

# 基于 U-Net 的涡旋电磁波雷达成像方法

汪思源, 曲毅, 陈怡君

(武警工程大学信息工程学院, 西安, 710086)

**摘要** 基于轨道角动量模态变量与目标方位角变量的近似对偶关系, 涡旋电磁波雷达可以实现对静止目标的二维高分辨成像, 然而目标回波中的贝塞尔函数项会严重影响方位角向聚焦性能。现有基于逆投影算法的贝塞尔函数补偿方法计算量很大, 难以实际应用。针对上述问题, 提出一种利用 U-Net 卷积神经网络抑制贝塞尔函数影响、实现涡旋电磁波雷达高分辨成像的方法。首先, 根据雷达目标散射分布的稀疏特性对 U-Net 网络进行改进, 然后对目标回波信号进行二维快速傅里叶变换预处理得到目标散焦图像, 将其作为改进 U-Net 网络的输入, 并将目标理想电磁散射模型作为网络输出对网络进行监督训练。最后, 基于未知目标回波信号, 将预处理后的目标散焦图像输入到训练完备的网络模型中, 即可得到聚焦良好的高分辨成像结果。仿真实验证明, 该成像方法能够有效提高目标成像聚焦性能, 且该网络模型在噪声存在的情况下仍具有较好的泛化能力。

**关键词** 涡旋电磁波雷达; U-Net 卷积神经网络; 轨道角动量; 贝塞尔函数

**DOI** 10.3969/j.issn.2097-1915.2024.03.012

**中图分类号** TN957 **文献标志码** A **文章编号** 2097-1915(2024)03-0077-09

## A Vortex Electromagnetic Radar Imaging Method Based on U-Net

WANG Siyuan, QU Yi, CHEN Yijun

(College of Information Engineering, Engineering University of PAP, Xi'an 710086, China)

**Abstract** Based on the approximate dual relationship between the orbital angular momentum modal variable and the target azimuth variable, vortex electromagnetic wave radar can achieve two-dimensional high-resolution imaging of stationary targets, but the Bessel function term in the target echo is able to seriously affect the azimuth focusing performance. The existing Bessel function compensation method based on inverse projection algorithm is computationally intensive and difficult to apply in practice. In view of the above-mentioned problems, this paper proposes a method by utilizing U-Net convolutional neural network for suppressing the influence of Bessel function and realizing high-resolution imaging of vortex electromagnetic wave radar. Firstly, the U-Net network is improved according to the sparse characteristics of radar targets in the observation space, and on the basis of this, the target defocus image is obtained by two-dimensional fast Fourier transform preprocessing of the target echo signal, and the target defocus image is further used as an input of the improved U-Net network, and the target ideal electromagnetic scattering model is used as the network output to supervise and train the network. Finally, based on the unknown

**收稿日期:** 2023-06-25

**基金项目:** 国家自然科学基金(62131020)

**作者简介:** 汪思源(2001-), 女, 安徽合肥人, 硕士生, 研究方向为信号处理与雷达目标成像。E-mail: wangsiyuan430@163.com

**引用格式:** 汪思源, 曲毅, 陈怡君. 基于 U-Net 的涡旋电磁波雷达成像方法[J]. 空军工程大学学报, 2024, 25(3): 77-85. WANG Siyuan, QU Yi, CHEN Yijun. A Vortex Electromagnetic Radar Imaging Method Based on U-Net[J]. Journal of Air Force Engineering University, 2024, 25(3): 77-85.

target echo signal, the preprocessed target defocus image is input to the well-trained network model, and the well-focused high-resolution imaging results can be obtained. The simulation experiments show that the proposed method can effectively improve the focusing performance of target imaging, and the network model still is good in generalization ability in the presence of noise.

**Key words** vortex electromagnetic radar; orbital angular momentum; Bessel function; U-Net convolution neural network

合成孔径雷达(synthetic aperture radar, SAR)和逆合成孔径雷达(inverse synthetic aperture radar, ISAR)目标高分辨成像是雷达系统承担的重要任务之一,其能够获得目标的形状、结构、轮廓等信息,为目标识别提供重要特征依据。然而,在基于传统平面电磁波的 SAR 和 ISAR 目标二维高分辨成像中,目标成像的距离向分辨率取决于发射信号的带宽,方位向分辨率取决于目标与雷达之间相对运动所形成的等效合成孔径。通常,发射信号带宽越大,距离向分辨率也就越高;目标与雷达之间相对运动越大,等效合成孔径就越大,方位向分辨率也就越高<sup>[1]</sup>。显然,针对相对运动较小或相对静止目标,基于传统平面波雷达的目标成像方法不再适用。

近年来,涡旋电磁波雷达成像技术逐步发展。与依靠目标与雷达之间相对运动实现回波相位差异的 SAR/ISAR 成像不同,涡旋电磁波雷达产生携带轨道角动量(orbital angular momentum, OAM)的涡旋状波束,OAM 域的拓扑荷变量与目标散射点的方位角变量构成近似对偶关系<sup>[2]</sup>,使目标散射点方位角向得以差异性度量,实现对静止目标的方向向高分辨成像。

涡旋电磁波的产生方式主要有 3 种:①对相位波前进行调制的天线阵列方式,如均匀圆环阵列(uniform circular antenna, UCA)<sup>[3]</sup>、非圆环阵列<sup>[4]</sup>、同心圆环阵列<sup>[5]</sup>、密度加权阵列<sup>[6]</sup>;②对天线螺旋面赋形以产生特定的涡旋电磁波模式,如螺旋相位板<sup>[7]</sup>;③通过调制电磁波各点幅度及相位信息生成各模态涡旋电磁波的超表面或超材料天线<sup>[8]</sup>。其中,可以产生多模态 OAM 的 UCA 结构简单,被广泛应用于涡旋电磁波雷达成像算法的研究<sup>[9-12]</sup>。文献[9]建立了多发—多收(multiple-input multiple-output, MIMO)和多发—单收(multiple-input single-output, MISO)2 种方式的涡旋电磁波二维成像模型,利用二维快速傅里叶变换实现目标高分辨成像。文献[10]利用 UCA 产生双耦合 OAM 波束,提高了成像性能且波束传输时间缩短一半。然而上述算法由于贝塞尔项的存在,其方位角向分辨率不能随着发射端的 OAM 模态数范围增大而无限提高,而是受波长孔径比以及成像俯仰角的限制,成

像质量难以提高<sup>[15]</sup>。为解决此问题,文献[11]将目标方位角检测问题转化为参数估计问题,通过重构回波自相关矩阵和迭代更新加权代价函数,提高了目标方位角分辨能力。文献[12]通过分析实孔径圆环阵列雷达回波与基于 UCA 的涡旋电磁波雷达回波的时频对偶关系,构造了基于逆投影(back projection, BP)算法的贝塞尔函数补偿方法。但上述算法<sup>[11-12]</sup>计算量较大,难以适应复杂场景要求。

U-Net 卷积神经网络于 2015 年被提出<sup>[13]</sup>,在图像分割领域表现良好。文献[14]表明 U-Net 卷积神经网络在去噪声、去卷积、超分辨率医学图像重建中均具有有效性,为其在图像超分辨率重构中的运用提供了依据。本文提出一种基于 U-Net 卷积神经网络的涡旋电磁波雷达成像方法,并根据目标散射分布的稀疏特性,对 U-Net 网络作以改进。在此基础上,将进行二维 FFT 预处理后受贝塞尔函数项影响的散焦二维成像结果,输入到已训练完备的 U-Net 卷积神经网络,即可得到聚焦良好的目标高分辨成像结果。

## 1 涡旋电磁波雷达成像原理

基于 UCA 的涡旋电磁波雷达目标成像模型见图 1,半径为  $a$  的圆环阵列上等间隔排列着  $N$  个阵元,以圆心为原点  $O$ 、垂直于圆环的方向为  $Z$  轴建立直角坐标系,各阵元方位角  $\varphi_n = 2\pi n/N$  ( $n = 1, 2, \dots, N$ )。任意目标散射点  $P(x_p, y_p, z_p)$  的极坐标为  $P(r_p, \theta_p, \varphi_p)$ ,其中  $r_p$  为散射点  $P$  至原点  $O$  的距离,俯仰角  $\theta_p$  为  $OP$  与  $Z$  轴之间的夹角,方位角  $\varphi_p$  为  $OP$  在  $XOY$  面的投影与  $X$  轴之间的夹角。

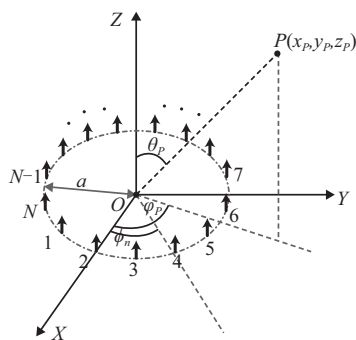


图 1 基于 UCA 的涡旋电磁波雷达目标成像模型  
本文采用 MIMO 模式实现涡旋电磁波雷达成

像,各阵元发射带宽为  $B$  的线性调频 (linear frequency modulation, LFM) 信号:

$$s(t) = \text{rect}\left(\frac{t}{T_P}\right) \exp(i2\pi f_c t + i\pi K t^2) \quad (1)$$

式中:  $T_P$  为脉冲持续时间;  $f_c$  为起始载频;  $K$  为调频率。为产生模态为  $l$  的 OAM, 各阵元在发射信号时还需附加相位激励  $\exp(il\varphi_n)$ , 并以相同方式接收。当阵元数  $N$  足够大时, 散射点  $P$  的回波信号可近似表示为:

$$s(t, l) = \sum_{n=1}^N \text{rect}\left(\frac{t - \Delta t_n}{T_P}\right) \exp(i^2 l \varphi_n) \cdot \exp[i^2 \pi f_c (t - \Delta t_n) + i\pi K (t - \Delta t_n)^2] \approx N^2 \cdot \exp(i^2 l \pi) \text{rect}\left(\frac{t - \Delta t_n}{T_P}\right) J_l^2(ka \sin\theta_P) \cdot \exp[i^2 \pi f_c (t - \Delta t_n) + i\pi K (t - \Delta t_n)^2] \exp(i^2 l \varphi_P) \quad (2)$$

式中:  $k = 2\pi/\lambda$ , 为波数;  $\Delta t_n$  为第  $n$  个阵元从发射信号到接收信号经历的时延。考虑到目标散射点到 UCA 的距离远大于圆环半径, 则:

$$\Delta t_n = \frac{2r_{pm}}{c} = \frac{2\sqrt{(x_P - x_n)^2 + (y_P - y_n)^2 + (z_P - z_n)^2}}{c} = \frac{2[r_P - a \sin\theta_P \cos(\varphi_P - \varphi_n)]}{c} \approx \frac{2r_P}{c} \quad (3)$$

当目标中共有  $M$  个散射点, 且各点散射系数为  $\sigma_m$ , 坐标为  $P_m(r_m, \theta_m, \varphi_m)$  时, 回波信号表示为:

$$s_r(t, l) \approx N^2 \cdot \exp(i^2 l \pi) \sum_{m=1}^M \text{rect}\left(\frac{t - 2r_m/c}{T_P}\right) \cdot \exp[i^2 \pi f_c (t - 2r_m/c) + i\pi K (t - 2r_m/c)^2] \cdot \exp(i^2 l \varphi_m) J_l^2(ka \sin\theta_m) \quad (4)$$

对回波信号进行脉冲压缩处理可得目标距离像, 且其距离向分辨率  $\rho_r$  依靠带宽  $B$ :

$$\rho_r = \frac{c}{2B} \quad (5)$$

目标方位向信息在  $\exp(i^2 l \varphi_m) J_l^2(ka \sin\theta_m)$  中, 若忽略平方贝塞尔函数项, 则目标散射点的方位角与 OAM 模态构成对偶关系, 对不同模态下的回波信号在 OAM 域利用 FFT 即可实现目标方位向成像, 且其方位向分辨率  $\rho_a$  依靠模态数范围  $\Delta l$ <sup>[15-16]</sup>:

$$\rho_\varphi = \frac{\pi}{\Delta l} \quad (6)$$

$$\rho_a = R \sin\theta \rho_\varphi = R \sin\theta \frac{\pi}{\Delta l} \quad (7)$$

式中:  $\rho_\varphi$  为方位角分辨率;  $R$  为目标与雷达之间的距离;  $\theta$  为目标与雷达之间的俯仰角。然而, 由于平方贝塞尔函数项的存在, 方位向分辨率难以达到上述理论值, 目标方位角像散焦严重。

## 2 基于改进 U-Net 网络的目标高分辨成像

### 2.1 改进 U-Net 网络结构

近些年, 卷积神经网络应用广泛, 在图像分类、目标检测、图像分割以及图像风格迁移等领域都能较好地完成任务。U-Net 网络呈 U 字形, 是一个全卷积网络, 其网络结构可分为 5 层, 每层的基本卷积块包括 2 个模块, 每个模块包括  $3 \times 3$  的卷积层、批次归一化层以及激活函数层, 在输入到下一层基本卷积块之前进行通道数不变的降采样, 4 次降采样完成后, 通道数由 64 变为 1 024; 此时再进行特征图扩大 2 倍、通道数减半的上采样, 并与同一层的先前降采样后的结果沿通道方向拼接, 再输入到基本卷积块, 重复 4 次后得到输出特征。该网络的核心思想是引入了跳跃连接, 利用残差网络的思想将降采样与上采样信息进行融合, 从而实现图像信息的精确定位。

为使 U-Net 网络更加适用于涡旋电磁波雷达目标高分辨成像, 本文对传统 U-Net 网络进行改进, 可以归纳为:

1) 传统 U-Net 网络采用 Valid 卷积方式, 会导致网络输出图像尺寸远小于输入图像尺寸, 并造成图像边缘信息的丢失。文献[14]在图像输入网络前对其进行镜像填充, 利用重叠-切片 (overlap-tile) 策略来有效解决了上述问题, 但计算量较大。鉴于此, 本文在基本卷积块中使用 Same 卷积方式, 即在卷积核 (kernel size) 为 3、步幅 (stride) 为 1 时, 增加填充 (padding) 为 1, 以保证网络输入输出图像尺寸不变, 并根据雷达回波信号包络的缓变性, 选取重复填充方式, 即用边缘像素值扩展新的像素值。

2) 传统 U-Net 网络在基本卷积块通常使用 ReLU 激活函数, 以解决梯度消失 (vanishing gradients) 问题。但 ReLU 激活函数将负值截断为 0, 有可能导致神经元“死亡”问题 (dying relu problem)。同时, 由于其输出值总是非负的, 所以同一层的所有权重参数梯度符号相同, 只能同时增大或同时减小, 造成参数更新方向的锯齿问题。本文采用 Leaky ReLU 激活函数, 能够使权重参数在反向传播过程中, 输入为负值时也能得到梯度, 从而避免上述问题。

3) 在雷达目标成像中, 目标散射分布通常具有稀疏特性, 即目标回波的大部分能量仅由少数散射中心贡献<sup>[17]</sup>, 在成像结果中表现为目标图像中仅少量区域存在强散射中心。因此, 在每次下采样过程中添加空间注意力机制, 即引入注意力模块使网络学习获取不同区域的注意力权重, 并根据区域重要程度进行选择关注, 以实现目标散射中心的定位和精细化处

理。同时,为提高网络特征表示能力,添加通道注意力机制,即计算各特征通道权重并根据各通道包含信息的重要程度对特征进行选择性保留。

4)针对训练集样本数目较小的情况,对每个基本卷积块添加丢弃层,以防止饱和和神经元导致梯度消失和网络过拟合。

## 2.2 改进 U-Net 网络训练

在上述改进 U-Net 网络的基础上,本文对仿真回波信号进行二维 FFT 预处理后,将得到的散焦成像结果作为网络输入;在散射点位置以理想分辨率为框架构造电磁分布模型,将其作为对应标签对改进后的 U-Net 网络进行有监督训练。损失函数选用二分类交叉熵函数:

$$\text{Loss}(p, y) = \text{mean}\{l_0, \dots, l_{N-1}\} \quad (8)$$

$$l_n = -\frac{1}{C} \sum_{i=1}^C (y_{ni} \log p_{ni} + (1 - y_{ni}) \log(1 - p_{ni})) \quad (9)$$

式中: $N$  为像素点总数; $C$  为通道数; $y_{ni}$  为第  $i$  个通道内第  $n$  个像素点标签; $p_{ni}$  为第  $i$  个通道内第  $n$  个像素点预测结果通过 sigmoid 函数映射到  $[0, 1]$  后的值,代表训练得到的概率分布。相较于均方差 (mean squared error, MSE) 损失函数,交叉熵损失函数权重更新更快。在此基础上,优化器使用 Adam,以减少网络训练时间。同时,在每一轮训练结束后,对整体测试集上的损失函数进行无调优计算,以观察网络训练程度。网络训练完成后,即可对二维 FFT 预处理后的涡旋电磁波雷达回波信号实现高分辨成像。

## 3 仿真实验与分析

### 3.1 训练数据集生成

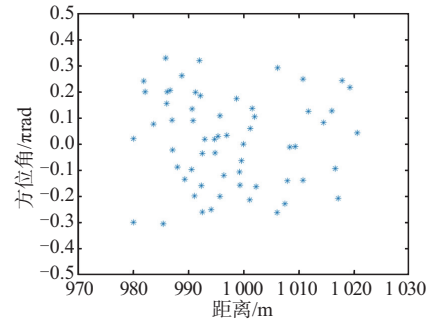
设目标观测区域为距离  $R \in [970, 1030]$  m、俯仰角  $\theta \in [0.22, 0.38]$  rad、方位角  $\varphi \in [-0.50, 0.5]$  rad,每个目标样本的散射点数目在  $[1, 100]$  的整数之间随机分布。生成数据集中共包括 2 500 个样本,其中训练集包括 2 000 个样本、测试集包括 500 个样本。涡旋电磁波雷达系统参数见表 1。

表 1 涡旋电磁波雷达仿真参数设置

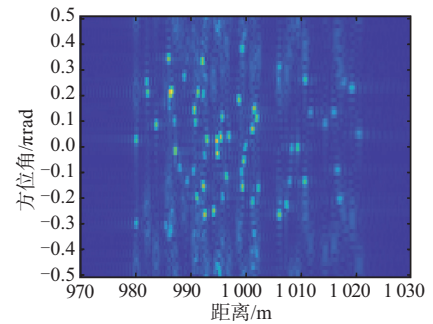
参数	符号	数值
载频/GHz	$f_c$	10
波长/m	$\lambda$	0.03
UCA 半径/m	$a$	1
OAM 模式范围	$l$	$[-16, 16]$
带宽/MHz	$B$	500
脉宽/ $\mu\text{s}$	$T_p$	1

对目标回波信号进行二维 FFT 预处理,作为网络输入;按照理想距离向分辨率及方位角向分辨率对仿真目标散射点构建理想电磁分布模型,作为有

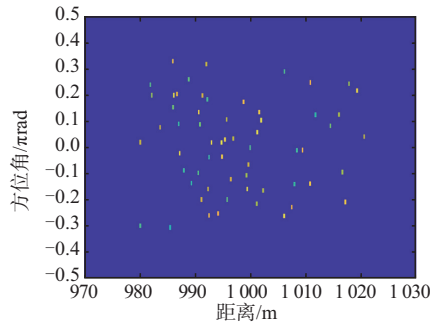
监督训练网络的标签。本文构造 2 500 组目标样本作为训练数据集,图 2 为其中一个目标样本。



(a) 散射点位置分布



(b) 二维 FFT 预处理后



(c) 理想电磁分布模型

图 2 目标样本

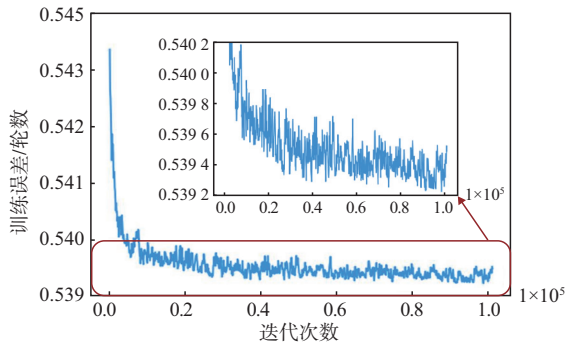
### 3.2 网络参数设置及模型选择

网络参数设置见表 2。为防止网络过拟合时,其训练误差越来越小,而泛化误差却逐渐增大,在每轮训练结束后,都对整体测试集无调优计算误差。同时,对第 30 轮、50 轮、70 轮、90 轮及 100 轮训练后的模型进行备份保存。训练误差及整体测试集误差随迭代次数及训练轮数增加而变化,见图 3。

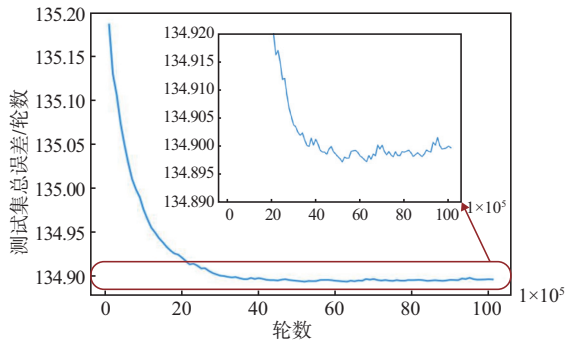
表 2 训练网络参数设置

参数	设置
样本总数/对	2 500
训练集样本数/对	2 000
测试集样本数/对	500
损失函数	二分类交叉熵
优化器	Adam
处理批次大小	2
训练轮数	100
迭代次数	100 000





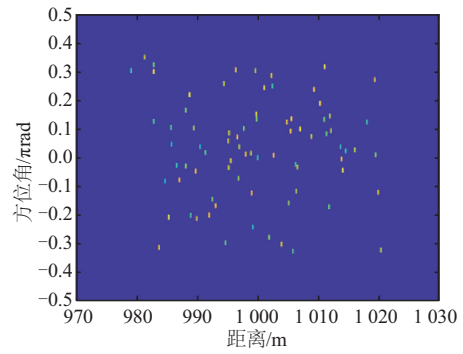
(a) 测试集总误差



(b) 训练误差

图 3 损失函数曲线图

由图 3 可以看出,训练误差收敛至 0.539 4 附近,而整体测试集误差在收敛后出现上升趋势,证明泛化误差经历过最低点,模型趋于过拟合。因此,选取训练 50 轮后的备份模型为最终模型。测试集上随机某个样本在第 50 轮训练后的模型上的测试结果见图 4,可以看出此时网络已经实现目标高分辨聚焦。



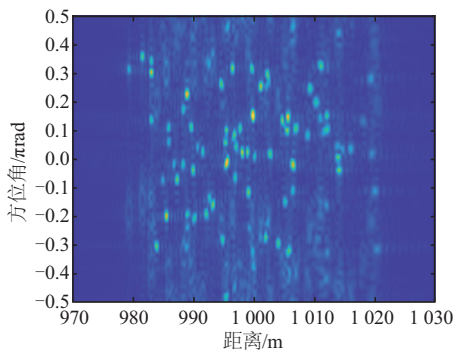
(c) 理想电磁分布

图 4 第 50 轮模型的测试集样本

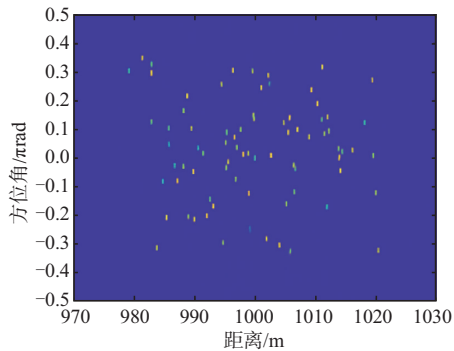
### 3.3 成像分辨率分析

#### 3.3.1 距离分辨率

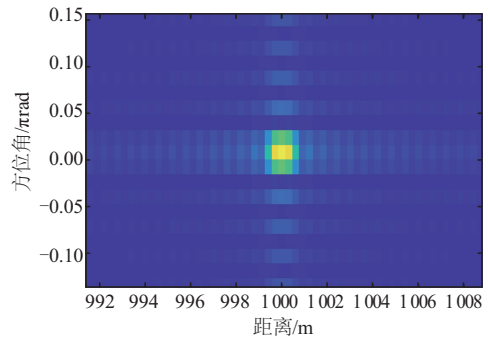
构造方位角相同、距离相距 0.303 m 的 2 个散射点,见图 5。由仿真实验结果可以看出,二维 FFT 算法根据距离剖面图可基本分辨两散射点,但在二维图像中难以实现散射点的有效分辨,而本文所提方法在二维成像结果和距离剖面图中均可实现两个散射点的有效分辨。因此,本文所提方法的距离分辨率可达 0.303 m。



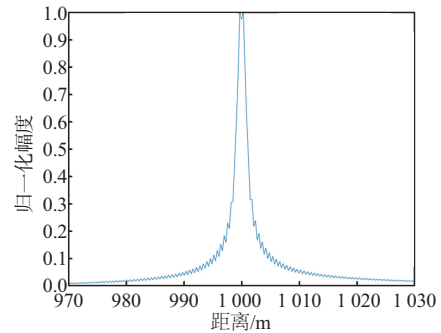
(a) 网络输入



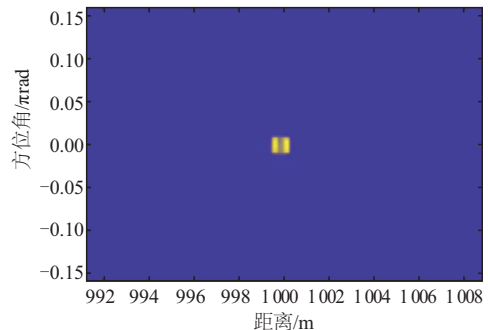
(b) 网络输出



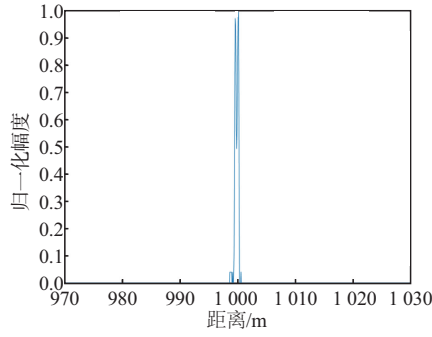
(a) 二维 FFT 成像



(b) 二维 FFT 距离剖面图



(c) 改进 U-Net 成像

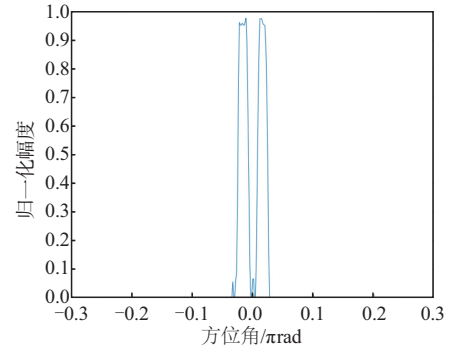


(d)改进 U-Net 距离剖面图

图 5 两散射点距离相距 0.303 m 时成像结果

### 3.3.2 方位角分辨率

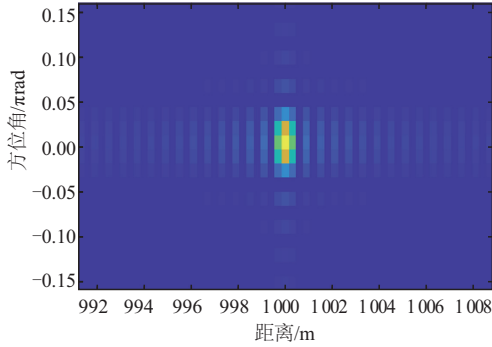
构造距离相同、方位角相距  $0.03125 \pi \text{rad}$  的 2 个散射点,见图 6。由仿真实验结果可以看出,传统二维 FFT 方法无法分辨两个散射点,而本文所提方法可清晰分辨两散射点,有效解决二维 FFT 算法方位角像散焦严重的问题。



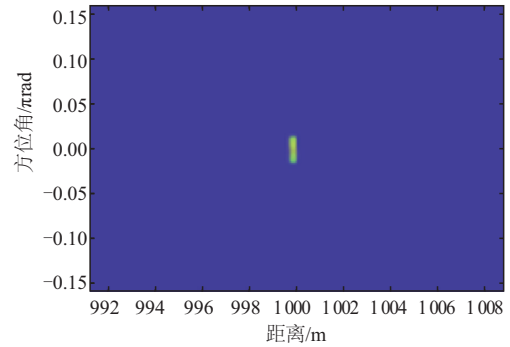
(d)改进 U-Net 方位角剖面图

图 6 两散射点方位角相距  $0.03125 \pi \text{rad}$  时成像结果

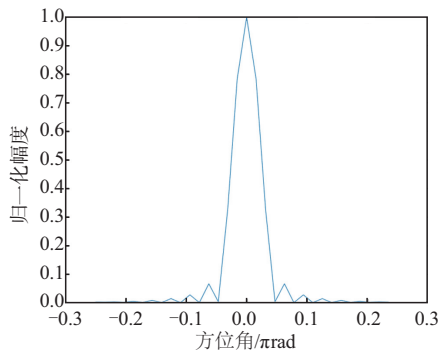
进一步,针对距离相同的 2 个散射点不同方位角间距进行改进 U-Net 网络成像,结果见图 7。由实验结果可以看出,方位角相距  $0.0175 \pi \text{rad}$  时可基本分辨两散射点,方位角相距  $0.0185 \pi \text{rad}$  时可清晰分辨两散射点。因此,本文所提方法的方位角分辨率可达  $0.0185 \pi \text{rad}$ 。



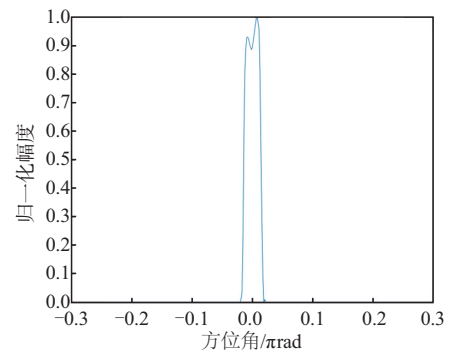
(a)二维 FFT 成像



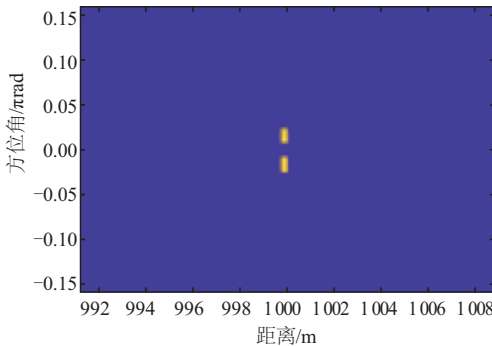
(a)0.016 0 pi rad 时二维成像



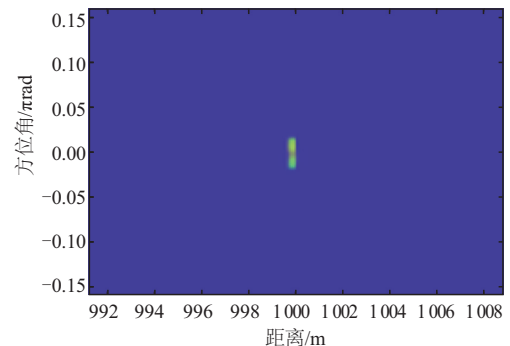
(b)二维 FFT 方位角剖面图



(b) 0.016 0 pi rad 时方位角剖面图



(c)改进 U-Net 成像



(c) 0.017 5 pi rad 时二维成像

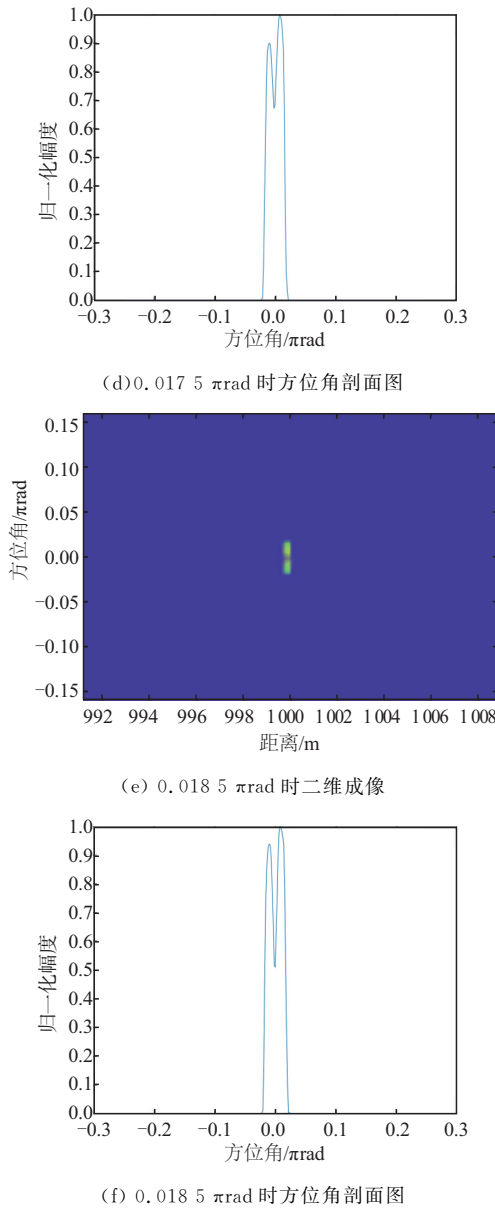


图 7 两散射点不同方位角间距时改进 U-Net 成像结果

### 3.4 成像性能验证

为验证所提方法的成像性能,本文利用 76 个散射点的飞机模型对网络进行测试。

图 8 给出了理想无噪声条件下二维 FFT 算法、文献[12]所提算法以及本文所提方法的成像结果,表 3 给出了 3 种算法的成像时间。从图中可以看出,二维 FFT 算法的成像结果散焦严重,无法满足成像质量需求。文献[12]所提算法与本文改进 U-Net 网络可以较好消除贝塞尔函数项的影响,实现目标散射点的重构,只对散射系数较小的部分散射点出现模糊或遗失。但如表 3 所示,文献[12]算法的运算时间较长,难以满足雷达成像的实时性需求,而本文所提的 U-Net 卷积神经网络可以很好地避免这一问题,在较少的成像耗时条件下获得目标聚焦成像结果。

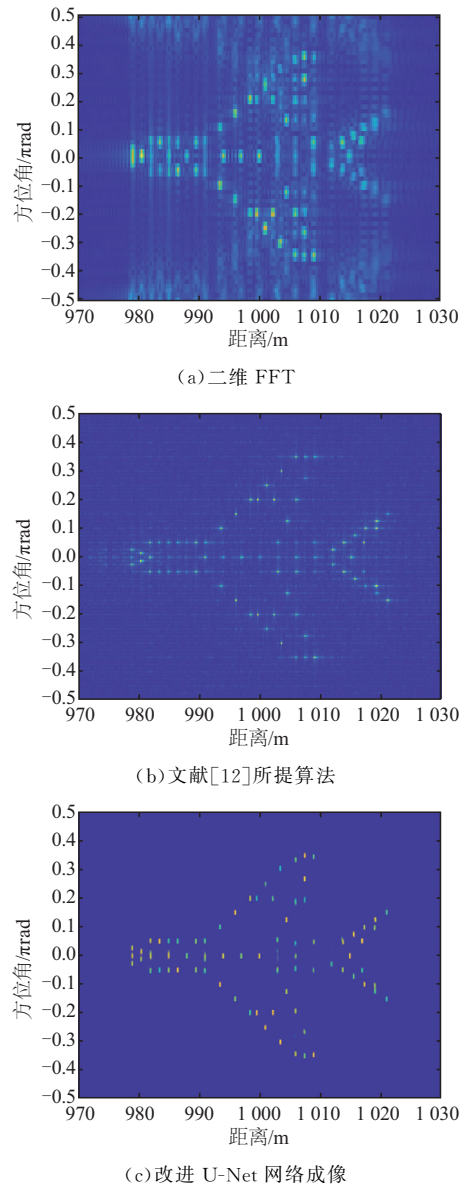


图 8 理想无噪声条件下各算法成像

表 3 理想无噪声条件下各算法成像时间

算法	时间/s
二维 FFT	6.703 4
文献[12]所提算法	195.134 0
改进 U-Net 网络	13.680 7

为验证本文所提方法的抗噪性及鲁棒性,对回波信号分别添加信噪比为 10 dB、5 dB 和 0 dB 的加性高斯白噪声,同样对回波信号进行二维 FFT 预处理后输入到网络。

表 4 给出了上述信噪比条件下网络预测结果与理想电磁分布模型之间的二分类交叉熵误差。图 9 给出了各信噪比噪声条件下二维 FFT 算法、文献[12]所提算法以及本文所提方法的成像结果。将基于理想分辨率电磁分布模型的峰值信噪比 (peak signal-to-noise ratio, PSNR) 以及图像熵作为成像性能评价指标,其中,PSNR 越大,成像质量越好;图像熵越小,成像质量越好。

表 4 各信噪比噪声条件下改进 U-Net 网络成像误差

加性高斯白噪声信噪比	预测误差
理想无噪声	0.540 259
10 dB	0.540 305
5 dB	0.540 566
0 dB	0.540 826

表 5 给出了 3 种算法的成像性能对比结果。从表 4 和图 9(a)中可以看出,在低噪声环境下,本文所提网络模型的泛化误差可以保持在收敛区域附近,体现了本网络模型具有较强的泛化能力。从图 9 中可以看出,本文所提成像方法在较低信噪比下仍能实现目标高分辨聚焦成像。由表 5 可知,在峰值信噪比与图像熵方面,本文所提方法的成像性能远优于其他两

种算法,且相较之下具有较强的鲁棒性。

表 5 各信噪比噪声条件下各算法性能

评价 指标	成像 算法	加性高斯白噪声信噪比			
		无噪声	10 dB	5 dB	0 dB
峰值 信噪比	①	17.502 4	17.492 1	16.444 7	15.734 1
	②	19.229 5	19.218 5	18.649 3	17.884 9
	③	31.871 4	31.743 9	31.223 0	31.120 9
图像熵	①	5.014 7	5.053 9	5.154 3	5.372 4
	②	3.326 1	3.684 2	3.967 7	4.222 0
	③	0.373 2	0.378 5	0.392 4	0.399 8

注:①是二维 FFT;②是文献[12]算法;③是改进 U-Net 成像

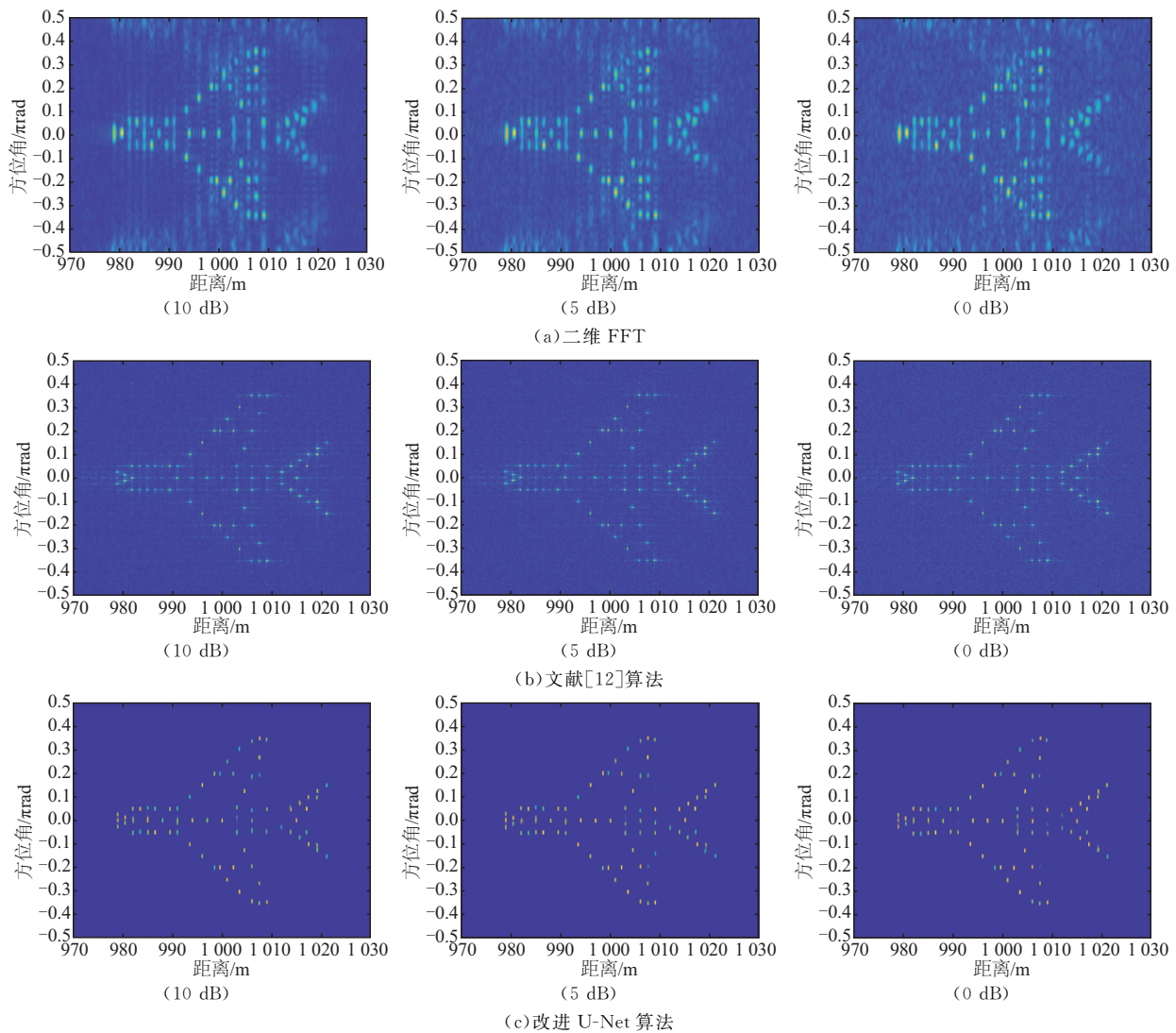


图 9 各信噪比噪声条件下各算法成像

## 4 结语

为解决涡旋电磁波雷达成像算法受贝塞尔函数项的影响难以实现高分辨聚焦成像的问题,本文提出一种基于改进 U-Net 卷积神经网络的目标二维

高分辨成像方法。将二维 FFT 预处理后散焦图像输入到训练好的网络模型中,得到了聚焦良好的目标二维高分辨成像结果。同时,对不同信噪比条件下回波信号进行测试,结果证明所提网络模型在低信噪比环境下具有较好的泛化能力。



## 参考文献

- [1] 杨子聪,李小勇,白雪茹. 基于即插即用 2D-FISTA 的高分辨 ISAR 成像方法[J]. 空军工程大学学报, 2023, 24(1): 38-44.
- [2] 郭桂蓉,胡卫东,杜小勇. 基于电磁涡旋的雷达目标成像[J]. 国防科技大学学报, 2013, 35(6): 71-76.
- [3] THIDÉ B, THEN H, SJÖHOLM J, et al. Utilization of Photon Orbital Angular Momentum in the Low-frequency Radio Domain[J]. Physical Review Letters, 2007, 99(8), Art: 087701.
- [4] 袁航,罗迎,陈怡君,等. 基于反正弦圆环天线阵列的二维成像[J]. 北京航空航天大学学报, 2023, 49(6):1487-1494.
- [5] YANG M, LIU K, CHENG Y Q, et al. Generation of OAM-Carrying Beams with Different Array Configurations[C]//2016 Progress in Electromagnetic Research Symposium (PIERS). Shanghai: PIERS 2016: 1242-1246.
- [6] LIU K, CHENG Y, WANG H, et al. An OAM-Generating Method Using Density-Weighted Circular Array[C]//2019 20th International Radar Symposium (IRS). Ulm, Germany: IRS, 2019: 1-6.
- [7] TAMBURINI F, THIDÉ B, BOAGA V, et al. Experimental Demonstration of Free-Space Information Transfer Using Phase Modulated Orbital Angular Momentum Radio[DB/OL]. arXiv preprint arXiv: 1302. 2990, 2013.
- [8] CHEN Y L, ZHENG S L, LI Y, et al. A Flat-Lensed Spiral Phase Plate Based on Phase-Shifting Surface for Generation of Millimeter-Wave OAM Beam[J]. IEEE Antennas and Wireless Propagation Letters, 2016, 15: 1156-1158.
- [9] LIU K, CHENG Y, YANG Z, et al. Orbital-Angular-Momentum-Based Electromagnetic Vortex Imaging[J]. IEEE Antennas and Wireless Propagation Letters, 2015, 14: 711-714.
- [10] LIU H, LIU K, CHENG Y, et al. Microwave Vortex Imaging Based on Dual Coupled OAM Beams[J]. IEEE Sensors Journal, 2020, 20(2): 806-815.
- [11] ZHANG X, WANG L, LI W, et al. Vortex Radar Super-Resolution Imaging Based on Iterative Adaptive Approach[C]// 2021 CIE International Conference on Radar (Radar). Haikou, China: IEEE, 2021: 824-827.
- [12] YUAN H, CHEN Y J, LUO Y, et al. A Resolution-Improved Imaging Algorithm Based on Uniform Circular Array[J]. IEEE Antennas and Wireless Propagation Letters, 2022, 21(3): 461-465.
- [13] RONNEBERGER O, FISCHER P, BROX T. U-net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation[C]//International Conference on Medical Image Computing and Computer-assisted Intervention, Munich, Germany: MICCAI 2015: 234-241.
- [14] MCCANN M T, JIN K H, UNSER M. Convolutional Neural Networks for Inverse Problems in Imaging: A Review[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2017, 34(6): 85-95.
- [15] 王建秋,刘康,王煜,等. 涡旋电磁波雷达成像分辨力研究[J]. 雷达学报, 2021, 10(5): 680-690.
- [16] LIU K, CHENG Y, LI X, et al. Microwave-Sensing Technology Using Orbital Angular Momentum: Overview of Its Advantages[J]. IEEE Vehicular Technology Magazine, 2019, 14(2): 112-118.
- [17] 刘潇文,原方,楚国锋,等. 基于量子算法的逆合成孔径雷达稀疏成像方法[J]. 空军工程大学学报, 2023, 24(1): 26-31.

(编辑:徐敏)

## (上接第 76 页)

- [12] 鲁赢,谭雪平,李翼鹏,等. 基于区间数和复杂网络的空间信息需求响应过程仿真[J]. 指挥控制与仿真, 2017, 39(3): 86-92.
- [13] 李翼鹏,鲁赢. 基于能力矩阵的联合战场空间需求描述和分析[J]. 信息工程大学学报, 2017, 18(6): 128-132.
- [14] 许益乔,张占月,刘思彤,等. 基于排队模型的遥感卫星侦察时效分析方法[J]. 指挥信息系统与技术, 2022, 13(1): 85-89.
- [15] 赵斐,陈昊,白建东,等. 基于改进蚁群算法的遥感信息处理负载均衡任务调度算法研究[J]. 计算机测量与控制, 2021, 29(11): 183-187.
- [16] YANG P, XIA J, CHEN Y, et al. Dynamic Evolution of Recent Droughts in Central Asia Based on Microwave Remote Sensing Satellite Products[EB/OL]. (2023-04-10)[2024-03-26]. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2023.129497>.
- [17] 鲁赢,赵云,李翼鹏,等. 基于动态优先级的空间信息需求响应过程建模与仿真[J]. 火力与指挥控制, 2019, 44(3): 82-89.

(编辑:刘勇)