

基于双网络协同的多通道雷达前视成像方法

周卓洁 李悦丽* 刘可 朱巧鹏 肖志飞 代大海

(国防科技大学电子科学学院 长沙 410073)

摘要: 针对雷达正前视方向多普勒梯度消失导致多目标分辨困难以及前视图像模糊的问题, 该文提出一种基于双网络协同的多通道雷达前视成像方法, 构建了一个分层级联的端到端处理框架: 首先, 设计轻量化目标数量估计网络(NEN), 基于回波协方差矩阵特征预测主瓣内目标数量; 其次, 根据目标数量动态选择预训练的角度估计网络(AEN)模型, 实现高精度的目标方位角估计; 最后, 将目标数量与角度估计值作为先验信息, 结合迭代自适应算法完成目标强度估计和二维投影成像。仿真和实测实验结果表明: 相比于传统超分辨率算法, 所提方法在正前视区域能够更有效实现对强弱点目标参数的同时估计和精确重构, 在目标数量估计上的准确率达到86.75%, 角度估计均方根误差在双目标场景下低于 0.2° , 有效提高了前视成像质量。

关键词: 多通道雷达; 多目标分辨; 前视成像; 双网络协同; 参数估计

中图分类号: TN957.52

文献标识码: A

文章编号: 2095-283X(2026)01-0196-19

DOI: 10.12000/JR25121

CSTR: 32380.14.JR25121

引用格式: 周卓洁, 李悦丽, 刘可, 等. 基于双网络协同的多通道雷达前视成像方法[J]. 雷达学报(中英文), 2026, 15(1): 196–214. doi: 10.12000/JR25121.

Reference format: ZHOU Zhuojie, LI Yueli, LIU Ke, *et al.* Multichannel radar forward-looking imaging method based on dual-network cooperation[J]. *Journal of Radars*, 2026, 15(1): 196–214. doi: 10.12000/JR25121.

Multichannel Radar Forward-looking Imaging Method Based on Dual-network Cooperation

ZHOU Zhuojie LI Yueli* LIU Ke ZHU Qiaopeng XIAO Zhifei DAI Dahai

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

Abstract: The challenge of distinguishing multiple targets and mitigating image blurry caused by Doppler gradient disappearance in the forward-looking direction of moving platforms is addressed through a multichannel radar forward-looking imaging method based on dual-network collaboration. The proposed method establishes a hierarchical, cascaded, end-to-end processing framework. First, a target Numerical Estimation Network (NEN) predicts the number of targets within the main lobe by analyzing the characteristics of the echo covariance matrix. Then, according to the estimated target count, a pretrained Angle Estimation Network (AEN) model is dynamically selected to determine the azimuth angles of the targets. Finally, target intensity estimation and two-dimensional projection imaging are performed in combination with an improved iterative adaptive algorithm. Simulation and experimental results demonstrate that, compared with conventional super-resolution algorithms, the proposed method achieves more effective simultaneous estimation and accurate reconstruction of parameters for both strong and weak targets in the forward-looking region. Specifically, it attains 86.75% accuracy in target number estimation, while the root mean square error of angle estimation

收稿日期: 2025-07-04; 改回日期: 2025-10-26; 网络出版: 2025-11-12

*通信作者: 李悦丽 liyueli4uwb@nudt.edu.cn *Corresponding Author: LI Yueli, liyueli4uwb@nudt.edu.cn

基金项目: 国家部委基金

Foundation Item: The National Ministries Foundation

责任编辑: 陈洪猛 Corresponding Editor: CHEN Hongmeng

©The Author(s) 2025. This is an open access article under the CC-BY 4.0 License
(<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>)

remains below 0.2° in two-target scenarios, significantly enhancing the quality of forward-looking imaging.

Key words: Multichannel radar; Distinguish multiple targets; Forward-looking imaging; Dual-network collaboration; Parameter estimation

1 引言

雷达前视成像技术旨在获取平台航迹正前方区域的电磁散射信息,在地质勘测、精确制导、飞行器自主安全着陆等众多领域都有重要应用价值^[1,2]。目前较为成熟的前视成像技术有单脉冲成像技术^[3-8]、双基地SAR前视成像技术^[9-11]、解卷积成像技术^[12-15]、多通道前视成像技术^[16-20]等。前视成像性能的核心挑战在于提升方位向分辨率,杨洋等人^[21]研究发现单脉冲前视成像技术能有效改善方位向分辨效果并部分解决前视成像盲区问题,但当某距离门内方位向主瓣中存在多个目标时,受自由度限制,单脉冲成像技术无法实现较好的分辨,同时还会产生“角闪烁”现象。为了突破实孔径成像在方位向分辨能力的限制,研究者探索了不同的技术路径。一方面,通过深入挖掘实孔径雷达的潜力,借助先进信号处理算法在其物理极限内提升角分辨率。陈洪猛等人^[22]提出了一种基于知识辅助的稳健前视成像方法,成像效果优于传统的单脉冲成像方法。随后,该团队^[23,24]进一步提出利用多帧数据联合处理的超分辨成像方法,将回波扩展至多帧数据空间,并基于贝叶斯框架实现了弱稀疏前视成像,显著提高了方位向分辨率。然而,基于稀疏先验的方法通常需要引入超参数,其最优取值往往依赖人工经验,限制了算法的自适应能力。针对这一问题,张永超等人^[25]提出了无超参数的全变差正则化角超分辨方法,基于协方差拟合准则推导出无超参数TV正则化项的解析表达,有效避免了超参数的人工调优问题,同时TV范数的引入更好地保持了扩展目标的边缘信息,提升了轮廓重建能力。另一方面,通过增加物理接收通道的数量提升测角自由度,即发展了多通道前视成像技术。多通道前视成像技术通过多个独立天线通道协同收发信号,显著提升了系统的自由度,从而提高了分辨率、抗干扰能力及探测范围。然而,受限于机载平台的物理约束与成本因素,当前实际多通道系统多采用子阵结构降低接收成本与系统复杂度,测角自由度增加有限。因此,多通道前视成像技术研究主要聚焦于信号处理算法的创新,通过算法突破物理限制,实现前视超分辨成像。典型的空谱估计方法已被广泛应用于多通道雷达前视成像中^[26-28],提升了方位向分辨率。任凌云等人^[29]基于机载均匀水平线性阵列

提出了一种单快拍迭代超分辨成像算法,通过对单个空域快拍的迭代谱估计和多个脉冲的非相干累积得到前视方位高分辨成像。Liu等人^[30]将迭代自适应算法(Iterative Adaptive Approach, IAA)与快速迭代插值波束形成方法(Fast Iterative Interpolated Beamformer, FIIB)相结合,研究了机载阵列雷达前视成像中如何抑制强目标旁瓣泄露的问题。然而,现有超分辨算法的性能在实际应用中仍存在局限性。首先,通常需要预先准确估计主瓣内的目标数量。该估计若出现较大偏差,不仅可能导致弱目标漏检,还可能引起目标角度估计的整体性能恶化甚至失效。其次,对低信噪比目标估计能力不足。在前视成像背景下,远距离弱目标的回波信号信噪比较低,且场景中存在强弱目标共存的情况,超分辨算法增强强目标的同时会抑制弱目标,制约了对场景重建的精度。此外,在阵元数目较少且通道分布已确定的雷达系统中,固有的低自由度进一步限制了算法的角分辨能力。因此,如何在不依赖理想先验信息的条件下,同时提升对强弱目标的角分辨能力,已成为当前雷达前视成像研究中一个亟待解决的问题。

近年来,深度学习(Deep Learning, DL)在图像处理、目标识别、信号估计等领域展现出强大的非线性建模和特征学习能力,为解决复杂逆问题提供了新思路^[31-33],其在雷达成像领域的潜力也得到了初步验证。深度网络能够学习从原始输入数据到高精度成像结果的精确映射关系^[34],基于这一思路,研究者开始探索DL在前视成像中的具体应用。目前的研究主要集中在利用数据驱动方式从不同维度处理雷达回波并提取关键目标信息,吴明华等人^[35]提出一种基于深度残差网络的雷达目标数量估计方法,聚焦于从雷达信号时频图推断特定距离门内的目标数量;孙晓翰等人^[36]使用卷积神经网络与长短期记忆网络相结合,预测场景的方位向分布函数,得到成像场景中目标角度信息;Zhang等人^[37]的研究侧重于目标强度的超分辨重构,其方法是将雷达回波经FFT变换得到的低分辨图像输入到训练好的复值卷积神经网络中,直接输出超分辨图像。这些研究初步证实了利用DL处理雷达回波数据并提取目标信息的可行性,展示了其在解决前视成像中数量估计、角度分辨、图像增强等特定子问题的有效性。然而,现有方法多侧重于上述单一环节或

维度的改进, 尚未构建一个端到端的协同框架来系统地解决主瓣内目标数量、强度和角度联合估计等关键问题。

针对上述挑战, 为了进一步提升稀疏场景下多通道雷达前视成像方位向分辨率, 提升成像质量, 提出一种基于双网络协同的端到端多通道雷达目标检测与成像框架。该框架的核心在于构建一个级联神经网络架构, 实现目标数量、角度和强度的协同估计与联合成像: 目标数量估计网络(Numerical Estimation Network, NEN)从雷达回波中提取协方差特征, 预测主瓣内未知的目标数量, 角度估计网络(Angle Estimation Network, AEN)协同利用协方差特征与NEN输出的目标数量信息估计各目标的方位角。在此基础上, 通过重构导向矩阵和IAA算法实现目标强度的精确估计。为验证算法的有效性, 论文构建了前视成像的点阵目标和实测数据集, 并通过仿真和实测实验验证并评估了算法的前视成像性能。

2 多通道雷达回波模型

考虑空载平台多通道雷达前视成像几何关系如图1所示。

雷达天线以均匀线性阵列的形式垂直安装于平台飞行方向, 该阵列共划分为若干个子阵列, 每个子阵列构成一个接收通道, 共划分为 M 个通道, 相邻通道相位中心间距为 d , 天线以角速度 ω 对前视区域进行扫描。同时, 雷达以固定的脉冲重复频率、发射带宽为 B 、波长为 λ 的线性调频脉冲信号。平台以速度 v 沿 y 轴飞行, 高度为 H 。将前视场景划分为 L 个距离单元, 对于波束驻留时间内的任意时刻 t_m , 距离脉压后假设场景中第 l 个距离单元内有 K 个目标, 则该距离门内第 m 个通道回波信号^[20]为

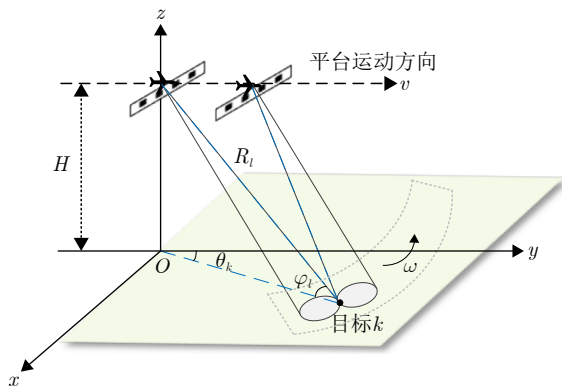


图1 空载平台多通道雷达前视成像几何示意图

Fig. 1 Airborne multichannel radar forward-looking imaging geometry

$$s_{m,l}(\hat{t}, t_m) = \sum_{k=1}^K \sigma(R_l, \theta_k) h\left(t_m - \frac{\theta_k}{\omega}\right) \cdot \underbrace{\text{sinc}\left[B\left(\hat{t} - \frac{2R_l(t_m)}{c}\right)\right]}_{\text{第1个指数项}} \cdot \underbrace{\exp\left(-j\frac{4\pi}{\lambda}R_l(t_m)\right)}_{\text{第2个指数项}} \cdot \underbrace{\exp\left(j\frac{4\pi}{\lambda}vt_m \cos \varphi_l\right)}_{\text{第2个指数项}} \cdot \underbrace{\exp\left(-j\frac{2\pi}{\lambda}(m-1)d \sin \theta_k \cos \varphi_l\right)}_{\text{第3个指数项}} \quad (1)$$

其中, $\sigma(R_l, \theta_k)$ 为位于斜距 R_l 、方位角 θ_k 处目标的雷达散射截面积, \hat{t} 为快时间, 在前视区域中目标的俯仰角变化较小, 仅考虑方位向角度信息, 俯仰角度近似一定为 φ_l 。式(1)中第1个指数项包含目标随慢时间 t_m 变化的距离信息, 在多通道回波模型中, 通道间的多普勒差异通常很小, 因此可以认为各通道的多普勒历程相似, 第2个指数项表示由雷达平台运动所引起的多普勒频移, 第3个指数项则反映了由于阵列配置导致的回波相位差异, 该相位信息可用于提升测角精度。本算法的研究重点在于利用同一脉冲内各通道接收回波之间的相位差, 即第3个指数项。在远场条件下, 同一距离单元内的回波前两个指数项可视为近似相同, 因此仅对通道维度的数据进行分析处理, 而无须依赖由运动引入的脉间多普勒差异或目标间的距离差异, 在建立回波模型时忽略前两项对回波的影响, 将其作为常数因子并入雷达散射截面积这一项中, 则式(1)变为

$$s_m(t_m) = \sum_{k=1}^K \sigma'(R_l, \theta_k) h\left(t_m - \frac{\theta_k}{\omega}\right) \cdot \exp\left(-j\frac{2\pi}{\lambda}(m-1)d \sin \theta_k \cos \varphi_l\right) \quad (2)$$

由式(2)可知, 某一距离单元上的回波信号受到双程天线方向图的调制, 方位向上的分辨率受限于波束宽度, 即天线孔径。考虑噪声的影响, 令 $x_k = \sigma'(R_l, \theta_k) h(t_m - \theta_k/\omega)$, $a(\theta_k) = \exp(-j\frac{2\pi}{\lambda}(m-1)d \sin \theta_k \cos \varphi_l)$, 则第 m 个通道的回波信号简化为

$$s_m(t_m) = \sum_{k=1}^K x_k(t_m) a(\theta_k) + n_m(t_m) \quad (3)$$

其中, $n_m(t_m)$ 为第 m 个通道上均值为0, 方差为 σ^2 的加性高斯复白噪声。某一特定时刻, 对于由 M 个通道组成的水平均匀线阵, 以第1个通道为参

考，所有通道的接收信号构成空域快拍向量 $\mathbf{s} = [s_1, s_2, \dots, s_M]$ ，目标信源在方位角 θ_k 方向的空间导向矢量定义为

$$\mathbf{a}(\theta_k) = \left[1, \exp\left(j2\pi \frac{d}{\lambda} \sin \theta_k \cos \varphi_l\right), \dots, \exp\left(j2\pi \frac{d(M-1)}{\lambda} \sin \theta_k \cos \varphi_l\right) \right]^T \quad (4)$$

则雷达各通道回波模型可重写为如下矩阵形式^[38]：

$$\mathbf{s} = \mathbf{A}\mathbf{x} + \mathbf{n} \quad (5)$$

其中， $\mathbf{A} = [\mathbf{a}(\theta_1), \mathbf{a}(\theta_2), \dots, \mathbf{a}(\theta_K)]$ 为 $M \times K$ 维导向矢量矩阵， \mathbf{n} 为 $M \times 1$ 维噪声矢量矩阵， \mathbf{x} 为 $K \times 1$ 维位于同一距离门内 K 个目标受天线方向图调制的散射强度矩阵。以固定的脉冲重复周期为间隔对同一波位的回波进行矩阵采样，共获取 N 个快拍的数据，对应的多快拍模型为

$$\mathbf{S} = \mathbf{A}\mathbf{X} + \mathbf{N}_m \quad (6)$$

其中， $\mathbf{S} = [\mathbf{s}(t_1), \mathbf{s}(t_2), \dots, \mathbf{s}(t_N)]$ 是 $M \times N$ 维回波矩阵， $\mathbf{X} = [\mathbf{x}(t_1), \mathbf{x}(t_2), \dots, \mathbf{x}(t_N)]$ 是 $K \times N$ 维目标散射强度矩阵， \mathbf{N}_m 为 $M \times N$ 维噪声矩阵，每个快拍对应的慢时间变量 $t_n (n = 1, 2, \dots, N)$ 表示不同的脉冲发射时刻。

式(6)建立了回波矩阵 \mathbf{S} 与目标散射强度矩阵 \mathbf{X} 的线性映射关系，在此基础上，前视成像问题可以转化为基于雷达回波数据对点目标参数进行空间谱估计的问题。经典空域谱估计方法如多信号分类法^[39](Multiple Signal Classification, MUSIC)、子空间旋转不变法^[40](Estimation of Signal Parameters via Rotational Invariance Techniques, ESPRIT)等方法通过回波协方差矩阵的特征分解来实现成像过程中方位向的超分辨。然而，在通道数较少且目标方位向间距较小情况下，上述算法角分辨率受限。为此，从数据驱动的角度出发，提出一种端到端的神经网络方法，充分挖掘协方差矩阵中隐含的特征结构，实现对天线主瓣波束内目标个数与方位角的准确估计，并进一步结合已有的超分辨重建算法完成散射强度重构，提升前视成像质量。神经网络架构通过多层非线性变换挖掘协方差矩阵中的潜在信息，其映射关系可表述为

$$\mathbf{R} \rightarrow \left\{ \hat{K}, \{\hat{\theta}_k, \hat{x}_k\}_{k=1}^{\hat{K}} \right\} \quad (7)$$

其中， $\mathbf{R} \in \mathbb{C}^{M \times M}$ 为多个快拍 M 个通道回波的协方差矩阵， \hat{K} 、 $\hat{\theta}_k$ 和 \hat{x}_k 均为网络输出参数，分别表示目标个数、角度和天线方向图加权后的目标散射强度。

3 基于双网络协同的多通道阵列雷达前视成像算法

为基于雷达回波信号实现目标个数与方位信息

的联合估计，提出一种级联式双网络处理结构。该结构依次包含数据预处理、目标个数估计网络、方位角度估计网络以及强度重构与投影模块，共同构建了一个端到端的参数估计框架，能够逐步从原始回波数据中提取目标个数、方位角分布与功率分布等信息，最终完成对前视场景中目标的高精度重建。

3.1 数据预处理

为训练和评估网络，需从原始回波数据中提取有效的特征向量并准备相应的真实目标信息标签。在获得通道-距离-脉冲三维回波数据后，首先通过脉冲压缩处理提取距离向信息，将回波信号按距离单元划分，进而对每个距离单元内的多快拍通道接收回波求取样本协方差矩阵。为适配实数运算神经网络的输入，将复数协方差矩阵分解为实部与虚部特征分量：

$$D_{\text{real}} = \text{Re}\{\text{diag}(\mathbf{R})\} \in \mathbb{R}^M \quad (8)$$

$$O_{\text{real}} = \text{Re}\{R_{i < j}\}, O_{\text{imag}} = \text{Im}\{R_{i < j}\} \in \mathbb{R}^{M(M-1)/2} \quad (9)$$

其中， D_{real} 代表主对角特征，为协方差矩阵 \mathbf{R} 的主对角线元素的实部，包含各通道的功率分布信息，式(9)中 O_{real} 和 O_{imag} 代表非对角特征，为 \mathbf{R} 的上三角区域非主对角线元素的实部与虚部，包含通道间相位特征。将上述特征分量进行一维拼接，得到实数特征向量：

$$\mathbf{f} = [D_{\text{real}}; O_{\text{real}}; O_{\text{imag}}] \in \mathbb{R}^{M+M(M-1)} \quad (10)$$

当通道数为 M 时，特征向量维度为 $M + M(M-1)$ 。

3.2 目标个数估计网络

当多个目标落入同一主瓣波束内时，多个目标的方位包络信号在接收端会高度混叠，在时域和频域上难以区分来自不同目标的回波，影响目标个数估计准确度。针对这一问题，设计了一种轻量级的目标个数估计网络 NEN，用于实现成像场景中目标个数的精确估计。网络整体采用“基础卷积块-注意力增强-双路径跳跃连接”的三层架构，结构如图2所示。

3.2.1 基础卷积块

如图2右下角第1行所示，基础卷积块采用两种不同的卷积模式提取特征。首先，通过128个 3×1 卷积核捕获回波协方差矩阵特征的局部相关性，然后采用分组卷积提取通道的深层时频域特征，分组卷积设置分组数为阵列通道数4，每组包

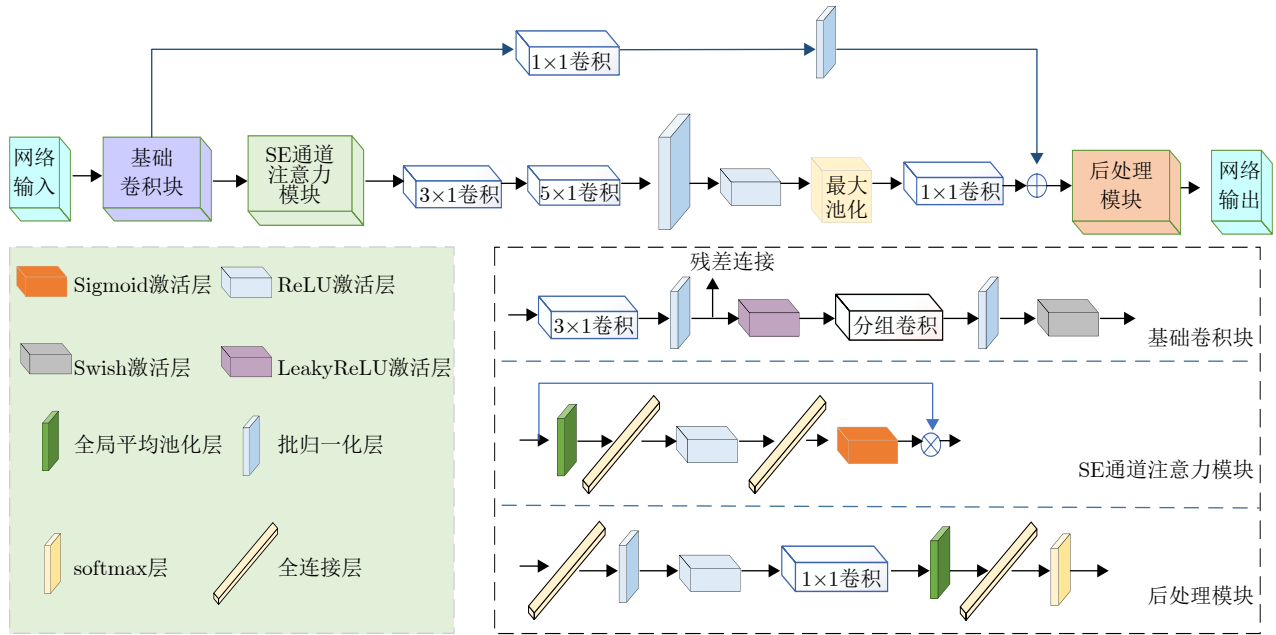


图2 目标数量估计网络结构

Fig. 2 Structure of NEN (Numerical Estimation Network)

含32个卷积核，总输出通道数保持128，独立提取特征，减少计算量；最后，采用Swish激活函数增强非线性表达。

如图2上方所示，针对稀疏场景下强弱目标共存导致特征分布不均衡的问题，在NEN网络结构中引入长跳跃残差连接，即从基础卷积块的第1个批归一化层输出直连至后处理模块输入，旨在保留输入信号的原始能量分布信息，防止弱目标特征在深层网络中因梯度衰减或强目标主导而被过滤或淹没，提升在低信噪比和强弱目标混合条件下目标数量估计的稳健性。

3.2.2 SE通道注意力和后处理模块

为了使网络能够捕捉到雷达回波信号中更深层次的信息，在基础卷积模块后嵌入一维SE^[41] (Squeeze-and-Excitation)通道注意力模块，通过如图3所示的Squeeze, Excitation和Scale操作自适应地调整每个通道的重要性，增强网络的特征表示能力。

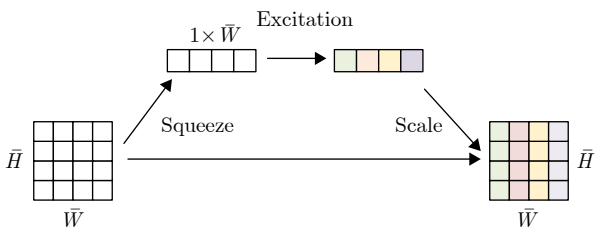


图3 一维SE网络结构

Fig. 3 Network structure of 1D SE (Squeeze-and-Excitation)

具体来说，Squeeze操作获取通道级统计量。全局平均池化将空间特征压缩为通道级统计量，捕获每个通道的整体响应强度，如式(11)所示， \bar{H} 和 \bar{W} 分别表示特征的高度和宽度， $x_{c,i,j}$ 为输入特征图中第 c 个通道、第 i 行、第 j 列的特征信息。

$$z_c = \frac{1}{\bar{H} \times \bar{W}} \sum_{i=1}^{\bar{H}} \sum_{j=1}^{\bar{W}} x_{c,i,j} \quad (11)$$

之后，Excitation操作进行特征加权。利用两层全连接学习得到通道注意力的权重向量 \mathbf{s}_p ，如式(12)所示，其维度大小与主路径通道数一致， \mathbf{W}_1 为第一全连接层的权重矩阵， \mathbf{W}_2 为第二全连接层的权重矩阵。

$$\mathbf{s}_p = \sigma(\mathbf{W}_2 \delta(\mathbf{W}_1 z_c)) \quad (12)$$

其中， $\delta(\cdot)$ 表示ReLU激活函数，用于引入非线性变换，增强模型表达能力， $\sigma(\cdot)$ 为Sigmoid激活函数，将输出值压缩至0~1区间，生成通道权重。

最后，Scale操作进行通道加权。辅助路径将注意力增强模块输入连接到输出，将主路径生成的通道权重与原始特征进行元素级相乘，形成加权后的特征矩阵。特征加权后，通过两个卷积层进行级联，其卷积核尺寸分别为 3×1 和 5×1 ，各包含128个通道，以捕获多尺度空间特征。最终通过后处理模块中全连接层和Softmax分类层实现端到端的数量分类，其有效性依赖于前述模块对强弱目标特征的均衡保留。

SE通道注意力和后处理模块的设计使网络能

够自适应地聚焦于包含强目标信息的高响应通道和包含弱目标或关键特征的低响应通道，抑制噪声主导的无效信息。改进的一维结构确保了其对回波协方差向量特征的适配性。

3.2.3 NEN网络输出

如图2所示，NEN网络的输出将特征向量 \mathbf{f} 映射到离散的分类标签上，该标签代表主瓣目标的预估数量。其映射关系可形式化地表示为

$$G_{\text{NEN}} : \{\mathbf{f}, \Theta_{\text{NEN}}\} \rightarrow \hat{K} \quad (13)$$

其中， G_{NEN} 代表NEN网络的前向传播函数， Θ_{NEN} 为其网络权重与偏置参数，网络的输出 $\hat{K} \in \mathbb{Z}^+$ 是一个非负整数，表示目标数量估计值。网络最后一层的Softmax函数输出一个概率分布 $\mathbf{P} = [p_0, p_1, p_2, p_3]$ ，其中 p_i 表示存在 i 个目标的概率，最终的估计值 \hat{K} 通过取概率最大的类别索引获得

$$\hat{K} = \arg \max_i (p_i) \quad (14)$$

3.3 方位角度估计网络

雷达协方差矩阵蕴含了丰富的目标角度信息，但在实际应用中，其信息提取受到杂波干扰、背景噪声以及弱目标回波能量微弱等因素的严重影响。传统基于特征分解的角估计算法难以稳定区分强弱目标之间的相位差异与相互干扰；另外，虽然卷积神经网络具备一定的特征提取能力，但浅层或结构简单的网络对强弱目标混合、低信噪比回波中的特征捕捉能力有限，难以实现高精度的角度估计。为克服上述问题，所提AEN角度估计网络并未通过盲目增加卷积层数来获取更深层特征，而是从结构设计入手，构建了一种融合注意力机制与残差连接的轻量化网络。该网络在特征提取过程中，

通过引入一维通道注意力机制增强对关键通道的响应，并借助跳跃连接保留原始特征信息，从而在抑制噪声的同时有效维持了对弱目标信息的特征提取能力，提升在多目标混叠场景下的角度估计稳健性与精度。

传统的SE-ResNet结构已被证实能够通过注意力机制增强网络的特征表达能力，常用于处理二维图像数据，其卷积核通常在两个空间维度上滑动[41]。结合3.2节所构造的一维SE网络结构，以SE-ResNet架构为基础，设计用于一维特征提取的残差块，如图4下方虚线框内所示，图4中图例均与图2相同。

每个残差块的结构遵循“主路径—跳跃连接—特征融合”的经典残差结构，但引入了以下设计：主路径中，输入层接收实数特征向量 \mathbf{f} ，取消标准化以保留原始分布特性，之后的基础处理单元仅包含单组 3×1 卷积层、批归一化和ReLU激活，以减少非线性变换层数。随后，接入3.2.2节中SE通道注意力模块进行通道加权。该设计使注意力机制主要调整特征幅度，一定程度上减少对原始特征信息的影响。残差块的输入输出关系如式(15)所示。

$$\mathbf{H}_k = \mathcal{F}(\mathbf{X}_k; \mathbf{W}_k) + \mathcal{G}(\mathbf{X}_k; \mathbf{W}_{s,k}) \quad (15)$$

其中， \mathbf{H}_k 为第 k 个残差块的输出， \mathbf{X}_k 为第 k 个残差块的输入， \mathbf{W}_k 为主路径权重， $\mathbf{W}_{s,k}$ 为跳跃连接权重， $\mathcal{F}(\cdot)$ 为主路径卷积操作， $\mathcal{G}(\cdot)$ 为跳跃连接操作。由于数据预处理后输入网络的特征值维度较小，且为了在每一级残差块输入中尽可能保留原始信号中的特征信息，因此，区别于传统的SE-ResNet结构中采用多组特征提取卷积层，在残差块中仅保留单组卷积变换单元，然后直接进行通道加权，使得SE通道注意力模块主要调整幅度，对相位影响较

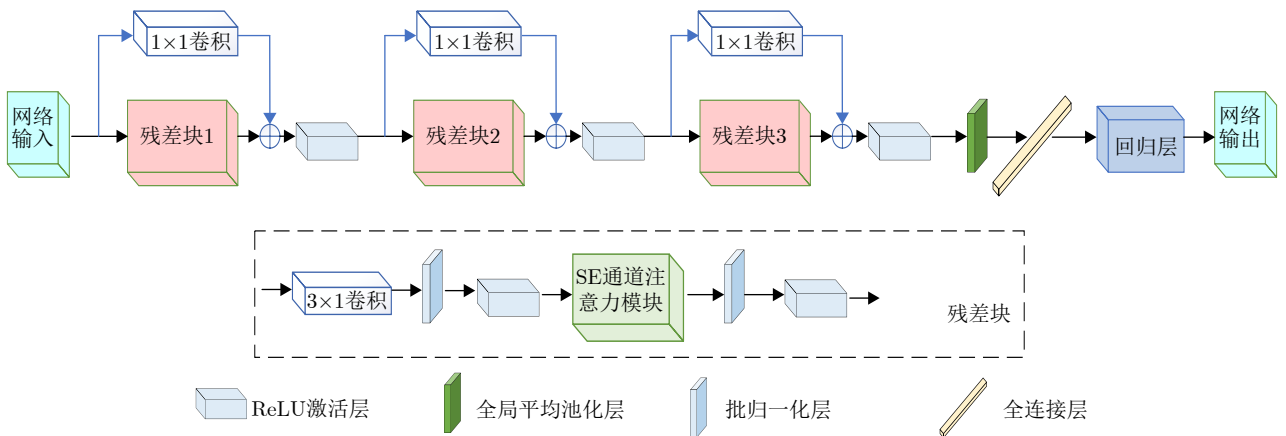


图4 角度估计网络结构

Fig. 4 Network structure of AEN (Angle Estimation Network)

小。这样,相加后的特征中原始相位信息可以更好地保留并传递至深层,且重要通道特征能够更早地被增强,同时降低了计算复杂度。

基于上述优化的残差块,构建轻量级的特征增强网络结构如图4上方所示。网络包含3层级联的残差块,各残差块的主路径卷积核数量分别为64,128和256。通过残差连接有效缓解网络退化现象,并将初始特征传递至后续层,最终与残差块输出相加。随后,特征通过全局平均池化压缩空间信息,并由全连接层映射到角度空间。这一设计在保证对多目标场景表征能力的前提下,优先保留了决定方位角的核心特征,为稀疏场景下弱目标的高精度角度估计奠定了基础。AEN网络的总体映射关系可表示为

$$G_{\text{AEN}}^{(\hat{K})} : \{ \mathbf{f}; \theta_{\text{AEN}}^{(\hat{K})} \} \rightarrow \hat{\theta} \quad (16)$$

其中, $G_{\text{AEN}}^{(\hat{K})}$ 是在 \hat{K} 个目标的特定场景下的AEN网络前向传播函数, $\theta_{\text{AEN}}^{(\hat{K})}$ 是网络参数,网络的输出 $\hat{\theta}$ 是估计得到的角度向量,包含 \hat{K} 个目标的方位角:

$$\hat{\theta} = [\hat{\theta}_1, \hat{\theta}_2, \dots, \hat{\theta}_{\hat{K}}] \quad (17)$$

3.4 强度重构投影模块

强度重构投影模块将NEN-AEN级联网络输出的目标参数映射为二维成像平面上的能量分布,实现点目标高分辨成像。算法中角度估计模块已经给出了精确的目标方位角度估计结果,故对于每个距离门-波位单元内的 \hat{K} 个目标,将IAA算法中的导向矢量修改为

$$\mathbf{A}_C = \begin{bmatrix} \exp\left(j2\pi\frac{d}{\lambda}\sin\hat{\theta}_1\cos\varphi_l\right), \\ \exp\left(j2\pi\frac{d}{\lambda}\sin\hat{\theta}_2\cos\varphi_l\right), \dots, \\ \exp\left(j2\pi\frac{d}{\lambda}\sin\hat{\theta}_{\hat{K}}\cos\varphi_l\right) \end{bmatrix} \quad (18)$$

其中, $\{\hat{\theta}_1, \hat{\theta}_2, \dots, \hat{\theta}_{\hat{K}}\}$ 为NEN-AEN网络输出的 \hat{K} 个目标相对角度估计值。采用级联网络输出结果作为IAA算法的先验信息构造精确的导向矢量矩阵,能够消除传统网格离散化误差,并降低了IAA算法的

计算复杂度和运算时间。在获得各距离-脉冲单元的目标方位角估计和功率分布后,通过几何投影和非相干积累实现成像重建。

3.5 整体算法流程

综上,所提算法流程如下:在多通道雷达前视成像模型下,将接收到回波信号进行距离脉压和走动校正后,对多通道回波中每个距离门的 N 个脉冲计算得到样本协方差矩阵,随后,将实数特征 \mathbf{f} 输入目标个数估计模块,通过NEN网络实现成像场景中目标个数的精确估计;之后,将NEN网络输出的目标个数估计值作为先验信息加载对应AEN网络,实现点目标方位角度估计;最后在强度重构投影模块中,根据级联网络最终的输出信息,利用IAA超分辨算法实现强度估计并叠加投影成像。具体算法流程如图5所示。

4 实验结果与分析

本节首先对数据集的生成、采用的网络评价指标以及部分相关实验细节进行介绍,然后将NEN-AEN级联网络算法和其他方法进行对比,证明所提方法的有效性,并评估稀疏场景下算法的成像性能。

4.1 数据集生成

NEN网络和AEN网络数据集仿真均采用相同雷达系统参数,如表1所示。由间距半波长的密集阵元合成4个雷达接收通道,通道间相位中心间隔与波长之比为2,天线主瓣宽度为 5° 。雷达平台以 $v=100$ m/s的速度匀速飞行,发射信号中心频率为18 GHz,带宽为50 MHz,脉宽为1 μ s,PRF为2000 Hz。天线波束的扫描范围为 $-15^\circ \sim 15^\circ$,扫描速度为 $30^\circ/\text{s}$ 。回波叠加高斯白噪声,脉压后回波的信噪比为20 dB。

NEN网络训练数据集生成方法为:在场景中任一距离单元内随机生成0~3个点目标,各目标方位角在主瓣随机分布,目标功率分布变化范围为0~20 dB,一共生成了5万组样本。AEN网络训练数据集构造方式同NEN网络相似,只是在场景中任

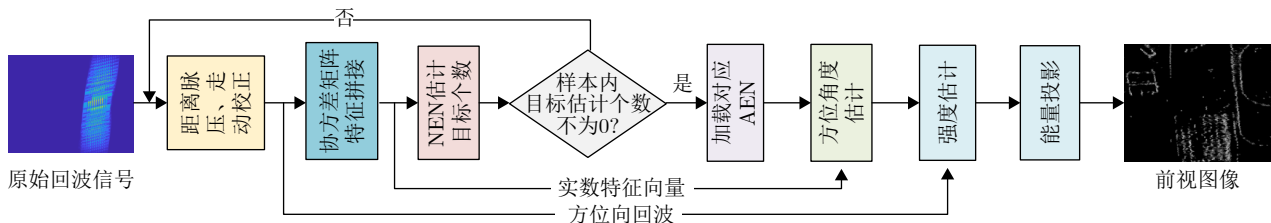


图5 NEN-AEN级联网络成像算法流程

Fig. 5 The imaging procedure of the NEN-AEN cascaded networks

表 1 前视扫描成像实验仿真参数
Tab. 1 Simulation parameters of the forward-looking scanning radar

参数	数值	参数	数值
通道数	4	信号脉宽	1 μ s
通道相位中心间隔/波长	2	脉冲重复频率PRF	2000 Hz
雷达中心频率	18 GHz	方位向主瓣宽度	5°
平台飞行速度	100 m/s	波束扫描范围	-15°~15°
信号带宽	50 MHz	天线扫描速度	30°/s
波位脉冲数	32	脉压后信噪比	20 dB

一距离单元内随机生成1~3个点目标，分别构建3组不同数据集用于不同目标个数的AEN网络训练，每个数据集包含5万组样本。

4.2 评价指标和实验细节

采用准确率(Accuracy)和均方根误差(Root Mean Square Error, RMSE)、结构相似度(Structural Similarity Index Measure, SSIM)、均方误差(Mean Squared Error, MSE)和峰值信噪比(Peak Signal to Noise Ratio, PSNR)^[42]分别来衡量算法的估计和成像性能，计算公式分别为

$$\text{Accuracy}_{\text{NEN}} = \frac{1}{T_n} \sum_{i=1}^{T_n} \mathbb{I}(\hat{K}_i - K_i) \quad (19)$$

$$\text{RMSE}_{\theta} = \sqrt{\frac{1}{T_{\theta} K_i} \sum_{j=1}^{T_{\theta}} \sum_{k=1}^{K_i} (\hat{\theta}_{jk} - \theta_{jk})^2} \quad (20)$$

$$\text{SSIM} = \frac{(2\mu_{\hat{g}}\mu_g + C_1)(2\sigma_{(\hat{g},g)} + C_2)}{(\mu_{\hat{g}}^2 + \mu_g^2 + C_1)(\sigma_{\hat{g}}^2 + \sigma_g^2 + C_2)} \quad (21)$$

$$\text{MSE} = \frac{\sum_{u=1}^U \sum_{v=1}^V |\hat{g}(u,v) - g(u,v)|^2}{U \times V} \quad (22)$$

$$\text{PSNR} = 10 \cdot \lg \left(\frac{\text{MAX}_I^2}{\text{MSE}} \right) \quad (23)$$

式(19)中， T_n 为NEN网络输入的总样本数， \hat{K}_i 和 K_i 为第 i 个样本估计目标数和真实目标数， $\mathbb{I}(\cdot)$ 代表指示函数，当预测正确时值为1，否则为0；式(20)中 T_{θ} 为AEN网络输入的总样本数， $\hat{\theta}_{jk}$ 为网络估计的第 j 个样本第 k 个目标的角度， θ_{jk} 为该目标真实角度；SSIM从亮度、对比度和结构3个维度评估图像间的相似性，符合人眼对图像质量的视觉评价标准。其数值越接近1，表明图像间的相似性越高，式(21)中 μ 和 σ 分别代表图像的均值和标准差， $\sigma_{(\hat{g},g)}$ 是重建图像与参考图像间的相关系数， C_1, C_2 为防止图像局部均值或标准差趋近于零的常数；MSE是

计算真实值图像与估计值图像之间像素级误差平方的平均值，是最直接常用的误差衡量指标，式(22)中 U, V 为图像的长和宽， $\hat{g}(u,v), g(u,v)$ 表示重建图像和原始图像在 (u,v) 处的像素值；PSNR是基于MSE的对数衡量指标，表示图像中最大信号功率与噪声功率的比值，式(23)中 MAX_I 表示图像像素点的最大取值。

NEN-AEN网络采用独立训练、级联推理的策略。具体而言，NEN网络通过雷达仿真回波样本及其对应的真实目标数量标签进行监督学习，以完成对主瓣内目标个数的分类任务。NEN网络训练阶段采用Adam优化器，初始学习率设置为 6×10^{-4} ，采用分段常数衰减策略，每5个训练周期学习率乘以0.65，批量大小为512，最大训练周期为70，损失函数采用交叉熵损失，并通过0.5丢弃率的Dropout防止过拟合、提高训练稳定性。AEN网络的训练并不依赖NEN网络的输出，而是基于预先构造的、具有固定目标数量的回波样本数据集，其中每个样本均配有真实的目标角度值作为标签。针对最大可能目标数 K_{\max} ，分别构建 K_{\max} 个不同的数据集，并相应地训练每个独立的AEN子模型。每个子模型专门学习在特定目标数量条件下，从回波数据到目标角度的精确回归映射。AEN训练阶段同样采用Adam优化器，初始学习率为0.001，分段常数衰减策略为每20个训练周期学习率乘以0.5，批量大小为128，最大训练周期为100，损失函数采用均方误差。

在推理阶段，NEN网络起到模型选择的作用，根据其估计出的目标数量 k ，系统自动调用对应的、已训练好的AEN- k 模型进行角度估计，该训练方式不仅有效避免了误差传播、降低了训练难度，也增强了系统的模块化程度。

4.3 NEN个数估计实验对比

NEN网络的目的是得到准确的目标个数估计结果，在阵列信号处理领域，较有代表性的信源个数估计方法有Akaike信息准则^[43](Akaike Informa-

tion Criterion, AIC)、最小描述长度准则^[43](Minimum Description Length, MDL)和有效检测准则(Equivalent Degrees of Freedom Criterion, EDC)^[44],这些都是基于信息论准则的估计方法,文献^[33]提出了一种基于卷积神经网络的目标探测方法(Target Detection Network, TDN),以数据驱动的方式实现个数估计。在验证集和场景参数均相同的情况下,使用上述4种方法和NEN网络进行对比。TDN, NEN网络的训练均采用相同的5万组回波数据集,分别生成对应网络要求的维度数据并输入训练。由于雷达模型天线通道数为4,最多可以估计3个目标,设置成像场景存在0~3个目标的回波样本数均为100,则共有400组测试样本,参数均与4.1节设置相同。

图6展示了不同算法在0~3个目标场景下的估计准确率,随着目标的增加,各方法的目标个数估计准确率呈下降趋势。对于单目标场景,NEN与TDN, MDL均实现100%准确率,证明神经网络与

MDL方法在单点源无其他目标干扰时均能保证较高可靠性;对于双目标场景,NEN准确率与TDN估计性能较优,MDL, AIC, EDC因依赖特征值阈值决策,在同一主瓣宽度范围内存在双目标且角度间隔很小时失效显著;当场景中存在3个目标,NEN(70%)较TDN(50%)估计准确率提升达20个百分点,性能远远优于其他方法。NEN网络以86.75%的总准确率显著优于其他方法,其性能增益主要源于对多目标混叠特征较强的学习和提取能力。传统信息论准则方法总准确率均低于70%。

4.4 AEN角度估计实验对比

当天线主瓣内存在多个邻近目标时,MUSIC等经典空间谱估计算法难以准确找到空间谱峰值,存在测角失效的情况。因此本节对比实验从已有深度学习方法中选取文献^[45]提出的DNN、文献^[33]提出的CRN和文献^[36]提出的CNN-LSTM 3种网络和AEN进行100次蒙特卡罗仿真实验对比。不同网

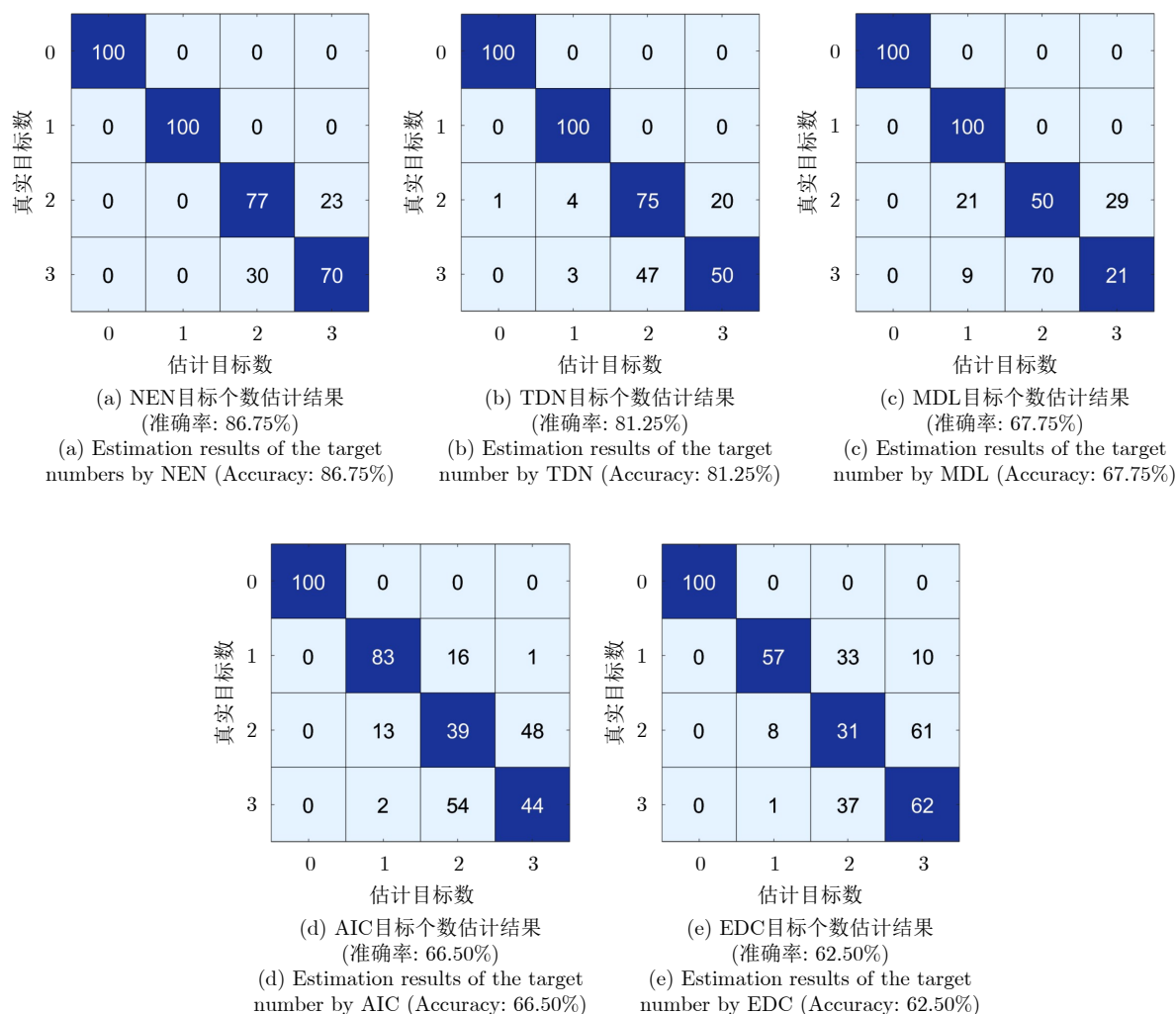


图6 不同方法目标个数估计性能对比

Fig. 6 Performance comparison of target number estimation by different methods

络均采用相同的5万组回波数据进行训练，雷达平台仿真参数同表1。

对比实验条件设置如下：由于在实际成像场景中目标的散射强度不同，因此分别设置3组点目标，目标个数、方位角和对应散射强度如表2所示。信噪比变化区间为[-10, 15] dB，变化间隔取5 dB，评价指标为式(20)计算出的RMSE。

图7展示了在目标个数 $K=1, 2, 3$ 时不同算法的测角RMSE随SNR变化的曲线。图7(a)中，当距离单元内仅有单目标存在时，各方法的测角RMSE均小于 0.15° ，其中AEN网络即使在低信噪比的条件下仍能将RMSE控制在 0.05° 以下较小范围内；图7(b)中，当天线主瓣宽度内存在两个邻近的强弱不同的目标时，DNN和CNN-LSTM网络的测角误差显著增加，而AEN网络在全SNR范围内保持显著优势，其RMSE曲线始终位于最下方，误差控制在 0.2° 范围之内；图7(c)中，当天线主瓣宽度内存在3个强弱不同目标时，低信噪比条件下DNN, CNN-LSTM方法误差过大，近似认为失效，CRN网络性能优于上述两种方法，但仍存在较大误差，而AEN网络能够在高信噪比条件下显著降低测角RMSE，同时也在低信噪比条件下仍能维持可接受的角度估计精度。

4.5 点目标阵列仿真对比实验

对如图8(a)所示的 3×8 的点阵模拟产生回波，

表 2 AEN对比试验点目标设置仿真参数
Tab. 2 Simulation parameters for point targets in the AEN comparison experiment

目标个数	方位角($^\circ$)	散射强度(dB)
$K=1$	-0.5	10
$K=2$	[-0.5, 1.5]	[5, 15]
$K=3$	[-1.5, 0.5, 2.0]	[1, 10, 19]

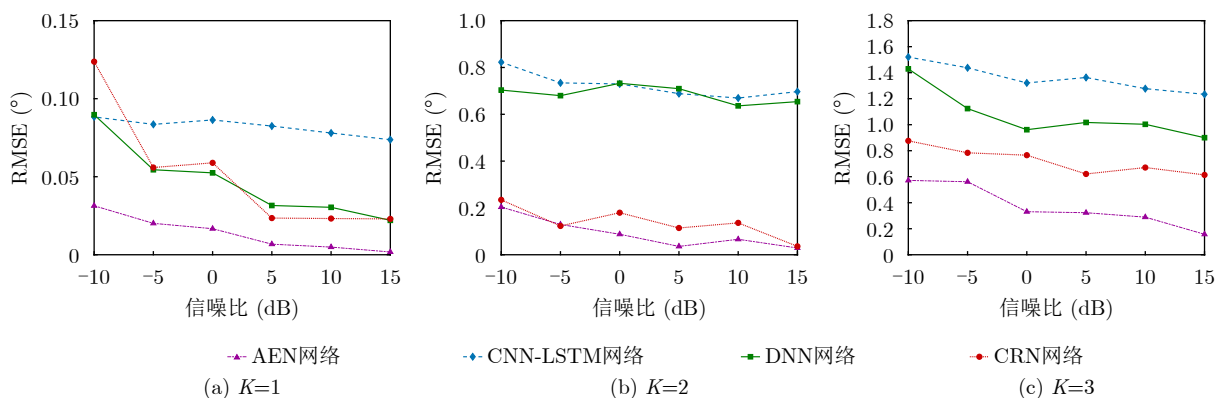


图 7 不同目标个数角度估计RMSE随信噪比变化曲线

Fig. 7 The variation curves of RMSE with signal-to-noise ratio estimated from different angles of the number of targets

点阵中设置各点目标功率分布相等，原始回波脉压后信噪比为20 dB，经过预处理后采用不同算法进行成像对比。传统算法使用单脉冲成像^[15]、基于IAA的多通道成像^[46]方法，数据驱动算法整体处理流程上采用3.5节设计的思路，在目标个数估计模块和角度估计模块分别选取TDN网络和在4.4节仿真实验中效果较好的DNN, CRN网络，组成TDN-DNN级联网络与TDN-CRN级联网络结构，与NEN-AEN级联网络结构进行成像对比，结果如图8(b)—图8(f)所示。

单脉冲成像结果如图8(b)所示，由于传统单脉冲前视成像无法对同一波束内的多个目标进行有效分辨，可以观察到图中点目标展宽严重，导致点目标间距分辨不清，存在明显的方位向模糊现象；图8(c) IAA多通道成像利用多通道提供的空域自由度，在一定程度上提高了方位向分辨率，使得目标在方位向上得到明确分离，然而，由于IAA算法对噪声和模型误差较为敏感，成像结果中存在背景噪声抬升情况，且点目标的能量扩散现象较为严重；图8(d) TDN-DNN级联网络在斜视角区域实现了方位向目标的有效分离，但在正前视方向区域成像效果不佳；图8(e) TDN-CRN级联网络基本实现了点目标方位向的分离，但点目标在方位向上仍有扩展，且周围可见较多残余噪点。而图8(f)中NEN-AEN级联网络成像展现出了较显著的性能提升，成像区域点目标均被清晰分辨，且能量分布更为集中，点目标方位向和距离向成像结果均被控制在较小的范围内。

将图9(a)中场景中的点目标修改为功率不同的点阵，目标1—目标8的功率分布在0~20 dB，第2, 3行点目标的功率和第1行同列点目标相同，各算法成像结果如图9所示。

传统单脉冲成像结果如图9(b)所示，可以观察到部分点目标在方位向范围延展，且存在估计强度

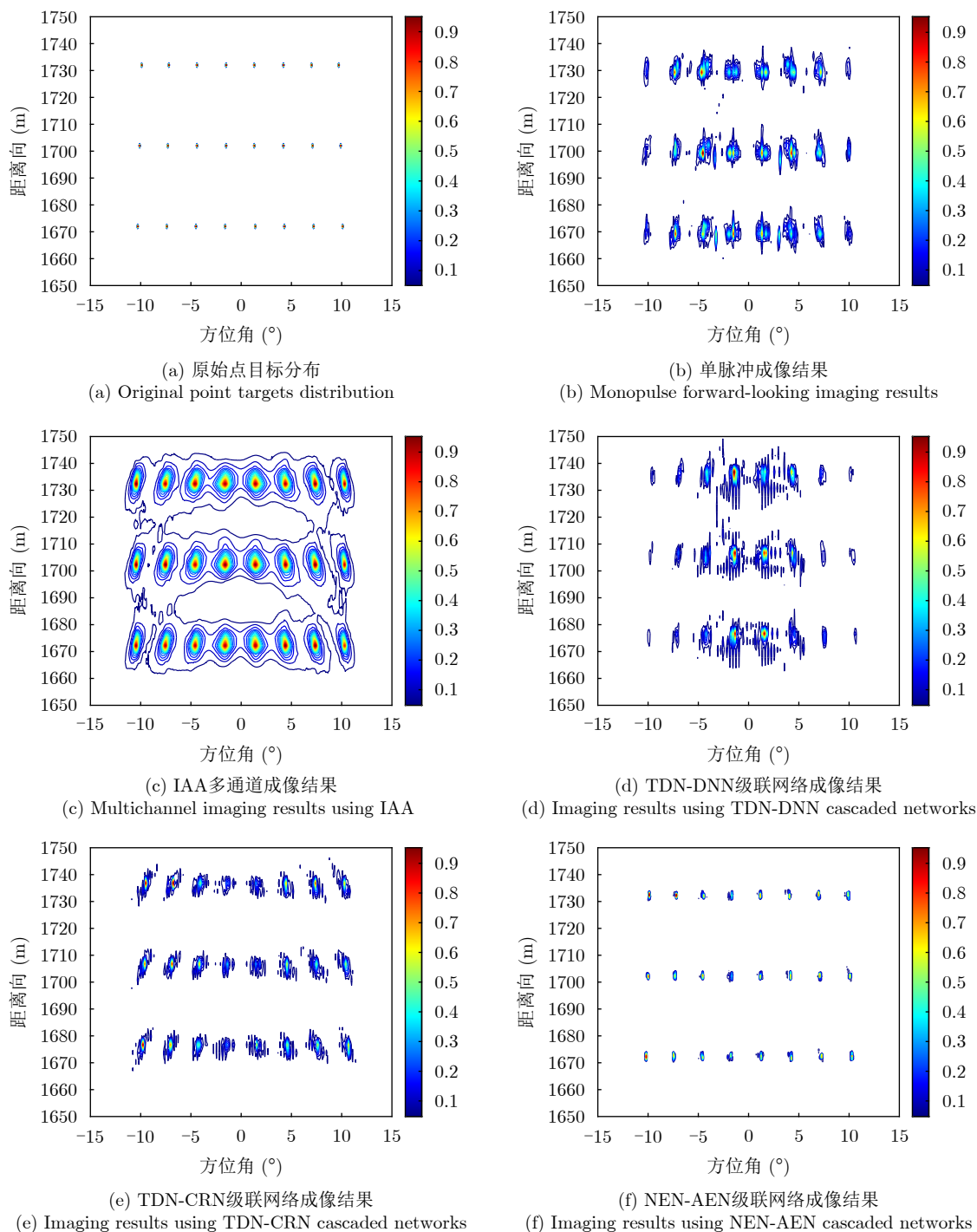


图8 相同功率的点阵目标前视成像效果对比

Fig. 8 Comparison of forward-looking imaging performance of lattice targets with the same power distribution

较高的假目标点；图9(c)为IAA多通道成像结果，基本实现了方位向上的目标区分，但单个目标分布范围较宽，角度估计结果存在一定误差，背景噪声电平抬高现象较为明显；图9(d)为TDN-DNN级联网络成像结果，整体成像结果较差，右视区域无法识别出弱点目标，且正前视区域目标在方位向上难以区分，这是因为当目标间隔较近且强弱不同时，网络出错概率较大，导致最终得到目标数量和角度

的错误估计值，影响成像结果；图9(e)为TDN-CRN级联网络成像结果，点目标在距离向和方位向上都得到了有效分离，但在目标周围仍有部分错误投影。图9(f)为NEN-AEN级联网络成像结果，相比于其他算法，NEN-AEN级联网络避免了因迭代算法对初始化不准确和依赖经验选择超参数所带来的部分误差，提升了方位向估计精度，因此点目标成像效果最好。

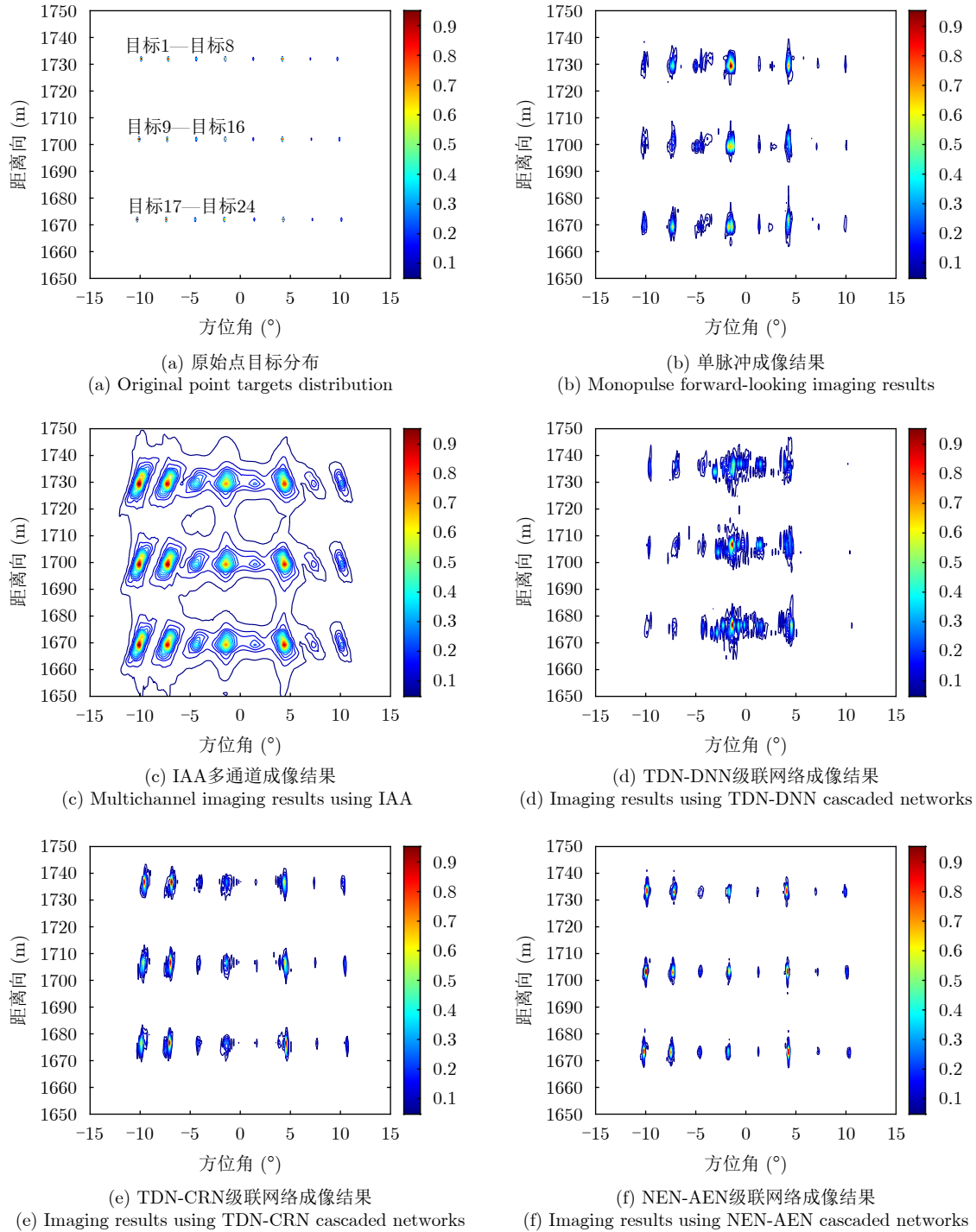


图9 不同功率分布点阵目标前视成像效果对比

Fig. 9 Comparison of forward-looking imaging performance of lattice targets with different power distribution

为了进一步验证所提方法在不同信噪比条件下的可行性，在图9(a)点目标阵列仿真场景下，对NEN-AEN方法与TDN-DNN, TDN-CRN、单脉冲成像及IAA方法进行了多信噪比条件下的定量对比分析。仿真中设置信噪比以5 dB为间隔，从20 dB递减至-10 dB，所有基于神经网络的方法均使用在信噪比20 dB的数据上训练获得的网络权重，其余

参数均与4.1节基本仿真设置保持一致。采用第4.2节中SSIM, PSNR和MSE 3项指标对不同信噪比条件下各方法的成像结果进行评价，结果如图10所示。

SSIM指标反映了算法重建图像与理想图像在结构信息上的一致性。如图10(a)所示，所提NEN-AEN方法在所有测试信噪比条件下均保持了最高的SSIM值，优于其他对比算法。特别是在低信噪

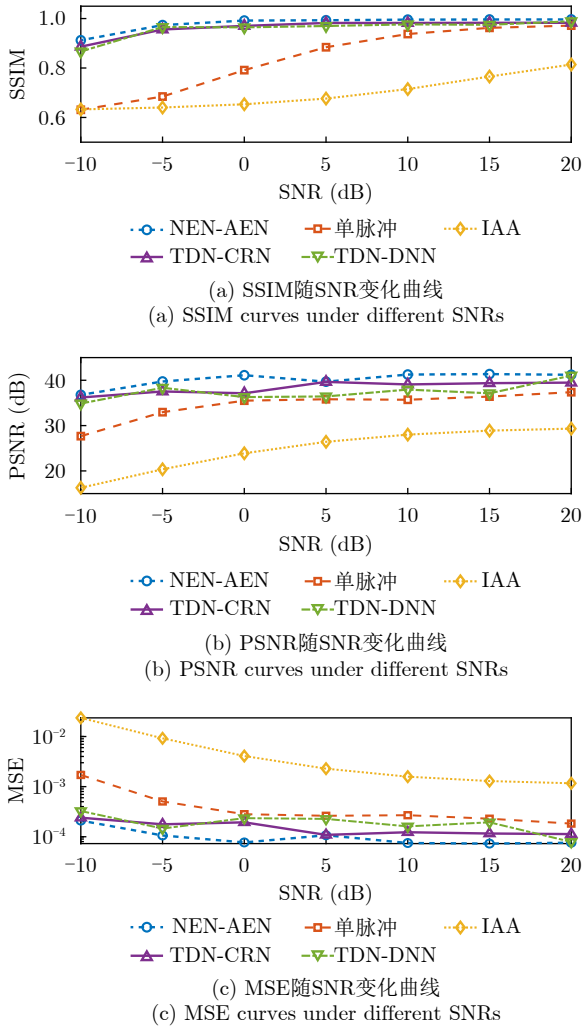


图 10 不同信噪比条件下SSIM, PSNR和MSE指标结果
Fig. 10 The results of SSIM, PSNR and MSE metrics varying with SNR

比区域, NEN-AEN的优越性更为明显, 随着信噪比提升, 所有方法的SSIM均呈上升趋势, 但NEN-AEN具有最高的SSIM; PSNR与MSE从像素级误差的角度量化了重建图像的精度。在PSNR方面, 如图10(b)所示, NEN-AEN在全部信噪比条件下均取得了最高值, 表明其在处理低SNR的回波数据方面具有一定优势。此外, 尽管所有对比算法的PSNR均随SNR提升而改善, 但NEN-AEN的曲线最为平稳, 波动最小, 说明其对噪声的变化较不敏感。MSE结果与PSNR结论基本一致, 从误差能量角度进一步验证了算法性能, 如图10(c)所示, NEN-AEN始终保持着最低的MSE值, 其重建误差比单脉冲方法低一个数量级, 比IAA方法低两个数量级, 较低的MSE值表明NEN-AEN能够对点阵目标实现较为精确的重建。综合3项指标来看, 所提网络结构具有良好的噪声适应性, 进一步体现了其在复杂环境中的适用潜力。

4.6 场景仿真

为了验证NEN-AEN级联网络对于稀疏场景目标轮廓重构的可行性, 采用如图11(a)所示由多组点目标构成的舰船目标进行仿真实验。目标点距离向分布在1600~1750 m, 方位向覆盖约 $\pm 1.2^\circ$ 的范围。目标设置中, “船头”和“船尾”分别设置一功率较高的点目标, 两侧距离向分布“船体”散射点功率相同, 船体几何中心处设置了一个功率较高的点目标, 其中黑色空心圆圈用于标注各点目标位置以便观察。依次利用单脉冲、IAA多通道、迭代超分辨算法^[29]、FIIB方法^[30]和NEN-AEN级联网络方法处理回波数据进行仿真成像, 结果如图11(b)~图11(f)所示。

图11(b)展示了单脉冲成像结果, 虽能大致重建船型轮廓, 但由于目标方位向间距较小, 导致多个目标无法有效区分, 出现混叠现象。同时, “船尾”区域的弱功率分布点目标难以被识别; 图11(c)为IAA多通道成像结果。该方法在强度估计过程中存在偏差, 导致目标能量分布不均匀且扩散严重, 整体轮廓模糊, 呈现弥散状能量分布, 难以辨识目标细节; 图11(d)为迭代超分辨算法估计结果, 对于各个目标点实现了较为准确的估计, 使重建后的场景具有清晰的轮廓和较小的目标分布范围, 但在距离向1730 m处出现了较为明显的假目标, 且散射点能量聚焦略有欠缺; 图11(e)为FIIB方法成像结果, 整体结果较好, 且能量点相对集中, 但在距离向1600~1640 m处出现散射点“分裂”现象, 且“船体”中心较强散射点位置估计存在明显偏移; 图11(f)为NEN-AEN级联网络成像结果, 相比于其他方法, 该算法稀疏目标边缘散射点重建效果较好, 能量聚焦更准确。虽然采用IAA算法估计强度, 但网络较强的弱目标特征提取能力能够估计出较为准确的目标个数和方位角结果, 为IAA算法的输入提供了准确的先验信息, 成像效果得到改善。

4.7 实测数据实验结果

为了进一步验证算法的有效性, 使用TI公司生产的AWR2243级联毫米波雷达在TDM-MIMO模式下采集的数据进行实验分析, 雷达发射信号的中心频率为77.64 GHz, 带宽为1.28 GHz, 脉宽为32 μ s, 每个脉冲内的采样点数为256, 射频板相邻虚拟阵元的间隔为波长的0.5055倍, 回波采集时, 剔除重叠的虚拟天线阵元和俯仰向天线阵元, 在水平方向上最多可等效为86个等间隔的虚拟阵元, 数据处理时以中心阵元为基准, 左右共选取20个阵元合成4个接收通道。实验设计场景如图12(a)所示,

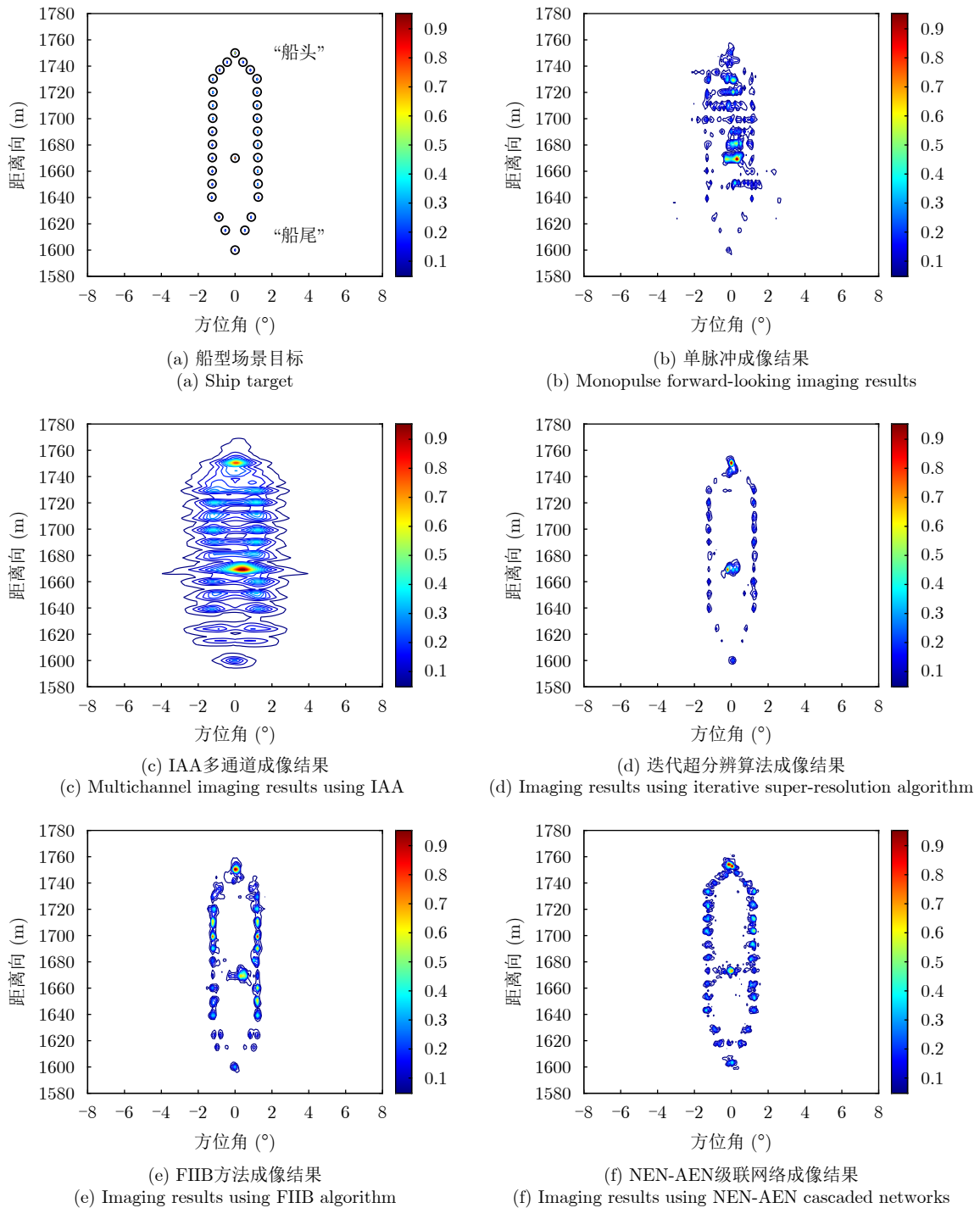


图 11 仿真场景前视成像效果对比

Fig. 11 Comparison of experimental results in forward-looking imaging

在雷达前视区域摆放由5个角反射器(以下简称“角反”)组成的V型阵,以雷达为原点建立直角坐标系,角反坐标如图12(b)所示。

采用常规数字波束形成(Digital Beam Forming, DBF)、IAA多通道算法、迭代超分辨算法^[29]、FIIB算法^[30]以及NEN-AEN级联网络方法成像,结果如图13所示。为消除系统差异带来的影响,本节实验中所采用的NEN-AEN级联网络,已

使用与实测平台配置相匹配的数据集进行了重新训练。

如图13(a)常规DBF成像结果所示,位于距离向10 m处的两个目标间距大于系统角分辨率,可清晰分辨;而位于距离向8 m处的两个目标间距小于角分辨率,其成像结果出现方位向混叠。图13(b)显示,IAA算法有效区分了距离向10 m处的两个目标,但在8 m处丢失了角反2,且图像中存在目标

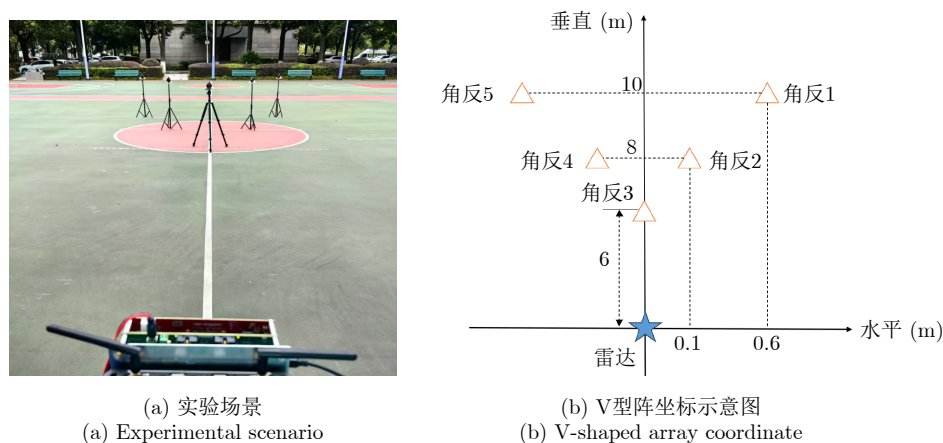


图 12 实验场景和V型阵坐标示意图

Fig. 12 The experimental scenario and V-shaped array coordinates

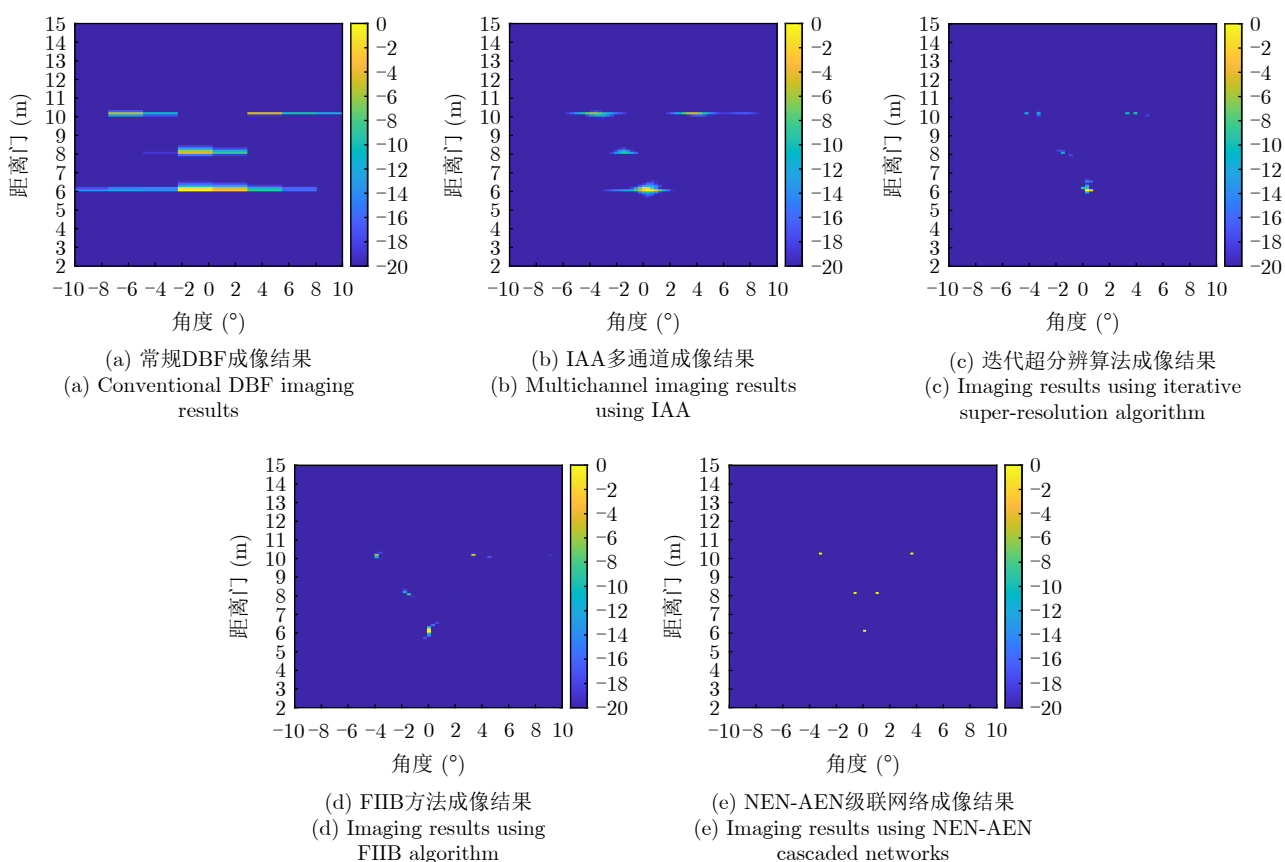


图 13 实测场景前视成像效果对比

Fig. 13 Comparison of experimental results in forward-looking imaging

方位向的延伸现象。图13(c)表明, 迭代超分辨算法对V型阵列中各角反位置的估计较为准确, 实现了较好的方位向超分辨效果, 然而在距离向10 m和6 m处均出现虚假目标。图13(d)显示, FIIB算法对各角反的位置和强度估计较为清晰准确, 但未能准确估计角反2的位置。图13(e)结果表明, NEN-AEN级联网络精确获取了V型阵列中不同角反的相对位置和强度差异, 并对同一分辨单元内的两个邻近目标实现了方位向的有效区分。

为了定量评估不同算法的性能, 采用式(20)中均方根误差RMSE指标进行角度、强度估计性能的定量比较。结果如表3所示, 相比于其他方法, 所提方法在稀疏场景下的方位向估计性能更优。

5 结语

为提升稀疏场景下多通道雷达前视成像中对强弱目标的分辨与重建能力, 本文提出了一种NEN-AEN级联网络成像方法, 该数据驱动方法通过级

表3 V型阵成像场景仿真定量评估结果

Tab. 3 Quantitative evaluation results of V-shaped array imaging scene simulation

方法	强度RMSE	角度RMSE
IAA算法	0.534	0.354
迭代超分辨算法	0.548	0.264
FIIB算法	0.471	0.318
NEN-AEN级联网络	0.105	0.212

联网络依次精确估计目标个数与角度，并将此作为先验信息结合IAA算法进行强度重构，从而在通道数目较少的条件下实现较为精确的前视成像。点目标仿真和稀疏目标边缘散射点重建结果表明，所提方法能够有效利用多通道雷达的方位自由度，提升点目标参数估计与前视成像精度，且在低信噪比下具有更稳健的性能，较传统算法在正前视区域成像具有一定优势，可推广应用于正前视向的群目标分辨，未来将进一步研究动平台实测数据处理和算法改进。

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] MAO Deqing, ZHANG Yongchao, PEI Jifang, *et al.* Forward-looking geometric configuration optimization design for spaceborne-airborne multistatic synthetic aperture radar[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2021, 14: 8033–8047. doi: [10.1109/JSTARS.2021.3103802](https://doi.org/10.1109/JSTARS.2021.3103802).
- [2] CHEN Hongmeng, LI Yachao, GAO Wenquan, *et al.* Bayesian forward-looking superresolution imaging using Doppler deconvolution in expanded beam space for high-speed platform[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2022, 60: 5105113. doi: [10.1109/TGRS.2021.3107717](https://doi.org/10.1109/TGRS.2021.3107717).
- [3] 吴迪, 朱岱寅, 朱兆达. 机载雷达单脉冲前视成像算法[J]. *中国图象图形学报*, 2010, 15(3): 462–469. doi: [10.11834/jig.20100317](https://doi.org/10.11834/jig.20100317).
WU Di, ZHU Daiyin, and ZHU Zhaoda. Research on monopulse forward-looking imaging algorithm for airborne radar[J]. *Journal of Image and Graphics*, 2010, 15(3): 462–469. doi: [10.11834/jig.20100317](https://doi.org/10.11834/jig.20100317).
- [4] 吴迪, 朱岱寅, 田斌, 等. 单脉冲成像算法性能分析[J]. *航空学报*, 2012, 33(10): 1905–1914.
WU Di, ZHU Daiyin, TIAN Bin, *et al.* Performance evaluation for monopulse imaging algorithm[J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2012, 33(10): 1905–1914.
- [5] LIU Mingjie, WU Di, and REN Lingyun. Monopulse imaging technology based on super-resolution in Doppler domain[C]. The 2nd International Conference on Consumer Electronics and Computer Engineering, Guangzhou, China, 2022: 186–190. doi: [10.1109/ICCECE54139.2022.9712743](https://doi.org/10.1109/ICCECE54139.2022.9712743).
- [6] CHENG Cheng, ZHOU Xiaodong, GAO Min, *et al.* Research on monopulse forward-looking high-resolution imaging algorithm based on adaptive iteration[J]. *Defence Technology*, 2020, 16(1): 158–171. doi: [10.1016/j.dt.2019.06.008](https://doi.org/10.1016/j.dt.2019.06.008).
- [7] 李悦丽, 梁甸农, 黄晓涛. 一种单脉冲雷达多通道解卷积前视成像方法[J]. *信号处理*, 2007, 23(5): 699–703. doi: [10.3969/j.issn.1003-0530.2007.05.013](https://doi.org/10.3969/j.issn.1003-0530.2007.05.013).
LI Yueli, LIANG Diannong, and HUANG Xiaotao. A multi-channel deconvolution based on forward-looking imaging method in monopulse radar[J]. *Signal Processing*, 2007, 23(5): 699–703. doi: [10.3969/j.issn.1003-0530.2007.05.013](https://doi.org/10.3969/j.issn.1003-0530.2007.05.013).
- [8] 刘可, 李悦丽, 戴永鹏, 等. 基于快速迭代插值多普勒频率估计的单脉冲前视成像技术[J]. *雷达学报*, 2023, 12(6): 1138–1154. doi: [10.12000/JR23145](https://doi.org/10.12000/JR23145).
LIU Ke, LI Yueli, DAI Yongpeng, *et al.* Monopulse forward-looking imaging based on Doppler estimation using fast iterative interpolated beamforming algorithm[J]. *Journal of Radars*, 2023, 12(6): 1138–1154. doi: [10.12000/JR23145](https://doi.org/10.12000/JR23145).
- [9] LI Zhongyu, LI Shanchuan, LIU Zhutian, *et al.* Bistatic forward-looking SAR MP-DPCA method for space-time extension clutter suppression[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2020, 58(9): 6565–6579. doi: [10.1109/TGRS.2020.2977982](https://doi.org/10.1109/TGRS.2020.2977982).
- [10] YANG Jianyu, GU Xueyu, LI Wenchao, *et al.* Configuration design of bistatic forward-looking SAR driven by spatial resolution metrics[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2025, 22: 4001905. doi: [10.1109/LGRS.2024.3521450](https://doi.org/10.1109/LGRS.2024.3521450).
- [11] 刘裕洲, 蔡天倚, 李亚超, 等. 联合距离方位二维NCS的星弹双基前视SAR成像算法[J]. *雷达学报*, 2023, 12(6): 1202–1214. doi: [10.12000/JR23144](https://doi.org/10.12000/JR23144).
LIU Yuzhou, CAI Tianyi, LI Yachao, *et al.* A range and azimuth combined two-dimensional NCS algorithm for spaceborne-missile bistatic forward-looking SAR[J]. *Journal of Radars*, 2023, 12(6): 1202–1214. doi: [10.12000/JR23144](https://doi.org/10.12000/JR23144).
- [12] 杨泽慧, 聂炜航, 程高峰, 等. 全变分约束的解卷积常规波束形成方位谱估计算法[J]. *声学学报*, 2025, 50(1): 68–76. doi: [10.12395/0371-0025.2023173](https://doi.org/10.12395/0371-0025.2023173).
YANG Zehui, NIE Weihang, CHENG Gaofeng, *et al.* Total variation constrained deconvolved conventional beamforming algorithm for azimuthal spectral estimation[J]. *Acta Acustica*, 2025, 50(1): 68–76. doi: [10.12395/0371-0025.2023173](https://doi.org/10.12395/0371-0025.2023173).

- [13] TANG Junkui, RAN Lei, LIU Zheng, *et al.* A weighted low-rank and sparse constraint-based multichannel radar forward-looking imaging method[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2025, 18: 12973–12987. doi: [10.1109/JSTARS.2025.3568783](https://doi.org/10.1109/JSTARS.2025.3568783).
- [14] TUO Xingyu, ZHANG Yin, HUANG Yulin, *et al.* A fast sparse azimuth super-resolution imaging method of real aperture radar based on iterative reweighted least squares with linear sketching[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2021, 14: 2928–2941. doi: [10.1109/JSTARS.2021.3061430](https://doi.org/10.1109/JSTARS.2021.3061430).
- [15] 李悦丽, 马萌恩, 赵崇辉, 等. 基于单脉冲雷达和差通道多普勒估计的前视成像[J]. 雷达学报, 2021, 10(1): 131–142. doi: [10.12000/JR20111](https://doi.org/10.12000/JR20111).
LI Yueli, MA Meng'en, ZHAO Chonghui, *et al.* Forward-looking imaging via Doppler estimates of sum-difference measurements in scanning monopulse radar[J]. *Journal of Radars*, 2021, 10(1): 131–142. doi: [10.12000/JR20111](https://doi.org/10.12000/JR20111).
- [16] DAI Shengli and WIESBECK W. High resolution imaging for forward looking SAR with multiple receiving antennas[C]. IEEE 2000 International Geoscience and Remote Sensing Symposium. Taking the Pulse of the Planet: The Role of Remote Sensing in Managing the Environment. Proceedings, Honolulu, USA, 2000: 1433–1435. doi: [10.1109/IGARSS.2000.858373](https://doi.org/10.1109/IGARSS.2000.858373).
- [17] DAI Shengli and WIESBECK W. The imaging mode of forward looking SAR with two receiving antennas[C]. 1999 International Geoscience and Remote Sensing Symposium, Hamburg, Germany, 1999: 1776–1778. doi: [10.1109/IGARSS.1999.772092](https://doi.org/10.1109/IGARSS.1999.772092).
- [18] 王鑫硕, 卢景月, 孟智超, 等. 前视多通道SAR成像及阵列姿态误差补偿[J]. 雷达学报, 2023, 12(6): 1155–1165. doi: [10.12000/JR23073](https://doi.org/10.12000/JR23073).
WANG Xinshuo, LU Jingyue, MENG Zhichao, *et al.* Forward-looking multi-channel synthetic aperture radar imaging and array attitude error compensation[J]. *Journal of Radars*, 2023, 12(6): 1155–1165. doi: [10.12000/JR23073](https://doi.org/10.12000/JR23073).
- [19] CHEN Rui, LI Wenchao, ZHANG Yongchao, *et al.* Forward looking imaging of airborne multichannel radar based on modified IAA[C]. 2022 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, Kuala Lumpur, Malaysia, 2022: 2987–2990. doi: [10.1109/IGARSS46834.2022.9884918](https://doi.org/10.1109/IGARSS46834.2022.9884918).
- [20] 王宁, 贺鹏超, 卢景月, 等. 基于DOA估计的前视多通道SAR成像方法[J]. 系统工程与电子技术, 2023, 45(8): 2471–2478. doi: [10.12305/j.issn.1001-506X.2023.08.21](https://doi.org/10.12305/j.issn.1001-506X.2023.08.21).
WANG Ning, HE Pengchao, LU Jingyue, *et al.* DOA estimation based imaging method for multi-channel forward-looking SAR[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2023, 45(8): 2471–2478. doi: [10.12305/j.issn.1001-506X.2023.08.21](https://doi.org/10.12305/j.issn.1001-506X.2023.08.21).
- [21] 杨洋, 李悦丽. 单脉冲前视成像多目标分辨算法[J]. 信号处理, 2016, 32(9): 1055–1064. doi: [10.16798/j.issn.1003-0530.2016.09.07](https://doi.org/10.16798/j.issn.1003-0530.2016.09.07).
YANG Yang and LI Yueli. Multi-targets discrimination algorithm in monopulse forward-looking imaging[J]. *Journal of Signal Processing*, 2016, 32(9): 1055–1064. doi: [10.16798/j.issn.1003-0530.2016.09.07](https://doi.org/10.16798/j.issn.1003-0530.2016.09.07).
- [22] 陈洪猛, 鲁耀兵, 刘京, 等. 一种用于月面着陆的知识辅助单脉冲前视成像方法[J]. 载人航天, 2019, 25(1): 31–36. doi: [10.3969/j.issn.1674-5825.2019.01.005](https://doi.org/10.3969/j.issn.1674-5825.2019.01.005).
CHEN Hongmeng, LU Yaobing, LIU Jing, *et al.* A knowledge aided monopulse forward-looking imaging algorithm for lunar landing[J]. *Manned Spaceflight*, 2019, 25(1): 31–36. doi: [10.3969/j.issn.1674-5825.2019.01.005](https://doi.org/10.3969/j.issn.1674-5825.2019.01.005).
- [23] 陈洪猛, 李明, 王泽玉, 等. 基于多帧数据联合处理的机载单通道雷达贝叶斯前视成像[J]. 电子与信息学报, 2015, 37(10): 2328–2334. doi: [10.11999/JEIT150153](https://doi.org/10.11999/JEIT150153).
CHEN Hongmeng, LI Ming, WANG Zeyu, *et al.* Bayesian forward-looking imaging for airborne single-channel radar based on combined multiple frames data[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2015, 37(10): 2328–2334. doi: [10.11999/JEIT150153](https://doi.org/10.11999/JEIT150153).
- [24] 陈洪猛, 余继周, 张文杰, 等. 基于概率模型驱动的机载贝叶斯前视超分辨多目标成像方法[J]. 雷达学报, 2023, 12(6): 1125–1137. doi: [10.12000/JR23080](https://doi.org/10.12000/JR23080).
CHEN Hongmeng, YU Jizhou, ZHANG Wenjie, *et al.* Probability model-driven airborne Bayesian forward-looking super-resolution imaging for multitarget scenario[J]. *Journal of Radars*, 2023, 12(6): 1125–1137. doi: [10.12000/JR23080](https://doi.org/10.12000/JR23080).
- [25] 张永超, 孙震宇, 蔡晓春, 等. 实孔径雷达无超参数全变差正则化角超分辨方法[J]. 雷达学报(中英文), 2025, 14(6): 1469–1479. doi: [10.12000/JR25011](https://doi.org/10.12000/JR25011).
ZHANG Yongchao, SUN Zhenyu, CAI Xiaochun, *et al.* A hyperparameter-free total variation regularization method for real aperture radar angular super-resolution[J]. *Journal of Radars*, 2025, 14(6): 1469–1479. doi: [10.12000/JR25011](https://doi.org/10.12000/JR25011).
- [26] ZHANG Jie, WU Di, ZHU Daiyin, *et al.* An airborne/missile-borne array radar forward-looking imaging algorithm based on super-resolution method[C]. 2017 10th International Congress on Image and Signal Processing, BioMedical Engineering and Informatics, Shanghai, China, 2017: 1–5. doi: [10.1109/CISP-BMEI.2017.8302131](https://doi.org/10.1109/CISP-BMEI.2017.8302131).
- [27] XI Rongyan, ZHENG Chundi, HUANG Tianyao, *et al.* Joint range and angle estimation for wideband forward-looking imaging radar[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2022, 22(1): 446–460. doi: [10.1109/JSEN.2021.3126206](https://doi.org/10.1109/JSEN.2021.3126206).
- [28] ZHOU Zhuojie, LI Yueli, and LIU Ke. A Doppler estimation algorithm for radar imaging based on low-rank embedding theory[C]. 2024 IEEE 17th International Conference on

- Signal Processing, Suzhou, China, 2024: 821–826. doi: [10.1109/ICSP62129.2024.10846578](https://doi.org/10.1109/ICSP62129.2024.10846578).
- [29] 任凌云, 吴迪, 朱岱寅, 等. 基于机载多通道雷达迭代超分辨估计的前视成像[J]. 雷达学报, 2023, 12(6): 1166–1178. doi: [10.12000/JR23085](https://doi.org/10.12000/JR23085).
- REN Lingyun, WU Di, ZHU Daiyin, *et al.* Forward-looking imaging via iterative super-resolution estimation in airborne multi-channel radar[J]. *Journal of Radars*, 2023, 12(6): 1166–1178. doi: [10.12000/JR23085](https://doi.org/10.12000/JR23085).
- [30] LIU Ke, LI Yueli, XU Zhou, *et al.* Airborne multi-channel forward-looking radar super-resolution imaging using improved fast iterative interpolated beamforming algorithm[J]. *Remote Sensing*, 2024, 16(22): 4121. doi: [10.3390/rs16224121](https://doi.org/10.3390/rs16224121).
- [31] 罗迎, 倪嘉成, 张群. 基于“数据驱动+智能学习”的合成孔径雷达学习成像[J]. 雷达学报, 2020, 9(1): 107–122. doi: [10.12000/JR19103](https://doi.org/10.12000/JR19103).
- LUO Ying, NI Jiacheng, and ZHANG Qun. Synthetic aperture radar learning-imaging method based on data-driven technique and artificial intelligence[J]. *Journal of Radars*, 2020, 9(1): 107–122. doi: [10.12000/JR19103](https://doi.org/10.12000/JR19103).
- [32] ZHOU Jie, LIU Yongxiang, PENG Bowen, *et al.* MaDiNet: Mamba diffusion network for SAR target detection[J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2025, early access. doi: [10.1109/TCSVT.2025.3574657](https://doi.org/10.1109/TCSVT.2025.3574657).
- [33] WU Xiaohuan, YANG Xu, JIA Xiaoyuan, *et al.* A gridless DOA estimation method based on convolutional neural network with toeplitz prior[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2022, 29: 1247–1251. doi: [10.1109/LSP.2022.3176211](https://doi.org/10.1109/LSP.2022.3176211).
- [34] 张群, 张宏伟, 倪嘉成, 等. 合成孔径雷达深度学习成像研究综述[J]. 信号处理, 2023, 39(9): 1521–1551. doi: [10.16798/j.issn.1003-0530.2023.09.001](https://doi.org/10.16798/j.issn.1003-0530.2023.09.001).
- ZHANG Qun, ZHANG Hongwei, NI Jiacheng, *et al.* A survey of synthetic aperture radar imaging methods based on deep learning[J]. *Journal of Signal Processing*, 2023, 39(9): 1521–1551. doi: [10.16798/j.issn.1003-0530.2023.09.001](https://doi.org/10.16798/j.issn.1003-0530.2023.09.001).
- [35] 吴明华, 饶彬, 王伟. 基于深度残差网络的雷达目标数量估计方法[J]. 太赫兹科学与电子信息学报, 2022, 20(3): 213–217. doi: [10.11805/TKYDA2021354](https://doi.org/10.11805/TKYDA2021354).
- WU Minghua, RAO Bin, and WANG Wei. Radar target number estimation method based on deep residual network[J]. *Journal of Terahertz Science and Electronic Information Technology*, 2022, 20(3): 213–217. doi: [10.11805/TKYDA2021354](https://doi.org/10.11805/TKYDA2021354).
- [36] 孙晓翰, 李凉海, 张彬. 基于CNN-LSTM神经网络的前视成像算法[J]. 遥测遥控, 2024, 45(2): 29–36. doi: [10.12347/j.ycyk.20231225001](https://doi.org/10.12347/j.ycyk.20231225001).
- SUN Xiaohan, LI Lianghai, and ZHANG Bin. Forward-looking imaging algorithm based on CNN-LSTM neural network[J]. *Journal of Telemetry, Tracking and Command*, 2024, 45(2): 29–36. doi: [10.12347/j.ycyk.20231225001](https://doi.org/10.12347/j.ycyk.20231225001).
- [37] ZHANG Ye, YANG Qi, ZENG Yang, *et al.* High-quality interferometric inverse synthetic aperture radar imaging using deep convolutional networks[J]. *Microwave and Optical Technology Letters*, 2020, 62(9): 3060–3065. doi: [10.1002/mop.32411](https://doi.org/10.1002/mop.32411).
- [38] 任凌云. 机载多通道雷达超分辨前视成像技术研究[D]. [硕士学位论文], 南京航空航天大学, 2023: 26–27. doi: [10.27239/d.cnki.gnhhu.2023.000880](https://doi.org/10.27239/d.cnki.gnhhu.2023.000880).
- REN Lingyun. Research on airborne multi-channel radar super-resolution forward looking imaging[D], [Master dissertation], Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2023: 26–27. doi: [10.27239/d.cnki.gnhhu.2023.000880](https://doi.org/10.27239/d.cnki.gnhhu.2023.000880).
- [39] STOICA P and NEHORAI A. MUSIC, maximum likelihood, and Cramer-Rao bound[J]. *IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, 1989, 37(5): 720–741. doi: [10.1109/29.17564](https://doi.org/10.1109/29.17564).
- [40] ROY III R H and KAILATH T. ESPRIT-estimation osignal parameters via rotational invariance techniques[J]. *IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, 1989, 37(7): 984–995. doi: [10.1109/29.32276](https://doi.org/10.1109/29.32276).
- [41] HU Jie, SHEN Li, ALBANIE S, *et al.* Squeeze-and-excitation networks[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2020, 42(8): 2011–2023. doi: [10.1109/TPAMI.2019.2913372](https://doi.org/10.1109/TPAMI.2019.2913372).
- [42] 潘耀雄. 基于深度神经网络的机载雷达前视成像技术研究[D]. [硕士学位论文], 南京航空航天大学, 2023: 120–137. doi: [10.27239/d.cnki.gnhhu.2023.003682](https://doi.org/10.27239/d.cnki.gnhhu.2023.003682).
- PAN Yaorong. Research on forward-looking imaging technology of airborne radar based on deep neural network[D]. [Master dissertation], Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2023: 120–137. doi: [10.27239/d.cnki.gnhhu.2023.003682](https://doi.org/10.27239/d.cnki.gnhhu.2023.003682).
- [43] WAX M and KAILATH T. Detection of signals by information theoretic criteria[J]. *IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, 1985, 33(2): 387–392. doi: [10.1109/TASSP.1985.1164557](https://doi.org/10.1109/TASSP.1985.1164557).
- [44] KUNDU D and MITRA A. Estimating the number of signals of the damped exponential models[J]. *Computational Statistics & Data Analysis*, 2001, 36(2): 245–256. doi: [10.1016/S0167-9473\(00\)00036-0](https://doi.org/10.1016/S0167-9473(00)00036-0).
- [45] KASE Y, NISHIMURA T, OHGANE T, *et al.* DOA estimation of two targets with deep learning[C]. 2018 15th Workshop on Positioning, Navigation and Communications, Bremen, Germany, 2018: 1–5. doi: [10.1109/WPNC.2018.8555814](https://doi.org/10.1109/WPNC.2018.8555814).

[46] ROBERTS W, STOICA P, LI Jian, *et al.* Iterative adaptive approaches to MIMO radar imaging[J]. *IEEE Journal of*

Selected Topics in Signal Processing, 2010, 4(1): 5-20. doi: [10.1109/JSTSP.2009.2038964](https://doi.org/10.1109/JSTSP.2009.2038964).

作者简介

周卓洁, 硕士生, 研究方向为雷达智能感知与处理。

朱巧鹏, 硕士生, 研究方向为MIMO雷达前视成像技术。

李悦丽, 博士, 教授, 研究方向为机载雷达合成孔径成像、前视成像以及射频干扰抑制技术。

肖志飞, 硕士生, 研究方向为雷达智能感知与处理。

刘 可, 硕士, 研究方向为雷达智能感知与处理。

代大海, 博士, 教授, 主要研究方向为极化雷达成像、雷达信号处理与目标识别以及合成孔径雷达对抗。

(责任编辑: 于青)