arXiv:2305.02092v1 [cs.CV] 3 May 2023

基于高效卷积神经网络的毫米波移动雷达成像超分辨率算法

IEEE 图像处理国际会议论文集（已录用）

Christos Vasileiou
电气与计算机工程系，德克萨斯大学达拉斯分校，德克萨斯州理查森 75080，
christos.vasileiou@utdallas.edu

Josiah W. Smith
电气与计算机工程系，德克萨斯大学达拉斯分校，德克萨斯州理查森 75080，
josiah.smith@utdallas.edu

希瓦·蒂亚加拉詹
电气与计算机工程系 德克萨斯大学达拉斯分校
德克萨斯州理查森 75080
shivashankar.thiagarajan@utdallas.edu

马修·奈格
德克萨斯大学达拉斯分校电气与计算机工程系
德克萨斯州理查森
75080matthew.nigh@utdallas.edu

Yiorg奥斯·马基斯
电气与计算机工程系，德克萨斯大学达拉斯分校，德克萨斯州理查森，邮编
75080yiorgos.makris@utdallas.edu

Murat Torlak*
电气与计算机工程系 德克萨斯大学达拉斯分校
德克萨斯州理查森 75080
torlak@utdallas.edu

摘要

本文介绍了一种面向新兴近场合成孔径雷达（SAR）成像模式的创新超分辨率方法。近期研究将卷积神经网络（CNN）架构从光学领域扩展到电磁域，以对雷达信号生成的图像实现超分辨率。具体而言，近场合成孔径雷达（SAR）成像通过在空间中扫描雷达来创建合成孔径，从而生成高分辨率图像。由于其具备高保真空间感知能力、设备成本低且应用范围广，因此备受关注。由于 SAR 成像需要较大的孔径才能实现高分辨率，超分辨率算法在许多应用中都具有重要价值。手持智能手机合成孔径雷达是一种新兴的感知模态，需要在近场使用不规则的 SAR 孔径，并在移动设备上进行计算。如何从智能手机手持移动所采集的非均匀采样数据中高效生成高分辨率 SAR 图像，是一项颇具挑战的任务。本文提出一种新颖的卷积神经网络架构，结合先进的 SAR 处理和深度学习技术，为移动应用实现 SAR 图像超分辨率。我们通过仿真和实证研究验证了所提出的算法。结果表明，该算法能够在具有不规则扫描几何的近场场景中实现高效、高分辨率的雷达成像。

*Murat Torlak（任职于美国国家科学基金会期间）的工作得到了美国国家科学基金会的资助。本研究部分得到了德州仪器通过基础技术研究中心和德克萨斯模拟技术卓越中心提供的资助。作者感谢德克萨斯大学奥斯汀分校的德克萨斯高级计算中心（TACC）提供高性能计算资源，这些资源为本文所报告的研究成果做出了贡献。网址：http://www.tacc.utexas.edu

©2022 IEEE。允许个人使用本材料。对于任何其他用途，无论是在当前还是未来的媒体中，包括为广告或促销目的重印/再版本材料、创作新的汇编作品、转售或重新分发至服务器或列表，或在其他作品中重复使用本作品中任何受版权保护的组成部分，均须获得 IEEE 的许可。doi:10.1109/ICIP46576.2022.9897190

关键词 快速手持成像 · 超分辨率算法 · 对抗网络 · 毫米波（5G）移动成像 ·深度卷积

1 引言

近年来，随着价格亲民的手持无线设备不断发展，在移动平台上部署毫米波雷达已成为可能。毫米波感知对人体安全且功耗低，因此已广泛应用于手势感知 [1] 和医学成像 [2]等领域。如今，许多此类应用需要专用扫描平台来采集高质量雷达图像。移动平台带来了便利和效率，使这些应用能够扩展并简化数据采集流程，但也需要在图像质量和功耗方面做出额外权衡。

近期研究利用智能手机中常见的定位传感器，实现了手持近场合成孔径雷达（SAR）数据采集 [3]。手持毫米波成像是一种通过手持雷达在空间中扫描来恢复毫米波图像的技术。与传统近场 SAR 技术相比 [4, 5], , 由于用户手部运动不受限制，手持成像阵列不符合常规几何布局。此前关于手持成像的研究 [3]采用了计算开销极大的反投影算法（BPA）。距离徙动算法（RMA） [4] 是 BPA 的一种高效傅里叶实现方式，但它要求样本严格共面，因此不适用于手持成像。近期研究 [6] 提出了一种高效的、基于 RMA 的算法，可将非均匀采样数据投影到虚拟平面单基地阵列上。然而，与 BPA 相比，当样本是在较大体积范围内采集时，由于推导过程中的假设，高效多平面多基地（EMPM）算法会出现散焦。此外，BPA 和 EMPM 都会受到位置估计误差的影响，而这一现象在以往文献中尚未得到充分探讨。

为克服定位误差条件下不规则阵列中 BPA 和 EMPM 的局限性，我们首次提出一种基于卷积神经网络的超分辨率（SRCNN）算法，用于近场手持合成孔径雷达成像。所提出的技术采用两步替代方案，在无需耗时计算的情况下，取得了可与 BPA 相媲美的结果。该两步方法先使用 EMPM 图像重建算法 [6]，再通过超分辨率卷积神经网络（SRCNN）处理由定位误差、欠采样和雷达图像分辨率不足引起的合成孔径雷达图像失真。所提出的算法能够从近场不规则合成孔径雷达中获得高分辨率、高效率的雷达图像，例如手持成像场景下的图像。

以往针对近场雷达成像开发基于卷积神经网络的超分辨率网络的研究，受到其数据集仅包含随机生成的点散射体的限制 [7, 8]。此外，先前的方法需要精密的机械系统来扫描雷达图像，并不适用于手持不规则合成孔径雷达。我们的方法通过在复杂、逼真的目标上进行训练，并补偿手持成像中存在的由位置误差导致的失真，实现了高效的高分辨率手持成像。此外，基于卷积网络的超分辨率方法还受到计算复杂度的限制，因为其包含大量可训练参数。为解决这一缺点，我们采用深度可分离卷积技术 [9, 10] ，在保持相同图像质量的同时，降低内存需求以及训练和推理时间。

所提出的算法如图 1 所示。原始手持式合成孔径雷达数据经 EMPM 算法处理[6] 后，生成一幅保真度中等的图像；由于 EMPM 中的位置误差以及小阵列扰动假设，该图像存在一定失真。图 1 中的示例图像由一个带有若干空腔的实体和随机放置的点目标组成。所提出的 Mobile-SRGAN 对利用 EMPM 重建的失真图像进行处理，并输出增强后的超分辨率图像。
本文的主要贡献包括：

1) 生成包含复杂目标的近场合成孔径雷达训练数据集；2) 针对复杂形状和真实数据集开发高效的超分辨率卷积神经网络（SRCNN）模型；3) 在真实图像和合成图像上评估 SRCNN 模型的准确性和性能指标。

本文其余部分安排如下：第 2 节简要讨论所需的雷达信号处理主题。第 3 节详细介绍所提出的 Mobile-SRGAN 算法的设计与实现。第 4 节讨论仿真和实测结果，最后给出结论。

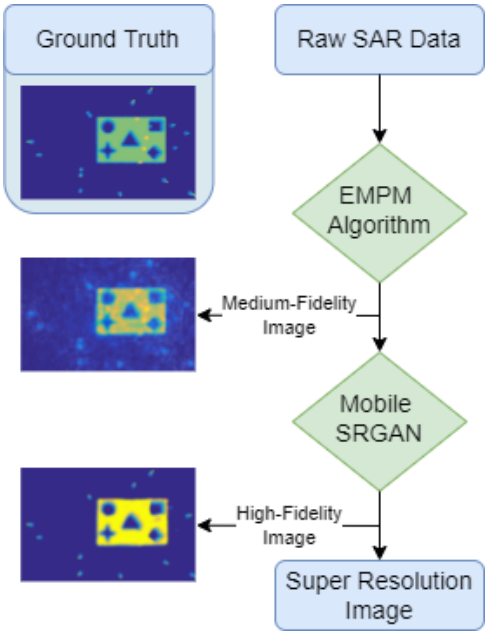


图 1：所提出设计的流程图。原始合成孔径雷达数据经 EMPM 算法 [6]，处理后，应用 Mobile-SRGAN 生成超分辨率图像。

2 近场自由手持合成孔径雷达的预备知识

手持成像需要高效的数据采集、高精度定位，以及适用于移动应用的高效图像重建。为实现高效采样，通常采用多输入多输出（MIMO）阵列，并以时分复用（TDM）方式工作，使每对收发器能够独立启用。然而，MIMO 阵列的多基地特性使成像过程变得复杂 [4]。发射（Tx）和接收（Rx）天线位置分别位于 $\boldsymbol{x}_T$ 和 $\boldsymbol{x}_R$ 的 MIMO 阵列，其接收信号可表示为

$$s(\boldsymbol{x}_T, \boldsymbol{x}_R, k) = \iiint \frac{o(\boldsymbol{x})}{R_T R_R} e^{-jk(R_T+R_R)} d\boldsymbol{x}, \tag{1}$$

其中，k 是信号的波数，$o(\cdot)$ 是目标的反射率函数，$\boldsymbol{x}$ 是目标的空间位置，R_T 和 R_R 由下式给出

$$R_T = |\boldsymbol{x}_T - \boldsymbol{x}|, \quad R_R = |\boldsymbol{x}_R - \boldsymbol{x}|. \tag{2}$$

要恢复目标图像，需要对公式（1）进行求逆，以分离出反射率函数。然而，在假设为徒手扫描场景的情况下，采样位置 $\boldsymbol{x}_T$ 和 $\boldsymbol{x}_R$ 分布在多个平面上。因此，常用的 RMA[4] 无法恢复图像。尽管 BPA 适用于此类几何结构，但其计算开销过大。为克服这些算法的局限性，EMPM [6] 提出将多平面多基地采样数据投影到位于位置 $\boldsymbol{x}'$ 的虚拟平面单基地场景中。

$$\hat{s}(\boldsymbol{x}'_\ell, f) \approx s(\boldsymbol{x}_T, \boldsymbol{x}_R, k) e^{jk\beta_\ell}, \tag{3}$$

with

$$\beta_\ell = 2d_\ell^z + \frac{(d_\ell^x)^2 + (d_\ell^y)^2}{4Z_0}, \tag{4}$$

其中，$\boldsymbol{x}'_\ell$ 表示第 ℓ个虚拟平面单基地天线的位置，Z_0 表示参考平面，d_ℓ^x 和 d_ℓ^y 分别表示发射（Tx）和接收（Rx）单元沿 x方向和 y方向的距离，d_ℓ^z 表示Tx/Rx平面到参考平面的距离。通过消除残余相位 β_ℓ，多平面多基地采样点可近似投影到虚拟平面单基地采样点，并通过对公式（3）应用RMA算法，高效地重建图像。关于EMPM算法的详细推导和解释可参见 [6]。

算法 1： Mobile-SRGAN 的训练过程

数据： D_{train}， D_{test} // 训练集-测试集
数据： x， g // G 的输入与输出
数据： y // 高分辨率目标图像
结果： 训练好的模型

对于 $epoch \leftarrow 0$ **至** $MaxEpochs$，**执行**
  对于 $x \leftarrow 0$ **到** $batches$在 D_{train} **do**
    $g \longleftarrow G(x)$
    /* 训练判别器 */
    $L_{advD} \longleftarrow log(D(y)) + log(1 - D(g))$
    $L_{perc} \longleftarrow \sum_{i=0}^{L_D} \|F_{D_i}(y) - F_{D_i}(g)\|_1$
    反向传播 D // 更新 D
    /* 训练生成器 */
    $L_{advG} \longleftarrow log(D(g))$
    $L_{p2p} \longleftarrow \lambda_{p2p} \|y - g\|_1$
    反向传播 G // 更新 G
  /* 评估生成器 */
  峰值信噪比$(G(D_{test})\ y_{D_{test}})$
  均方根误差$(G(D_{test})\ y_{D_{test}})$
return G

手持成像的另一个关键要素是位置估计。以往的研究采用红外摄像机[11] 或立体摄像机传感器 [3] 来实现手持成像的精确定位。然而，无论采用哪种定位方式，都会出现误差，从而导致重建图像产生像差，这一问题对于 BPA [11, 3] 和高效多平面多基地 [6]均存在。尽管此前的研究尚未解决导致图像模糊和散焦的定位误差问题，但我们在后续分析中考虑了阵列位置误差的情况。本文采用 EMPM 获取中等保真度图像，并提出了首个适用于移动应用的近场手持场景 SAR 图像超分辨率算法。我们提出的算法通过采用 MIMO-SAR 手持数据采集技术、补偿位置估计误差，实现了手持成像的相关要求，同时能够高效地进行适用于移动设备的图像重建，并获得比 BPA 更高的图像质量和分辨率。

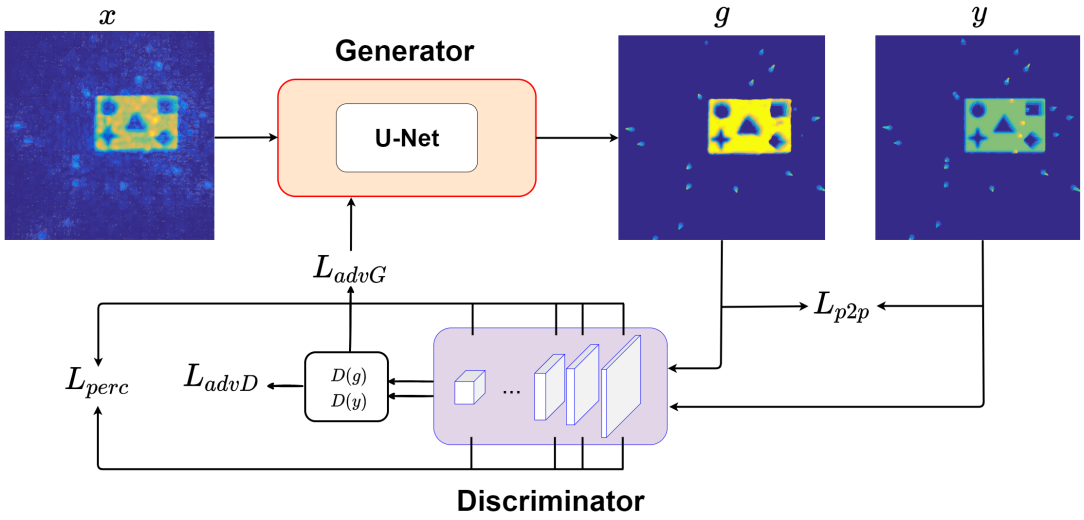


图 2：Mobile-SRGAN 概述

3 移动超分辨率生成对抗网络

借助 EMPM 重建的 SAR 图像，我们需要消除这些图像中的失真，以生成能够反映原始目标图像的超分辨率版本。为此，我们提出了一种基于 cGAN 的 [12, 13] Mobile-SRGAN 框架，该框架训练编码器-解码器模型来聚合特征以进行去噪，从而生成高质量的雷达图像。该框架由两个卷积神经网络组成：生成器（G）和判别器（D），二者协同工作，以优化模型并实现超分辨率。这种特定的训练框架此前已应用于医学 MRI 成像 [14], 超分辨率技术 [15] 以及图像到图像转换 [16, 17]，我们通过采用深度可分离卷积操作对该架构进行调整，以开发一种适用于移动应用的高效方法。Mobile-SRGAN 框架如图 2 所示

训练数据集由合成（重建）的合成孔径雷达图像及其对应的理想图像组成，这些图像采用 [7, 18], 中的方法生成，并提供给生成器—判别器对。生成器的目标是通过学习弥合低分辨率合成孔径雷达图像分布与高分辨率理想图像分布之间的差距，将前者映射到后者。判别器为这一学习过程提供指导，它是一个分类器，用于量化生成器生成的"干净"图像（g）与理想目标（y）之间的概率差异。生成器尝试通过转换重建的合成孔径雷达图像来生成增强图像，随后由判别器对其进行评估。然后将这些信息反馈给生成器，引导训练朝理想图像的分布方向进行。如算法 1 所示，网络以对抗方式进行训练，直到判别器无法区分理想图像和干净图像，这表明生成器已充分学会生成与高分辨率图像相似的图像。

生成器—判别器架构的对抗训练基于二元交叉熵损失（BCE），如公式 (5) 和 (8) 所述。损失项 L_{adv}、L_{perc} 和 L_{p2p} 组合起来训练生成器和判别器，如图 2 所示。判别器的作用是根据特征区分干净图像和理想图像，并使用式 (6) 中计算的感知损失将它们分别标记为干净（0）或理想（1）。此外，逐像素损失项会惩罚导出图像与干净目标（7）之间的差异。

$$L_{advD} = BCE(D(y), 1) + BCE(D(g), 0), \tag{5}$$

$$L_{perc} = \sum_{i=0}^{L_D} \|F_{D_i}(y) - F_{D_i}(g)\|_1, \tag{6}$$

$$L_{p2p} = \lambda_{p2p} \|y - g\|_1, \tag{7}$$

$$L_{advG} = BCE(D(g), 1), \tag{8}$$

其中，F_{D_i} 是从判别器的 i^{ith} 卷积层提取的中间特征，L_D 是判别器中卷积层的数量，λ_{p2p} 是用于对差异贡献进行加权的常数。

如图 3 所示，我们采用一种编码器-解码器变体 [19], 实现生成器，在解码器的每个卷积瓶颈之后执行空间降维步骤，并在编码器中执行分辨率恢复步骤。对于每个瓶颈的输出，相应的残差连接会传递所需特征，从而避免信息丢失。这种编码器-解码器架构的创新之处在于，它将标准的 3×3 卷积分解为3×3 深度卷积（DWC）和 1×1 逐点卷积（PWC），从而大幅提升效率 [9]。
DWC 和 PWC 在生成新特征时发挥不同作用：前者提取空间相关信息，后者则衡量通道间的相关性。这样可以大幅减小卷积神经网络模型的尺寸；在由 32 个特征通道组成的第一层应用 DWC，模型尺寸最多可缩减 75%。因此，所提出的 Mobile-SRGAN 架构包含 79,233 个模型参数，适用于许多移动设备和智能手机应用[20]。通过引入 DWC，可以对空间降维步骤进行参数化。这会影响模型性能，使训练过程能够按需利用空间降维。判别器采用了由 [17], 提出的块判别器架构，该架构将输入划分为 16×16 个块，并对每个块进行分类。所有块的分类得分取平均值 [14]。

该高效移动端SAR超分辨率框架使用ADAM优化器，在一块配备16 GB显存的TESLA P100图形处理器上训练了50个训练轮次，训练过程使用4096个样本，评估使用1024个样本。训练数据集由包含随机放置的点散射体、实心物体和中空物体的合成孔径雷达图像组成，这是相较于以往仅包含点散射体的工作的改进，

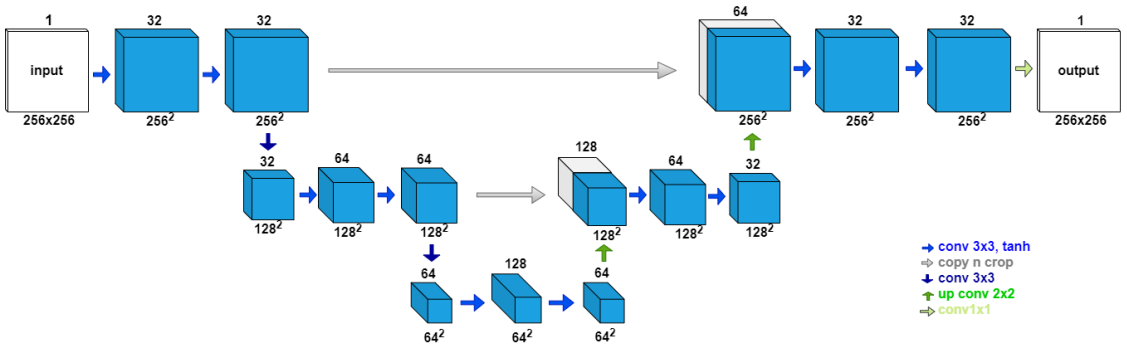
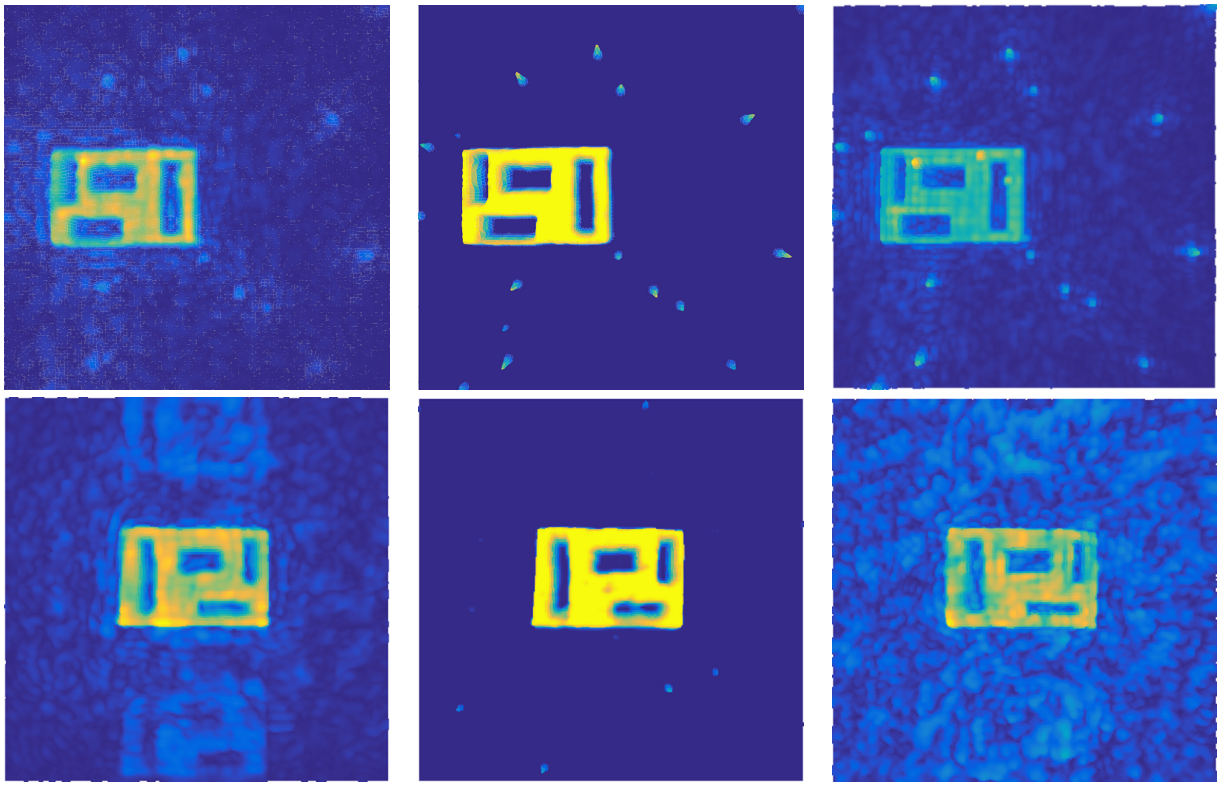


图 3：Mobile-SRGAN 生成器架构

训练过程约耗时8个半小时，在验证过程中推理时间为每个样本14毫秒。



(a) EMPM (b) Mobile-SRGAN (c) BPA

图 4：定性结果：干净图像的比较：(a) EMPM 算法，(b) Mobile-SRGAN（基于卷积神经网络的超分辨率算法），以及 (c) BPA 算法。合成图像的结果显示在第一行，真实图像的结果显示在第二行。

4 结果

我们使用一个由 1027 张“前所未见”的图像（1024 张合成图像和 3 张真实图像）组成的测试集评估该对抗框架，这些图像在模型训练期间均未使用。定性结果如图 4 所示。该网络在处理新的低分辨率数据时，能够生成清晰的高分辨率图像。通过学习高低分辨率图像之间的联合分布映射，生成器能够生成一致且结构良好的物体，主要通过去除图像中已有的失真，同时增强适当的局部结构，并

识别物体的指纹。通过计算生成图像与合成测试数据集中的理想图像之间的峰值信噪比（PSNR）和均方根误差（RMSE），可以衡量所提出框架的定量性能。如表1所示，所提出的方法在计算效率和图像质量方面均优于现有方法。尤其是，与金标准 BPA 相比，我们的算法实现了更高的峰值信噪比和更低的均方根误差；与 EMPM 和 RMA 相比，单幅图像的计算时间仅略有增加。

指标	Mobile-SRGAN	BPA	EMPM	RMA
峰值信噪比（dB）	**34.926**	26.33	20.20	10.158
RMSE	**0.019**	0.044	0.105	0.276
时间（秒）	1.117	1324.8	**1.103**	**1.103**

表1：Mobile-SRGAN 与 BPA、EMPM 和 RMA 的定量性能对比。

5 结论

本文介绍了首个用于近场移动式手持合成孔径雷达成像的、基于卷积神经网络的超分辨率算法。以往工作使用随机放置的点目标进行训练，而我们通过在仿真中加入更能代表真实场景的实体复杂物体，进一步改进了相关方法。我们将所提出的卷积神经网络算法应用于 EMPM 算法恢复的图像 [6]，从而获得高分辨率、低噪声的合成孔径雷达图像，性能优于以往技术。Mobile-SRGAN 是首个为手持雷达成像开发的合成孔径雷达超分辨率算法；手持雷达成像比传统合成孔径雷达超分辨率任务更具挑战性，而该算法能以较低的计算成本高效恢复高分辨率图像，因此适用于计算资源受限的应用。

参考文献

[1] J. W. Smith, S. Thiagarajan, R. Willis, Y. Makris 和 M. Torlak，《使用新型无菌训练技术改进基于深度卷积神经网络的静态手势分类》，*IEEE Access*，第 9 卷，第 10893–10902 页，2021 年 1 月。[2] Alessandro Fedeli、Claudio Estatico、Matteo Pastorino 和 Andrea Randazzo，《通过混合成像方法检测微波脑损伤》，*IEEEOpen J. Antennas Propag.*，第 1 卷，第 513–523 页，2020 年 9 月。[3] Guillermo Álvarez Narciandi、Jaime Laviada 和 Fernando Las-Heras，《让智能手机变成毫米波扫描仪》，*IEEE Access*，第 9 卷，第 45147–45154 页，2021 年 3 月。[4] Muhammet Emin Yanik 和 Murat Torlak，《利用稀疏采样孔径数据进行近场 MIMO-SAR 毫米波成像》，*IEEE Access*，第 7 卷，第 31801–31819 页，2019 年 3 月。[5] J. W. Smith、M. E. Yanik 和 M. Torlak，《近场 MIMO-ISAR 毫米波成像》，载于*IEEE* 雷达会议论文集，意大利佛罗伦萨，2020 年 9 月，第 1–6 页。[6] J. W. Smith 和 Murat Torlak，《适用于不规则扫描几何的高效三维近场 MIMO-SAR 成像》，*IEEE Access*，第 10 卷，第 10283–10294 页，2022 年 1 月。[7] Jingkun Gao 、 Bin Deng 、 Yuliang Qin 、 Hongqiang Wang 和 Xiang Li，《利用复值卷积神经网络增强雷达成像》，*IEEE Geosci. Remote Sens. Lett.*，第 16 卷，第 1 期，第 35–39 页，2018 年 9 月。[8] Handan Jing、Shiyong Li、Ke Miao、Shuoguang Wang、Xiaoxi Cui、Guoqiang Zhao 和 Houjun Sun，《通过复值全卷积神经网络增强毫米波三维成像》，*Electronics*，第 11 卷，第 1 期，第 147 页，2022 年。[9] Yunhui Guo、Yandong Li、Liqiang Wang 和 Tajana Rosing，《学习多个视觉域，只需深度卷积》，载于*AAAI* 会议论文集，美国夏威夷州檀香山，2019 年 1 月，第 33 卷，第 8368–8375 页。[10] François Chollet，《Xception：采用深度可分离卷积的深度学习》，载于*IEEE*计算机视觉与模式识别会议论文集，美国夏威夷州檀香山，2017 年 7 月，第 1251–1258 页。[11] Guillermo Álvarez Narciandi、Miguel López-Portugués、Fernando Las-Heras 和 Jaime Laviada，《使用紧凑型毫米波雷达进行徒手、灵活的高分辨率成像》，*IEEE Access*，第 7 卷，第 95516–95526 页，2019 年 7 月。

[12] Ian Goodfellow、Jean Pouget-Abadie、Mehdi Mirza、Bing Xu、David Warde-Farley、Sherjil Ozair、Aaron Courville 和 Yoshua Bengio，《生成对抗网络》，载于神经信息处理系统大会论文集，加拿大蒙特利尔，2014 年 12 月。[13] Mehdi Mirza 和 Simon Osindero，《条件生成对抗网络》，*arXiv* 预印本 *arXiv:1411.1784*，2014 年 11 月。[14] Karim Armanious、Chenming Jiang、Marc Fischer、Thomas Küstner、Tobias Hepp、Konstantin Nikolaou、Sergios Gatidis 和 Bin Yang，《MedGAN：使用生成对抗网络进行医学图像转换》，*Comput. Med. Imaging Graph.*，第 79 卷，第 101684 页，2020 年。[15] Karim Armanious、Sherif Abdulatif、Fady Aziz、Urs Schneider 和 Bin Yang，《一种针对雷达设计权衡的对抗式超分辨率解决方案》，载于欧洲信号处理会议论文集，西班牙拉科鲁尼亚，2019 年 9 月，IEEE，第 1–5 页。[16] Chaoyue Wang、Chang Xu、Chaohui Wang 和 Dacheng Tao，《用于图像到图像转换的感知对抗网络》，*IEEE Trans. Image Process.*，第 27 卷，第 8 期，第 4066—4079 页，2018 年 8 月。[17] Phillip Isola、Jun-Yan Zhu、Tinghui Zhou 和 Alexei A Efros，《利用条件对抗网络实现图像到图像转换》，载于*IEEE*计算机视觉与模式识别会议论文集，美国夏威夷州檀香山，2017 年 7 月，第 1125–1134 页。[18] J. W. Smith、Orges Furxhi 和 Murat Torlak，《一种用于非接触式乐器界面的基于全卷积神经网络的毫米波雷达超分辨率框架》，*IEEE Trans.Multimedia*，第 1–1 页，2021 年 5 月。[19] Olaf Ronneberger、Philipp Fischer 和 Thomas Brox，《U-Net：用于生物医学图像分割的卷积网络》，载于医学图像计算与计算机辅助干预国际会议论文集，德国慕尼黑，2015 年 10 月，施普林格，第 234–241 页。[20] Andrew G Howard、Menglong Zhu、Bo Chen、Dmitry Kalenichenko、Weijun Wang、Tobias Weyand、Marco An- dreetto 和 Hartwig Adam，《MobileNets：面向移动视觉应用的高效卷积神经网络》，*arXiv* 预印本 *arXiv:1704.04861*，2017 年 4 月。