

DOI:10.16356/j.1005-2615.2020.05.003

基于复数深度神经网络的逆合成孔径雷达成像方法

汪 玲, 胡长雨, 朱岱寅

(南京航空航天大学电子信息工程学院雷达成像与微波光子技术教育部重点实验室, 南京, 211106)

摘要: 压缩感知(Compressive sensing, CS)理论框架下逆合成孔径雷达(Inverse synthetic aperture radar, ISAR)成像的结果具有超分辨、无旁瓣干扰等特点,但CS ISAR成像方法性能仍然受到稀疏表示不准确和图像重建方法效率低等限制。基于深度神经网络(Deep neural network, DNN)的欠采样或不完整信号重建方法取得了瞩目的表现。DNN能够自主学习最优网络参数并挖掘出输入数据的抽象高层特征表示,但目前已有的DNN都为实数域的模型,无法直接用于复数形式数据处理。为了利用DNN的优势提高ISAR欠采样数据成像的质量,本文通过级联不同类型的复数网络层的方式,构建具有多级分解能力的复数深度神经网络(Complex value DNN, CV-DNN),利用CV-DNN实现ISAR成像。实验结果表明,基于CV-DNN的ISAR成像方法在成像质量和计算效率方面都优于传统压缩感知成像方法。

关键词: 雷达成像;深度学习;逆合成孔径雷达;复数深度神经网络

中图分类号: TP79 **文献标志码:** A **文章编号:** 1005-2615(2020)05-0695-06

Inverse Synthetic Aperture Radar Imaging Method Using Complex Value Deep Neural Network

WANG Ling, HU Changyu, ZHU Daiyin

(Key Laboratory of Radar Imaging and Microwave Photonics of the Ministry of Education, College of Electronic and Information Engineering, Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, Nanjing, 211106, China)

Abstract: The results of the inverse synthetic aperture radar (ISAR) imaging in the framework of compressive sensing (CS) have the advantages of super resolution and no sidelobe interference. But the availability or appropriateness of the sparse representation of the target scene and the relatively low computational efficiency of image reconstruction algorithms limit the performance and application of the CS based ISAR imaging methods. Recently, the deep neural network (DNN) based under-sampled or incomplete signal reconstruction method achieve remarkable performance. DNN can extract the abstract feature representation from input data with the hidden layers and nonlinear activation layer. However, the existing DNNs are real domain models, and cannot be directly used in complex data processing. A complex value DNN (CV-DNN) with multistage decomposition ability is constructed by cascading different types of complex value network layers. Then, the CV-DNN is used for ISAR imaging. The CV-DNN architecture can extract and exploit the sparse feature of the target image extremely well by multi-layer nonlinear processing. The experimental results show that the proposed CV-DNN based ISAR imaging method can provide better shape reconstruction of target than state-of-the-art CS reconstruction algorithms and improve the imaging efficiency obviously.

基金项目: 国家自然科学基金(61871217)资助项目;江苏省研究生科研与实践创新计划(KYCX18_0291)资助项目;航空科学基金(20182052011)资助项目。

收稿日期: 2019-09-10; **修订日期:** 2020-01-10

通信作者: 汪玲,女,教授,博士生导师,E-mail: tulip_wling@nuaa.edu.cn。

引用格式: 汪玲,胡长雨,朱岱寅. 基于复数深度神经网络的逆合成孔径雷达成像方法[J]. 南京航空航天大学学报, 2020, 52(5): 695-700. WANG Ling, HU Changyu, ZHU Daiyin. Inverse synthetic aperture radar imaging method using complex value deep neural network[J]. Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, 2020, 52(5): 695-700.

Key words: radar imaging; deep learning; inverse synthetic aperture radar (ISAR); complex value deep neural network

压缩感知(Compressive sensing, CS)理论框架下的逆合成孔径雷达(Inverse synthetic aperture radar, ISAR)稀疏成像技术是近十年来的研究热点^[1-2],许多基于CS理论的图像重建算法被提出^[3-8]。在目标场景满足空域稀疏或在某个变换域稀疏的假设下,ISAR图像的重建过程可以构建为 l_1 范数约束最小化问题^[5]。CS ISAR成像以非常少的测量数据获得图像对比度高的目标图像^[9-12],但CS ISAR成像的性能仍然受到两方面的限制。首先是重建方法都为凸优化类方法,该类方法通过迭代求解获得最优的重建图像,成像效率较低。其次是未知场景的稀疏表示不准确。一般采用一些图像变换来找到未知场景的稀疏表示。由于图像变换矩阵是出于其他任务需求而构造的,对ISAR数据而言并不是最优,所以降低了提取的稀疏表示的准确性,进而限制了CS ISAR成像结果的质量。

近年来,基于深度神经网络(Deep neural network, DNN)^[13]的信号重建方法在欠采样信号或不完整信号重建任务中取得了最优的表现^[14-16]。DNN的特点是卷积运算、权值共享和稀疏连接。DNN最大的优势在于其能够提取出输入数据的高层抽象特征。训练好的DNN能够通过前向传播建立起输入和输出准确的映射关系。但目前DNN大都为实数网络模型,无法直接处理复数数据。本文研究了复数域的DNN,构建复数DNN(Complex value DNN, CV-DNN)^[17],并且利用CV-DNN解决

ISAR成像问题。CV-DNN由复卷积层、复池化层、复反卷积层和复激活函数层构成。本文采用监督学习方法更新CV-DNN每一层参数,学习好的CV-DNN作为最终的成像网络。成像时,对两维随机欠采样的ISAR回波数据进行快速傅里叶变换,得到初始图像,并输入到CV-DNN成像网络中。由于随机欠采样的ISAR回波数据相干信息不完整,不能有效相干积累,所以得到的初始图像质量非常差。将CV-DNN的图像重建结果与最优的CS ISAR成像方法的重建图像对比,实测ISAR数据成像结果表明,基于CV-DNN的ISAR成像方法的成像质量和成像效率优于CS ISAR成像方法。

1 基于CV-DNN的ISAR成像方法

1.1 用于ISAR成像的CV-DNN结构

用于ISAR成像的CV-DNN结构如图1所示。CV-DNN的输入是大小为 100×100 的初始图像。运动补偿得到ISAR回波数据,对该数据执行二维的随机降采样操作,再执行二维FFT获得初始图像。经过监督学习的CV-DNN能够获得最优的网络参数,建立起输入和输出图像之间的最优非线性映射。通过CV-DNN的前向传播和多层非线性映射,提取输入数据中的抽象特征表示,在输出端重构出高质量的ISAR图像。在CV-DNN的中间层采用多通道的特征提取架构,使得提取的特征更加丰富。

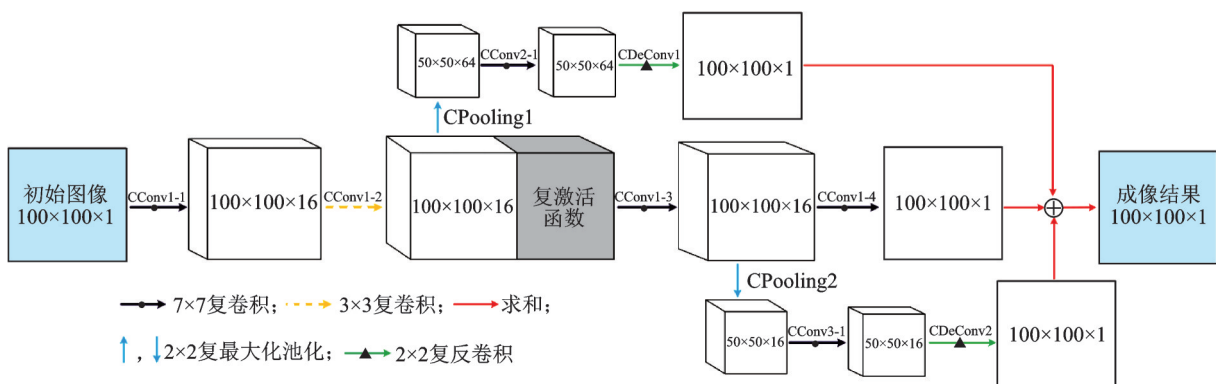


图1 基于CV-DNN的ISAR成像框架

Fig.1 CV-DNN based ISAR imaging framework

CV-DNN由3部分组成:CConv1-1到CConv1-4、CPooling1到CDeConv1和CPooling2到CDeConv2。CV-DNN的第1部分由4个复卷积层组成,其中CConv1-2层后面连接着1个复激活函数

层。CConv1-2层的计算公式为

$$O_i^{(CConv1-2)} = W_i^{(CConv1-2)} * O^{(CConv1-1)} + b_i^{(CConv1-2)} = (\mathcal{R}(W_i^{(CConv1-2)}) \cdot \mathcal{R}(O^{(CConv1-1)}) - \mathcal{I}(W_i^{(CConv1-2)}) \cdot \mathcal{I}(O^{(CConv1-1)})) + j(\mathcal{R}(W_i^{(CConv1-2)}) \cdot \mathcal{I}(O^{(CConv1-1)}) + \mathcal{I}(W_i^{(CConv1-2)}) \cdot \mathcal{R}(O^{(CConv1-1)}))$$

$$\mathcal{I}(W_i^{(CConv1-2)} \cdot \mathcal{R}(O_i^{(CConv1-1)})) + b_i^{(CConv1-2)} \quad (1)$$

式中: $O_i^{(CConv1-1)} \in \mathbb{C}^{100 \times 100}$ 为 CConv1-1 层复特征表示; $O_i^{(CConv1-2)} \in \mathbb{C}^{100 \times 100}$ 为 CConv1-2 层第 i 个复特征表示; $W_i^{(CConv1-2)} \in \mathbb{C}^{3 \times 3}$ 和 $b_i^{(CConv1-2)}$ 分别为复卷积核和复偏置; “ \cdot ” 表示复卷积操作; “ \mathcal{R} ” 和 “ \mathcal{I} ” 分别表示提取复数实部和虚部的操作。

复激活函数是复心形函数^[18], 该函数能够在网络成像过程中保持相位。复激活函数层的操作为

$$A_i^{(CConv1-2)} = f(O_i^{(CConv1-2)}) = \frac{1}{2} (1 + \cos(\angle O_i^{(CConv1-2)})) \cdot (O_i^{(CConv1-2)}) \quad (2)$$

式中: $f(\cdot)$ 表示复激活函数; “ \angle ” 表示提取相位的操作; $A_i^{(CConv1-2)}$ 为 $O_i^{(CConv1-2)}$ 经过复激活函数后的输出。

第 1 部分中各层卷积核尺度分别是 $7 \times 7, 3 \times 3, 7 \times 7$ 和 7×7 。每个卷积层生成特征表示数是 16, 64, 16 和 1。第 1 部分中复卷积层生成的特征表示大小都是 100×100 , 这确保了利用 CV-DNN 方法重建的图像大小等于初始图像大小。

第 2 部分是从 CPooling1 层开始。CPooling1 层使用大小为 2×2 的复池化核对 CConv1-2 的输出执行最大池化操作, 生成 64 个大小为 50×50 的特征表示。CPooling1 层的池化过程为

$$P_i^{(CPooling1)}(x, y) = \max_{u,v=0,\dots,g-1} O_i^{(CConv1-2)}(x+u, y+v) \quad (3)$$

式中: $g=2$ 表示复池化核的大小, $O_i^{(CConv1-2)}(x+u, y+v)$ 为 CConv1-2 层第 i 个复特征表示中 $(x+u, y+v)$ 位置的像素值; $P_i^{(CPooling1)}(x, y)$ 为池化操作的输出。本文利用复数像素值幅度最大原则来确定池化的输出。

CConv2-1 层使用大小为 7×7 的复卷积核对 CPooling1 的输出执行复卷积操作, 生成 64 个大小为 50×50 的特征表示。CDeConv1 层使用大小为 2×2 的复反卷积核对 CConv2-1 的输出执行反卷积操作, 得到 1 个大小为 100×100 的特征表示。

第 3 部分是从 CPooling2 层开始。CPooling2 层使用大小为 2×2 的复池化核对 CConv1-3 的输出执行最大池化操作, 得到 16 个大小为 50×50 的特征表示。CPooling2 层的池化过程与 CPooling1 层的类似。在 CConv3-1 层使用大小为 7×7 的复卷积核对 CPooling2 卷积, 生成 16 幅大小为 50×50 的特征表示。CDeConv2 层使用大小为 2×2 的复反卷积核对 CConv3-1 的输出执行复反卷积操作, 生成 1 个大小为 100×100 的特征表示。

最后将 CDeConv1 层, CConv1-4 层和 CDe-

Conv2 层的输出相加求均值, 得到最终的 ISAR 目标图像。

1.2 训练策略

本节给出 CV-DNN 模型的训练策略, 包括训练数据构造、学习策略和损失函数。本文使用 2 个训练数据集分别训练 CV-DNN, 训练数据集的构造如表 1 所示。训练数据集 1 由训练集和验证集组成。训练集和验证集分别由 600 个样本和 180 个样本组成。每个样本包括 1 幅初始图像和 1 幅目标图像。

表 1 用于 CV-DNN 训练的训练数据集构成

Table 1 Constructions of training data sets of CV-DNN

飞机目标训练数据集	训练集	验证集	样本总数	降采样率/%
训练数据集 1	600	180	780	10
训练数据集 2	600	180	780	25

初始图像和目标图像由 ISAR 数据生成, ISAR 数据由 C 波段的地基 ISAR 采集, 发射信号的带宽为 400 MHz。对接收信号处理进行解调频处理, 并利用基于最小熵的全局距离对准算法^[19]和相位梯度算法^[20]实现解调频后数据的运动补偿。对运动补偿后的 ISAR 数据进行两维随机降采样, 降采样率为 10%, 获得降采样数据。再对降采样数据执行两维 FFT 操作, 得到初始图像。目标图像运动补偿后的 ISAR 数据采用 RD 方法得到聚焦好的高质量目标图像。

训练数据集 2 的构造与训练数据集 1 相似。但训练数据集 2 中初始图像是利用 25% ISAR 数据生成。训练数据集 1 和 2 训练的 CV-DNN 分别称为 CV-DNN1 和 CV-DNN2。

为了快速、准确地收敛 CV-DNN 参数, 本文对两个 CV-DNN 训练过程的超参数进行设置, 如表 2 所示。

表 2 CV-DNN 训练过程中的超参数设置

Table 2 Setting of hyperparameters during CV-DNN training

超参数	优化方法	训练迭代	验证迭代	基础学习率	学习策略	学习率
数值	随机梯度下降	300	90	$10e-5$	步进	$lr(i) = lb \times \Gamma^{(i/s)}$

本文采用随机梯度下降来获得 CV-DNN 的最优参数, 训练迭代表示所有训练样本都遍历一遍的训练次数。验证迭代表示所有验证样本都验证一遍的验证次数。基础学习率 lb 和学习率 lr 分别表

示训练开始时的学习率值和 CV-DNN 训练过程的学习率值, i 为训练次数。在计算 l 时, 梯度衰减因子 Γ 设为 0.7, 学习率更新步长 s 设为 600。

在训练过程中, 本文使用改进的欧几里德损失函数来计算 CV-DNN 的重建误差为

$$L(\{W\}) = \frac{1}{K} \sum_{i=1}^K \left\| f(|\tilde{\sigma}_i|, \{W\}) - |\hat{\sigma}_i| \right\|^2 \quad (4)$$

使用复反向传播和复梯度下降方式获得最优的网络参数 $\{W\}$ 。 K 表示训练集样本的总数; $|\tilde{\sigma}_i|$ 和 $f(|\tilde{\sigma}_i|, \{W\})$ 分别表示第 i 个训练样本中目标图像的模值和相应的初始图像的重建结果; $f(\cdot)$ 表示 CV-DNN 网络描述的函数。

2 实测数据处理验证

本节利用实测 ISAR 飞机目标数据来验证 CV-DNN 成像方法的性能。回波数据由 C 波段地基 ISAR 采集, 发射信号的带宽为 400 MHz。通过解调频处理实现回波数据距离向压缩, 并利用全

局最小熵方法和改进的秩-相位估计方法^[21]实现回波数据运动补偿, 回波数据大小是 100×100 。在运动补偿之后, 对 ISAR 数据二维随机降采样, 得到两组不同的数据, 对应的采样率分别为 10% 和 25%。利用训练数据集 1 和训练数据集 2 训练好的 CV-DNN1 和 CV-DNN2 分别对 10% 和 25% ISAR 数据进行成像, 利用 CV-DNN1 对 25% 数据成像。

2.1 成像结果与分析

图 2 和图 3 给出的分别是 10% 和 25% 飞机目标测量数据采用不同成像方法成像结果。图 2(a) 是对全数据采用传统 RD 方法成像结果, 图 2(b)~(f) 分别是 10% 的测量值利用 CV-DNN1、正交匹配追踪 (Orthogonal matching pursuit, OMP) 成像方法^[22-23]、贪婪卡尔曼滤波 (Greedy Kalman filtering, GKF) 成像方法^[6]、在线字典学习 (Online dictionary learning, Online DL) 成像方法和离线字典学习 (Offline dictionary learning, Offline DL) 的成像方法^[24] 成像结果。

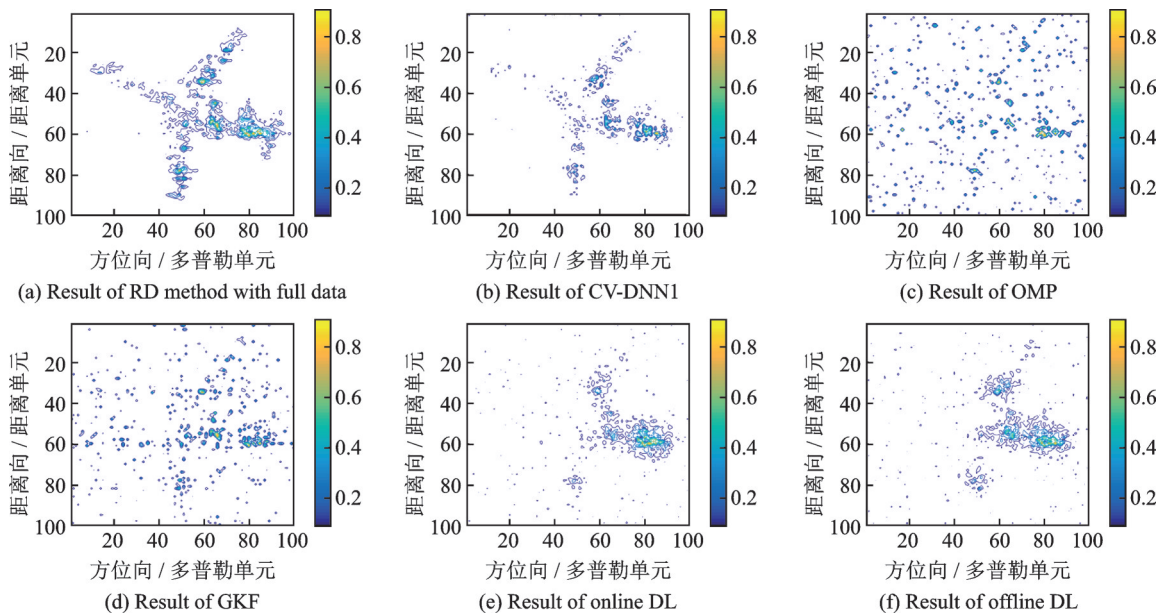


图2 10%飞机目标数据采用不同方法成像结果

Fig.2 Imaging results of plane target data by different methods with 10% measurements

对比图 2(b), 图 2(c) 和图 2(d) 可以看到, 与非学习类的 CS ISAR 成像方法相比, CV-DNN1 成像结果中目标可辨识度更高。OMP 和 GKF 方法成像结果中虚假散射点较多, 飞机目标未被重建出来。对比图 2(b), 图 2(e) 和图 2(f) 可知, CV-DNN1 成像结果优于字典学习类 CS ISAR 成像方法结果, CV-DNN1 能够更好地重建目标整体轮廓。虽然字典学习类成像方法也能够重建出飞机机身, 但未能重建机头和机翼部分, 且在背景区域存在较多虚假散射点。

图 3 中给出的是 25% 飞机数据采用不同成像方法的成像结果。与图 2 结果类似, CV-DNN2 成像方法结果优于 CS ISAR 成像方法结果。在 CV-DNN2 重建结果中, 目标的轮廓和局部都重建更完整, 飞机边缘等细节特征也得到较好的重建, 这是因为具有多隐层的 CV-DNN2 从大量不同的飞机目标样本中学习了待重建目标先验信息。

结合图 2 和图 3 分析可知, 在测量数据减少的情况下, CS ISAR 成像方法成像结果质量急剧下降, 但 CV-DNN 成像方法成像结果质量下降的程

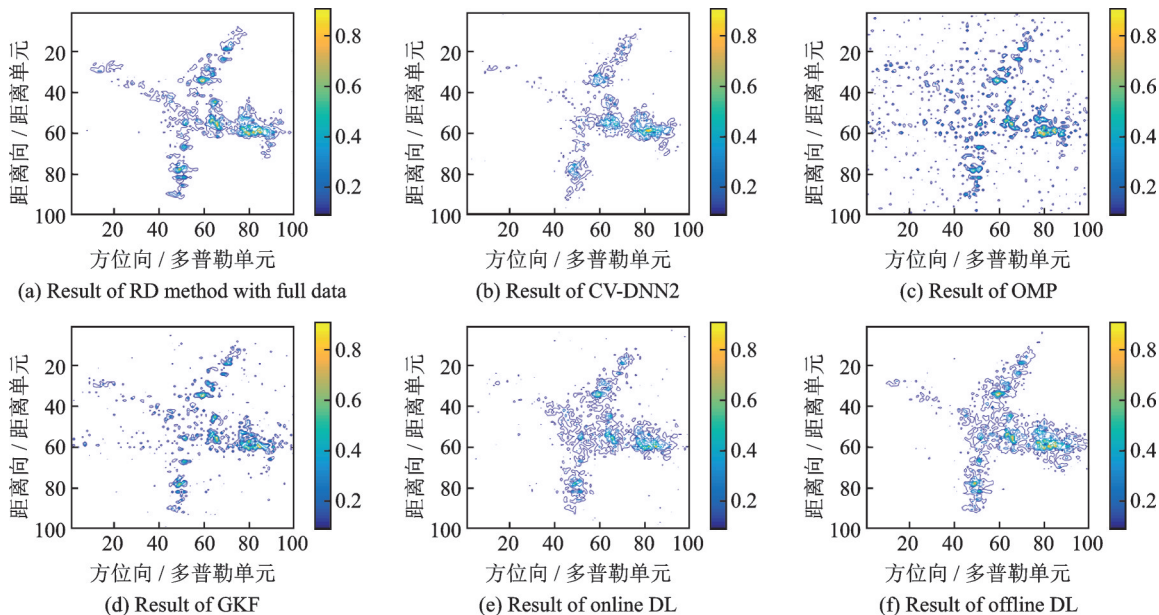


图 3 25%飞机目标数据采用不同方法成像结果

Fig.3 Imaging results of plane data by different methods with 25% measurements

度较小,如图 2(b)和图 3(b)所示。由图 3(b)到图 2(b),虽然机翼和机身变稍稀疏,但从整体来看,2 幅图中虚假散射点数并未明显增多,且目标轮廓依然清晰可辨,说明在使 CS ISAR 成像方法近乎失效的降采样率情况下, CV-DNN 成像方法依然可以重建出可辨识的目标图像。由此可见, CV-DNN 成像方法的稳健性优于 CS ISAR 成像方法。

2.2 25% 数据采用 CV-DNN1 成像结果与分析

图 4 为不同降采样率飞机数据成像结果,其中图 4(a)和图 4(c)分别与图 3(b)和图 2(b)一致,图 4(b)为 25% 飞机数据采用 CV-DNN1 成像结果。结合图 4(a)以及图 4(b)可知, CV-DNN2 的结果更优,图 4(a)中飞机的机身和机翼稍稠密,从整体来看,飞机轮廓更清晰和完整。这是因为训练数

据集 2 的初始图像由 25% 数据生成,相比于训练数据集 1,含有的特征信息更丰富,能够让 CV-DNN2 在训练过程中学习的特征信息更多。由此可见, CV-DNN 成像方法性能与训练数据质量有关,质量越高,训练的 CV-DNN 成像性能越好。对比图 4(b)和图 4(c)可见, 25% 数据成像结果更好,图 4(b)中飞机的机身和机翼更稠密,目标整体的可辨识度稍高。相比于 10% 飞机数据, 25% 飞机数据中目标回波数据量更多,相干积累后初始图像中机身和机翼区域散射率更强,机身和机翼区域的特征信息更加突显,可更准确地被 CV-DNN1 提取并重建。因此,训练好的 CV-DNN 成像性能也与测量数据量有关,测量数据量越多时,成像质量越好。

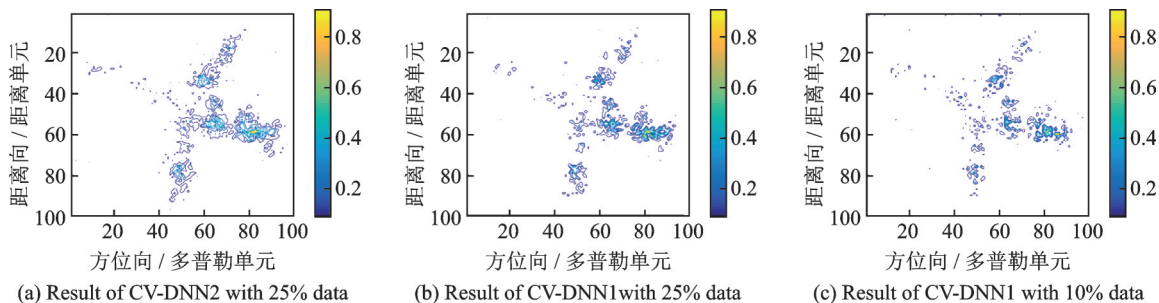


图 4 不同降采样率飞机数据采用 CV-DNN 成像结果

Fig.4 Imaging results of plane data by CV-DNN method with different measurements

3 结 论

本文提出了一种基于 CV-DNN 的 ISAR 成像方法。经过训练的 CV-DNN 具有多尺度特征表示提取能力,可以提取出输入数据的最优特征表示,

重构出高质量的目标图像。飞机实测数据成像结果显示,与最优的 CS ISAR 成像方法结果相比,测量数据量相同时,本文所提方法成像质量更高。此外,基于 CV-DNN 的成像方法具有很高的计算效率,易于实时处理。

参考文献:

- [1] DONOHO D L. Compressed sensing[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2006, 52(4): 1289-1306.
- [2] BARANIUK R, STEEGHS P. Compressive radar imaging[C]//Proceedings of IEEE Radar Conference. Boston, MA, USA: IEEE Press, 2007: 128-133.
- [3] CHEN C, XIE H, PENG J, et al. New compressed sensing algorithm for ISAR imaging of maneuvering target[J]. Infrared & Laser Engineering, 2013, 42(8): 2269-2274.
- [4] WANG F, EIBERT T F, JIN Y Q. Simulation of ISAR imaging for a space target and reconstruction under sparse sampling via compressed sensing[C]//Proceedings of URSI General Assembly and Scientific Symposium. Beijing, China: IEEE Press, 2014: 1-4.
- [5] WANG Ling, LOFFELD O. ISAR imaging using a null space l_1 minimizing Kalman filter approach[C]//Proceedings of International Workshop on Compressed Sensing Theory and its Applications to Radar, Sonar and Remote Sensing. Aachen, Germany: IEEE Press, 2016: 232-236.
- [6] WANG Ling, LOFFELD O, MA Kaili, et al. Sparse ISAR imaging using a greedy Kalman filtering approach[J]. Signal Processing, 2017, 138: 1-10.
- [7] TOMEI S, BACCI A, GIUSTI E, et al. Compressive sensing-based inverse synthetic radar imaging from incomplete data[J]. IET Radar Sonar & Navigation, 2016, 10(2): 386-397.
- [8] CETIN M, KARL W C. Feature-enhanced synthetic aperture radar image formation based on nonquadratic regularization[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2001, 10(4): 623-631.
- [9] DAUBECHIES I, DEFRISE M, MOL C D. An iterative thresholding algorithm for linear inverse problems with a sparsity constraint[J]. Communications on Pure & Applied Mathematics, 2010, 57(11): 1413-1457.
- [10] ENGL H W, RAMLAU R. Regularization of inverse problems[M]. Netherlands: Kluwer Academic Publishers, 2000: 347-366.
- [11] PATI Y C, REZAIIFAR R, KRISHNAPRASAD P S. Orthogonal matching pursuit: Recursive function approximation with applications to wavelet decomposition[C]//Proceedings of Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers. Pacific Grove, USA: IEEE Press, 1993: 40-44.
- [12] BECK A, TEOULLE M. A fast iterative shrinkage-thresholding algorithm for linear inverse problems[J]. SIAM Journal on Imaging Sciences, 2009, 2(1): 183-202.
- [13] GOODFELLOW I, BENGIO Y, COURVILLE A. Deep learning[M]. Cambridge: MIT Press, 2017.
- [14] MOUSAVI A, PATEL A B, BARANIUK R G. A deep learning approach to structured signal recovery[C]//Proceedings of Annual Allerton Conference on Communication, Control, and Computing. Monticello, IL, USA: IEEE Press, 2015: 1336-1343.
- [15] KULKARNI K, LOHIT S, TURAGA P, et al. ReconNet: Non-iterative reconstruction of images from compressively sensed measurements[C]//Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Las Vegas, NV, USA: IEEE Press, 2016: 449-458.
- [16] MOUSAVI A, BARANIUK R G. Learning to invert: Signal recovery via deep convolutional networks[C]//Proceedings of IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing. New Orleans, LA, USA: IEEE Press, 2017: 2272-2276.
- [17] ZHANG Zhimian, WANG Haipeng, XU Feng, et al. Complex-valued convolutional neural network and its application in polarimetric SAR image classification[J]. IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing, 2017, 55(12): 7177-7188.
- [18] VIRTUE P, YU S X, LUSTIG M. Better than real: Complex-valued neural nets for MRI fingerprinting[C]//Proceedings of IEEE International Conference on Image Processing. Beijing, China: IEEE Press, 2017: 3953-3957.
- [19] ZHU Daiyin, WANG Ling, YU Yusheng, et al. Robust ISAR range alignment via minimizing the entropy of the average range profile[J]. IEEE Geoscience & Remote Sensing Letters, 2009, 6(2): 204-208.
- [20] WANG Ling, ZHU Daiyin, ZHU Zhaoda. Study on ship imaging using SAR real data[J]. Journal of Electronics and Information Technology, 2007, 29(2): 401-404.
- [21] WANG Ling, ZHU Zhaoda. ISAR motion compensation using ROPE[J]. Transactions of Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2004, 21(1): 64-68.
- [22] BACCI A, GIUSTI E, CATALDO D, et al. ISAR resolution enhancement via compressive sensing: A comparison with state of the art SR techniques[C]//Proceedings of International Workshop on Compressed Sensing Theory and its Applications to Radar, Sonar and Remote Sensing. Aachen, Germany: IEEE Press, 2016: 227-231.
- [23] VENKATARAMANI R, BRESLER Y. Further results on spectrum blind sampling of 2D signals[C]//Proceedings of International Conference on Image Processing. Chicago, USA: IEEE Press, 1998: 752-756.
- [24] HU Changyu, WANG Ling, LOFFELD O. Inverse synthetic aperture radar imaging exploiting dictionary learning[C]//Proceedings of IEEE Radar Conference. Oklahoma, USA: IEEE, 2018: 1084-1088.