \cdots & y_{\text{NUKT}}(p + k_{r2}, q + k_{d2}) \end{bmatrix} \quad (21)$$

其中, $\text{vec}[\cdot]$ 表示按列对矩阵进行向量化。

将式(21)进一步表示为

$$\tilde{\mathbf{y}}_{p,q} = \sum_{l=p-N_s+1-k_{r1}}^{p+N_s-1+k_{r2}} \sum_{k=0}^{K-1} \tilde{x}_{l,k} \mathbf{d}_{l,k}(p,q) + \mathbf{e}(p,q) \quad (22)$$

其中, $\mathbf{d}_{l,k}(p,q)$ 为第 (p,q) 个距离-多普勒单元所对应的导向矢量, 即

$$\begin{cases} \mathbf{d}_{l,k}(p,q) = \text{vec} \begin{bmatrix} \tilde{\mathbf{a}}_{l,k}(p, q - k_{d1}) & \tilde{\mathbf{a}}_{l,k}(p, q - k_{d1} + 1) & \cdots & \tilde{\mathbf{a}}_{l,k}(p, q - k_{d2}) \end{bmatrix} \\ \tilde{\mathbf{a}}_{l,k}(p, i) = \begin{bmatrix} a_{l,k}(p - k_{r1}, i) & a_{l,k}(p - k_{r1} + 1, i) & \cdots & a_{l,k}(p + k_{r2}, i) \end{bmatrix}^T \end{cases} \quad (23)$$

$$\mathbf{e}(p,q) = \text{vec} \begin{bmatrix} e_{\text{NUKT}}(p - k_{r1}, q - k_{d1}) & e_{\text{NUKT}}(p - k_{r1}, q - k_{d1} + 1) & \cdots & e_{\text{NUKT}}(p - k_{r1}, q + k_{d2}) \\ e_{\text{NUKT}}(p - k_{r1} + 1, q - k_{d1}) & e_{\text{NUKT}}(p - k_{r1} + 1, q - k_{d1} + 1) & \cdots & e_{\text{NUKT}}(p - k_{r1} + 1, q + k_{d2}) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ e_{\text{NUKT}}(p + k_{r2}, q - k_{d1}) & e_{\text{NUKT}}(p + k_{r2}, q - k_{d1} + 1) & \cdots & e_{\text{NUKT}}(p + k_{r2}, q + k_{d2}) \end{bmatrix} \quad (24)$$

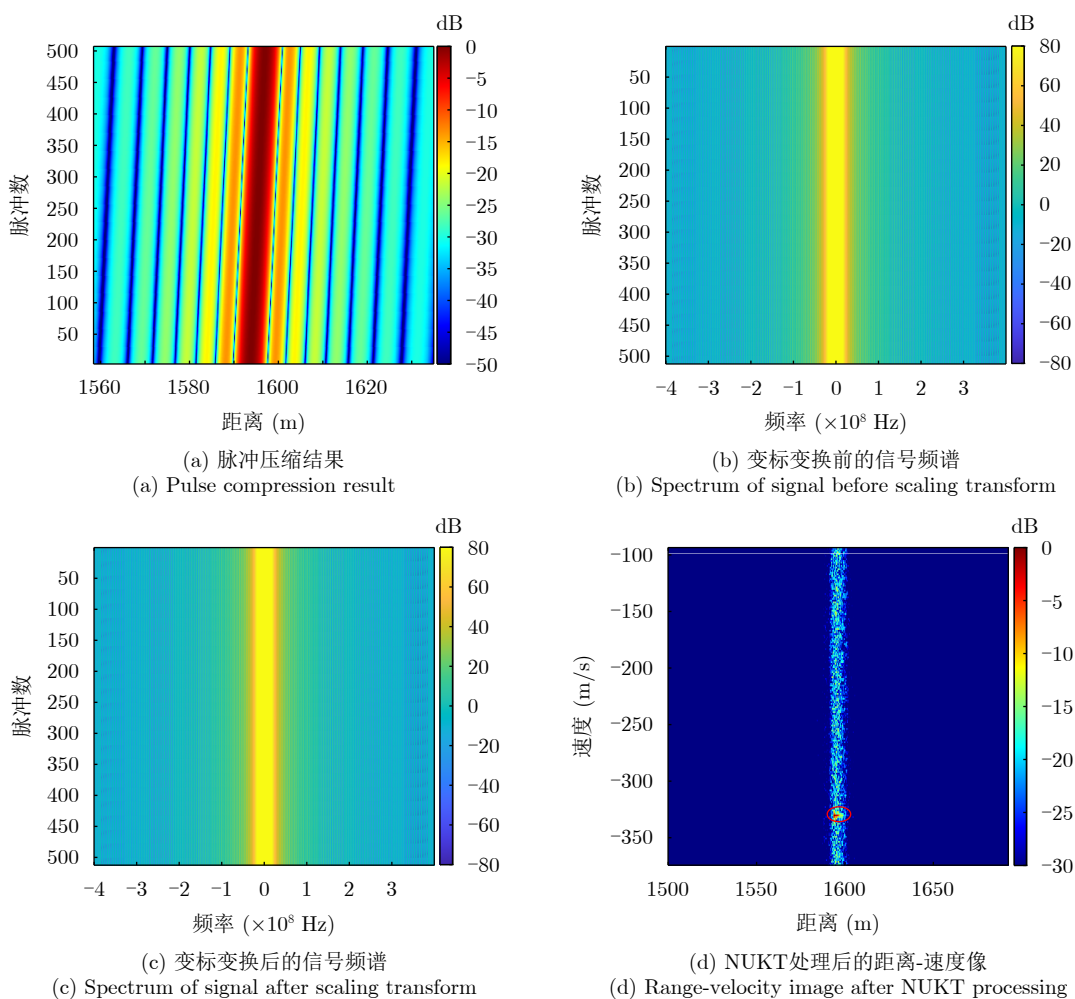


图 2 NUKT预处理过程及结果

Fig. 2 NUKT preprocessing process and results

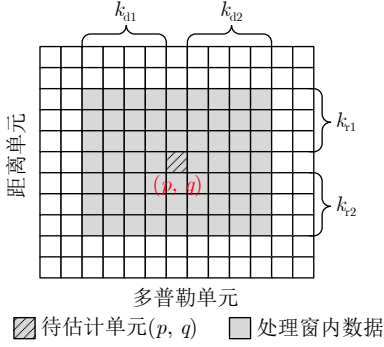


图 3 处理窗示意图

Fig. 3 Schematic diagram of the processing window

基于加权最小二乘准则的代价函数^[22]可表示为

$$\hat{x}_{p,q} = \arg \min_{\tilde{x}_{p,q}} \left(\left\| \tilde{\mathbf{y}}_{p,q} - \tilde{x}_{p,q} \mathbf{d}_{p,q} \right\|_{\mathbf{Q}_{p,q}^{-1}}^2 \right) \quad (25)$$

其中, $\|\mathbf{x}\|_{\mathbf{W}}^2 = \mathbf{x}^H \mathbf{W} \mathbf{x}$, $\mathbf{Q}_{p,q} = \mathbf{R}_{p,q} - |\tilde{x}_{p,q}|^2 \mathbf{d}_{p,q} \mathbf{d}_{p,q}^H$, $\mathbf{d}_{p,q}^H(p, q)$ 为干扰协方差矩阵, $\mathbf{R}_{p,q}$ 为协方差矩阵, 其表达式为

$$\mathbf{R}_{p,q} = \sum_{l=p-N_s+1-k_{r1}}^{p+N_s-1+k_{r2}} \sum_{k=0}^{K-1} |\tilde{x}_{l,k}|^2 \mathbf{d}_{l,k}(p, q) \mathbf{d}_{l,k}^H(p, q) \quad (26)$$

利用矩阵求逆引理^[30], 可以得到式(25)的闭式解为

$$\hat{x}_{p,q} = \frac{\mathbf{d}_{p,q}^H(p, q) \mathbf{R}_{p,q}^{-1} \tilde{\mathbf{y}}_{p,q}}{\mathbf{d}_{p,q}^H(p, q) \mathbf{R}_{p,q}^{-1} \mathbf{d}_{p,q}(p, q)} \quad (27)$$

从式(27)可以看出, 各距离-多普勒单元复散射系数的估计结果与 $\mathbf{R}_{p,q}$ 相关, 但是, 由式(26)可知, $\mathbf{R}_{p,q}$ 依赖于各距离-多普勒单元复散射系数的真实值, 但该真实值在实际中无法获取。因此, 本文采用迭代估计的方式来解决这一问题。具体而言, 将第 $i-1$ 次迭代所得到的第 (p, q) 个距离-多普勒单元的估计值记为 $\hat{x}_{p,q}^{i-1}$, 则第 i 次迭代时的协方差矩阵的估计结果为

$$\begin{aligned} \mathbf{R}_{p,q}^i &= \sum_{l=p-N_s+1-k_{r1}}^{p+N_s-1+k_{r2}} \sum_{k=0}^{K-1} \left| \hat{x}_{l,k}^{i-1} \right|^2 \mathbf{d}_{l,k}(p, q) \mathbf{d}_{l,k}^H(p, q) \\ &= \mathbf{D}_{p,q} \mathbf{A}^{i-1} \mathbf{D}_{p,q}^H \end{aligned} \quad (28)$$

其中,

$$\begin{cases} \mathbf{D}_{p,q} = \begin{bmatrix} \bar{\mathbf{D}}_{p,q}(0) & \bar{\mathbf{D}}_{p,q}(1) & \cdots & \bar{\mathbf{D}}_{p,q}(K-1) \end{bmatrix} \\ \bar{\mathbf{D}}_{p,q}(k) = \begin{bmatrix} \mathbf{d}_{p-N_s+1-k_{r1},k}(p, q) & \mathbf{d}_{p-N_s-k_{r1}+2,k}(p, q) \\ \cdots & \mathbf{d}_{p+N_s-1+k_{r2},k}(p, q) \end{bmatrix} \end{cases} \quad (29)$$

$$\begin{cases} \mathbf{A}^{i-1} = \text{diag} \left[\mathbf{x}^{i-1} \odot (\mathbf{x}^{i-1})^* \right] \\ \mathbf{x}^{i-1} = \begin{bmatrix} \bar{x}_0^{i-1} & \bar{x}_1^{i-1} & \cdots & \bar{x}_{K-1}^{i-1} \end{bmatrix} \\ \bar{\mathbf{x}}_k^{i-1} = \begin{bmatrix} \hat{x}_{p-N_s+1-k_{r1},k}^{i-1} & \hat{x}_{p-N_s-k_{r1}+2,k}^{i-1} & \cdots & \hat{x}_{p+N_s-1+k_{r2},k}^{i-1} \end{bmatrix} \end{cases} \quad (30)$$

将 $\mathbf{R}_{p,q}^i$ 代替 $\mathbf{R}_{p,q}$ 代入式(27)中, 得到第 i 次迭代时第 (p, q) 个距离-多普勒单元的复散射系数估计值为

$$\hat{x}_{p,q}^i = \frac{\mathbf{d}_{p,q}^H(p, q) (\mathbf{R}_{p,q}^i)^{-1} \tilde{\mathbf{y}}_{p,q}}{\mathbf{d}_{p,q}^H(p, q) (\mathbf{R}_{p,q}^i)^{-1} \mathbf{d}_{p,q}(p, q)} \quad (31)$$

需要注意的是, 在迭代过程中, 采用 NUKT 处理后的结果作为初始值用于计算 $\mathbf{R}_{p,q}^i$, 即 $\hat{x}_{p,q}^0 = \mathbf{y}_{\text{NUKT}}(p, q)$ 。

3.3 NUKT-WIAA 算法实现

本节对所提算法的具体实现方式进行详细介绍。在实现过程中, 考虑采用协方差矩阵快速计算和收敛判决准则进一步降低所提算法的计算复杂度。

(1) 协方差矩阵的快速计算: 由式(28)可知, 协方差矩阵 $\mathbf{R}_{p,q}^i$ 需要区域 $\mathbb{U}_p = \{(l, k) \mid l \in [p - N_s + 1 - k_{r1}, p + N_s - 1 + k_{r2}], k \in [0, K - 1]\}$ 内所有距离-多普勒单元的复散射系数参与计算。然而, 该区域内存在目标的距离-多普勒单元数量通常远小于该区域 \mathbb{U}_p 内的总单元数, 因此在计算协方差矩阵 $\mathbf{R}_{p,q}^i$ 时, 仅取幅度较大的距离-多普勒单元来参与计算, 便可显著降低式(28)的计算复杂度。

具体实现时通过设置适当的阈值对强散射单元进行筛选。假设 \mathbb{N}^i 表示参与计算 $\mathbf{R}_{p,q}^i$ 的距离-多普勒单元索引所组成的集合, 定义为

$$\mathbb{N}^i = \left\{ (l, k) \mid \left| \hat{x}_{l,k}^{i-1} \right| \geq \bar{\mathbf{x}}^{i-1}(\beta \gamma^i), (l, k) \in \mathbb{U}_p \right\} \quad (32)$$

其中, $\beta \geq 1$, $\bar{\mathbf{x}}^{i-1}$ 表示将第 $i-1$ 次迭代的估计值按照幅度降序排列后所组成的向量。 γ^i 表示利用贝叶斯信息准则 (Bayesian Information Criterion, BIC) 基于第 $i-1$ 次的迭代结果所估计出的目标个数, 其估计结果为

$$\begin{cases} BIC^i(\eta) = 2LK \ln \left(\left\| \mathbf{y} - \sum_{(p,q) \in \mathbb{Q}(\eta)} \hat{x}_{p,q}^{i-1} \mathbf{d}_{p,q} \right\|_2^2 \right) \\ \quad + 4\eta \ln(2LK) \\ \gamma^i = \arg \min_{\eta} [BIC^i(\eta)] \end{cases} \quad (33)$$

其中, $\eta = 1, 2, \dots, \gamma^i + 1$, $\mathbb{Q}(\eta)$ 表示 $\bar{\mathbf{x}}^{i-1}$ 中前 η 个元素的距离-多普勒单元索引所组成的集合, $\mathbf{y} = \text{vec}[\mathbf{Y}_{\text{NUKT}}]$, $\mathbf{d}_{p,q} = \text{vec}[\mathbf{D}_{p,q}]$, $[\mathbf{D}_{p,q}]_{l,k} = a_{l,k}(p, q)$, 式(33)的第2项为惩罚项。

但是, 迭代初期, 距离-多普勒平面内的高旁瓣可能导致目标个数出现欠估计的问题, 因此, 在前两次迭代时, 设置观测区域的平均功率 u^i 为强散射点的筛选阈值, 即

$$u^i = \frac{1}{LK} \sum_{l=0}^{L-1} \sum_{k=0}^{K-1} \left| \hat{x}_{l,k}^{i-1} \right|^2 \quad (34)$$

最终, 集合 \mathbb{N}^i 可表示为

$$\mathbb{N}^i = \begin{cases} \left\{ (l, k) \mid \left| \hat{x}_{l,k}^{i-1} \right|^2 > u^i, (l, k) \in \mathbb{U}_p \right\}, i = 1, 2 \\ \left\{ (l, k) \mid \left| \hat{x}_{l,k}^{i-1} \right| \geq \bar{\mathbf{x}}^{i-1}(\beta\gamma^i), (l, k) \in \mathbb{U}_p \right\}, \\ i = 3, 4, \dots, \text{iter} \end{cases} \quad (35)$$

其中, iter表示NUKT-WIAA算法收敛所需的迭代次数。

假设 α^i 表示集合 \mathbb{N}^i 内的元素个数, 则式(28)中的协方差矩阵可进一步表示为

$$\begin{aligned} \tilde{\mathbf{R}}_{p,q}^i &= \sum_{(l_j, k_j) \in \mathbb{N}^i} \left| \hat{x}_{l_j, k_j}^{i-1} \right|^2 \mathbf{d}_{l_j, k_j}(p, q) \mathbf{d}_{l_j, k_j}^H(p, q) \\ &= \tilde{\mathbf{D}}_{p,q}^i \tilde{\mathbf{A}}^{i-1} \left(\tilde{\mathbf{D}}_{p,q}^i \right)^H \end{aligned} \quad (36)$$

其中,

$$\begin{cases} \tilde{\mathbf{D}}_{p,q}^i = [\mathbf{d}_{l_1, k_1}(p, q) \quad \mathbf{d}_{l_2, k_2}(p, q) \quad \dots \quad \mathbf{d}_{l_{\alpha^i}, k_{\alpha^i}}(p, q)] \\ \tilde{\mathbf{A}}^{i-1} = \text{diag} \left(\left(\mathbf{x}^{i-1} \right)^* \odot \mathbf{x}^{i-1} \right) \\ \mathbf{x}^{i-1} = \left[\hat{x}_{l_1, k_1}^{i-1} \quad \hat{x}_{l_2, k_2}^{i-1} \quad \dots \quad \hat{x}_{l_{\alpha^i}, k_{\alpha^i}}^{i-1} \right] \end{cases} \quad (37)$$

将式(36)代入式(31), 可以得到第 i 次迭代第 (p, q) 个距离-多普勒单元的复散射系数估计值为

$$\hat{x}_{p,q}^i = \frac{\mathbf{d}_{p,q}^H(p, q) \left(\tilde{\mathbf{R}}_{p,q}^i \right)^{-1} \tilde{\mathbf{y}}_{p,q}}{\mathbf{d}_{p,q}^H(p, q) \left(\tilde{\mathbf{R}}_{p,q}^i \right)^{-1} \mathbf{d}_{p,q}(p, q)} \quad (38)$$

(2) 收敛判决准则: 在每次迭代过程中, NUKT-WIAA算法均需遍历所有的距离-多普勒单元来进行复散射系数估计。然而, 远离目标的非目标单元通常仅需若干次迭代即可收敛至理论噪声底, 后续迭代难以大幅改善其估计精度。因此, 为了降低对这些单元的计算冗余, 提出了一种单点收敛准则, 即对于满足条件 $10\lg(|\hat{x}_{p,q}^{i-1}|^2) < \zeta_1$ 的距离-多普勒单元, 在后续迭代中将不再更新其复散射系数, 其中, $\zeta_1 = \sigma_0 - 10\lg(MT_p B)$, σ_0 为输入噪声功率。将第 i 次迭代时无需更新的距离-多普勒单元数量记为 G^i 。此外, 定义NUKT-WIAA算法的全局收敛判决准则为

$$\begin{aligned} \text{iter} &= \min(i, I) \\ \text{s.t.} \quad & \frac{1}{LK} \sum_{p=0}^{L-1} \sum_{q=0}^{K-1} \left| \hat{x}_{p,q}^i - \hat{x}_{p,q}^{i-1} \right| < \zeta_2 \end{aligned} \quad (39)$$

其中, ζ_2 为全局收敛准则的阈值, 根据文献[28]可将其设置为 10^{-6} , I 表示可接受的最大迭代次数。

(3) NUKT的插值实现: NUKT中采用的尺度变换可通过非均匀sinc插值实现。具体而言, 对式(11)中的 ε_m 进行重采样, 令 $\varepsilon_m = (m' - 1)T_r$, $m' = 1, 2, \dots, M$, 则式(11)可以由下式实现

$$Y_{\text{PC}_2}(f, \varepsilon_m) = \sum_{m=1}^M Y_{\text{PC}}(f, t_m) \text{sinc} \left\{ (m' - 1) \frac{f_c}{f_m + f} - [m - 1 + q(m)] \right\} \quad (40)$$

算法1给出了NUKT-WIAA算法的整体处理流

算法1 NUKT-WIAA算法流程图

Alg. 1 Flowchart of the NUKT-WIAA algorithm

离线计算:

步骤1: 根据式(19)计算并存储 $a_{l,k}(p, q)$, 其中, $p = 0, 1, \dots, L-1$, $q = 0, 1, \dots, K-1$, $l = 0, 1, \dots, L-1$, $k = 0, 1, \dots, K-1$ 。

在线计算:

步骤2.1: 根据式(17)计算 \mathbf{Y}_{NUKT} 。

初始化: 令 $\hat{\mathbf{x}}_{p,q}^0 = \mathbf{y}_{\text{NUKT}}(p, q)$, 其中, $p = 0, 1, \dots, L-1$, $q = 0, 1, \dots, K-1$ 。

迭代:

1: **For** $i = 1, 2, \dots, I$

2: **If** $i = 1, 2$, **then**

3: 步骤2.2: 根据式(34)计算 u^i ;

4: **Else**

5: 步骤2.3: 根据式(33)计算 γ^i ;

6: **End If**

7: **For** $p = 0, 1, \dots, L-1$

8: 步骤2.4: 根据式(35)确定集合 \mathbb{N}^i ;

9: **For** $q = 0, 1, \dots, K-1$

10: **If** $10\lg \left(\left| \hat{x}_{p,q}^{i-1} \right|^2 \right) < \zeta_1$ **then**

11: 步骤2.5: $\hat{x}_{p,q}^i = \hat{x}_{p,q}^{i-1}$;

12: **Else**

13: 步骤2.6: 根据式(37)确定 $\tilde{\mathbf{D}}_{p,q}^i$, $\tilde{\mathbf{A}}^{i-1}$ 和 \mathbf{x}^{i-1} ;

14: 步骤2.7: 根据式(36)计算 $\tilde{\mathbf{R}}_{p,q}^i$;

15: 步骤2.8: 根据式(38)计算 $\hat{x}_{p,q}^i$;

16: **End If**

17: **End For**

18: **End For**

19: **If** $\frac{1}{LK} \sum_{p=0}^{L-1} \sum_{q=0}^{K-1} \left| \hat{x}_{p,q}^i - \hat{x}_{p,q}^{i-1} \right| < \zeta_2$ **then**

20: 输出估计值 $\hat{x}_{p,q}^i$;

21: **Else**

22: 返回第1行;

23: **End If**

24: **End For**

输出: $\hat{x}_{p,q}^{\text{iter}}$, 其中, iter表示算法达到收敛时的迭代次数。

程。从算法1中可以看到, NUKT-WIAA算法可分为离线计算和在线计算两阶段。对于离线计算阶段, 根据式(19)提前离线计算并存储数据 $a_{l,k}(p,q)$, 以构建待估计单元的导向矢量 $\mathbf{d}_{l,k}(p,q)$, 如式(23)所示。对于在线计算阶段, 首先根据式(17)计算NUKT的输出结果 \mathbf{Y}_{NUKT} , 并将其作为迭代过程的初始值, 随后采用迭代的方式对每个距离-多普勒单元的复散射系数进行估计, 直至NUKT-WIAA算法收敛, 最后输出感兴趣区域全部的距离-多普勒单元的复散射系数估计值 $\hat{x}_{p,q}^{\text{iter}}$, 其中 $p \in [0, L-1]$, $q \in [0, K-1]$ 。

3.4 NUKT-WIAA算法的计算复杂度与存储需求分析

本节将对NUKT-WIAA算法的计算复杂度和存储需求进行分析。由于复数加法的计算复杂度远低于复数乘法, 因此, 本文主要分析NUKT-WIAA算法所需的复数乘法次数。由算法1可知, NUKT-WIAA算法的计算复杂度主要来自在线计算部分, 即NUKT预处理部分(步骤2.1)和迭代部分(步骤2.7和步骤2.8)。具体而言, NUKT预处理的计算量包括sinc插值和式(17)中的矩阵乘法, 其计算复杂度为 $\mathcal{O}[M^2N + (K+1)LM]$, 其中 $N = L + N_s - 1$ 。迭代部分的计算量主要包括 $\tilde{\mathbf{R}}_{p,q}^i$ 和 $\hat{x}_{p,q}^i$ 的计算, 其计算复杂度分别为 $\mathcal{O}[\alpha^i(k_r k_d)^2]$ 和 $\mathcal{O}[(k_r k_d)^3 + (k_r k_d)^2 + 2k_r k_d]$ 。因此, 第 i 次迭代中单个距离-多普勒单元的计算复杂度为 $C(k_r, k_d, \alpha^i) \triangleq \mathcal{O}[(k_r k_d)^3 + (\alpha^i + 1)(k_r k_d)^2 + 2k_r k_d]$ 。综上所述, NUKT-WIAA算法在线部分的总计算复杂度为 $\mathcal{O}\{[M^2N + (K+1)LM] + \sum_{i=1}^{\text{iter}} (LK - G^i)C(k_r, k_d, \alpha^i)\}$ 。

NUKT-WIAA算法存储需求主要来自 $a_{l,k}(p,q)$ 所构成的离线矩阵, 记为 \mathbf{A} , 其中 $l \in [0, L-1]$, $k \in [0, K-1]$, $p \in [0, L-1]$, $q \in [0, K-1]$, 因此, \mathbf{A} 的维度为 $LK \times LK$ 。4.4节的仿真中具体分析了

NUKT-WIAA算法的计算量和存储量, 以及与其他两种典型算法MF-IAA和MF-IAF的对比结果。

4 数值仿真与分析

为了验证NUKT-WIAA算法的旁瓣抑制性能, 本节首先在复杂多目标场景以及杂波场景下对所提算法进行仿真验证, 然后分析滤波器参数对所提算法性能的影响, 最后给出所提算法与其他算法在存储需求和计算复杂度方面的对比。仿真采用的雷达参数如表1所示, 该参数下的相参处理增益为 $10\lg(MT_p B) = 53.11$ dB, 按输入噪声功率归一化后的理论噪底为 -53.11 dB。在表1参数下, RFPA雷达的理论距离分辨率为 $c/(2B) = 0.38$ m。第 i 个目标所对应的RCM单元为 $\Delta_i = \begin{cases} [v_i T_c / \Delta r], & v_i \geq 0 \\ [v_i T_c / \Delta r], & v_i < 0 \end{cases}$, v_i 表示第 i 个目标的速度值, $[\cdot]$ 和 $[\cdot]$ 分别表示向上和向下取整运算。在该观测区域内, 由于目标运动所造成的距离徙动单元最大数量为6。为了评估各算法的旁瓣抑制性能, 定义第 i 次迭代的均方误差(Mean-Square Error, MSE)为 $\text{MSE}^i = \|\hat{\mathbf{X}}^i - \mathbf{X}^i\|_F^2 / LK$, 其中, $\|\cdot\|_F$ 表示矩阵的Frobenius范数, $\hat{\mathbf{X}}^i$ 和 \mathbf{X}^i 分别表示第 i 次迭代的估计值与真实值。

4.1 复杂多目标场景有效性验证

本节将验证NUKT-WIAA算法在复杂多目标场景中的有效性。在该场景中存在3个距离扩展目标(R1-R3)和10个点目标(T1-T10), 目标参数设置分别如表2和表3所示。其中, R1包含8个理想散射点, R2和R3为两个相邻较近的距离扩展目标, 二者均包含4个理想散射点, 且散射点间的相互影响未考虑^[31], 10个点目标分别分布在场景边缘和扩展目标附近。MF-IAF和NUKT-WIAA算法在距离维和多普勒维的处理窗长均为 $k_r = k_d = 9$, MF-IAA算法的距离维处理窗长为 $k_1 = 3$ 。图4(a)—图4(f)

表 2 距离扩展目标参数

Tab. 2 Parameters of range-spread targets

目标索引	散射点索引	距离(m)	速度(m/s)	SNR (dB)	RCM单元	目标索引	散射点索引	距离(m)	速度(m/s)	SNR (dB)	RCM单元
R1	S1	1505.81	43.95	-6	3	R2	S9	1504.50	64.09	0	4
	S2	1505.63	43.95	0	3		S10	1504.69	64.09	25	4
	S3	1505.44	43.95	30	3		S11	1504.88	64.09	3	4
	S4	1505.25	43.95	3	3		S12	1505.06	64.09	-5	4
	S5	1505.06	43.95	-10	3	S13	1504.88	69.58	-35	4	
	S6	1504.88	43.95	15	3	R3	S14	1505.06	69.58	5	4
	S7	1504.69	43.95	1	3		S15	1505.25	69.58	1	4
	S8	1504.50	43.95	17	3		S16	1505.44	69.58	7	4

表 3 点目标参数
Tab. 3 Parameters of point targets

目标索引	距离(m)	速度(m/s)	SNR (dB)	RCM单元
T1	1504.69	56.76	27	4
T2	1504.88	78.74	30	4
T3	1505.44	75.07	-10	5
T4	1505.06	58.59	-17	4
T5	1505.63	36.62	0	2
T6	1504.88	38.45	-7	3
T7	1505.81	49.44	-35	3
T8	1501.50	106.20	20	6
T9	1506.88	1.83	-7	1
T10	1511.06	87.89	15	5

分别给出了真实的距离-速度像、传统距离-多普勒(Range-Doppler, RD)处理、NUKT处理结果以及MF-IAA, MF-IAF和NUKT-WIAA算法经过14次迭代后的距离-速度估计结果。从图4(b)中可以看到,经过RD处理后,目标能量扩散至整个距离-多普勒平面。从图4(c)中可以看到,强距离扩展目标(R1)和强点目标(T1, T2)的旁瓣遮蔽了其他距离扩展目标(R2和R3)。由图4(d)可知, MF-IAA算法无法完全抑制目标的旁瓣,这是由于受RCM影响, MF-IAA算法的导向矢量与真实导向矢量失配,且目标

复散射系数越大,导向矢量失配问题越严重,进而导致其旁瓣残留现象更为明显。相比之下,图4(e)和图4(f)表明MF-IAF和NUKT-WIAA算法均能有效抑制点目标与距离扩展目标的旁瓣。

为了衡量各算法目标幅度估计的准确性,表4和表5分别列出了距离扩展目标和点目标的功率估计误差,其中,功率估计误差定义为 $error_i = 10\lg(\hat{x}_i^2/x_i^2)$, \hat{x}_i 和 x_i 分别表示第*i*个散射点的复散射系数估计值和真实值。从表4和表5中可以看到,由于MF-IAA算法未对目标的RCM进行校正,其功率估计误差最大。此外,除了较弱的散射点外(即距离扩展目标中的S5和S13),NUKT-WIAA算法对其他散射点的功率估计误差基本趋近于0 dB,而MF-IAF算法的功率估计误差则略大于NUKT-WIAA算法。

4.2 杂波场景有效性验证

本节将验证NUKT-WIAA算法在杂波场景中的有效性。在该场景中,假设杂波在多普勒维服从高斯分布,速度标准差为 $\sigma_v = 6$ m/s^[29],杂波功率为30 dB。在杂波附近存在10个点目标,目标参数设置如表6所示。图5(a)—图5(d)分别给出了距离-多普勒像的真实值以及MF-IAA, MF-IAF和NUKT-WIAA 3种算法的估计结果。其中, MF-IAF和

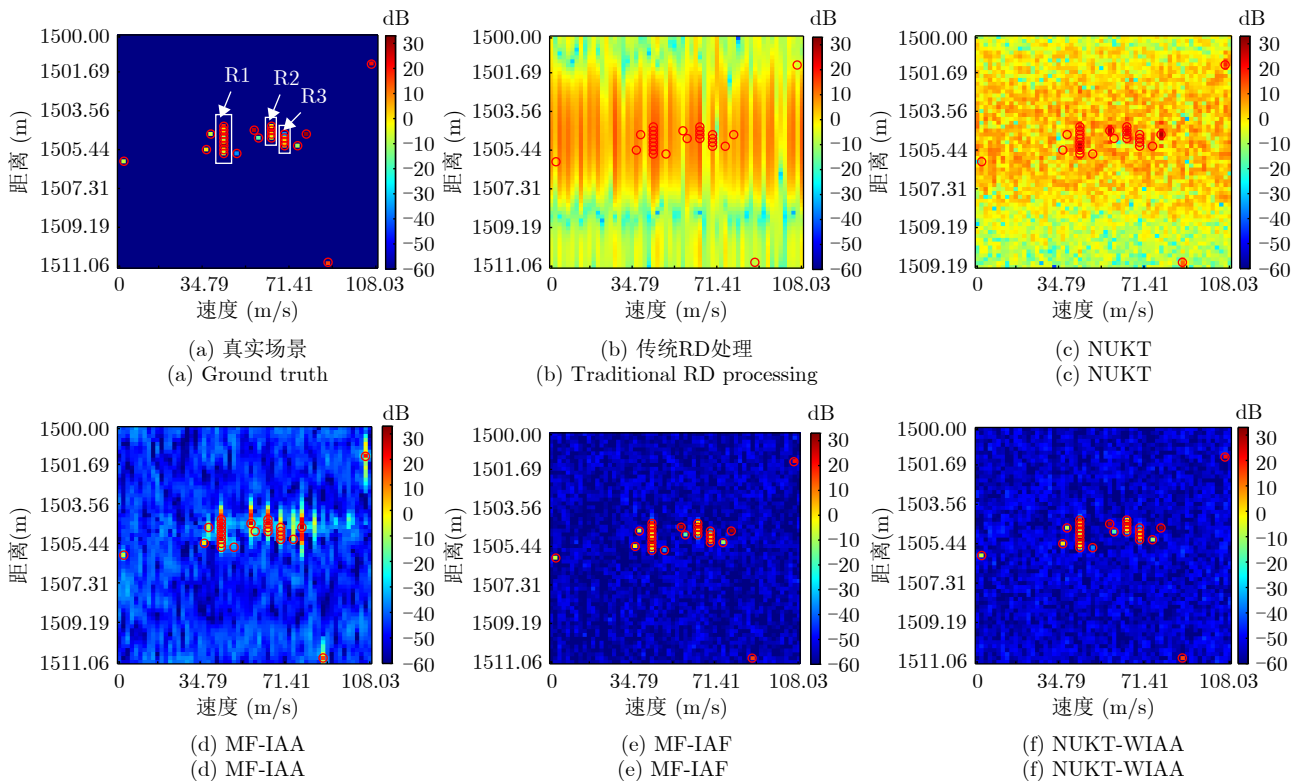


图 4 多目标场景下各算法的距离-速度像估计结果

Fig. 4 Range-velocity image estimation results of each algorithm in multi-target scenarios

表 4 距离扩展目标功率估计误差(dB)

Tab. 4 Power estimation errors of range-spread target(dB)

目标索引	散射点索引	MF-IAA	MF-IAF	NUKT-WIAA	目标索引	散射点索引	MF-IAA	MF-IAF	NUKT-WIAA
R1	S1	1.12	-0.25	-0.05	R2	S9	17.81	0.03	0.01
	S2	-6.93	0.13	0.18		S10	-1.57	0.00	0.00
	S3	-3.65	0.03	-0.03		S11	5.79	0.06	0.05
	S4	14.07	0.36	0.17		S12	1.16	-0.01	-0.03
	S5	29.30	0.81	0.51	S13	36.34	0.88	-0.61	
	S6	7.04	0.08	0.13	R3	S14	2.71	0.05	0.03
	S7	18.98	0.66	0.00		S15	1.20	0.01	-0.01
	S8	1.47	-0.01	0.01		S16	1.07	0.00	0.05

表 5 点目标目标功率估计误差(dB)

Tab. 5 Power estimation errors of point targets(dB)

目标索引	MF-IAA	MF-IAF	NUKT-WIAA
T1	-2.74	0.00	0.00
T2	-3.26	0.00	0.00
T3	1.59	-0.02	0.06
T4	1.64	0.04	0.00
T5	-0.05	0.00	0.00
T6	1.41	0.00	-0.01
T7	2.49	-0.11	0.04
T8	-0.08	0.00	0.00
T9	0.07	0.02	0.01
T10	0.08	0.00	0.00

表 6 目标参数

Tab. 6 Target parameters

目标索引	距离(m)	速度(m/s)	SNR (dB)	RCM单元
T1	1504.88	-45.78	0	-3
T2	1507.31	-9.16	-10	-1
T3	1505.81	-20.14	10	-2
T4	1503.94	-16.48	2	-1
T5	1503.94	-9.16	6	-1
T6	1507.31	9.16	-5	1
T7	1506.56	9.16	7	1
T8	1505.44	21.97	4	2
T9	1504.50	16.48	-13	1
T10	1509.56	43.95	-35	3

NUKT-WIAA算法在距离维和多普勒维的处理窗长分别为 $k_r = 23$ 和 $k_d = 49$, MF-IAA算法的距离维处理窗长为 $k_l = 15$ 。如图5(b)所示, MF-IAA算法在目标周围仍存在旁瓣残留, 但相较于4.1节, 由于该场景中的目标幅度相对较低, 因此目标的旁瓣残留程度较弱。相比之下, MF-IAF与NUKT-WIAA算法均能有效抑制杂波旁瓣, 且所有目标均清晰可见, 如图5(c)和图5(d)所示。此外, 为了进一步衡量3种算法的旁瓣抑制能力, 定义无目标和无杂波区域的MSE为 $MSE_n = \sum_{i=1}^{N_n} |\hat{x}_i|^2 / N_n$, 其中, N_n 表示无目标和无杂波区域的距离-多普勒单元数量, MF-IAA, MF-IAF和NUKT-WIAA算法收敛后的旁瓣水平分别为-44.10 dB, -52.87 dB和-52.89 dB, 对应的收敛次数分别为14次、17次和7次。由于MF-IAA和MF-IAF算法均采用观测区域内全部距离-多普勒单元参与协方差矩阵计算, 该过程会使得协方差矩阵计算时引入杂波旁瓣或强目标旁瓣等无关分量, 使得协方差矩阵的估计误差较大, 进而导致迭代收敛速度较慢。而NUKT-WIAA算法采用强散射点筛选策略, 仅利用估计出的目标的相关

数据进行协方差矩阵计算。相比于MF-IAA和MF-IAF算法, NUKT-WIAA算法每次迭代时估计的协方差矩阵与真实协方差矩阵之间的误差更小, 因此所提算法收敛速度更快。综上所述, MF-IAF和NUKT-WIAA算法均可将旁瓣抑制至理论噪底附近, 且NUKT-WIAA算法的收敛速度最快。

4.3 滤波器参数分析

本节将分析滤波器的处理窗尺寸对NUKT-WIAA算法性能的影响。假设目标在观测区域内随机分布, 初始相位和SNR分别均匀分布在 $[-\pi, \pi]$ 和 $[-35 \text{ dB}, 30 \text{ dB}]$ 范围内。图6给出了不同目标数量下NUKT-WIAA算法收敛时的MSE随处理窗尺寸的变化曲线。由图6可知, 随着处理窗尺寸的增大, NUKT-WIAA算法的旁瓣抑制性能逐渐提高, 并且当处理窗尺寸大于目标数量的3倍时, MSE曲线可收敛至距理论噪底3 dB范围内。图7给出了当目标数 $N_t = 10$ 时, 不同处理窗尺寸下NUKT-WIAA算法的MSE随迭代次数的变化曲线。从图中可以看出, 处理窗尺寸对NUKT-WIAA算法的收敛速度

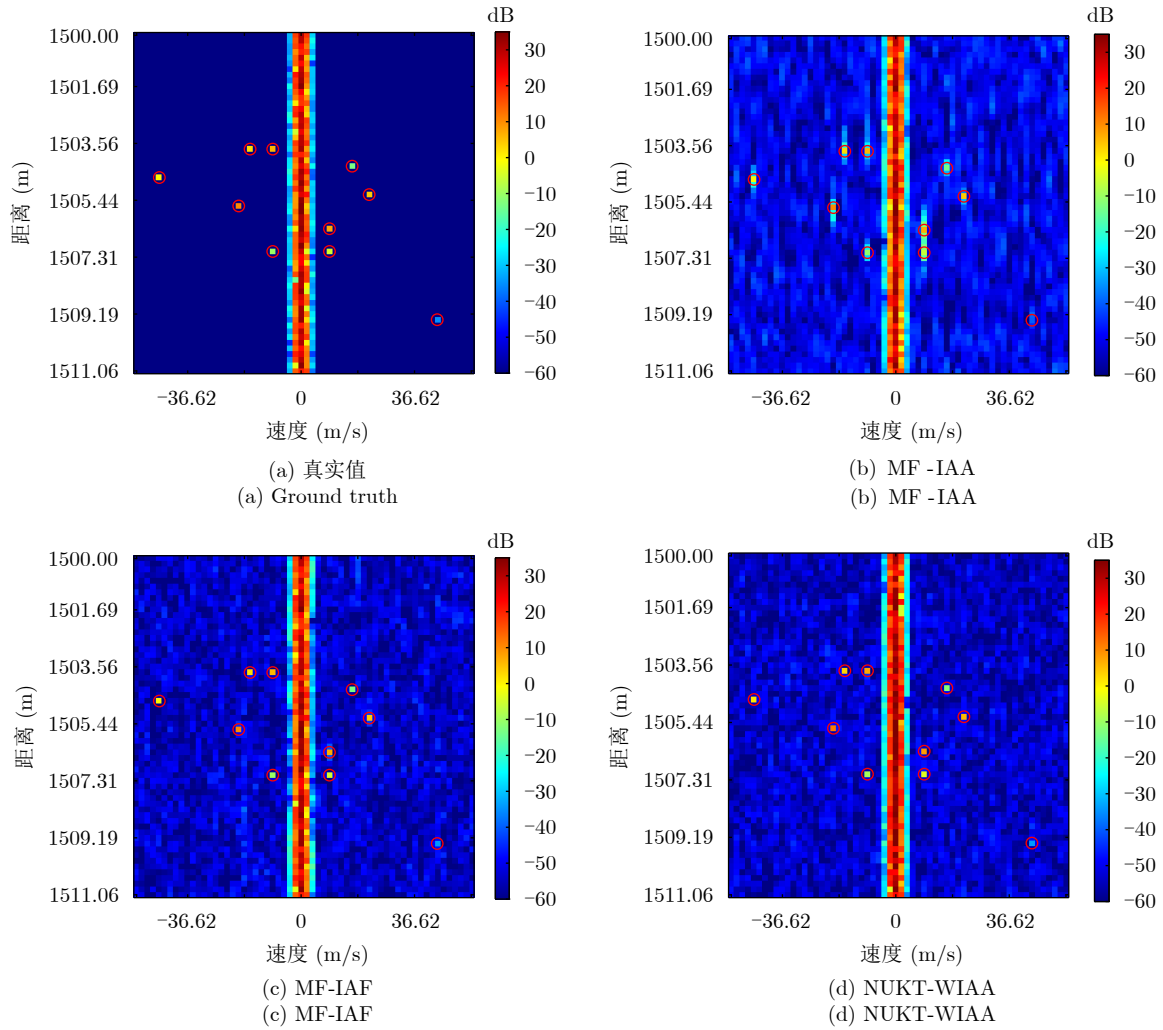


图5 杂波场景下各算法的距离-速度像估计结果

Fig. 5 Range-velocity image estimation results of each algorithm in clutter scenarios

影响较小, 且在不同的处理窗尺寸下, NUKT-WIAA算法均可以在7~9次迭代后达到收敛。此外, 当处理窗的尺寸相同但长宽比不同时, NUKT-WIAA算法的MSE曲线可以收敛至相同的旁瓣水平。根据图6和图7可知, NUKT-WIAA算法收敛后的MSE水平仅受处理窗尺寸的影响, 且当处理窗的尺寸大于目标数量的3倍时, NUKT-WIAA算法的MSE可收敛至距理论噪底3 dB范围内。

4.4 存储需求与计算复杂度对比

本节将对NUKT-WIAA算法、MF-IAA算法以及MF-IAF算法的存储量和计算量进行对比分析。MF-IAA与NUKT-WIAA算法的存储需求主要来自离线矩阵 \mathbf{A} , 而MF-IAF算法的存储需求则来自离线矩阵 \mathbf{A} 和参考波形。具体而言, MF-IAA, MF-IAF以及NUKT-WIAA算法所需要存储的离线矩阵维度分别为 $ML \times LK$ ^[27], $LK \times LK$ ^[29]和 $LK \times LK$, MF-IAF算法所需要存储的参考波形维度为 $LK \times$

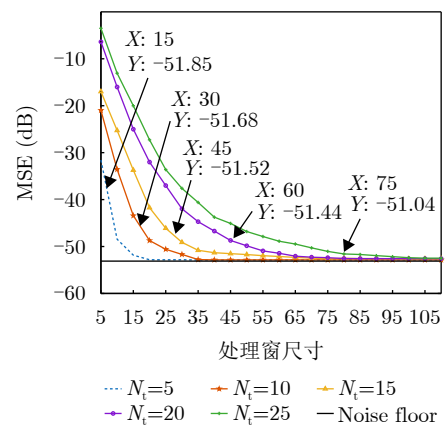


图6 不同目标数(N_t)下收敛的MSE与处理窗尺寸($k_r \times k_d$)的关系
Fig. 6 Converged MSE curves versus processing window size ($k_r \times k_d$) for different target numbers (N_t)

MN ^[29]。表7列出了3种算法的存储需求, 可以看出, 相较于MF-IAF算法, NUKT-WIAA算法可以节省 $LK \times MN$ 维矩阵的存储空间。NUKT-WIAA

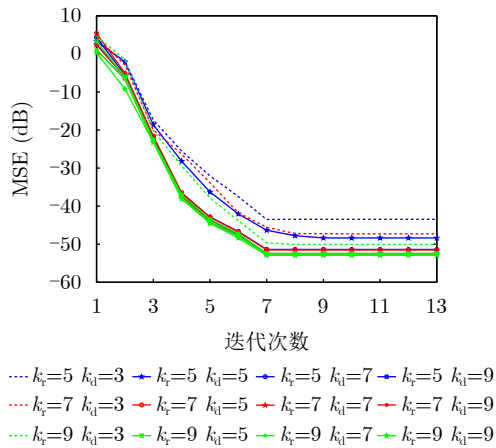


图 7 不同处理窗尺寸下的MSE曲线与迭代次数的关系

Fig. 7 MSE curves versus iteration number with different processing window sizes

表 7 存储需求对比

Tab. 7 Storage memory comparison

算法	存储需求
MF-IAA	ML^2K
MF-IAF	$L^2K^2 + LKMN$
NUKT-WIAA	L^2K^2

算法和MF-IAA算法的存储需求与脉冲数 M 和多普勒单元数 K 的相对取值有关。

表8列出了3种算法的计算复杂度对比, 其中 Mk_1 表示MF-IAA算法的处理窗尺寸, k_r, k_d 表示MF-IAF和NUKT-WIAA算法的处理窗尺寸。为了更加直观地展示NUKT-WIAA算法在计算复杂度

表 8 计算复杂度对比

Tab. 8 Computational complexity comparison

算法	预处理部分	迭代部分
MF-IAA	$\mathcal{O}[LMN]$	$\mathcal{O}\left\{iter \times LK \left[(Mk_1)^3 + (LK + 1)(Mk_1)^2 + 2Mk_1 \right] \right\}$
MF-IAF	$\mathcal{O}[LKMN]$	$\mathcal{O}\left\{iter \times LK \left[(k_r k_d)^3 + (LK + 1)(k_r k_d)^2 + 2k_r k_d \right] \right\}$
NUKT-WIAA	$\mathcal{O}[M^2N + (K + 1)LM]$	$\mathcal{O}\left[\sum_{i=1}^{iter} (LK - G^i) C(k_r, k_d, \alpha^i) \right]$

表 9 运行时间对比

Tab. 9 Time cost comparison

算法	迭代次数	运行时间(s)
MF-IAA	14	29037.76
MF-IAF	13	1037.46
NUKT-WIAA	7	12.59

注: 计算机主要配置: 英特尔CPU I9-10850K, 处理器频率为3.60 GHz, 内存为16 GB, 软件为MATLAB profiler 2019a。

利益冲突 所有作者均声明不存在利益冲突

方面的优势, 表9列出了在4.1节复杂多目标场景下3种算法达到收敛时所需要的迭代次数和运行时间。由表9可知, NUKT-WIAA算法的处理时间远小于MF-IAA和MF-IAF算法。

5 结语

针对RFPA雷达在邻近多目标场景下存在的RCM与高旁瓣问题, 本文提出了一种基于非均匀Keystone变换的加窗迭代自适应滤波方法, 即NUKT-WIAA算法。该算法首先通过NUKT同时校正多个运动目标的RCM, 对目标能量进行有效积累。然后, 对每个待估计单元为中心的矩形窗内的NUKT结果进行自适应迭代滤波处理以实现RFPA信号旁瓣的有效抑制。在迭代过程中, 采用强散射点筛选策略提高协方差矩阵的计算效率, 进一步降低NUKT-WIAA算法的计算复杂度。仿真结果表明, 相比于MF-IAA算法, 所提算法考虑了距离徙动引起的导向矢量与真实导向矢量间的失配问题, 因此, 其旁瓣抑制性能更优。相比于MF-IAF算法, 所提算法能够在保证旁瓣抑制性能不恶化的情况下降低对计算量和存储量的需求。最后, 本文分析了滤波器的处理窗尺寸对NUKT-WIAA算法性能的影响, 给出了滤波器尺寸的选择建议。需要指出的是, 当场景中运动目标速度较快或者存在离格现象时, 旁瓣抑制性能会有所下降。此外, 本文仿真部分所用的距离扩展目标假设各散射点均为理想点目标, 未考虑频率变化造成的去相关问题, 后续将针对以上问题开展更为详细的研究。

Conflict of Interests The authors declare that there is no conflict of interests

参考文献

- [1] 崔国龙, 樊涛, 孔昱凯, 等. 机载雷达脉间波形参数伪随机跳变技术[J]. 雷达学报, 2022, 11(2): 213–226. doi: 10.12000/JR21189.
- CUI Guolong, FAN Tao, KONG Yukai, et al. Pseudo-random agility technology for interpulse waveform parameters in airborne radar[J]. *Journal of Radars*, 2022,

- 11(2): 213–226. doi: [10.12000/JR21189](https://doi.org/10.12000/JR21189).
- [2] 董淑仙, 吴耀君, 方文, 等. 频率捷变雷达联合模糊C均值抗间歇采样干扰[J]. 雷达学报, 2022, 11(2): 289–300. doi: [10.12000/JR21205](https://doi.org/10.12000/JR21205).
DONG Shuxian, WU Yaojun, FANG Wen, *et al.* Anti-interrupted sampling repeater jamming method based on frequency-agile radar joint fuzzy C-means[J]. *Journal of Radars*, 2022, 11(2): 289–300. doi: [10.12000/JR21205](https://doi.org/10.12000/JR21205).
- [3] 王晓戈, 李槟槟, 陈辉, 等. 基于脉内频率编码联合调频斜率捷变波形的ISRJ对抗方法[J]. 雷达学报(中英文), 2024, 13(5): 1019–1036. doi: [10.12000/JR24046](https://doi.org/10.12000/JR24046).
WANG Xiaoge, LI Binbin, CHEN Hui, *et al.* Anti-ISRJ method based on intrapulse frequency-coded joint frequency modulation slope agile radar waveform[J]. *Journal of Radars*, 2024, 13(5): 1019–1036. doi: [10.12000/JR24046](https://doi.org/10.12000/JR24046).
- [4] LONG Xingwang, LI Kun, TIAN Jing, *et al.* Ambiguity function analysis of random frequency and PRI agile signals[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2021, 57(1): 382–396. doi: [10.1109/TAES.2020.3016851](https://doi.org/10.1109/TAES.2020.3016851).
- [5] TIAN Jing, CUI Wei, and WU Siliang. A novel method for parameter estimation of space moving targets[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2014, 11(2): 389–393. doi: [10.1109/LGRS.2013.2263332](https://doi.org/10.1109/LGRS.2013.2263332).
- [6] 贺雄鹏, 廖桂生, 许京伟, 等. 基于频率轴反转的机动目标距离徙动补偿方法[J]. 电子学报, 2018, 46(6): 1496–1502. doi: [10.3969/j.issn.0372-2112.2018.06.032](https://doi.org/10.3969/j.issn.0372-2112.2018.06.032).
HE Xiongpeng, LIAO Guisheng, XU Jingwei, *et al.* Range migration compensation method for maneuvering target based on frequency axis reversal[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2018, 46(6): 1496–1502. doi: [10.3969/j.issn.0372-2112.2018.06.032](https://doi.org/10.3969/j.issn.0372-2112.2018.06.032).
- [7] XU Jia, YU Ji, PENG Yingning, *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. doi: [10.1109/TAES.2011.5751251](https://doi.org/10.1109/TAES.2011.5751251).
- [8] MA Jingtao, HUANG Penghui, YU Jinpei, *et al.* An efficient coherent integration method for maneuvering target detection with nonuniform pulse sampling based on filterbank framework[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2020, 17(12): 2045–2049. doi: [10.1109/LGRS.2019.2962065](https://doi.org/10.1109/LGRS.2019.2962065).
- [9] MA Jingtao, YU Jinpei, LIANG Guang, *et al.* Maneuvering target coherent integration and detection in PRI-staggered radar systems[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2022, 19: 3508205. doi: [10.1109/LGRS.2021.3105904](https://doi.org/10.1109/LGRS.2021.3105904).
- [10] TIAN Jing, XIA Xianggen, CUI Wei, *et al.* A coherent integration method via Radon-NUFrFT for random PRI radar[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2017, 53(4): 2101–2109. doi: [10.1109/TAES.2017.2667887](https://doi.org/10.1109/TAES.2017.2667887).
- [11] LI Xiaolong, ZHAO Kexin, WANG Mingxing, *et al.* NU-SCGRFT-based coherent integration method for high-speed maneuvering target detection and estimation in bistatic PRI-agile radar[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2024, 60(2): 2153–2168. doi: [10.1109/TAES.2024.3350010](https://doi.org/10.1109/TAES.2024.3350010).
- [12] HUANG Penghui, DONG Shuoshuo, LIU Xingzhao, *et al.* A coherent integration method for moving target detection using frequency agile radar[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2019, 16(2): 206–210. doi: [10.1109/LGRS.2018.2870869](https://doi.org/10.1109/LGRS.2018.2870869).
- [13] PAN Jiameng, ZHU Qian, Bao Qinglong, *et al.* Coherent integration method based on radon-NUFFT for moving target detection using frequency agile radar[J]. *Sensors*, 2020, 20(8): 2176. doi: [10.3390/s20082176](https://doi.org/10.3390/s20082176).
- [14] HUANG Penghui, XIA Xiang Gen, WANG Lingyu, *et al.* A coherent integration method for moving target detection in a parameter jittering radar system based on signum coding[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2022, 29: 2313–2317. doi: [10.1109/LSP.2022.3219630](https://doi.org/10.1109/LSP.2022.3219630).
- [15] YE Hongyu, WU Wenhao, LONG Xingwang, *et al.* Distant sidelobe suppression for multi-timeslot wide-gap frequency-hopping RFPA radar[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2024, 60(4): 4214–4228. doi: [10.1109/TAES.2024.3375277](https://doi.org/10.1109/TAES.2024.3375277).
- [16] WEI Shaopeng, ZHANG Lei, and LIU Hongwei. Joint frequency and PRF agility waveform optimization for high-resolution ISAR imaging[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2022, 60: 5100723. doi: [10.1109/TGRS.2021.3051038](https://doi.org/10.1109/TGRS.2021.3051038).
- [17] WU Zhongjie, WANG Chenxu, JIANG Peihe, *et al.* Range-Doppler sidelobe suppression for pulsed radar based on Golay complementary codes[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2020, 27: 1205–1209. doi: [10.1109/LSP.2020.3007093](https://doi.org/10.1109/LSP.2020.3007093).
- [18] NEUBERGER N and VEHMAS R. Range sidelobe level reduction with a train of diverse LFM pulses[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2022, 58(2): 1480–1486. doi: [10.1109/TAES.2021.3115991](https://doi.org/10.1109/TAES.2021.3115991).
- [19] HUANG Tianyao, LIU Yimin, XU Xingyu, *et al.* Analysis of frequency agile radar via compressed sensing[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2018, 66(23): 6228–6240. doi: [10.1109/TSP.2018.2876301](https://doi.org/10.1109/TSP.2018.2876301).
- [20] SUN Yinghao, FAN Huayu, MAO Erke, *et al.* Range-Doppler sidelobe suppression for pulse-diverse waveforms[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2020, 56(4): 2835–2849. doi: [10.1109/TAES.2019.2954152](https://doi.org/10.1109/TAES.2019.2954152).

- [21] MA Juan, LI Kun, TIAN Jing, *et al.* Fast sidelobe suppression based on two-dimensional joint iterative adaptive filtering[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2021, 57(5): 3463–3478. doi: [10.1109/TAES.2021.3076175](https://doi.org/10.1109/TAES.2021.3076175).
- [22] YARDIBI T, LI Jian, STOICA P, *et al.* Source localization and sensing: A nonparametric iterative adaptive approach based on weighted least squares[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2010, 46(1): 425–443. doi: [10.1109/TAES.2010.5417172](https://doi.org/10.1109/TAES.2010.5417172).
- [23] GLENTIS G O and JAKOBSSON A. Superfast approximative implementation of the IAA spectral estimate[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2012, 60(1): 472–478. doi: [10.1109/TSP.2011.2170979](https://doi.org/10.1109/TSP.2011.2170979).
- [24] ZHANG Yongchao, LI Wenchao, ZHANG Yin, *et al.* A fast iterative adaptive approach for scanning radar angular superresolution[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2015, 8(11): 5336–5345. doi: [10.1109/JSTARS.2015.2449090](https://doi.org/10.1109/JSTARS.2015.2449090).
- [25] BLUNT S D and HIGGINS T. Dimensionality reduction techniques for efficient adaptive pulse compression[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2010, 46(1): 349–362. doi: [10.1109/TAES.2010.5417167](https://doi.org/10.1109/TAES.2010.5417167).
- [26] MCCORMICK P M, BLUNT S D, and HIGGINS T. A gradient descent implementation of adaptive pulse compression[C]. 2016 IEEE Radar Conference (RadarConf), Philadelphia, USA, 2016: 1–5. doi: [10.1109/RADAR.2016.7485140](https://doi.org/10.1109/RADAR.2016.7485140).
- [27] NEPAL R, ZHANG Y R, LI Zhengzheng, *et al.* Matched filter based iterative adaptive approach[C]. Radar Sensor Technology XX, Baltimore, USA, 2016: 281–292. doi: [10.1117/12.2223913](https://doi.org/10.1117/12.2223913).
- [28] TIAN Jing, ZHANG Biao, LI Kun, *et al.* Low-complexity iterative adaptive approach based on range-Doppler matched filter outputs[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2023, 59(1): 125–139. doi: [10.1109/TAES.2022.3188742](https://doi.org/10.1109/TAES.2022.3188742).
- [29] LONG Xingwang, WU Wenhao, LI Kun, *et al.* Multi-timeslot wide-gap frequency-hopping RFPA signal and its sidelobe suppression[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2023, 59(1): 634–649. doi: [10.1109/TAES.2022.3188594](https://doi.org/10.1109/TAES.2022.3188594).
- [30] STOICA P and MOSES R L. Spectral Analysis of Signals[M]. Upper Saddle River, US: Pearson Prentice Hall, 2005: 130–131.
- [31] 孙鹏, 余建宇, 郝万兵. 步进频雷达的目标回波建模方法与仿真[J]. 火控雷达技术, 2022, 51(1): 45–49,64. doi: [10.19472/j.cnki.1008-8652.2022.01.008](https://doi.org/10.19472/j.cnki.1008-8652.2022.01.008).
SUN Peng, YU Jianyu, and HAO Wanbing. Modeling and simulation of target echo for stepped frequency radar[J]. *Fire Control Radar Technology*, 2022, 51(1): 45–49,64. doi: [10.19472/j.cnki.1008-8652.2022.01.008](https://doi.org/10.19472/j.cnki.1008-8652.2022.01.008).

作者简介

魏 嘉, 博士生, 主要研究方向为捷变雷达目标参数估计。

宁 晨, 博士, 主要研究方向为雷达目标探测与成像。

孔梓丞, 博士生, 主要研究方向为运动目标参数估计。

张鑫悦, 博士生, 主要研究方向为雷达目标探测与成像。

魏敬卓, 博士生, 主要研究方向为运动目标参数估计。

田 静, 教授, 主要研究方向为雷达信号处理。

(责任编辑: 于青)