

基于相位追踪的SAR运动目标高阶距离徙动校正方法

杜华贵^① 宋勇平*^① 孙晓颖^① 姜南^② 范崇祎^① 陈乐平^① 黄晓涛^①

^①(国防科技大学电子科学学院 长沙 410073)

^②(中南大学自动化学院 长沙 410073)

摘要: 距离徙动校正(RCMC)是合成孔径雷达(SAR)实现运动目标参数估计和聚焦成像的关键环节。当目标或平台运动复杂时,传统低阶RCMC方法将不再适用,而现有基于参数化的高阶RCMC方法易存在模型失配和计算复杂度高的问题、现有非参数化方法在低信噪比下性能也将大幅下降。对此,该文借助扩展卡尔曼滤波(EKF)对造成RCM的相位进行追踪,进而构建RCM补偿函数实现RCMC。所提方法不依赖于RCM的具体模型,追踪得到的相位包含高阶分量,因此可以实现SAR运动目标的高阶RCMC。此外,EKF在进行相位追踪的同时能对信号进行滤波处理,可有效降低所提方法的信噪比(SNR)门限。与传统方法相比,该方法适用性广,计算量适中,且能校正不可忽略的高阶残余距离徙动。该文详细阐释了所提方法的原理及数学模型,并通过多组仿真和实测数据处理验证了所提方法的有效性和优越性。

关键词: 合成孔径雷达; 运动目标成像; 距离徙动校正; 扩展卡尔曼滤波; 相位追踪

中图分类号: TN957.51

文献标识码: A

文章编号: 2095-283X(2024)x-0001-19

DOI: 10.12000/JR24122

引用格式: 杜华贵, 宋勇平, 孙晓颖, 等. 基于相位追踪的SAR运动目标高阶距离徙动校正方法[J]. 雷达学报(中英文), 待出版. doi: 10.12000/JR24122.

Reference format: DU Huagui, SONG Yongping, SUN Xiaoying, *et al.* A new approach to high-order range cell migration correction for SAR ground moving targets based on phase tracking[J]. *Journal of Radars*, in press. doi: 10.12000/JR24122.

A New Approach to High-order Range Cell Migration Correction for SAR Ground Moving Targets Based on Phase Tracking

DU Huagui^① SONG Yongping*^① SUN Xiaoying^① JIANG Nan^②
FAN Chongyi^① CHEN Leping^① HUANG Xiaotao^①

^①(College of Electronic Science and Technology, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China)

^②(School of Automation, Central South University, Changsha 410073, China)

Abstract: Range Cell Migration Correction (RCMC) represents an important advancement in the estimation of moving target parameters and imaging of targets in high-resolution Synthetic Aperture Radar (SAR) systems. When the motion of a target or platform becomes complex, the traditional low-order RCMC method may no longer be suitable. Meanwhile, the existing high-order RCMC method based on parameterization is susceptible to issues such as model mismatch and high computational complexity. Additionally, its performance may decrease significantly under a low Signal-to-Noise Ratio (SNR). This research utilizes Extended Kalman

收稿日期: 2024-06-13; 改回日期: 2024-07-25; 网络出版: 2024-08-23

*通信作者: 宋勇平 sypopqjkl@163.com

*Corresponding Author: SONG Yongping, sypopqjkl@163.com

基金项目: 国家自然科学基金 (62101566)

Foundation Item: The National Natural Science Foundation of China (62101566)

责任主编: 孙光才 Corresponding Editor: SUN Guangcai

©The Author(s) 2024. This is an open access article under the CC-BY 4.0 License
(<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>)

Filtering (EKF) to track the phase responsible for RCM and develop a phase compensation function to achieve RCMC. The proposed approach is model-independent and can track high-order components in the phase, thereby enabling high-order RCMC of moving targets in SAR. In addition, EKF can filter signals during phase tracking to effectively lower the SNR threshold of the proposed method. Thus, this method offers broad applicability, moderate computational complexity, and the ability to correct non-negligible high-order residual range cell migrations, thereby distinguishing it from traditional methods. This study thoroughly explains the principles and mathematical model behind the proposed method, demonstrating its effectiveness and superiority through multiple sets of simulations and measured data processing.

Key words: Synthetic Aperture Radar (SAR); Moving target imaging; Range Cell Migration Correction (RCMC); Extend Kalman Filter (EKF); Phase tracking

1 引言

运动目标成像是合成孔径雷达(Synthetic Aperture Radar, SAR)近年来的热点研究问题,其核心在于运动参数估计^[1,2]。相较于静止目标,运动目标会带来更加复杂的距离徙动(Range Cell Migration, RCM)。然而,参数估计与距离徙动校正(RCM Correction, RCMC)存在固有矛盾,即RCMC依赖于从SAR回波中估计的运动参数,而运动参数的估计通常以RCMC后的回波为基础。因此,RCMC是实现SAR动目标成像的关键步骤。近年来,随着技术的发展,SAR分辨率要求不断提高、雷达搭载平台多样化、平台运动形式复杂化(如无人机抖动)加剧了RCM的复杂程度,高精度的RCMC成为高分辨率运动目标成像亟需解决的问题。

近年来,已有大量关于RCMC方法的研究。根据是否将目标与雷达的相对运动建模为确切阶数的模型并估计模型参数,现存的方法可以分为参数化方法和非参数化方法。根据所考虑的RCMC阶数,可以分为低阶(距离走动和二阶距离弯曲)和高阶RCMC方法。在SAR动目标成像领域,常用的低阶RCMC方法主要有Keystone变换(Keystone Transform, KT)类和拉登-傅里叶变换(Radon-Fourier Transform, RFT)类。KT方法由DiPietro等人^[3]在1999年提出,是典型的非参数搜索变换方法,其通过沿慢时间轴拉伸变换消除距离走动(Range Cell Walk, RCW)。随后,为了拓宽Keystone的适用范围,实现二阶距离弯曲校正,提出了二阶Keystone变换(Second-Order KT, SOKT)^[4,5]。KT方法虽能在目标先验信息未知的情况下实现RCMC,但KT仅能校正线性走动。SOKT虽能校正距离弯曲,但后续通常需要借助非相参积累的霍夫变换^[6] (Hough Transform, HT)或拉登变换^[7] (Radon Transform, RT)来实现线性走动斜率的估计,最终补偿RCW。然而,非相参积累方法的引入,提高了信噪比(Signal-to-Noise Ratio, SNR)门限。此外,2011年, Xu

等人^[8]根据目标速度与RCW之间的关系,提出了基于目标运动参数搜索的RFT方法,但该方法会产生较高的盲速旁瓣(Blind Speed SideLobe, BSSL)^[9,10]。为了解决目标加速度导致的距离弯曲和多普勒扩散,文献^[11]基于RFT提出了拉登分数阶傅里叶变换(Radon-Fractional Fourier Transform, RFRFT)算法,通过对距离、速度和加速度的搜索完成机动目标参数估计,计算复杂度高。再者,2014年, Rao等人^[12]提出了坐标系旋转(Axis Rotation, AR)方法,通过二维回波数据的旋转校正RCW。文献^[13]对AR进行改进,但其本质也是在旋转角度-距离平面上进行二维搜索,计算量大。2019年,文献^[14]结合能量均衡法、HT和Map-drift进行参数估计,实现了高分辨率SAR动目标的RCMC,计算量小,性能稳定。

然而,上述所提方法仅能校正一阶线性走动和二阶距离弯曲。在SAR动目标成像中,为了实现长相参积累和高分辨成像,高阶RCM也不可忽略。适用于高阶RCMC的方法主要有广义拉登-傅里叶变换(Generalized Radon Fourier Transform, GRFT)、相邻互相关(Adjacent Cross Correlation Function, ACCF)算法、频率轴反转(Frequency Axis Rotation, FAR)算法和包络对齐类算法。具体地, J.Xu等人^[15]将RFT扩展延伸应用至高阶运动模型,提出了广义RFT (Generalized RFT, GRFT),其沿着任意阶的目标运动轨迹实现任意阶信号的参数遍历搜索,可同时补偿RCM和多普勒走动。该方法在低SNR条件下依旧具有良好的性能,但计算量随模型阶数呈指数增长,实际应用受限,且会出现严重的盲速旁瓣。为了补偿高阶距离徙动,广义Keystone变换(Generalized KT, GKT)也被提出^[15-17],与GRFT类似,GKT在降阶校正RCM时,需要通过遍历搜索运动参数构建补偿因子,计算复杂度高。文献^[18,19]提出了一种无需参数搜索,仅通过复乘和快速傅里叶变换(Fast Fourier Transform, FFT)就可实现任意阶RCMC的ACCF

方法, 但该方法SNR门限高, 且要求相邻脉冲内的RCM不超过一个距离单元。紧接着, 文献[20,21]提出了FAR方法, 其利用距离频域反转变换消除信号的RCM, 将目标回波校正至同一个距离单元。但是, 频率反转变换可认为是恒定延时变换, 且会产生交叉项, 因此会损失较多抗噪声性能。除此之外, 对于高阶RCM, 可以借助ISAR中的包络对齐方法进行补偿。常用的包络对齐方法有积累互相关法(Accumulate Cross-Correlation Method, ACCM)[22,23]、最小相关距离法[23]和全局最小熵法[24,25]等, 这些非参数化方法无需构建运动模型, 适用性广, 但SNR要求高; 为了降低SNR, 一些方法将运动模型建模为多项式, 如基于群体智能优化[26,27]、基于梯度下降[28], 以及基于时频分布[29]的包络对齐方法, 但这些方法稳健性有待提升。此外, 2023年, 文献[30]提出了一种低SNR下的快速包络对齐方法, 但其本质上是GRFT的快速实现, 易出现模型失配的问题。

综上, 现有参数化方法在RCMC过程中易出现运动模型失配和计算复杂度高的问题; 非参数化方法SNR要求高且性能不稳定。更重要的是, 针对平台抖动或偏航, 以及目标复杂运动造成的高阶RCM, 不一定符合多项式模型, 此时, 上述参数化的高阶RCMC方法将失效。因此, 为了满足长相参积累和高分辨成像要求下的高精度RCMC, 本文针对这类非理想运动模型, 以本团队在文献[2]的研究工作为基础, 提出了一种适用于任意运动模型下的高阶RCMC方法。考虑到RCM的主要分量来自线性走动, 二阶距离弯曲主要来自雷达平台运动且平台运动速度通常远高于目标方位向速度, 所提方法首先用KT完成RCW校正, 并利用平台速度构建补偿因子实现二阶距离弯曲粗校正。此时, 距离徙动主成分已被补偿, 残余的高阶RCM所分布的距离单元有限。接下来, 通过距离频域分子带的方式, 降低带宽, 拓宽子带内距离徙动容限, 使残余的高阶RCM落于同一距离单元。然后, 采用扩展卡尔曼滤波(Extend Kalman Filter, EKF)思想, 构造相位历程的状态空间方程, 对目标所在单元的信号相位历程进行追踪。最后, 通过追踪得到的相位反演出RCM分量并构建补偿因子, 实现全频段高分辨下的高阶RCMC。应用所提方法对多组仿真数据和实测数据进行处理, 实验结果表明, 所提方法能够有效实现非理想运动模型下的高阶RCMC, 适用于高分辨动目标成像。然而, 值得说明的是, 基于相位追踪的研究与应用尚处于起步阶段, 因此, 本文后续以典型的机载正侧视SAR为研究背景进行方法原理推导和实验验证。

本文作为文献[2]的后续研究, 其贡献及与文献[2]的区别在于:

(1) 本文研究拓展了相位追踪的适用范围, 解决了高阶RCMC问题。相位追踪的思想首先于文献[2]中提出, 主要用于RCMC后的方位向聚焦处理, 其中, RCMC利用SOKT和HT实现, 仅适用于三阶以下的RCMC。然而, 本文聚焦于高阶RCMC的研究, 所提方法不需要对距离徙动曲线建模和参数化表示, 不受限于RCM的模型, 理论上可实现任意模型下的高阶RCMC。

(2) 优化了相位追踪模型, 算法估计性能进一步得到提升。本文研究的核心是利用EKF实现相位追踪, 在相位状态方程构建时, 区别于文献[2]中的二阶多项式近似表示, 本文未对相位值进行近似, 而是采用理论相位值构建状态方程, 避免了近似误差, 相位追踪的性能得以提升。

(3) 本文所提高阶RCMC方法, 更好地实现了性能和计算量之间的平衡关系。由于所提方法避免了高维参数搜索, 且EKF本身具有较低的计算复杂度, 计算效率得以保证; 此外, EKF能在高斯噪声条件下以最小均方误差为准则对状态量做出最优估计[31], RCMC的精度得以保证。因此, 本文所提方法兼顾了性能和计算效率之间的关系。

2 SAR动目标信号模型

机载SAR观测地面动目标的几何关系如图1所示。 O 为坐标原点, 载机平台以速度 V 沿方位向 Y 飞行。在斜距平面内, 假设在最近斜距 R_0 处有一运动目标 T , 其斜距向速度和加速度分别为 v_r 和 a_r , 方位向速度和加速度分别为 v_a 和 a_a 。在方位慢时间 t_a 时, 载机运动至真实轨迹上的 P 点处, 对应理想轨迹上的 P' 点, 此时, 载机平台与目标间的实际瞬时斜距记为 $R(t_a)$, 理想轨迹下的瞬时斜距记为 $R'(t_a)$ 。

理想情况下, 认为载机平台沿理想直线轨迹飞行。根据图1中几何模型, 此时的瞬时斜距 $R'(t_a)$ 可以表示为

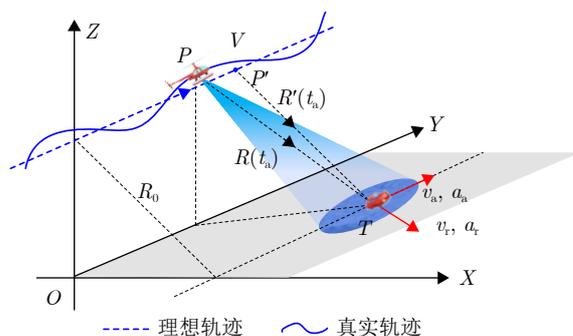


图1 机载SAR几何关系

Fig. 1 Airborne SAR geometry

$$R'(t_a) = \sqrt{\left(R_0 + v_r t_a + \frac{1}{2} a_r t_a^2\right)^2 + \left(V t_a - v_a t_a - \frac{1}{2} a_a t_a^2\right)^2} \quad (1)$$

实际中, 由于平台抖动、偏航, 以及地形起伏等非理想因素的影响, 真实的瞬时斜距 $R(t_a)$ 通常会在 $R'(t_a)$ 的基础上引入一个随慢时间 t_a 复杂变化的距离误差 $\varepsilon(t_a)$, 即

$$R(t_a) = R'(t_a) + \varepsilon(t_a) \quad (2)$$

结合式(1), 将式(2)进行泰勒展开, 有

$$R(t_a) = R_0 + v_r t_a + \alpha t_a^2 + \varepsilon(t_a) \quad (3)$$

其中, $\alpha = (V - v_a)^2 / (2R_0) + a_r / 2$ 。 $\varepsilon(t_a)$ 表示泰勒展开后的高阶残余项 $O(t_a)$ 与非理想因素带来的斜距误差 $\varepsilon(t_a)$ 之和, 即 $\varepsilon(t_a) = \varepsilon(t_a) + O(t_a)$, 本文将 $\varepsilon(t_a)$ 称为高阶项。

假设雷达发射线性调频(Linear-Frequency Modulated, LFM)信号, 则SAR观测运动目标的基带回波信号可以表示为

$$s_0(t_r, t_a) = \delta_0 w_r \left(t_r - \frac{2R(t_a)}{c}\right) w_a(t_a) \times \exp \left\{ j\pi K_r \left(t_r - \frac{2R(t_a)}{c}\right)^2 \right\} \times \exp \left\{ -j \frac{4\pi}{\lambda} R(t_a) \right\} \quad (4)$$

其中, δ_0 为回波反射系数, t_r 和 t_a 分别为距离向快时间和方位向慢时间, $w_r(t_r)$ 和 $w_a(t_a)$ 分别为距离向和方位向包络, 通常为矩形窗函数。 K_r 为LFM的调频率, c 为光速, λ 为信号波长, 且 $\lambda = c/f_c$, f_c 表示载波频率。

将式(3)代入式(4), 可得到距离压缩后的SAR回波信号为

$$s_c(t_r, t_a) = \delta_s \text{sinc} \left\{ B_r \left(t_r - \frac{2}{c} (R_0 + v_r t_a + \alpha t_a^2 + \varepsilon(t_a)) \right) \right\} \times w_a(t_a) \exp \left\{ -j \frac{4\pi}{\lambda} (R_0 + v_r t_a + \alpha t_a^2 + \varepsilon(t_a)) \right\} \quad (5)$$

其中, δ_s 为脉压后的信号幅度, B_r 表示发射信号带宽。

观察式(5)可知, 非理想因素引起的高阶项 $\varepsilon(t_a)$ 会引入高阶RCM和多普勒徙动。在长时间相参积累和高分辨成像下, 该项产生的高阶RCM不可忽略。因此, 本文研究的重点在于消除 $\varepsilon(t_a)$ 带来的高阶RMC, 为参数估计和高分辨成像提供良好的基础条件。

3 基于相位追踪的高阶RCMC

为了校正非理想因素产生的高阶RCM, 以使其满足长相参积累和高分辨成像的目的, 本文提出基于相位追踪实现高阶RCMC的方法。所提方法主要包含RCM粗校正、距离频域子带相位追踪和RCM补偿因子构建等步骤。

3.1 RCM粗校正

考虑到RCM的主要分量来自一阶线性走动 ($v_r t_a$), 其次来源于二阶距离弯曲 (αt_a^2), 所提方法首先进行RCM粗校正, 即先利用KT实现一阶线性走动校正, 然后根据载机平台的速度构建二阶距离弯曲补偿因子, 消除大部分的二阶距离弯曲。

首先, 进行RCM粗校正。具体地, 对式(5)沿距离向进行FFT, 得

$$S(f_r, t_a) = \delta_s W_r(f_r) w_a(t_a) \times \exp \left\{ -j \frac{4\pi}{c} f_r (R_0 + v_r t_a + \alpha t_a^2 + \varepsilon(t_a)) \right\} \times \exp \left\{ -j \frac{4\pi}{c} f_c (R_0 + v_r t_a + \alpha t_a^2 + \varepsilon(t_a)) \right\} \quad (6)$$

其中, f_r 为 t_r 对应的频率变量, $W_r(f_r)$ 为 $w_r(t_r)$ 对应的频域窗函数。式(6)中第1个指数项为 f_r 和 t_a 的耦合项, 表示距离徙动; 第2个指数项与快时间频率 f_r 无关, 表示多普勒徙动项。

本文中, 考虑到KT可在无需目标运动先验信息的情况下完成一阶线性走动校正, 所以首先利用KT校正RCW, KT的表达式^[32]为

$$(f_r + f_c) t_a = f_c \eta_a \quad (7)$$

其中, η_a 表示新的慢时间变量。

将式(7)代入式(6), 并根据 $f_c / (f_r + f_c) \approx 1 - f_r / f_c$, 忽略包络窗函数, 可得KT后的信号为

$$S_{KT}(f_r, \eta_a) \approx \delta_s \exp \left\{ -j \frac{4\pi}{c} (f_r + f_c) R_0 \right\} \times \exp \left\{ -j \frac{4\pi}{c} f_c v_r \eta_a \right\} \times \exp \left\{ -j \frac{4\pi}{c} (f_c - f_r) \alpha \eta_a^2 \right\} \times \exp \left\{ -j \frac{4\pi}{c} (f_r + f_c) \varepsilon(\eta_a) \right\} \quad (8)$$

可以看出, f_r 与 η_a 的耦合已被消除, 即一阶RCW得到校正。但式(8)中, 第3个指数项中仍然存在 f_r 与 η_a^2 的耦合, 产生二阶距离弯曲; 第4个指数项中存在 f_r 与 $\varepsilon(\eta_a)$ 的高阶耦合, 产生高阶RCM。

接着，对二阶距离弯曲进行校正。从式(8)中第3个指数项可以看出，二阶距离弯曲量与 α 有关，且 α 由载机平台速度 V 、目标方位向速度 v_a 和距离向加速度 a_r 决定。由于非合作目标的运动参数未知，即 v_a 和 a_r 未知，但考虑到二阶距离弯曲主要由载机平台速度 V 造成，即 V 通常远大于 v_a 和 a_r 。因此，本文先利用载机平台速度构建补偿因子，对二阶距离弯曲进行粗校正，消除大部分距离弯曲。所构建的补偿因子如下：

$$H_1(f_r, \eta_a) = \exp \left\{ -j \frac{4\pi}{c} f_r \frac{V^2}{2R_0} \eta_a^2 \right\} \quad (9)$$

将式(9)与式(8)相乘，有

$$\begin{aligned} S(f_r, \eta_a) &= \delta_s \exp \left\{ -j \frac{4\pi}{c} f_r (R_0 - \alpha' \eta_a^2 + \epsilon(\eta_a)) \right\} \\ &\times \exp \left\{ -j \frac{4\pi}{\lambda} (R_0 + v_r \eta_a + \alpha \eta_a^2 + \epsilon(\eta_a)) \right\} \quad (10) \end{aligned}$$

最后，对式(10)沿距离向进行IFFT，可得经过RCM粗校正后的脉冲压缩信号，如下：

$$\begin{aligned} s(t_r, \eta_a) &= \delta_s \operatorname{sinc} \left\{ B_r \left(t_r - \frac{2}{c} (R_0 - \alpha' \eta_a^2 + \epsilon(\eta_a)) \right) \right\} \\ &\times \exp \left\{ -j \frac{4\pi}{\lambda} (R_0 + v_r \eta_a + \alpha \eta_a^2 + \epsilon(\eta_a)) \right\} \quad (11) \end{aligned}$$

其中， $\alpha' = \alpha - V^2/(2R_0)$ 。

观察式(11)可发现，此时一阶RCW和大部分二阶距离弯曲已经得到校正。在分辨率要求不高且平台稳定性较好时，认为该RCMC已经能够满足成像要求，即 $(\epsilon(\eta_a) - \alpha' \eta_a^2)$ 引起的RCM可以忽略。然而，在长时间相参积累和高分辨成像要求下，残余的RCM不可忽略，需要进一步校正。

3.2 相位追踪

经过RCM粗校正后，脉压后的目标信号跨距离单元现象明显减弱，高阶残余RCM占据的距离单元有限。因此，接下来，本文通过距离频域分子带的策略，降低带宽，进而拓宽子带内距离徙动容限，让残余高阶徙动量分布于同一子带距离单元内，分段后的回波信号表示为

$$\begin{aligned} s_{\text{sub}}(t_r, \eta_a) &\approx \delta_s \operatorname{sinc} \left\{ \frac{B_r}{N_r} \left(t_r - \frac{2R_0}{c} \right) \right\} \\ &\times \exp \left\{ -j \frac{4\pi}{\lambda} (R_0 + v_r \eta_a + \alpha \eta_a^2 + \epsilon(\eta_a)) \right\} \quad (12) \end{aligned}$$

其中， N_r 表示距离频域子带数目，则子带信号的带宽降低 N_r 倍，对应的距离分辨率也将降低 N_r 倍。

然而，从式(12)可以看出，高阶残余量仍然体现在方位向多普勒相位中，为了实现全频段信号的高阶RCMC，本文通过追踪子带内目标所在距离单元的信号相位历程，进而构建RCM补偿因子。

由式(12)可知，子带内目标所在距离单元的信号为

$$s_T(\eta_a) = A_s \exp \left\{ -j \frac{4\pi}{\lambda} (R_0 + v_r \eta_a + \alpha \eta_a^2 + \epsilon(\eta_a)) \right\} \quad (13)$$

其中 A_s 表示信号幅度，则雷达与目标相对运动产生的多普勒相位历程为

$$\phi(\eta_a) = -\frac{4\pi}{\lambda} (R_0 + v_r \eta_a + \alpha \eta_a^2 + \epsilon(\eta_a)) \quad (14)$$

通常情况下，相位 $\phi(\eta_a)$ 被建模为多项式相位信号(Polynomial Phase Signal, PPS)模型，然而，由于受非理想因素 $\epsilon(\eta_a)$ 产生的影响，在某些情况下，采用PPS描述相位 $\phi(\eta_a)$ 并非是最优的，或者PPS所需的阶数较高。但不失一般性，相位 $\phi(\eta_a)$ 满足平滑性假设，即相邻脉冲采样点之间的相位差值不会出现剧烈波动^[33]，其数学表达式为

$$\phi(k+1) - \phi(k) \approx \phi(k) - \phi(k-1) \quad (15)$$

其中， k 为方位向采样索引，且 $k = 1, 2, \dots, N_a$ ， N_a 表示方位向采样点数目。

为了获得相位历程，本文提出了基于EKF的相位追踪方法，其关键在于建立表示相位变化关系的EKF状态空间方程。首先，假设相邻的3个相位采样点构成状态向量，则 $(k-1)$ 和 k 采样时刻所对应的状态向量 φ_{k-1} 和 φ_k 分别为

$$\begin{cases} \varphi_{k-1} = [\phi(k-2) \ \phi(k-1) \ \phi(k)]^T \\ \varphi_k = [\phi(k-1) \ \phi(k) \ \phi(k+1)]^T \end{cases} \quad (16)$$

其中， $(\cdot)^T$ 表示转置。

然后，结合式(15)和式(16)，可以得到状态向量之间的递推关系，即可获得状态方程，如下：

$$\varphi_k = \mathbf{B} \varphi_{k-1} \quad (17)$$

其中， \mathbf{B} 为状态转移矩阵，且 $\mathbf{B} = [0 \ 1 \ 0; 0 \ 0 \ 1; 0 \ -1 \ 2]$ 。

此外，EKF还需根据观测数据构建观测方程。由式(17)可知，状态向量由3个相邻相位采样点构成，所以观测向量也应由3个相邻观测值构成，本文中，所构建的观测向量为

$$\mathbf{y}_k = \begin{bmatrix} \operatorname{real}(\mathbf{s}_k) \\ \operatorname{imag}(\mathbf{s}_k) \end{bmatrix} = A_s \begin{bmatrix} \cos(\varphi_k) \\ \sin(\varphi_k) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \mathbf{n}_r(k) \\ \mathbf{n}_i(k) \end{bmatrix} \quad (18)$$

其中， \mathbf{s}_k 表示3个相邻脉冲间观测值的采样，即式(13)

中 $s_T(\eta_a)$ 的离散化采样值。具体地, $\mathbf{s}_k = [s_T(k-1) \ s_T(k) \ s_T(k+1)]^T$ 。 $\mathbf{n}_r(k)$ 和 $\mathbf{n}_i(k)$ 分别表示观测噪声的实部和虚部采样。

结合式(17)和式(18), 并且考虑实际中噪声项的影响, 用于进行相位追踪的EKF状态空间方程可以构建为

$$\begin{cases} \boldsymbol{\varphi}_k = \mathbf{B}\boldsymbol{\varphi}_{k-1} + \mathbf{w}_{k-1} \\ \mathbf{y}_k = \mathbf{h}(\boldsymbol{\varphi}_k) + \mathbf{n}_k \end{cases} \quad (19)$$

其中, \mathbf{w}_{k-1} 表示过程噪声向量, 其描述的是式(15)中平滑假设的近似误差, 对应的过程噪声协方差矩阵记为 \mathbf{W}_{k-1} 。 \mathbf{n}_k 表示观测噪声向量, 且 $\mathbf{n}_k = [\mathbf{n}_r(k) \ \mathbf{n}_i(k)]^T$, 对应的观测噪声协方差矩阵记为 \mathbf{R}_k 。此外, 根据式(18)可知, $\mathbf{h}(\boldsymbol{\varphi}_k)$ 的表达式为 $\mathbf{h}(\boldsymbol{\varphi}_k) = A_s [\cos(\boldsymbol{\varphi}_k) \ \sin(\boldsymbol{\varphi}_k)]^T$ 。

理论上, 通过EKF对式(19)迭代求解, 即可获得多普勒相位历程的估计值。然而, 考虑更实际的情况, 式(13)中的幅度 A_s 可能受天线方向图加权以及噪声干扰等因素, 导致 A_s 并非恒定, 通常是缓变且未知的, 即 A_s 应变为 $A_s(k)$ 。此时, 在追踪相位 $\boldsymbol{\varphi}_k$ 的同时需要对幅度 $A_s(k)$ 进行追踪, 即需要构建二元状态空间方程。

假设 k 采样时刻幅度状态向量记为 \mathbf{p}_k , 与式(17)

类似, 则可以构建幅度对应的状态方程, 并将式(18)中的恒定幅度 A_s 用 \mathbf{p}_k 替代, 即可获得更加符合实际情况的二元状态空间方程, 如下:

$$\begin{cases} \boldsymbol{\varphi}_k = \mathbf{B}\boldsymbol{\varphi}_{k-1} + \mathbf{w}_{k-1} \\ \mathbf{p}_k = \mathbf{B}\mathbf{p}_{k-1} + \mathbf{v}_{k-1} \\ \mathbf{y}_k = f(\mathbf{p}_k, \boldsymbol{\varphi}_k) + \mathbf{n}_k \end{cases} \quad (20)$$

其中, 幅度状态向量 \mathbf{p}_k 由相邻3个幅度采样值构成, $\mathbf{p}_k = [A_s(k-1) \ A_s(k) \ A_s(k+1)]^T$ 。 \mathbf{v}_{k-1} 表示噪声向量, 其对应的噪声协方差矩阵记为 \mathbf{V}_{k-1} 。另外, 观测方程中, $f(\mathbf{p}_k, \boldsymbol{\varphi}_k) = \mathbf{h}_1(\mathbf{p}_k) \odot \mathbf{h}_2(\boldsymbol{\varphi}_k)$, \odot 表示Hadamard乘积, 且 $\mathbf{h}_1(\mathbf{p}_k) = [\mathbf{p}_k \ \mathbf{p}_k]^T$, $\mathbf{h}_2(\boldsymbol{\varphi}_k) = [\cos(\boldsymbol{\varphi}_k) \ \sin(\boldsymbol{\varphi}_k)]^T$, $\mathbf{h}_1(\mathbf{p}_k)$ 和 $\mathbf{h}_2(\boldsymbol{\varphi}_k)$ 对应的雅可比矩阵分别记为 \mathbf{H}_{1k} 和 \mathbf{H}_{2k} , 其可通过 $f(\mathbf{p}_k, \boldsymbol{\varphi}_k)$ 分别对 \mathbf{p}_k 和 $\boldsymbol{\varphi}_k$ 求偏导获得^[34]。

观察式(20)可知, 该二元状态空间方程由两个线性状态方程, 一个非线性观测方程组成。考虑到ADMM算法被广泛用来求解多变量问题^[35], 本文借鉴ADMM思想处理二元状态方程。最后, 通过EKF求解式(20)中的二元状态空间方程, 即可获得相位状态向量 $\boldsymbol{\varphi}_k$ 的估计值, 当对所有采样点遍历后, 即可获得多普勒相位历程 $\phi(\eta_a)$ 的估计值 $\hat{\phi}(\eta_a)$ 。采用EKF对式(20)进行迭代求解的具体流程见算法1。

算法1 二元状态空间方程的迭代求解过程

Alg. 1 Iterative solution of binary state-space equation

输入: 目标所在距离单元的方向向采样信号 $s_T(k)$

输出: 相位历程 $\phi(k)$ 的估计值 $\hat{\phi}(k)$:
$$\begin{cases} \hat{\phi}(k) = \hat{\varphi}_k(1); k \neq N_a - 1 \\ [\hat{\phi}(N_a - 2) \ \hat{\phi}(N_a - 1) \ \hat{\phi}(N_a)]^T = \hat{\varphi}_{N_a - 1}; k = N_a - 1 \end{cases} \quad O(1)$$

1. 初始化参数: 相位状态向量 $\boldsymbol{\varphi}_2$, 对应的协方差矩阵 $\boldsymbol{\Phi}_2$, 相位状态方程噪声协方差矩阵 \mathbf{W}_2 ; 幅度状态向量 \mathbf{p}_2 , 对应的协方差矩阵 \mathbf{P}_2 , 幅度状态方程噪声协方差矩阵 \mathbf{V}_2 ; 观测方程噪声协方差矩阵 \mathbf{R}_2 。

2. EKF循环迭代开始, 令 $k = 3$

3. 提取观测数据采样值: $\mathbf{s}_k = [s_T(k-1) \ s_T(k) \ s_T(k+1)]^T$, 并通过式(18)计算得 \mathbf{y}_k ; $O(1)$

4. 状态向量预测值更新: $\hat{\boldsymbol{\varphi}}_{k|k-1} = \mathbf{B}\hat{\boldsymbol{\varphi}}_{k-1}$; $\hat{\mathbf{p}}_{k|k-1} = \mathbf{B}\hat{\mathbf{p}}_{k-1}$; $O(M^2)$

5. 状态向量协方差矩阵计算: $\boldsymbol{\Phi}_{k|k-1} = \mathbf{B}\boldsymbol{\Phi}_{k-1}\mathbf{B}^T + \mathbf{W}_{k-1}$; $\mathbf{P}_{k|k-1} = \mathbf{B}\mathbf{P}_{k-1}\mathbf{B}^T + \mathbf{V}_{k-1}$; $O(M^3 + M^2)$

6. 雅可比矩阵计算: $\mathbf{H}_{1k} = \partial f(\mathbf{p}_k, \boldsymbol{\varphi}_k) / \partial \boldsymbol{\varphi}_k$; $\mathbf{H}_{2k} = \partial f(\mathbf{p}_k, \boldsymbol{\varphi}_k) / \partial \mathbf{p}_k$; $O(M^2)$

7. 卡尔曼增益计算:

$\mathbf{K}_{1k} = \boldsymbol{\Phi}_{k|k-1}\mathbf{H}_{1k}^T(\mathbf{H}_{1k}\boldsymbol{\Phi}_{k|k-1}\mathbf{H}_{1k}^T + \mathbf{R}_{k-1})^{-1}$; $\mathbf{K}_{2k} = \mathbf{P}_{k|k-1}\mathbf{H}_{2k}^T(\mathbf{H}_{2k}\mathbf{P}_{k|k-1}\mathbf{H}_{2k}^T + \mathbf{R}_{k-1})^{-1}$; $O(M^3 + M^2)$

8. 根据ADMM策略, 令幅度状态值为 $\hat{\mathbf{p}}_k \approx \hat{\mathbf{p}}_{k|k-1}$; $O(1)$

9. 状态向量更新: $\hat{\boldsymbol{\varphi}}_k = \hat{\boldsymbol{\varphi}}_{k|k-1} + \mathbf{K}_{1k} [\mathbf{y}_k - \hat{\mathbf{A}}'_k \odot \mathbf{h}_2(\hat{\boldsymbol{\varphi}}_{k|k-1})]$; $\hat{\mathbf{p}}_k = \hat{\mathbf{p}}_{k|k-1} + \mathbf{K}_{2k} [\mathbf{y}_k - \hat{\mathbf{A}}'_k \odot \mathbf{h}_2(\hat{\boldsymbol{\varphi}}_{k|k-1})]$ $O(M^2 + M)$
其中, $\hat{\mathbf{A}}'_k = [\hat{\mathbf{p}}_k \ \hat{\mathbf{p}}_k]^T$ 。

10. 状态向量协方差矩阵更新: $\boldsymbol{\Phi}_k = (\mathbf{I}_{3 \times 3} - \mathbf{K}_{1k}\mathbf{H}_{1k})\boldsymbol{\Phi}_{k|k-1}$; $\mathbf{P}_k = (\mathbf{I}_{3 \times 3} - \mathbf{K}_{2k}\mathbf{H}_{2k})\mathbf{P}_{k|k-1}$; $O(M^3 + M^2)$

11. 根据文献^[36,37], 对噪声协方差矩阵进行自适应更新:

$\mathbf{W}_k = (1 - d_k)\mathbf{W}_{k-1} + d_k\mathbf{K}_{1k}(\boldsymbol{\varepsilon}_k\boldsymbol{\varepsilon}_k^T)\mathbf{K}_{1k}^T$; $\mathbf{V}_k = (1 - d_k)\mathbf{V}_{k-1} + d_k\mathbf{K}_{2k}(\boldsymbol{\varepsilon}_k\boldsymbol{\varepsilon}_k^T)\mathbf{K}_{2k}^T$; $O(M^3 + M^2)$
 $\mathbf{R}_k = (1 - d_k)\mathbf{R}_{k-1} + d_k(\boldsymbol{\varepsilon}_k\boldsymbol{\varepsilon}_k^T - \mathbf{H}_{1k}\boldsymbol{\Phi}_{k|k-1}\mathbf{H}_{1k}^T)$

其中, $\boldsymbol{\varepsilon}_k = \mathbf{y}_k - \hat{\mathbf{A}}'_k \odot \mathbf{h}_2(\hat{\boldsymbol{\varphi}}_{k|k-1})$, 且 $d_k = (1 - b) / (1 - b^k)$, $(0 < b < 1)$, b 表示遗忘因子。

12. 更新EKF循环索引值: $k = k + 1$; $O(1)$

13. 重复上述步骤3~步骤12, 直至 $k = N_a - 1$, 结束循环迭代。

3.3 高阶残余距离徙动校正

在获得多普勒相位历程 $\phi(\eta_a)$ 的估计值 $\tilde{\phi}(\eta_a)$ 后, 结合式(3)和式(14)可得雷达平台与目标之间的距离历程估计值 $\tilde{R}(t_a)$ 为

$$\tilde{R}(t_a) = -\frac{\lambda}{4\pi} \tilde{\phi}(t_a) \quad (21)$$

值得说明的是, 在本文中, 基于相位平滑假设所追踪得到的是相位真值的估计值 $\tilde{\phi}(t_a)$, 而非相位主值, 其包含了雷达与目标各阶运动分量, 并不受限于具体的运动模型, 换言之, $\tilde{R}(t_a)$ 是运动模型的准确表示。此外, 从式(21)可以看出, 在反演距离历程 $\tilde{R}(t_a)$ 时, 需对相位追踪结果 $\tilde{\phi}(t_a)$ 乘以因子 $\lambda/(4\pi)$, 且通常情况下, λ 远小于1, 则 $\lambda/(4\pi) \ll 1$, 所以在反演距离历程时, 所提方法能对相位追踪结果的误差具有更好的容忍度。

接下来, 利用式(21)构造高阶相位补偿函数 $H_2(f_r, t_a)$, 如下:

$$H_2(f_r, t_a) = \exp \left\{ j \frac{4\pi}{c} f_r \tilde{R}(t_a) \right\} \quad (22)$$

最后, 将式(22)与式(6)相乘, 并沿距离向做IFFT, 则可获得全频段数据高阶RCMC后的结果, 如下:

$$s(t_r, t_a) \approx \delta_s \operatorname{sinc} \left\{ B_r \left(t_r - \frac{2R_0}{c} \right) \right\} \times \exp \left\{ -j \frac{4\pi}{\lambda} (R_0 + v_r t_a + \alpha t_a^2 + \epsilon(t_a)) \right\} \quad (23)$$

至此, 完成了高阶RCMC。

3.4 方位向聚焦

在完成RCMC后, 为了获得动目标的聚焦成像结果, 还需要进行方位向处理。根据式(23)可知, RCMC后, 目标所在距离单元的理论多普勒相位 $\varphi_T(t_a)$ 为

$$\varphi_T(t_a) = -\frac{4\pi}{\lambda} [R_0 + v_r t_a + \alpha t_a^2 + \epsilon(t_a)] \quad (24)$$

方位向聚焦的关键是构建式(24)中的非线性相位项并进行补偿。为此, 对RCMC后目标所在距离单元的信号再次进行相位追踪, 便可得到多普勒相位的估计值, 记为 $\varphi_e(t_a)$ 。值得说明的是, 因为多普勒补偿精度的要求往往高于距离徙动补偿要求, 所以方位向聚焦时, 未直接使用RCMC过程中所得相位, 而是利用RCMC后的全频段数据重新进行相位追踪。在获得相位追踪结果 $\varphi_e(t_a)$ 后, 对其进行二阶差分后再积分, 即可获得理论相位的非线性项估计值 $\tilde{\varphi}(t_a)$, 如下:

$$\tilde{\varphi}(t_a) = \iint \varphi_e''(t_a) d^2 t_a \approx -\frac{4\pi}{\lambda} [\alpha t_a^2 + \epsilon(t_a)] \quad (25)$$

随后, 构建方位向聚焦因子 $H_3(t_r, t_a)$, 如下:

$$H_3(t_r, t_a) = \exp \{-j\tilde{\varphi}(t_a)\} \quad (26)$$

最后, 将式(26)与式(23)相乘, 并沿方位向做FFT, 即可在距离-多普勒域对动目标实现聚焦, 结果如下:

$$s(t_r, f_a) \approx \delta_s' \operatorname{sinc} \left\{ B_r \left(t_r - \frac{2R_0}{c} \right) \right\} \times \operatorname{sinc} \left\{ T_a \left(f_a + \frac{2v_r}{\lambda} \right) \right\} \quad (27)$$

其中, T_a 为合成孔径积累时间。

值得说明的是, 在进行动目标参数估计及聚焦时, 由于不同动目标的运动参数往往不一致, 所以对检测出来的动目标逐个进行处理。在本文中, 考虑的是尺寸有限的刚体目标, 因此, 对于同一个目标上不同散射点带来的空变效应可以忽略, 在RCMC和多普勒相位补偿时, 只需进行一致相位补偿。

3.5 计算复杂度

本节将对所提RCMC方法的计算复杂度进行分析。为了便于阐述, 首先对所涉及的参数进行说明。假设 N_r 和 N_a 分别表示SAR回波数据的距离向采样点数和方位向脉冲数。此外, 本文中, M 表示状态向量的维度, 且 $M = 3$ 。

对于所提方法, 其主要步骤包含KT、二阶距离弯曲粗校正和相位追踪。根据文献[38]可知, 通过插值操作实现KT所需的计算复杂度为 $O[N_r N_a^2 + N_r N_a (N_a - 1)]$; 二阶距离弯曲粗校正时, 仅通过复乘即可实现, 其计算复杂度为 $O(N_r N_a)$; 最后, 在利用EKF进行相位追踪时, 各步骤的计算量在算法1中给出, 可以看出, 每次迭代中, 步骤3至步骤12的计算复杂度约为 $O(M^3)$, 且需要进行 $(N_a - 3)$ 次迭代, 则相位追踪的计算复杂度约为 $O(M^3 N_a)$ 。综上, 所提高阶RCMC方法的计算复杂度为 $O(N_r N_a^2) + O(M^3 N_a)$ 。

为了便于对比, 给出如下几种现有高阶RCMC方法的计算复杂度。(1)基于运动模型参数遍历搜索的GRFT方法。若待确定的运动参数有 L 个, 且每个运动参数的搜索次数为 N_0 , 通常有 $N_0 > N_r, N_a$, 则GRFT的计算复杂度约为 $O(N_r N_a N_0^L)$ 。(2)适用于任意模型RCMC的FAR方法。该方法仅通过FFT和复乘便可实现RCMC, 其计算复杂度约为 $O(N_a N_r \log N_r)$ 。(3)ACCF方法。该方法与FAR类似, 仅需复乘和FFT即可实现RCMC, 计算复杂

度仍为 $O(N_a N_r \log N_r)$ 。(4)包络对齐类的经典方法——积累互相关法,即ACCM。该方法的计算复杂度约为 $O(N_a N_r)$ 。(5)近年来提出的基于智能优化的BFGS-WOA方法^{[30] 1)}。该方法涉及图像熵计算、高维矩阵求逆和迭代寻优等步骤,根据文献[30],其计算复杂度约为 $O(N_I N_r N_a) + O(N_I N_a^3)$,其中 N_I 表示循环迭代次数。

综上,各方法的计算复杂度如表1所示。可以看出,所提方法的计算复杂度低于GRFT和BFGS-WOA方法,略高于FAR,ACCF和ACCM方法,总体而言,所提方法的计算复杂度适中。

4 仿真实验与分析

在本节中,机载SAR仿真参数和目标运动参数分别如表2和表3所示。在仿真中,根据无人机振荡模型^[39],非理想因素带来的斜距误差 $\varepsilon(t_a)$ 建模为余弦波动,且 $\varepsilon(t_a) = 0.6 \cos(2\pi t_a)$ 。

4.1 RCMC处理结果

所提RCMC方法主要包含数据预处理和相位追踪。数据预处理包含脉冲压缩、KT校正RCW、二阶距离弯曲粗校正和距离频域子带划分。为了验证所提方法的可行性,首先在图2中给出数据预处理

表1 计算复杂度

Tab. 1 Computation complexity

方法	计算复杂度
GRFT	$O(N_r N_a N_0^2)$
FAR	$O(N_a N_r \log N_r)$
ACCF	$O(N_a N_r \log N_r)$
ACCM	$O(N_a N_r)$
BFGS-WOA	$O(N_I N_r N_a) + O(N_I N_a^3)$
所提方法	$O(N_r N_a^2) + O(M^3 N_a)$

表2 雷达仿真参数

Tab. 2 Radar simulation parameters

参数	数值
中心频率(GHz)	10
信号带宽(MHz)	300
距离向采样率(MHz)	360
信号脉宽(μ s)	10
脉冲重复频率(Hz)	2000
中心斜距(km)	10
距离向采样点数	4096
方位向采样点数	8192

的结果。在该部分,SNR=30 dB,本文中所述SNR均为脉冲压缩后。

从图2(a)可以看出,由于目标运动和非理想因素的影响,脉压后的包络曲线除了具有一阶RCW和二阶距离弯曲,还存在高阶的RCM。经过KT后,RCM的主导分量,即一阶RCW被校正,结果如图2(b)所示。接下来,利用平台速度构建二阶距离弯曲粗校正补偿因子,补偿后的结果见图2(c)。可以看出,此时大部分的RCM已经被校正,残余的高阶RCM所跨越的距离单元有限。结合距离分辨率可知,若在距离频域划分3个子带,则能拓宽距离徙动容限,让残余的高阶RCM处于子带信号的另一距离单元内,子带脉压信号如图2(d)所示,可以看出,此时目标信号处于同一距离单元。

然后,在频域子带内提取目标所在距离单元的回波信号进行相位追踪。相位追踪获得的多普勒相位历程如图3(a)所示,其与理论值的误差如图3(b)所示。可以看出,所提方法能有效获得多普勒相位的估计值。此外,值得说明的是,在进行相位追踪时,算法1中EKF迭代所需的参数初始值设置如下:相位状态向量初始值 φ_2 不影响估计结果的相位变化趋势,因此,设置 $\varphi_2 = 0_{3 \times 1}$;幅度状态向量初始值 $\mathbf{p}_2 = \text{mean}|s_T(k)| * 1_{3 \times 1}$,即为观测数据幅度均值;此外,相位状态向量和状态方程噪声协方差矩阵 Φ_2 和 \mathbf{W}_2 ,幅度状态向量和状态方程噪声协方差矩阵 \mathbf{P}_2 和 \mathbf{V}_2 的初始值均设置为 $\mathbf{I}_{3 \times 3}$,其在迭代中会根据观测数据进行自适应调整,且所提方法引入了相位平滑性约束,让相位追踪过程对初始参数的敏感度下降。具体地,初始参数设置的理论分析在前期文献[40]的研究工作中进行了详细研究。最后,观测方程噪声协方差矩阵初始值 \mathbf{R}_2 通过对观测数据的噪声单元进行统计获得。

最后,利用EKF追踪得到的相位,结合式(21)和式(22)构建RCM补偿函数,将该补偿函数与SAR回波脉压后距离频域数据相乘,即可获得全频段数

表3 平台与目标运动参数

Tab. 3 Platform and target motion parameters

参数	数值
平台速度 V (m/s)	100
目标距离向速度 v_r (m/s)	-10
目标距离向加速度 a_r (m/s ²)	-2
目标方位向速度 v_a (m/s)	10
目标方位向加速度 a_a (m/s ²)	2

¹⁾ BFGS-WOA方法: BFGS与鲸鱼优化算法(Whale Optimization Algorithm, WOA)的结合,其中,由布罗依丹(Broyden)、弗莱彻(Fletcher)、戈德福布(Goldfarb)和香诺(Shanno)共同提出的,因此得名BFGS,英文全称为Broyden-Fletcher-Goldfarb-Shanno algorithm。

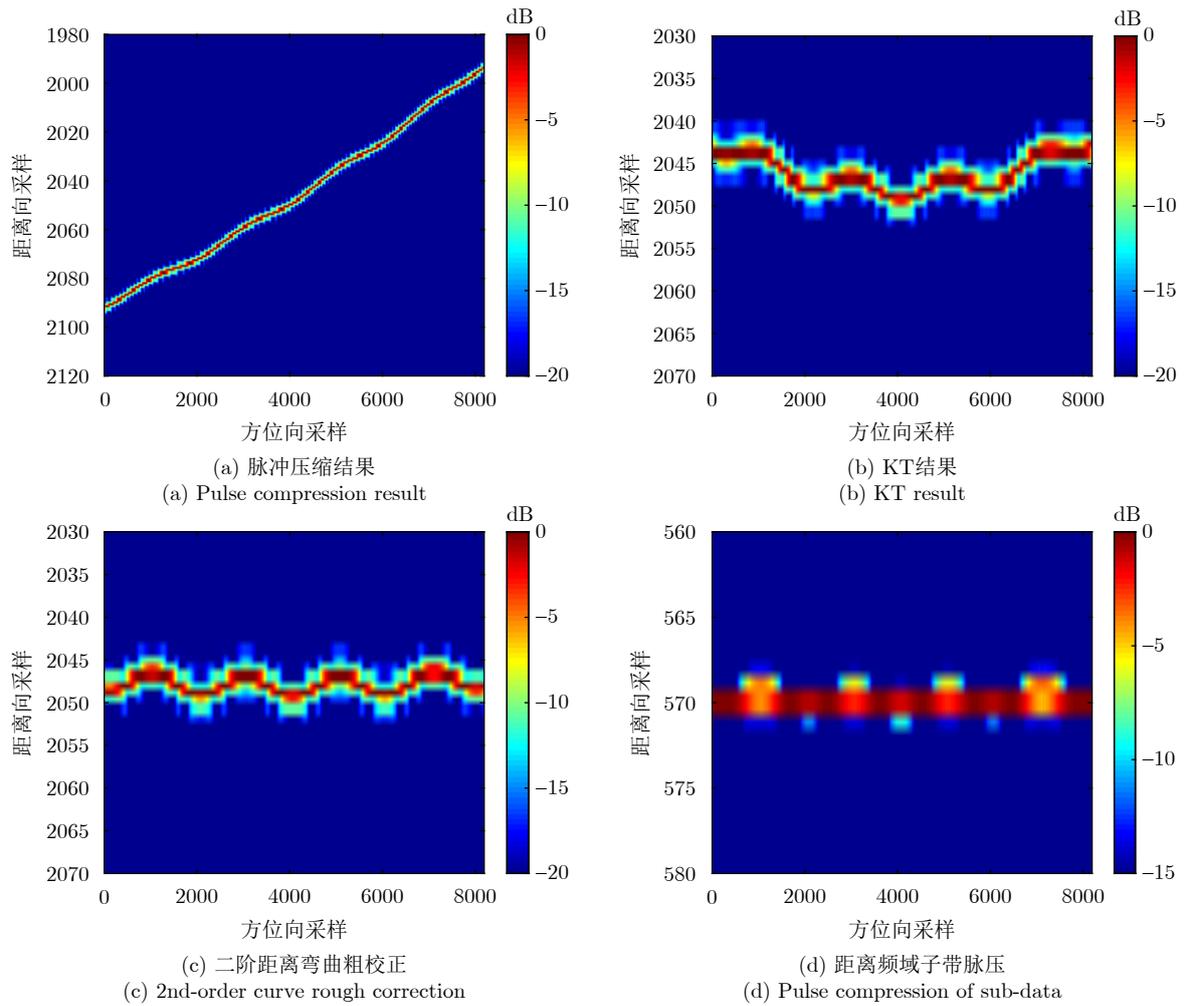


图 2 数据预处理结果

Fig. 2 Preprocessing results of SAR data

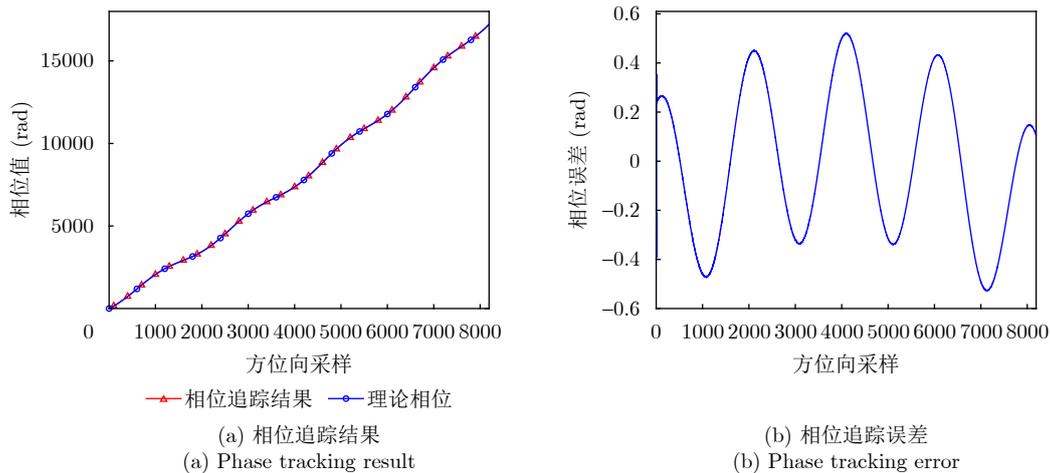


图 3 多普勒相位历程追踪结果

Fig. 3 Doppler phase tracking result

据的RCMC结果，如图4所示。可以看出，残余高阶RCM被完全校正，目标分布于同一个距离单元内，这也说明了所提方法在处理高阶RCM时的有效性。

为了对比，现有高阶RCMC方法的处理结果在图5中被给出。图5(a)给出的是采用5阶GRFT进行参数估计并RCMC的结果，显然，高阶残余

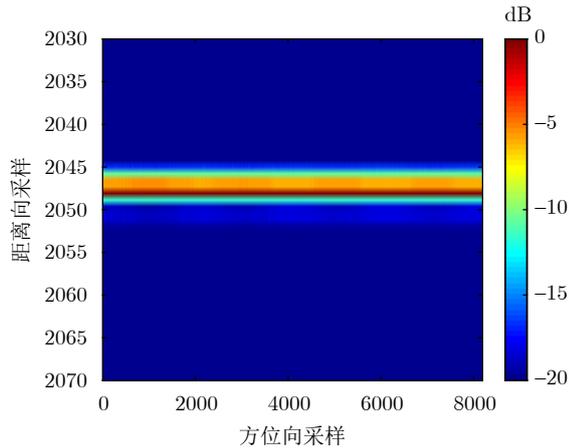


图4 全频段数据的RCMC结果

Fig. 4 RCMC results for full-frequency band data

RCM并没有得到校正。这是因为出现了模型失配问题, 即此时的高阶RCM近似为余弦模型, 用高阶PPS拟合并非最优。换言之, 当高阶RCM不符合PPS模型时, 即使在高SNR下, GRFT也不能获得良好的RCMC结果。图5(b)至图5(e)中分别给出了ACCF, FAR, ACCM和BFGS-WOA方法的处理结果。可以看出, 在高SNR下, ACCF, FAR和ACCM法均能获得较为理想的RCMC结果, 而近年来提出的BFGS-WOA方法, 具有一定的效果, 但未能完全将目标信号校正至同一距离单元, 其主要是因为

该方法在进行高维参数搜索时, 会陷入局部最优解, 导致估计结果不准确。

综上, 在高SNR下, 所提方法、ACCF, FAR和ACCM法均能有效进行高阶RCMC。然而, 实际中, 往往无法获取高SNR的数据, 因此, 接下来将详细分析各方法的SNR门限。

4.2 SNR分析

在本节中, 探究各方法在不同SNR下的高阶RCMC性能。需要说明的是, 当SNR较低时, 从RCMC后的脉压结果中无法直接判断是否已将目标信号校正至同一个距离单元, 因此, 在本文仿真中, 为了控制变量和便于定量评价, 对RCMC后的结果, 利用3.4节中理论相位构造方位向聚焦函数, 实现二维聚焦。理论上, RCMC的效果越好, 二维聚焦后的图像质量越好。

不同SNR下, 各方法RCMC后进行方位向聚焦成像的结果在图6给出, 并通过图像对比度 C 进行定量评价。可以看出, ACCF, FAR和ACCM法的SNR门限要求较高, 即使当SNR=5 dB时, 其聚焦效果仍然较差, 也即RCMC效果较差。更进一步地, 图7给出所提方法在SNR为-2 dB和-5 dB时的聚焦成像结果。可以看出, 所提方法即使在SNR=-5 dB时, 仍然能获得较好的聚焦结果, 也即RCMC效果好。原因在于, 一方面, 所提方法涉及

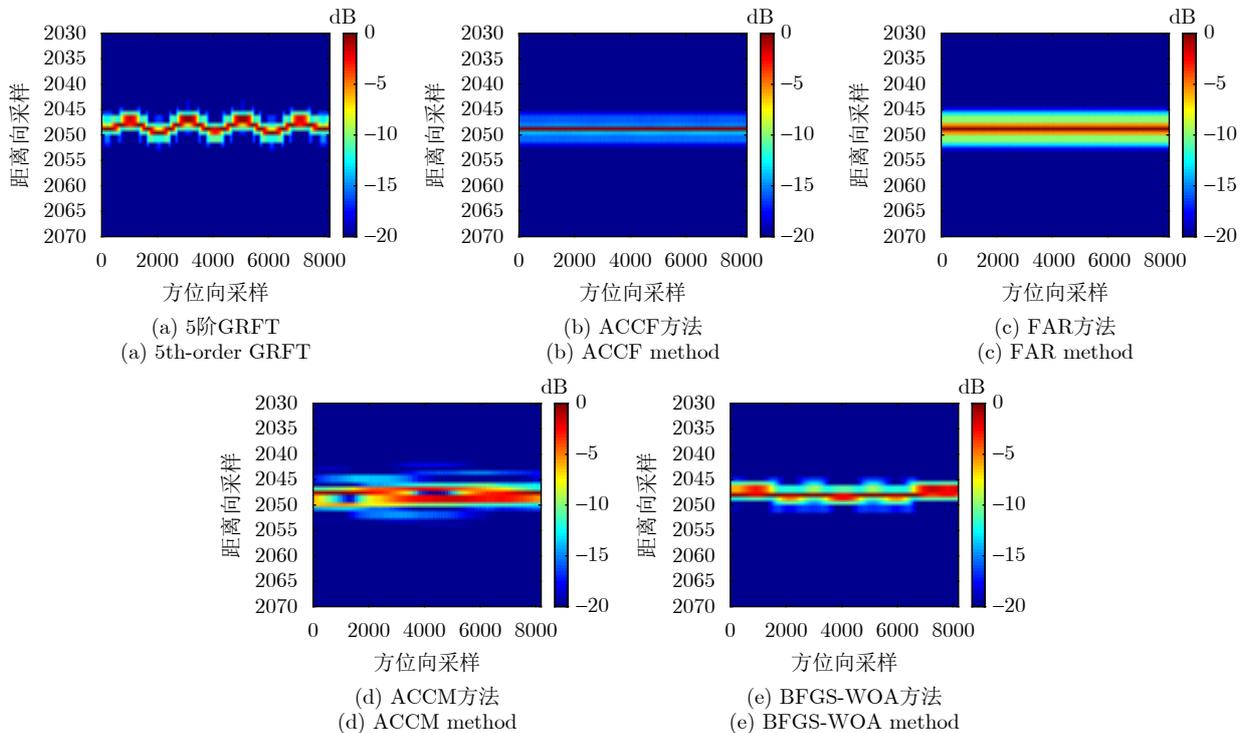


图5 不同方法的RCMC结果

Fig. 5 RCMC results for different methods

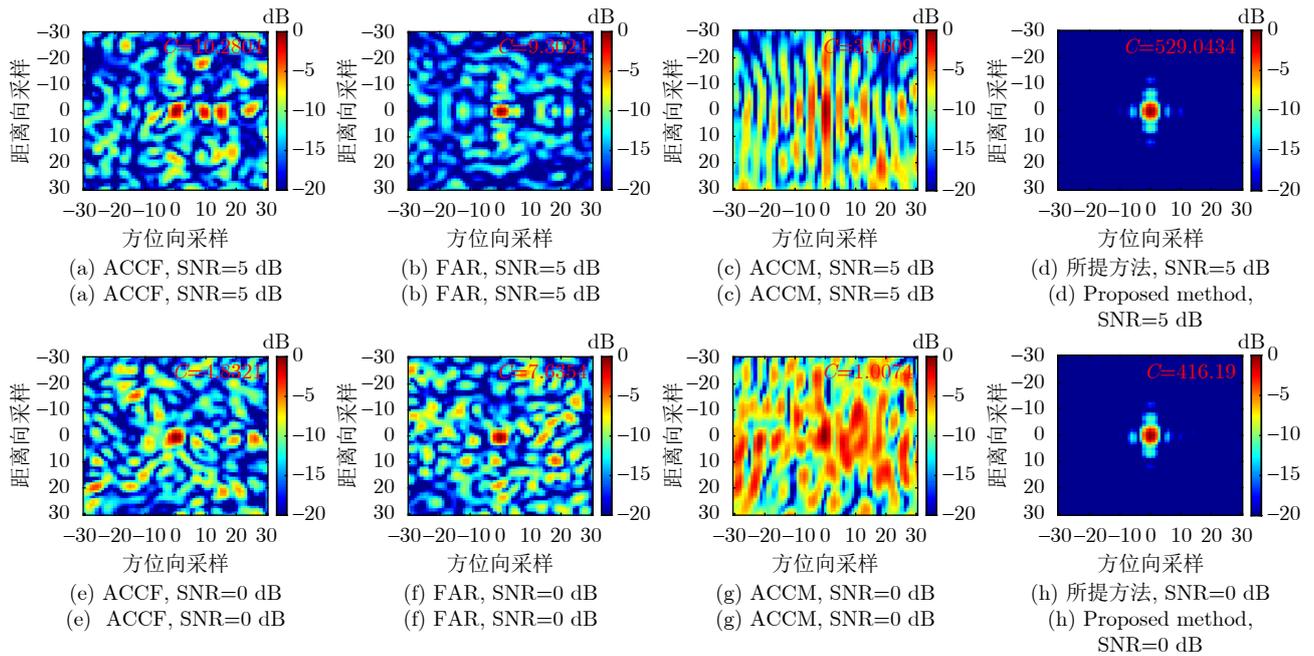


图 6 各方法RCMC后的二维聚焦结果

Fig. 6 2D focusing results of each RCMC method

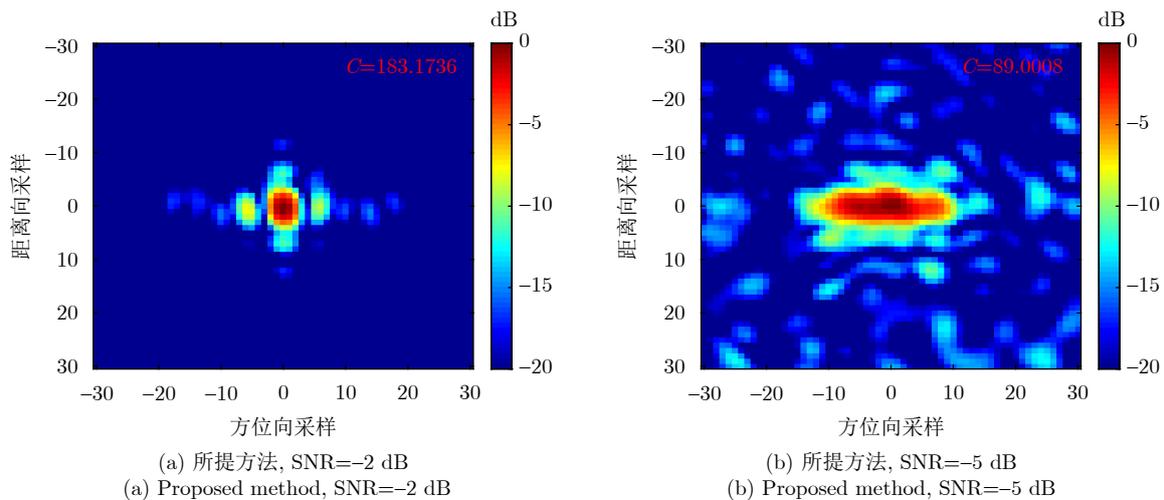


图 7 所提方法的二维聚焦结果

Fig. 7 2D focusing results of proposed method

的KT及二阶距离弯曲粗校正对SNR无要求；另一方面，在对子带信号进行EKF相位追踪时，其本质上进行了滤波去噪，结合相位平滑约束，让所提方法能在低SNR下获得准确的相位估计值，进而能实现较高精度的RCMC。另外，需要说明的是，对于所提方法，SNR指的是全频段数据的SNR，在进行子带划分处理时，会降低SNR。在本节中，子带数为3，即子带信号的SNR将损失约5 dB，换言之，所提EKF相位追踪在SNR=-10 dB时，仍能获得满足RCMC所需精度的相位追踪结果。

为了进一步阐明所提方法的SNR优势，表4给出了各方法RCMC后二维聚焦图像对比度的蒙特卡

罗仿真结果，其中，各SNR下的蒙特卡罗仿真次数为100。可以看出，在同等SNR下，所提方法的对比度最优，GRFT与BFGS-WOA的性能相当，而FAR、ACCF和ACCM法的性能较差。这是因为所提方法不局限于特定的模型假设，能对任意阶RCM进行校正，且EKF的滤波作用让其在低SNR下性能稳定。然而，基于PPS模型假设的GRFT方法易出现模型失配，导致结果不理想；BFGS-WOA在循环迭代中易陷入局部最优，进而导致图像聚焦性能下降；FAR、ACCF和ACCM这类基于信号互相关操作的方法，对噪声敏感，仅适用于高SNR环境下。

最后, 为了说明所提方法在计算效率方面的优势, 在相同计算机配置(CPU: Intel(R) Core(TM) i7-7700HQ; 2.8 GHz; 32 GB)条件下, 通过仿真实验记录各算法的成像时长, 结果如表5所示。表中所给时间为多次蒙特卡罗仿真后的平均时间。可以看出, GRFT由于需要进行高维遍历搜索, 耗时最长; BFGS-WOA的计算效率明显优于GRFT。本文所提方法的计算时效性优于BFGS-WOA方法, 但略低于FAR, ACCF和ACCM法。综上, 相较于现有方法, 本文所提方法计算量适中, 且具有一定的计算效率优势。

4.3 多散射点模型下的RCMC结果

在4.1节和4.2节中, 对所提方法在单散射点模

型下的有效性及SNR门限进行了详细分析。然而, 实际情况中, 从SAR回波中检测出的SAR动目标由多散射点组成, 为了更加符合实际并进一步说明所提方法的有效性, 本节对多散射点模型进行仿真实验。实验中, 非理想因素带来的斜距误差 $\varepsilon(t_a)$ 以及EKF初始参数设置与4.1节一致。此外, 多散射点的分布如图8(a)所示。

多散射点模型下, 利用所提方法和各对比方法进行RCMC并二维聚焦的结果如图8所示。可以看出, 在SNR=5 dB时, ACCF, FAR和ACCM法均不能清晰地获得目标的轮廓, 而所提方法聚焦效果良好。此外, 即使当SNR=-5 dB时, 从所提方法RCMC后的二维聚焦结果中也能获得目标的轮廓信息。这说明了所提方法同样适用于实际中由多散射点组成的运动目标。

表 4 不同SNR下各方法的图像对比度

Tab. 4 Image contrast of each method under different SNR

方法	SNR (dB)						
	5	2	0	-2	-4	-5	-6
5阶GRFT	210.76	136.79	115.13	86.72	30.70	28.74	1.08
FAR	10.05	8.32	7.56	7.43	5.31	3.48	1.36
ACCF	12.31	7.24	6.37	4.86	4.52	1.38	1.04
ACCM	10.61	6.15	2.61	1.22	1.08	1.05	1.04
BFGS-WOA	206.30	134.21	106.30	76.33	24.49	10.16	1.01
所提方法	491.58	243.74	157.03	112.70	110.76	100.62	100.22

表 5 各方法的计算时间

Tab. 5 Calculation time under different methods

方法	平均耗时(s)
5阶GRFT	8870.32
FAR	13.48
ACCF	12.86
ACCM	10.04
BFGS-WOA	36.25
所提方法	19.64

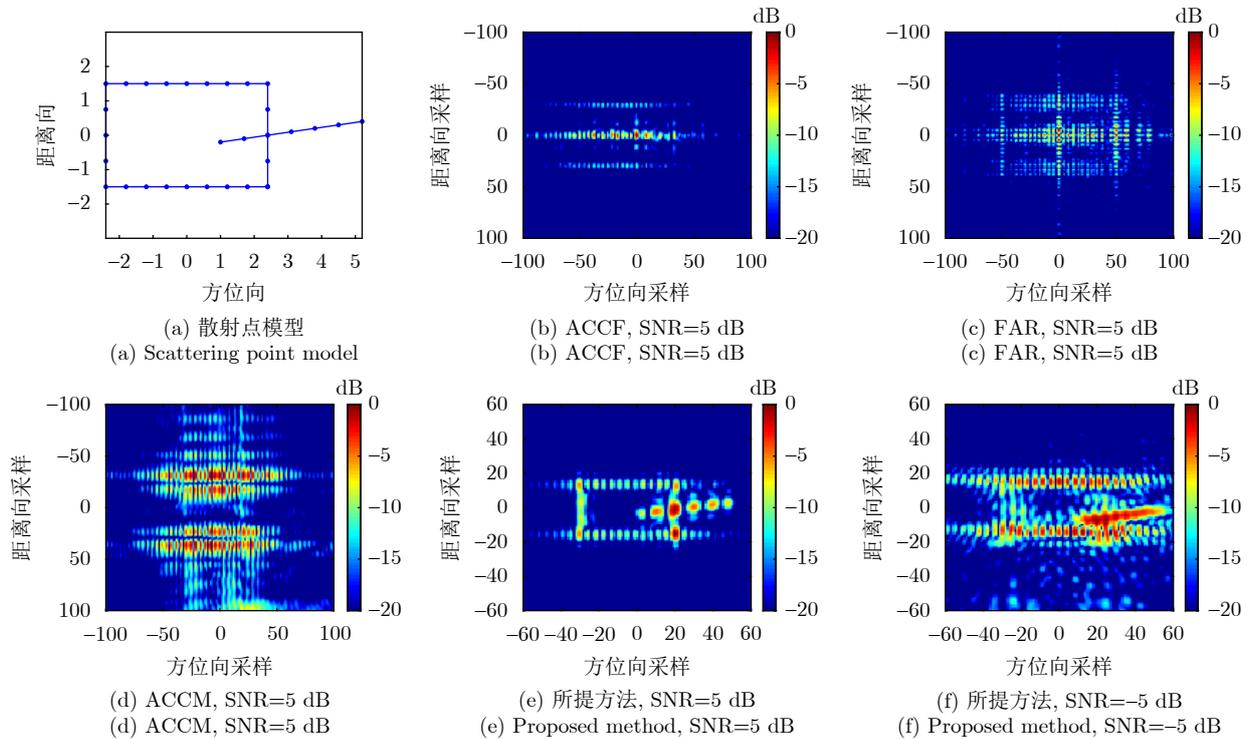


图 8 多散射点下的二维聚焦结果

Fig. 8 2D focusing results for multi-scatters

4.4 多频余弦耦合波动下的RCMC结果

在4.1节—4.3节中，假设非理想因素带来的斜距误差 $\varepsilon(t_a)$ 为单频余弦波动。然而，实际中，非理想因素带来的斜距误差可能是多频余弦耦合波动。为了进一步验证所提方法的有效性和适用性，本节对多频余弦耦合波动的情况进行仿真验证。

假设非理想因素带来的斜距误差 $\varepsilon(t_a)$ 由3个非同频余弦信号 $\varepsilon_1(t_a)$ 、 $\varepsilon_2(t_a)$ 和 $\varepsilon_3(t_a)$ 组成，即

$$\varepsilon(t_a) = \varepsilon_1(t_a) + \varepsilon_2(t_a) + \varepsilon_3(t_a) \quad (28)$$

其中，各分量的表达式如下：

$$\begin{cases} \varepsilon_1(t_a) = 0.6 \cos(2\pi t_a + \phi_1) \\ \varepsilon_2(t_a) = 0.4 \sin(\pi t_a + \phi_2) \\ \varepsilon_3(t_a) = \cos(3\pi t_a + \phi_3) \end{cases} \quad (29)$$

其中， ϕ_1 、 ϕ_2 和 ϕ_3 为 $[0, 2\pi]$ 之间随机生成的初始相位。

在单散射点下，利用所提方法对具有多频余弦耦合波动的点目标进行处理，相位追踪结果如图9所示。可以看出，虽然在多频余弦耦合波动下，相

位历程变得更加复杂，但本文所提方法仍能对其进行有效追踪。此外，图10给出了RCMC前后及聚焦成像结果。结果显示，利用追踪得到的相位可以有效进行RCMC并实现聚焦成像。

最后，给出了多频余弦耦合波动下多散射点目标的仿真结果，如图11所示。可以看出，本文所提方法仍然有效。

5 实测数据处理

在本节中，为了充分说明所提方法的正确性和有效性，分别给出了毫米波 (Millimeter Wave, MMW) 雷达和Ka波段雷达实测数据的RCMC处理结果。

5.1 MMW雷达实测数据

MMW雷达的参数如表6所示，运动目标为角反(单点目标)。基于实测噪声及目标数据，非理想因素带来的高阶斜距误差通过对实测数据的距离频域信号乘以相位因子实现。一段包含斜距误差的SAR运动目标距离脉压后的数据如图12所示。值得说明的是，由于目标运动和噪声环境来源于真实场

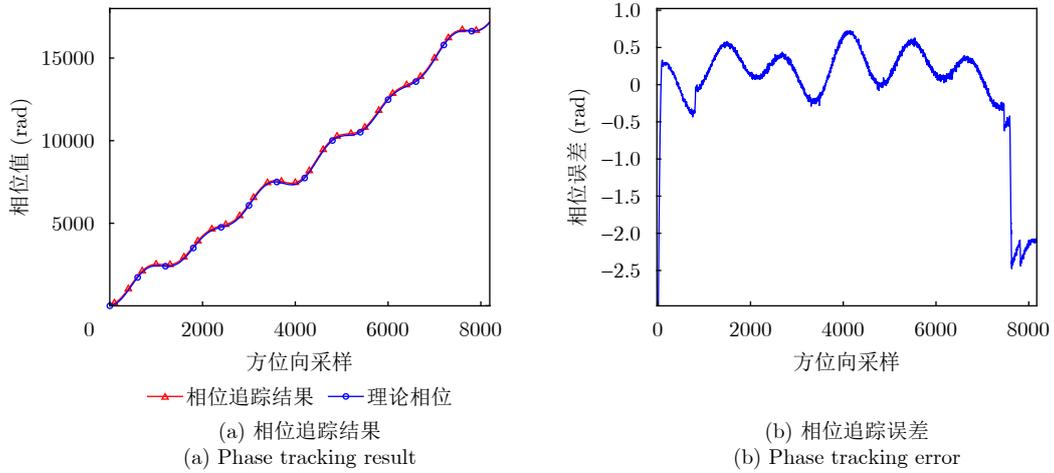


图 9 多频余弦耦合波动下的追踪结果

Fig. 9 Phase tracking result under multifrequency cosine-coupled fluctuations

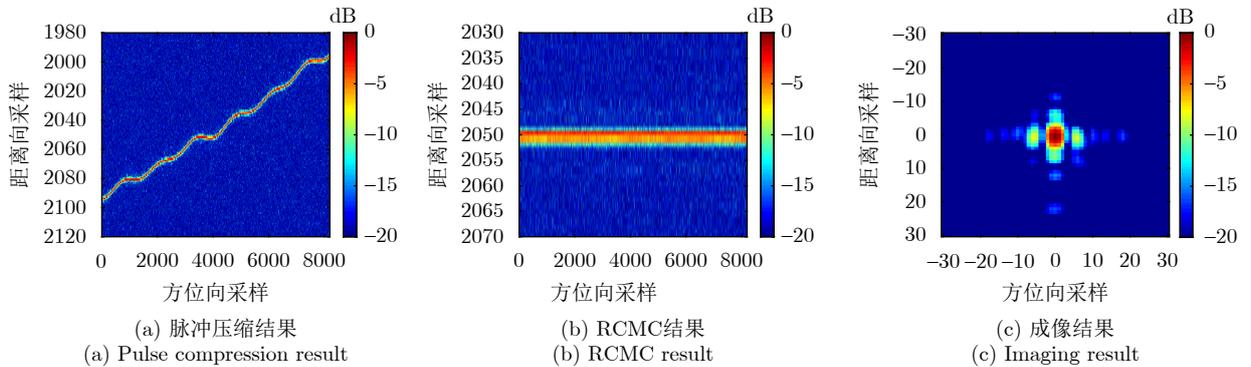


图 10 多频余弦耦合波动下点目标的处理结果

Fig. 10 Processing results of point target under multifrequency cosine-coupled fluctuations

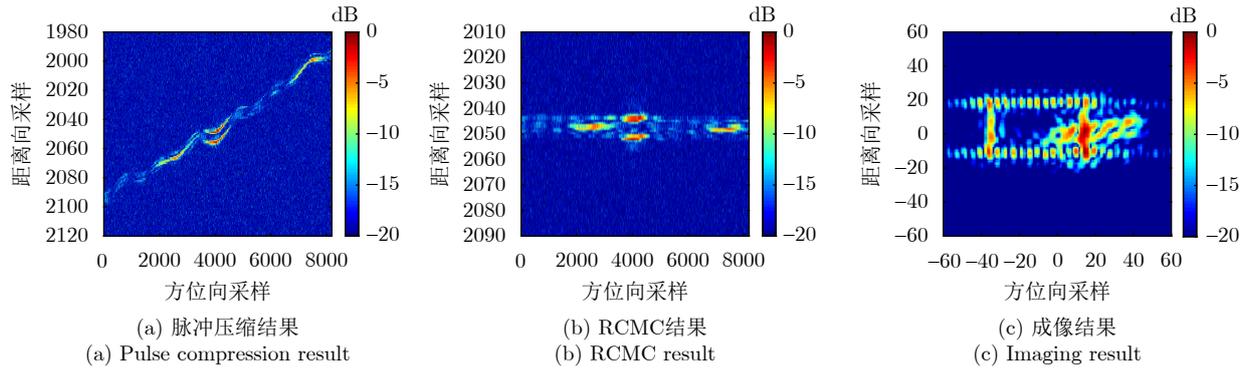


图 11 多频余弦耦合波动下多散射点目标的处理结果

Fig. 11 Processing results of multi-point target under multifrequency cosine-coupled fluctuations

表 6 MMW雷达参数

Tab. 6 MMW radar parameters

参数	数值
中心频率(GHz)	77
信号带宽(GHz)	2.56
距离向采样率(MHz)	10
脉冲重复频率(Hz)	100
中心斜距(m)	10
雷达速度(cm/s)	2.13

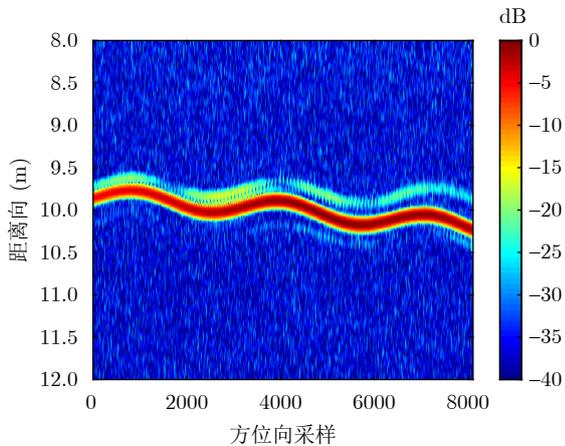


图 12 MMW雷达实测数据脉压结果

Fig. 12 Pulse compression result of MMW radar data

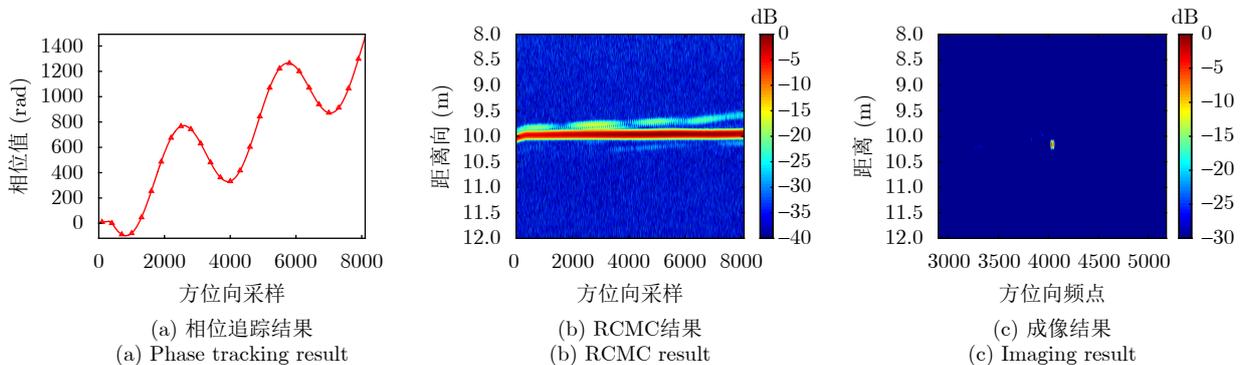


图 13 所提方法处理结果

Fig. 13 Processing results of the proposed method

景, 仅通过仿真加入斜距误差, 不会对验证所提方法的有效性产生影响。

利用所提方法, 对实测数据进行距离频域分子带处理, 本实验中划分5个子带, 其中某子带的相位追踪结果如图13(a)所示, 利用该相位构建RCM补偿因子, 最终全频段数据的RCMC结果如图13(b)所示。可以看出, 目标信号被校正至同一距离单元。然而, 仔细观察可发现, 在脉冲初始阶段, RCM并未被完全校正。这是因为EKF在根据实测数据对算法1中的初始参数进行自适应调整, 这也间接说明了所提方法初始参数自适应迭代的有效性。最后, 采用3.4节所述二次相位追踪方法进行方位向聚焦处理, 结果如图13(c)所示, 目标得到良好聚焦。

此外, 考虑到该实测数据的SNR较高, 为了充分说明所提方法的优越性, 在原有实测噪声的基础上, 人为加入高斯白噪声, 使得脉压后的SNR约为5 dB, 并再次利用所提方法进行处理, 结果如图14所示。可以看出, 此时目标信号仍可被校正至同一距离单元, 且能够实现聚焦成像, 说明本文所提的RCMC方法取得了预期效果。

5.2 Ka波段雷达实测数据

该数据来源于Ka波段CSAR实测数据, 场景中

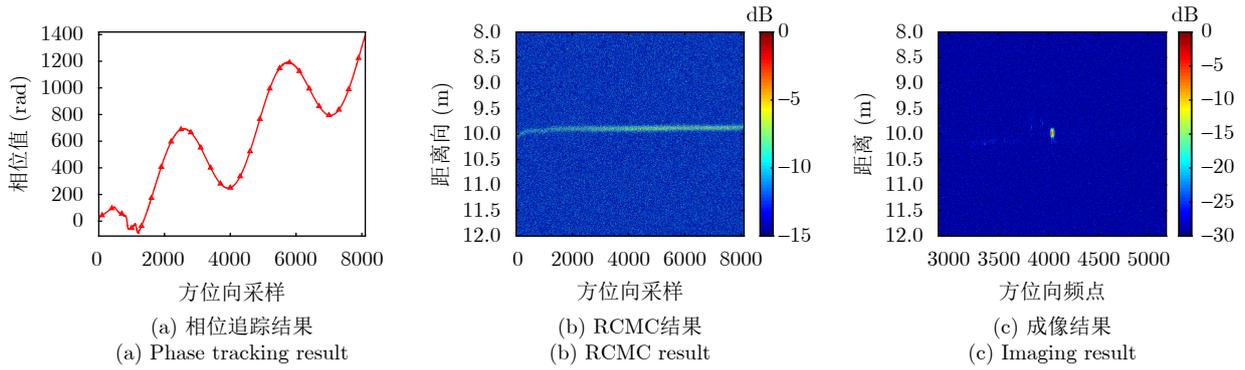


图 14 所提方法处理结果(人为加入噪声)

Fig. 14 Processing results of the proposed method (artificial noise)

的动目标为运动的家用轿车(多散射点目标)。该雷达参数如表7所示，实测场景如图15所示。

数据处理中，选取CSAR某一子孔径(9000个脉冲)的数据进行处理，采用文献[41]中的运动目标检测算法，提取出其中的一个动目标进行处理。具体地，含有非理想因素扰动后的距离脉冲压缩结果如图16(a)所示。利用所提方法进行处理，结果如图16(b)和图16(c)所示。可以看出，利用EKF所追踪得到的相位构建RCM补偿函数，其补偿效果较好，目标的RCM基本被完全校正，回波基本呈一条直线。

为了对比，现有ACCM, ACCF和FAR方法的处理结果在图17中给出。可以看出，对于这类非理想因素引入的斜距误差，ACCM法虽有一定的效果，但未能完全将回波校正至同一直线；ACCF和FAR方法RCMC后，明显可以看出由于噪声的影响，目标信息损失严重，且由于多散射点的影响，产生了明显的交叉项。

最后，对各方法RCMC后的数据进行相位追踪并聚焦成像，结果如图18所示。可以看出，所提方法的聚焦成像效果优于ACCM法，而ACCF和FAR方法RCMC后的数据聚焦成像结果明显发生了散焦，这是因为ACCF和FAR方法未能有效进行RCMC，进一步导致成像散焦。

表 7 Ka波段雷达参数
Tab. 7 Ka-band radar parameters

参数	数值
中心频率(GHz)	Ka波段
信号带宽(MHz)	900
距离向采样率(GHz)	1.12
脉冲重复频率(Hz)	5000
飞行高度(km)	3
雷达速度(m/s)	80



图 15 实测场景

Fig. 15 Observation scene

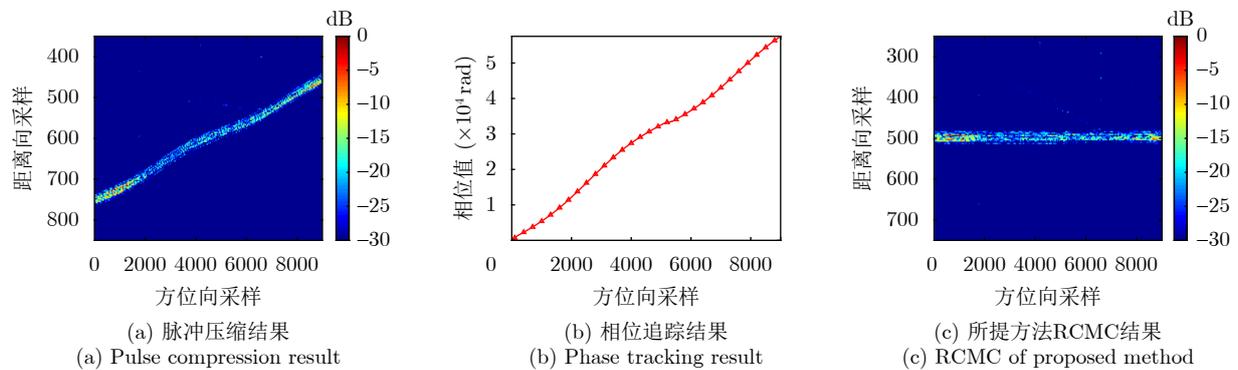


图 16 Ka波段实测数据处理结果

Fig. 16 Processing results of Ka-band measured data

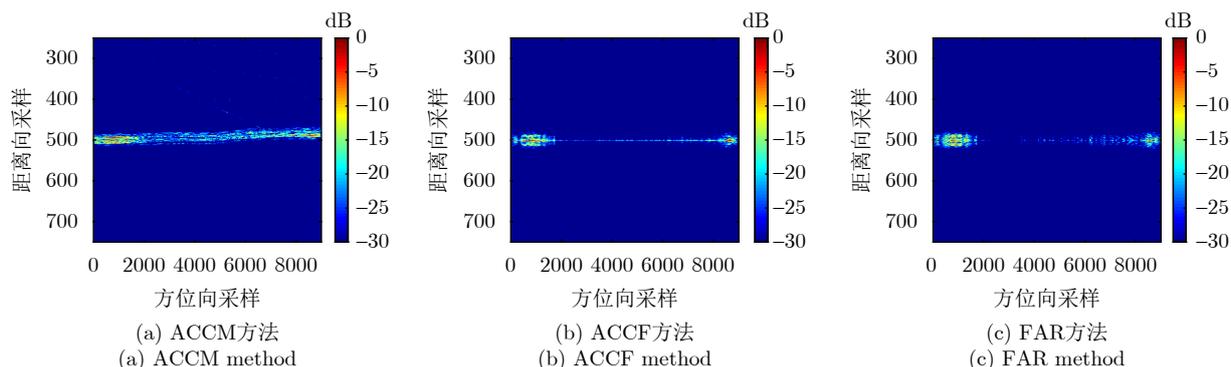


图 17 现有方法RCMC结果

Fig. 17 RCMC results of existing methods

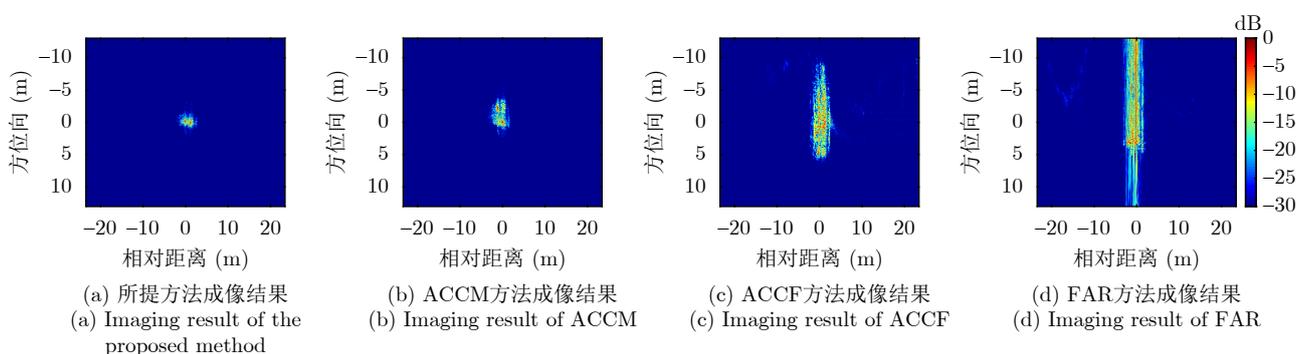


图 18 不同方法的成像结果

Fig. 18 Imaging results under different methods

6 结语

本文研究了高分辨率SAR运动目标高阶距离徙动校正方法。为解决现有方法在处理高阶RCM所面临的计算量大和效果不理想的问题,提出一种基于EKF进行相位追踪并构建RCM补偿函数的方法。所提方法充分利用了EKF计算复杂度低和抗噪声性能强的优势,并且相位追踪过程中获得的是相位历程,不受限于平台与目标之间的相对运动模型。与现有方法相比,所提方法计算量适中,适用性广。多组仿真数据和实测数据的处理结果验证了本文所提方法的正确性和有效性。

然而,基于相位追踪理论进行SAR运动目标处理的研究尚处于起步阶段,仍然有较多值得继续探索的问题。一方面,本文中采取距离频域分子带处理会造成一定的SNR损失,为了降低SNR门限,可将EKF扩展应用于脉冲压缩后二维时域回波信号的相位追踪,避免分子带处理,进一步提升低SNR下的处理性能。另一方面,本文是基于机载SAR进行的理论推导与方法研究,相关理论可拓展应用至星载SAR等其他模式的SAR体制。

利益冲突 所有作者均声明不存在利益冲突

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

参考文献

- [1] YANG Jian, LIU Chang, and WANG Yanfei. Detection and imaging of ground moving targets with real SAR data[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2015, 53(2): 920–932. doi: [10.1109/TGRS.2014.2330456](https://doi.org/10.1109/TGRS.2014.2330456).
- [2] DU Huagui, SONG Yongping, JIANG Nan, *et al.* A novel SAR ground maneuvering target imaging method based on adaptive phase tracking[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2023, 61: 5211916. doi: [10.1109/TGRS.2023.3294252](https://doi.org/10.1109/TGRS.2023.3294252).
- [3] PERRY R P, DIPIETRO R C, and FANTE R L. SAR imaging of moving targets[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 1999, 35(1): 188–200. doi: [10.1109/7.745691](https://doi.org/10.1109/7.745691).
- [4] ZHOU Feng, WU Renbiao, XING Mengdao, *et al.* Approach for single channel SAR ground moving target imaging and motion parameter estimation[J]. *IET Radar, Sonar & Navigation*, 2007, 1(1): 59–66. doi: [10.1049/iet-rsn:20060040](https://doi.org/10.1049/iet-rsn:20060040).
- [5] TIAN Jing, CUI Wei, and WU Shuang. 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] SUN Yan and WILLETT P. Hough transform for long chirp detection[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2002, 38(2): 553–569. doi: [10.1109/TAES.2002.1008986](https://doi.org/10.1109/TAES.2002.1008986).
- [7] CARRETERO-MOYA J, GISMERO-MEN J, ASENSIO-LÓPEZ A, *et al.* Application of the radon transform to detect small-targets in sea clutter[J]. *IET Radar, Sonar & Navigation*, 2009, 3(2): 155–166. doi: [10.1049/iet-rsn:20080123](https://doi.org/10.1049/iet-rsn:20080123).
- [8] 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).
- [9] XU Jia, YU Ji, PENG Yingning, *et al.* Radon-Fourier transform for radar target detection (II): Blind speed sidelobe suppression[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2011, 47(4): 2473–2489. doi: [10.1109/TAES.2011.6034645](https://doi.org/10.1109/TAES.2011.6034645).
- [10] QIAN Lichang, XU Jia, SUN Wenfeng, *et al.* CLEAN based blind speed side lobe (BSSL) suppression in the Radon Fourier Transform (RFT) for multi-target detection[C]. *IEEE 12th International Conference on Computer and Information Technology*, Chengdu, China, 2012: 490–495. doi: [10.1109/CIT.2012.108](https://doi.org/10.1109/CIT.2012.108).
- [11] CHEN Xiaolong, GUAN Jian, LIU Ningbo, *et al.* Maneuvering target detection via Radon-fractional Fourier transform-based long-time coherent integration[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2014, 62(4): 939–953. doi: [10.1109/TSP.2013.2297682](https://doi.org/10.1109/TSP.2013.2297682).
- [12] RAO Xuan, TAO Haihong, SU Jia, *et al.* Axis rotation MTD algorithm for weak target detection[J]. *Digital Signal Processing*, 2014, 26: 81–86. doi: [10.1016/j.dsp.2013.12.003](https://doi.org/10.1016/j.dsp.2013.12.003).
- [13] SUN Zhi, LI Xiaolong, YI Wei, *et al.* A coherent detection and velocity estimation algorithm for the high-speed target based on the modified location rotation transform[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2018, 11(7): 2346–2361. doi: [10.1109/JSTARS.2018.2834535](https://doi.org/10.1109/JSTARS.2018.2834535).
- [14] 王超, 王岩飞, 刘畅, 等. 基于参数估计的高分辨率SAR运动目标距离徙动校正方法[J]. *雷达学报*, 2019, 8(1): 64–72. doi: [10.12000/JR18054](https://doi.org/10.12000/JR18054).
WANG Chao, WANG Yanfei, LIU Chang, *et al.* A new approach to range cell migration correction for ground moving targets in high-resolution SAR system based on parameter estimation[J]. *Journal of Radars*, 2019, 8(1): 64–72. doi: [10.12000/JR18054](https://doi.org/10.12000/JR18054).
- [15] XU Jia, XIA Xianggen, PENG Shibao, *et al.* Radar maneuvering target motion estimation based on generalized Radon-Fourier transform[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2012, 60(12): 6190–6201. doi: [10.1109/TSP.2012.2217137](https://doi.org/10.1109/TSP.2012.2217137).
- [16] KONG Lingjiang, LI Xiaolong, CUI Guolong, *et al.* Coherent integration algorithm for a maneuvering target with high-order range migration[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2015, 63(17): 4474–4486. doi: [10.1109/TSP.2015.2437844](https://doi.org/10.1109/TSP.2015.2437844).
- [17] XIONG Wei, ZHANG Ying, DONG Xichao, *et al.* A novel ship imaging method with multiple sinusoidal functions to match rotation effects in geosynchronous SAR[J]. *Remote Sensing*, 2022, 12(14): 2249. doi: [10.3390/rs12142249](https://doi.org/10.3390/rs12142249).
- [18] LI Xiaolong, CUI Guolong, YI Wei, *et al.* A fast maneuvering target motion parameters estimation algorithm based on ACCF[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2015, 22(3): 270–274. doi: [10.1109/LSP.2014.2358230](https://doi.org/10.1109/LSP.2014.2358230).
- [19] LI Xiaolong, CUI Guolong, KONG Lingjiang, *et al.* Fast non-searching method for maneuvering target detection and motion parameters estimation[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2016, 64(9): 2232–2244. doi: [10.1109/TSP.2016.2515066](https://doi.org/10.1109/TSP.2016.2515066).
- [20] 贺雄鹏, 廖桂生, 许京伟, 等. 机动目标距离徙动校正与检测算法[J]. *系统工程与电子技术*, 2018, 40(1): 1–8. doi: [10.3969/j.issn.1001-506X.2018.01.01](https://doi.org/10.3969/j.issn.1001-506X.2018.01.01).
HE Xiongpeng, LIAO Guisheng, XU Jingwei, *et al.* Maneuvering target range migration correction and detection algorithm[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2018, 40(1): 1–8. doi: [10.3969/j.issn.1001-506X.2018.01.01](https://doi.org/10.3969/j.issn.1001-506X.2018.01.01).
- [21] 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).
- [22] CHEN C C and ANDREWS H C. Target-motion-induced RADAR imaging[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 1980, AES-16(1): 2–14. doi: [10.1109/TAES.1980.308873](https://doi.org/10.1109/TAES.1980.308873).
- [23] 张泽. 空间目标的SAR/ISAR成像方法研究[D]. [硕士学位论文], 哈尔滨工业大学, 2019. doi: [10.27061/d.cnki.gghgdu.2019.000599](https://doi.org/10.27061/d.cnki.gghgdu.2019.000599).
ZHANG Ze. Research on SAR/ISAR imaging method for space target[D]. [Master dissertation], Harbin Institute of Technology, 2019. doi: [10.27061/d.cnki.gghgdu.2019.000599](https://doi.org/10.27061/d.cnki.gghgdu.2019.000599).
- [24] ZHU Daiyin, WANG Ling, YU Yusheng, *et al.* Robust

- ISAR range alignment via minimizing the entropy of the average range profile[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2009, 6(2): 204–208. doi: [10.1109/LGRS.2008.2010562](https://doi.org/10.1109/LGRS.2008.2010562).
- [25] SAUER T and SCHROTH A. Robust range alignment algorithm via Hough transform in an ISAR imaging system[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 1995, 31(3): 1173–1177. doi: [10.1109/7.395222](https://doi.org/10.1109/7.395222).
- [26] ZHANG Lei, SHENG Jialian, DUAN Jia, *et al.* Translational motion compensation for ISAR imaging under low SNR by minimum entropy[J]. *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*, 2013, 2013(1): 33. doi: [10.1186/1687-6180-2013-33](https://doi.org/10.1186/1687-6180-2013-33).
- [27] LIU Lei, ZHOU Feng, TAO Mingliang, *et al.* Adaptive translational motion compensation method for ISAR imaging under low SNR based on particle swarm optimization[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2015, 8(11): 5146–5157. doi: [10.1109/JSTARS.2015.2491307](https://doi.org/10.1109/JSTARS.2015.2491307).
- [28] SHAO Shuai, LIU Hongwei, ZHANG Lei, *et al.* Integration of super-resolution ISAR imaging and fine motion compensation for complex maneuvering ship targets under high sea state[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2022, 60: 5222820. doi: [10.1109/TGRS.2022.3147266](https://doi.org/10.1109/TGRS.2022.3147266).
- [29] FU Jixiang, XING Mengdao, AMIN M, *et al.* ISAR translational motion compensation with simultaneous range alignment and phase adjustment in low SNR environments[C]. 2021 IEEE Radar Conference, Atlanta, USA, 2021: 1–6. doi: [10.1109/RadarConf2147009.2021.9455148](https://doi.org/10.1109/RadarConf2147009.2021.9455148).
- [30] LIU Fengkai, HUANG Darong, GUO Xinrong, *et al.* Joint range alignment and autofocus method based on combined Broyden-fletcher-Goldfarb-Shanno algorithm and whale optimization algorithm[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2023, 61: 5214617. doi: [10.1109/TGRS.2023.3306474](https://doi.org/10.1109/TGRS.2023.3306474).
- [31] DJEDDI M and BENIDIR M. A two parallel extended Kalman filtering algorithm for the estimation of chirp signals in non-Gaussian noise[C]. The 13th European Signal Processing Conference, Antalya, Turkey, 2005: 1–4.
- [32] YANG Jungang, HUANG Xiaotao, JIN Tian, *et al.* New approach for SAR imaging of ground moving targets based on a keystone transform[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2011, 8(4): 829–833. doi: [10.1109/LGRS.2011.2118739](https://doi.org/10.1109/LGRS.2011.2118739).
- [33] LI Gang, XIA Xianggen, and PENG Yingning. Doppler keystone transform: An approach suitable for parallel implementation of SAR moving target imaging[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2008, 5(4): 573–577. doi: [10.1109/LGRS.2008.2000621](https://doi.org/10.1109/LGRS.2008.2000621).
- [34] 黄小平, 王岩, 缪鹏程. 目标定位跟踪原理及应用—MATLAB仿真[M]. 北京: 电子工业出版社, 2018. HUANG Xiaoping, WANG Yan, and MIAO Pengcheng. Principles and Applications of Target Localization and Tracking—MATLAB Simulation[M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2018.
- [35] LI Min, SUN Defeng, and TOH K C. A convergent 3-block semi-proximal ADMM for convex minimization problems with one strongly convex block[J]. *Asia-Pacific Journal of Operational Research*, 2015, 32(4): 1550024. doi: [10.1142/S0217595915500244](https://doi.org/10.1142/S0217595915500244).
- [36] CHEN Lin, JIANG Bowen, LIU Yuqi, *et al.* Application of adaptive EKF in real-time orbit determination[J]. *Journal of the Brazilian Society of Mechanical Sciences and Engineering*, 2021, 43(4): 187. doi: [10.1007/s40430-021-02867-z](https://doi.org/10.1007/s40430-021-02867-z).
- [37] LIU Jianjuan, CHEN Hongmei, and LIU Nanbo. Effective Sage-Husa Kalman filter for sins/Doppler/platform compass integrated navigation system[C]. 2016 IEEE Chinese Guidance, Navigation and Control Conference, Nanjing, China, 2016: 541–546. doi: [10.1109/CGNCC.2016.7828843](https://doi.org/10.1109/CGNCC.2016.7828843).
- [38] HUANG Penghui, LIAO Guisheng, YANG Zhiwei, *et al.* Ground maneuvering target imaging and high-order motion parameter estimation based on second-order Keystone and generalized Hough-HAF transform[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2017, 55(1): 320–335. doi: [10.1109/TGRS.2016.2606436](https://doi.org/10.1109/TGRS.2016.2606436).
- [39] 孙景波. 旋翼无人机雷达回波微动特征分析与提取[D]. [硕士学位论文], 中国民航大学, 2021. doi: [10.27627/d.cnki.gzmhy.2021.000057](https://doi.org/10.27627/d.cnki.gzmhy.2021.000057). SUN Jingbo. Micro-motion feature analysis and extraction of rotor UAV radar echoes[D]. [Master dissertation], Civil Aviation University of China, 2021. doi: [10.27627/d.cnki.gzmhy.2021.000057](https://doi.org/10.27627/d.cnki.gzmhy.2021.000057).
- [40] DU Huagui, SONG Yongping, ZHOU Jiwen, *et al.* A novel parameter estimation method for polynomial phase signals via adaptive EKF[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2024, 11(11): 20816–20830. doi: [10.1109/JIOT.2024.3373642](https://doi.org/10.1109/JIOT.2024.3373642).
- [41] 王武. 机载圆周SAR-GMTI关键技术研究[D]. [博士学位论文], 国防科技大学, 2019. doi: [10.27052/d.cnki.gzjgu.2019.000357](https://doi.org/10.27052/d.cnki.gzjgu.2019.000357). WANG Wu. Study on key techniques for circular SAR-GMTI[D]. [Ph.D. dissertation], National University of Defense Technology, 2019. doi: [10.27052/d.cnki.gzjgu.2019.000357](https://doi.org/10.27052/d.cnki.gzjgu.2019.000357).

作者简介

杜华贵，博士生，主要研究方向为雷达多径信号处理与SAR信号处理。

宋勇平，博士，讲师，主要研究方向为穿墙探测、MIMO雷达成像和微弱目标检测等。

孙晓颖，硕士，主要研究方向为雷达信号处理与SAR信号处理。

姜南，博士，讲师，主要研究方向为合成孔径雷达成像、新体制雷达信号处理等。

范崇祯，博士，副教授，主要研究方向为阵列信号处理、SAR成像。

陈乐平，博士，副教授，主要研究方向为高分辨率合成孔径雷达成像。

黄晓涛，教授，主要研究方向为阵列信号处理、新体制雷达系统与技术、目标检测和SAR高分辨成像等。

(责任编辑：于青)