|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| **文章题目** | | D2SE-CNN：改进的SAR图像相干斑抑制算法 |
| **创**  **新**  **点**  **自**  **述** | 合成孔径雷达SAR图像的相干成像机制会导致图像有斑点噪声，使得图像信噪比下降，严重降低了图像的可解译度，影响了后续目标检测、分类和识别等应用。因此，平滑SAR图像并抑制相干斑的预处理是一个不可缺少的过程。  本文基于ID-CNN模型，提出改进的D2SE-CNN（Despeckling Convolutional Neural Networks combine with Downsample, Squeeze-and-Excitation (SE) block）网络。该网络对ID-CNN模型进行了详细的分析，去除模型中估计噪声的残差连接；采用了下2采样方法，使原图重新排列成四个子图（大小为原图的1/4），经过卷积处理后在输出端复原成原图的大小，下采样扩大了图像的感受野，同时提高了训练速度；并在卷积层中加入注意力SE模块，进一步改进网络性能。  最后通过在合成数据BSDS500及NWPUVHR-10数据集和真实SAR图像上与主流的传统方法和深度学习方法进行比较验证。 | |

D2SE-CNN：改进的SAR图像相干斑抑制算法

张一铭1, 赵生福1, 郑鑫1, 王艺博1, 丁辉1,2

1. 首都师范大学信息工程学院，北京 100048

2. 成像技术北京市高精尖创新中心，北京 100048

**摘 要：**合成孔径雷达（Synthesis Aperture Radar，SAR）的相干成像方式使得SAR图像中存在相干斑噪声，导致图像细节模糊，影响SAR图像的解译等后续应用。结合注意力机制，提出一种改进的下采样卷积神经网络D2SE-CNN。该方法在ID-CNN模型的基础上，去除估计噪声的残差连接；引入下采样，使原图重新排列成四个子图，扩大感受野；并添加挤压与激励块（SE）注意力模块，从而实现相干斑的抑制。为了验证算法的有效性，在BSDS500及NWPUVHR-10数据集和真实SAR图像上与主流方法进行了比较，实验结果表明,所提模型在PSNR、SSIM、、多个评价指标上得到较好的提升。

照片尺寸为20mm\*30mm；最好不用红色背景

**关键词**：SAR图像；卷积神经网络；相干斑抑制；挤压与激励块；图像质量增强

**中图分类号**：TJ02；TP75  **文献标识码**：A **文章编号：**2096-2304 (2018) xx-xxxx-xx

**D2SE-CNN: An improved SAR Image Despeckling Network**

ZHANG Yiming1，ZHAO Shengfu1，ZHENG Xing1，WANG Yibo1，DING Hui1,2

1. College of Information Engineering, Capital Normal University, Beijing 100048, China

2. Beijing Advanced Innovation Center for Image Technology, Beijing 100048, China

**Abstract**：Synthetic Aperture Radar (SAR) is a coherent imaging system and as such it strongly suffers from the presence of speckles. The presence of speckles degraded the image quality and makes SAR images difficult to interpret, such as image segmentation, detection, and recognition. To achieve promising results in removing noise from real-world images, proposed an improved deep learning-based method called D2SE-CNN, Despeckling Convolutional Neural Networks combine with Downsampling and Squeeze-and-Excitation (SE) block. The proposed D2SE-CNN works on downsampled subimages, rearranged into four subimages to enlarge the receptive field, and combine with the SE block, achieving a better denoising performance. Compared with the current mainstream method, our experimental results show that the proposed network achieved more competitive performances on the BSDS500, NWPU VHR-10 datasets, and real SAR images in PSNR、SSIM、、 metrics.

**Keywords**：SAR Image; convolutional neural networks; despecking; squeeze-and-excitation block; image enhancement



**1引言**

SAR（Synthetic Aperture Radar），即合成孔径雷达，是一种主动式的对地观测系统。与可见光、红外遥感等观测系统相比，SAR拥有多种工作方式、受天气影响较小、并且可以实时产生高分辨率图像等优点。因此其在森林监测、城市规划、灾害评估等众多领域得到了大范围的应用。然而，由于物体表面粗糙，各基本散射体和传感器之间的距离不同导致各个散射体的回波相位不一致。结果是回波强度逐像素变化，在模式中呈颗粒状，从而产生了相干斑（Speckle）。SAR图像中相干斑噪声的存在往往会给计算机视觉系统的处理带来困难[1]。因此，去除SAR图像中的噪声对于提高分割、检测和识别等各种计算机视觉算法的性能具有重要意义。

通常根据相干斑特点的去噪算法大体可以分为：基于空域滤波的去噪算法、基于变换域滤波的去噪算法以及近年来逐渐流行的基于深度学习的去噪算法[2、3]。基于空域滤波的代表性算法有Lee滤波器[4]、Kuan滤波器[5]，非局部均值（Non-local Mean, NLM）去噪[6]等，基于变换域滤波的代表性算法有：小波域SAR图像去噪[7]、轮廓波域SAR图像去噪[8]和剪切波域SAR图像去噪[9]，以及基于块匹配的3D协同滤波算法BM3D[10]（Block Matching and 3D collaborative filtering）等。

在SAR图像相干班抑制中，也出现了一些比较有代表性深度学习的算法。基于卷积神经网络（Convolutional Neural Networks）的去斑点网络SAR-CNN[11]，该网络通过斑点SAR图像除以估计的噪声来获得去斑点图像。Wang等人[12]提出ID-CNN模型，将原始带噪声的SAR图像转换到对数域进行去噪分析，并最终通过指数处理获得去斑后SAR图像。基于卷积的降采样FFDNET[13]模型对不同程度的噪声有较好的去除效果，但需要用户输入参数为生成的噪声水平图像。随着变压器（Transformer）在自然语言处理方面的成功，Malsha等人[14]提出了一种基于变压器的SAR图像去相干斑网络等。

由于ID-CNN是基于乘性噪声特点进行处理，更适用于SAR图像的相干斑噪声特性。因此，本文基于ID-CNN的网络结构，并结合SE（Squeeze-and-Excitation）注意力提出了一种改进的模型D2SE-CNN，在合成图像数据集和真实SAR图像上进行实验分析，取得了较好的图像增强的效果。



**2 基本原理**



SAR图像通常会受到被称为乘性噪声的相干斑噪声污染。相干斑噪声是由每个分辨率单元内的电磁波的矢量叠加造成的。接下来分析雷达噪声的数学模型和ID-CNN基础网络。

**2.1** **雷达噪声数学模型**

SAR图像真实强度通常可用乘积模型中的两个不相关的变量描述[15]:



其中是观察到的图像强度, 为无噪声图像，为散斑噪声，其中和分别是图像像素的横纵坐标[15]。

其中是归一化衰落散斑噪声随机变量。关于的一个常见假设是，它遵循单位均值为1、方差为的伽马分布，其概率密度函数为[16]：



目前，该模型已经广泛应用在SAR图像中，被称为乘性斑点噪声模型。

**2.2** **ID-CNN模型介绍**

ID-CNN（Image Despeckling Convolutional Neural Network）是直接基于SAR图像乘性噪声进行处理的卷积神经网络。

ID-CNN结构分为三部分，多组卷积层以及批量归一化和修正线性单元（ReLU）激活函数，所有卷积层两端使用残差连接来估计斑点，最后使用损失和总变化（TV）损失的组合以端到端的方式进行训练。所提出的图像去斑点卷积神经网络（ID-CNN）结构由图1所示。

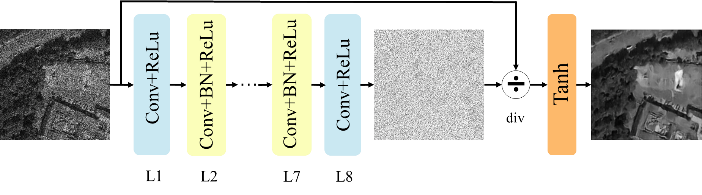


图 1 ID-CNN结构图

Fig. 1 ID-CNN structure

与传统卷积神经网络（CNN）不同的是，ID-CNN没有使用同态变换[17]，而是使用了基于雷达图像噪声模型（1）的输入图像直接估计斑点噪声，即在残差连接时使用除法而并非加法。相较于Lee、Forst等传统滤波器和传统卷积神经网络（CNN），ID-CNN在雷达图像相干斑抑制中具有更好的效果。

**2.3 通道注意力介绍**

注意力机制是上世纪九十年代，认知科学领域发现的一种信号处理机制。目前，注意力机制已经成为深度学习领域的一个重要概念。Jie Hu 等人提出了挤压与激励 “Squeeze-and-Excitation”（SE）注意力模块 [18]，其作用是通过计算模型特征通道间的相互依赖性，有选择性地增强有用的特征通道，抑制相对无用的通道，从而达到增强网络代表能力的目的。SE块的基本结构如图2所示。对于任何给定的变换（例如一次卷积或一组卷积操作），其中和是图像的大小尺寸，是通道数，可以使用一个SE块对特征通道的权重进行重新校准。

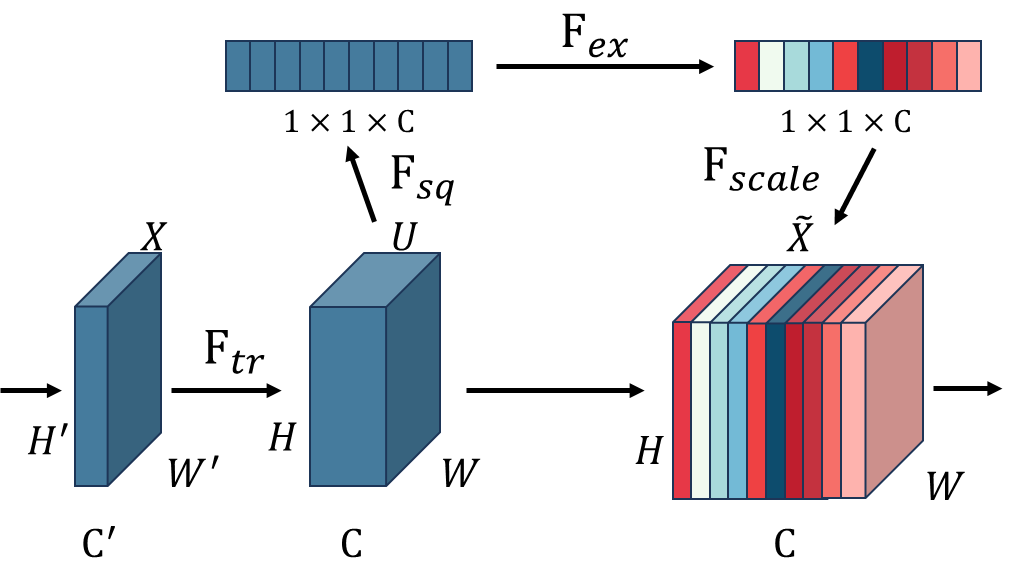


图 2 Squeeze-and-Excitation 结构

Fig. 2 Squeeze-and-Excitation structure

具体步骤为，特征U首先进行挤压操作，将每个通道内空间维度的特征挤压为通道描述符（），然后通过基于通道相互依赖性的自选机制学习对每个通道的样本进行激活（），最后对特征映射U进行重新加权（），生成SE块的输出。

**3 D2SE-CNN模型**

卷积神经网络（CNN）能够在每一层的局部感受野内融合空间和通道信息来构建信息特征。最近的研究表明，可以将注意力机制集成到网络中来增强CNN的性能，对特征通道间的相关性进行建模，把重要特征进行强化来提升准确率。对图像进行下采样可以加快训练和测试速度，同时也扩大感受野，能够在速度和去噪性能上达到较好的平衡。本文基于ID-CNN模型，结合下采样和SE块的优点进行改进。

**3.1 模型结构**

本文提出的D2SE-CNN（Despeckling Convolutional Neural Networks combine with Downsample, Squeeze-and-Excitation (SE) block）网络是在ID-CNN[12]模型的基础上直接从一个有噪声的输入图像学习映射到一个干净的目标图像。并且参考FFDNET[13]模型的结构，在开始时使用可逆的下采样，用来代替单个噪声输入图像，下采样的重要作用是在很大程度上保留原图信息，因为大小为的输入图像在四个较小的子图像中重新排列，使得每个子图的图像大小为。每个子图像都含有四分之一的原始像素，这样每个子图像可以看作是原始输入图像的缩减版本。通过这种降采样可以减少计算时间和内存成本，卷积核在原始图像中也能拥有更大的感受野，但不需要学习庞大的参数量。除此之外，卷积核采用了正交规范化，提高了网络的范化能力。

改进后的网络结构除了输出层外，还使用了整流线性单元（ReLU）激活函数。网络中卷积层仍是通过批量归一化来完成，因为这会加速学习过程[19]。以张量作为输入，以下CNN结构都由一系列3×3卷积层构成。每一层都是由四种类型的操作组成：卷积（Conv），整流线性单元（ReLU）[20]，批量归一化（BN）[19]和注意力模块（SE）。更具体地说，“Conv+ReLU”被用于第一个卷积层，中间是“Conv+BN+ReLU”层加上“SE”层，最后一个卷积层是“Conv”。所提出的完整体系结构如图3所示。

图表

描述已自动生成

图3 D2SE-CNN模型结构图

Fig. 3 Structure of D2SE-CNN

零填充用于每次卷积之后使图像的大小保持不变，SE用于强化重要特征通道信息，最后经过上采样产生预测的干净图像。由于D2SE-CNN也是一个完全卷积的网络，可对其训练大小不同的图像。图4所示SE的具体结构。考虑网络复杂性和性能之间的平衡以及灰度图的图像特点，根据雷达图像的实验分析将卷积层数设置为12层，对于特征图的通道数目设置了64个。

图表

中度可信度描述已自动生成

图4 SE模块

Fig. 4 SE block

与ID-CNN不同，提出的模型不预测噪声，这也为同时去除乘性和加性噪声提供了可能。文献[21]指出CNN残差学习和批量归一化的集成有利于去除噪点，因为它简化了训练并能够提供更好的性能。主要原因是残差（噪声）输出遵循高斯分布，有利于批量归一化和高斯归一化步骤。根据实验结果，批量归一化始终可以加快网络训练的速度。同在批量归一化的情况下，残差学习尽管有更快的收敛速度，最终性能却弱于非残差学习。根据提出的训练策略来看，当网络深度适中时（例如小于20），通过残差或非残差学习策略训练网络都是可行的。为简单起见，不使用残差学习进行网络设计。此外，根据实验结果，ID-CNN采用的除法残差策略在损失函数上表现为收敛较慢，且易出现因除数较小而产生非数字（NaN）的情况。

**3.2 损失函数**

在CNN去噪任务中，损失函数是模型学习过程中的重要组成部分。目前在图像超分辨率[22]、语义分割[23]和图像风格迁移[24]等任务中已经探索出不同的有效损失函数及其组合。实验采用了两种常见的损失函数范数、范数（欧几里得损失函数），在预测图像和真值图像之间使用范数进行优化，在消融实验中采用范数与TV损失进行对比。

对于给定的一个图像对，其中是有噪声的输入图像，是相应的真值，采用的范数损失函数和欧几里得损失函数分别定义为以下公式：





X和Y的维度为，这里的是用于生成去噪输出的学习网络参数，且。

与ID-CNN不同的是，D2SE-CNN模型没有使用TV损失函数，根据消融实验结果，加入TV损失并没有使图像质量得以提升，反而有所下降。

**4 实验结果**

实验使用开源的旷视天元MegEngine开放平台[25]，框架版本为1.9，Python版本为3.7，在旷世MegStudio环境下GPU服务器上进行。

**4.1数据集生成和评价指标**

本文实验数据集选取了BSD500数据集[26]以及由西北工业大学发布的NWPUVHR-10数据集[27]。BSD500数据集包含200张训练图，200张测试图和100张验证图。NWPUVHR-10数据集中的图像裁切自Google Earth 和Vaihingen 数据集，并由专家手动注释。该样本库包含飞机、舰船、油罐、棒球场、网球场、篮球场、田径场、港口、桥梁和汽车十个类别共计800张图片。图5是数据集中的样例图像，其中第1和2行来源于NWPUVHR-10数据集，第3和4行来源于BSD500数据集。



图 5 数据集样本示例

Fig. 5 Dataset samples

本次实验训练集，验证集，测试集比例划分为6∶2∶2。训练前统一将图片的大小设置为256×256。数据集配置信息见表1。网络训练过程中采用了ADAM算法[28]，对于ADAM的超参数，学习率设置为0.0002，权重衰减设置为0.00001。其余超参数使用的是默认值。批处理大小设置为16，训练阶段，在图片预处理时，对输入进行正则化处理，并设置均值为0.456，方差为0.224，以此来增强原灰度图片数据。

表 1 数据集配置

Table 1 Dataset configuration

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| 数据集 | 训练集 | 测试集 | 验证集 | 总计 |
| NWPUVHR-10 | 480 | 160 | 160 | 800 |
| BSD500 | 200 | 200 | 100 | 500 |

由于不同天气或采集设备等导致SAR图像采集中会得到不同强度的噪声图像，为进一步讨论算法对不同强度的相干斑的抑制作用，实验前对数据集添加了三种不同程度的乘性噪声，其方差分别为0.8、1.0、1.2，在这三个不同的噪声级别的图像上评估模型性能。

本文采用常采用的5个图像质量评价指标包括峰值信噪比（Peak Signal to Noise Ratio, PSNR）、结构相似指数（Structural Similarity Index measure, SSIM）[29]、均方误差（Mean Squared Error, MSE）、等效外观数（ENL）[30]和变异系数（Cv），ENL和Cv的公式如下：





其中，和分别表示SAR图像中匀质区域的均值和标准差。

**4.2 消融研究**

为证明SE模块、下采样，以及不同损失函数对模型性能的影响，本实验在NWPUVHR-10数据集，方差为0.8的样本上进行了消融研究。表2所示为消融研究中各模块的有效性对比。

表2 数据集NWPUVHR-10上不同模块评价指标

Table 2 Quantitative results for various experiments on dataset NWPUVHR-10

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 实验 | L1\_Loss | L2\_Loss | TV\_Loss | DownSampling | SE | PSNR | SSIM | MSE |
| 1 |  | √ |  |  |  | 25.41 | 0.7859 | 0.0036 |
| 2 |  | √ | √ |  |  | 23.79 | 0.6983 | 0.0052 |
| 3 | √ |  |  |  |  | 25.46 | 0.7846 | 0.0037 |
| 4 | √ |  | √ |  |  | 25.19 | 0.7652 | 0.0039 |
| 5 |  | √ |  | √ |  | 25.55 | 0.7921 | 0.0036 |
| 6 |  | √ | √ | √ |  | 23.87 | 0.6965 | 0.0052 |
| 7 | √ |  |  | √ |  | 25.62 | 0.7946 | 0.0035 |
| 8 | √ |  | √ | √ |  | 25.17 | 0.7631 | 0.0040 |
| 9 |  | √ |  |  | √ | 25.51 | 0.7922 | 0.0035 |
| 10 |  | √ | √ |  | √ | 23.83 | 0.6977 | 0.0052 |
| 11 | √ |  |  |  | √ | 25.65 | 0.7935 | 0.0035 |
| 12 | √ |  | √ |  | √ | 25.31 | 0.7721 | 0.0038 |
| 13 |  | √ |  | √ | √ | 25.63 | 0.7931 | 0.0035 |
| 14 |  | √ | √ | √ | √ | 23.72 | 0.6938 | 0.0053 |
| 15 | √ |  |  | √ | √ | 25.71 | 0.7968 | 0.0035 |
| 16 | √ |  | √ | √ | √ | 25.31 | 0.7689 | 0.0038 |

在表2中，首先对损失函数进行消融实验，单独对比范数损失函数和范数损失函数以及分别与TV损失函数组合，其中范数损失函数情况下PSNR的指标更好，而范数损失函的SIMM指标偏好，但两者与TV损失函数组合后，指标均有下降。结合16组实验的综合情况，加入SE模块和下采样时与范数损失函数组和，指标均有提高。其次，分

别对下采样和SE模块进行消融实验，通过对比实验3、7和实验3、11的PSNR、SSIM、MSE，可以看出仅添加下采样或SE模块对模型的性能均有提升。

实验15为同时使用范数损失函数、SE模块和下采样的结果，可以看到实验15的PSNR、SSIM、MSE均优于所有其他实验，说明同时使用范数损失函数、SE模块和下采样的模型有最佳的性能。该实验表明了使用范数损失函数、下采样和SE模块进行图像去斑的重要性。

**4.3 合成图像的结果**

为更清晰的分析D2SE-CNN模型效果，本文与七种去噪方法进行了比较。包括传统算法与深度学习算法：Lee滤波器[4]、Kuan滤波器[5]、小波变换[7]（Wavelet transform，WT）、非局部均值滤波[6]（Non-Local Means, NLM）、基于块匹配的3D协同滤波[10]（BM3D)以及变压器（Transformer）[14]模型，实验结果如表3、表4所示。

表3 数据集BSD500上不同模型评价指标差异

Table 3 Quantitative results for various experiments on BSD500

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 方差 | 模型  指标 | Lee | Kuan | WT | NLM | BM3D | ID-CNN | Transformer | D2SE-CNN |
| σ = 0.8 | PSNR | 16.67 | 19.6098 | 19.6466 | 14.0012 | 18.7854 | 22.81 | 21.94 | **23.56** |
| SSIM | 0.2824 | 0.2820 | 0.1754 | 0.0980 | 0.4768 | 0.7202 | 0.6783 | **0.7641** |
| MSE | 0.0053 | 0.0053 | 0.0163 | 0.0827 | 0.0158 | 0.0060 | 0.0073 | **0.0052** |
| σ = 1.0 | PSNR | 16.25 | 19.1945 | 19.2966 | 13.5360 | 18.1767 | 22.65 | 21.69 | **23.05** |
| SSIM | 0.2619 | 0.2616 | 0.1665 | 0.0864 | 0.4650 | 0.7148 | 0.6789 | **0.7470** |
| MSE | 0.0061 | 0.0061 | 0.0175 | 0.0919 | 0.0173 | 0.0063 | 0.0075 | **0.0059** |
| σ = 1.2 | PSNR | 15.95 | 18.9057 | 18.9710 | 13.2095 | 17.8685 | 22.24 | 21.77 | **22.81** |
| SSIM | 0.2457 | 0.2456 | 0.1583 | 0.0787 | 0.4570 | 0.7060 | 0.6803 | **0.7361** |
| MSE | 0.0068 | 0.0068 | 0.0187 | 0.0988 | 0.0184 | 0.0069 | 0.0076 | **0.0063** |

表4 数据集NWPUVHR-10上不同模型评价指标差异

Table 4 Quantitative results for various experiments on NWPUVHR-10

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 方差 | 模型  指标 | Lee | Kuan | WT | NLM | BM3D | ID-CNN | Transformer | D2SE-CNN |
| σ = 0.8 | PSNR | 20.89 | 22.7920 | 23.6413 | 17.0902 | 22.7573 | 24.75 | 24.92 | **25.71** |
| SSIM | 0.3360 | 0.3354 | 0.1652 | 0.0924 | 0.5878 | 0.7592 | 0.7570 | **0.7968** |
| MSE | 0.0045 | 0.0045 | 0.0045 | 0.0439 | 0.0044 | 0.0037 | 0.0041 | **0.0035** |
| σ = 1.0 | PSNR | 20.28 | 22.2923 | 23.2772 | 16.4464 | 22.2902 | 24.76 | 24.61 | **25.35** |
| SSIM | 0.3112 | 0.3310 | 0.1619 | 0.0816 | 0.5810 | 0.7646 | 0.7446 | **0.7841** |
| MSE | 0.0056 | 0.0056 | 0.0049 | 0.0507 | 0.0047 | **0.0037** | 0.0044 | **0.0038** |
| σ = 1.2 | PSNR | 19.77 | 21.9060 | 22.8768 | 15.9415 | 21.8851 | 24.49 | 24.33 | **25.10** |
| SSIM | 0.2923 | 0.2922 | 0.1589 | 0.0737 | 0.5761 | 0.7506 | 0.7361 | **0.7725** |
| MSE | 0.0067 | 0.0067 | 0.0054 | 0.0566 | 0.0050 | **0.0039** | 0.0047 | **0.0040** |

对于所有比较的方法，参数都按照相应论文中的建议进行设置，图像乘性噪声方差分别为0.8，1.0以及1.2。在评估图像质量方面，采用峰值信噪比（PSNR）、结构相似指数（SSIM）、均方误差（MSE）来衡量不同方法的去噪性能。峰值信噪比（PSNR）用来衡量去噪图像与真值图像之间的差异的指标，数值越高越好。结构相似指数（SSIM）是一种衡量两幅图像相似度的指标，数值越高越好。

每个噪声级别的最佳指标结果均以红色粗体突出显示，次优指标加粗显示。从表格3和4中可以看出，在不同的噪声强度下，D2SE-CNN在PSNR和SSIM方面优于ID-CNN、变压器（Transformer）算法，也优于其他的传统方法，MSE指标也取得最优或次优的结果。

选取噪声方差为1.2时，本文算法与其他7中算法的去噪效果对比如图6和图7所示，其中图6来自BSD500数据集，图7来自于NWPUVHR-10数据集。从图中可以看出，本文算法在图像的平滑性和边缘保持上都具有更好的效果。



图6 BSD500数据集中不同算法的实验效果图对比，

Fig. 6 Despeckling results for comparison of different algorithms on BSD500, 



图 7 NWPUVHR-10数据集中不同算法的实验效果图对比，

Fig. 7 Despeckling results for comparison of different algorithms on NWPUVHR-10, 

**4.4 真实雷达图像的结果**

除此之外，在真实SAR图像[30]上也进行了实验对比。测试图像由2个真实的SAR图像组成，大小均为512×512。测试场景不是训练场景的一部分，但与它们相似。在测试过程中，不进行图像裁剪和缩放，而是将整个图片作为输入，从而得到预测输出。由于真实的SAR图像没有干净的真值，因此使用等效外观数（）和变异系数（）来衡量不同的图像去噪方法的性能。值是从匀质区域估计的（如图8真实SAR图像中的红框所示，第一张SAR图片中的匀质区域为Region1、Region2，第二张SAR图片中的匀质区域为Region3、Region4)，是匀质区域的平均值与方差比值的平方，而值是匀质区域的标准差与平均强度的比值。



图 8 真实SAR图像上不同去噪算法效果对比

Fig. 8 Despeckling results for comparison of different algorithms on real SAR images



图9 真实SAR图像上四个区域块的细节对比

Fig. 9 Detail comparison of 4 regions on real SAR images

表5 真实雷达图像和评价结果

Table 5 The results of estimated and on real SAR images

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 区域 | 模型  指标 | Lee | Kuan | WT | BM3D | NLM | ID-CNN | Transformer | D2SE-CNN |
| Region1 |  | 76.16 | 76.17 | 838.29 | **879.61** | 10.17 | **2083.62** | 263.06 | 286.50 |
|  | 0.0181 | 0.0181 | 0.0054 | **0.0053** | 0.0495 | **0.0035** | 0.0097 | 0.0093 |
| Region2 |  | 76.17 | 76.17 | 838.29 | 879.61 | 10.17 | 70.67 | 247.55 | **1520.24** |
|  | 0.0181 | 0.0181 | 0.0055 | 0.0053 | 0.0496 | 0.0188 | 0.0100 | **0.0041** |
| Region3 |  | 20.65 | 20.66 | 75.77 | 71.62 | 5.10 | 34.07 | 214.90 | **516.69** |
|  | 0.0311 | 0.0311 | 0.0162 | 0.0167 | 0.0626 | 0.0313 | 0.0125 | **0.0080** |
| Region4 |  | 14.24 | 14.24 | 62.85 | 49.38 | 2.88 | 12.74 | 47.72 | **89.44** |
|  | 0.0419 | 0.0419 | 0.0199 | 0.0225 | 0.0931 | 0.0442 | 0.0229 | **0.0167** |

图8和图9显示了较好的五种方法NLM、BM3D、ID-CNN、Transformer和本文算法在真实SAR图像上处理的结果。从图中可以看出，对于真实的SAR图像，在BM3D算法的平滑效果最好，但是图像的纹理也同时被平滑了。基于深度学习的算法在不仅能够对噪声进行平滑，同时可以较好的保留纹理特征。本文提出的D2SE-CNN处理结果，不仅具有较好的平滑性和纹理保持，同时具有较为清晰的边界特征。

表5为具体的真实SAR客观评价结果。值越高表明去噪效果越好，而值越低表明能够更好的保存图片的纹理。从表5可以看出D2SE-CNN在所有四个匀质块上，对于相干斑噪声的抑制具有最优的综合效果。

**5 结论**

相干斑抑制是SAR图像理解和解译的重要基础。基于ID-CNN模型，本文提出的改进新模型D2SE-CNN，在网络的结构设计中使用下采样来提高训练效率，同时增大感受野；增加注意力机制重新校准通道的权重。在BSD50和NWPUVHR-10数据集上，对不同噪声强度的图像进行了实验对比分析，同时也在真实SAR图像上进行了实验验证。综合实验结果表明，该模型不需要输入噪声图像，也可以有效地实现SAR图像增强。D2SE-CNN模型无论在灵活性、效率和有效性上都有一定优势，为后续的雷达解译提供了实用的解决方案。

**6 参考文献**

1. 李光廷, 杨亮, 黄平平, 等. SAR图像相干斑抑制中的像素相关性测量[J]. 雷达学报, 2012, 1(03): 301-308.

Li G T, Yang L, Huang P P, et al. The pixel-similarity measurement in SAR image despeckling [J]. Journal of Radars, 2012, 1(03): 301-308.

1. 鲁自立, 贾鑫, 朱卫纲, 等. SAR图像相干斑抑制方法综述[J]. 兵器装备工程学报, 2017, 38(06): 104-108.

Lu Z l, Jia X, Zhu W G, et al. Study on SAR image despeckling algorithm [J]. Journal of Ordnance Equipment Engineering, 2017(6): 104-108.

1. 刘帅奇, 扈琪, 刘彤, 等. 合成孔径雷达图像去噪算法研究综述[J]. 兵器装备工程学报, 2018, 39(12): 106-112, 252.

Liu S Q, Hu Q, Liu T, et al. Review on synthetic aperture radar image denoising algorithms[J]. Journal of Ordnance Equipment Engineering, 2018, 39(12): 106-112, 252.

1. Lee J S. Speckle analysis and smoothing of synthetic aperture radar images[J]. Computer Graphics and Image Processing, 1981, 17(1): 24-32.
2. Kuan D T, Sawchuk A A, Strand T C, et al. Adaptive noise smoothing filter for images with signal-dependent noise[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1985, PAMI-7(2): 165-177.
3. Torres L, Frery A C. SAR image despeckling algorithms using stochastic distances and nonlocal means [J]. CoRR, 2013, abs/1308.4338.
4. 刘帅奇, 胡绍海, 肖扬. 基于小波-Contourlet变换与Cycle Spinning相结合的SAR图像去噪 [J]. 信号处理, 2011, 27(06): 837-842.

Liu S Q, Hu S H, Xiao Y. SAR image de-noised based on wavelet-contourlet transform with cycle spinning [J]. Journal of Radars, 2011, 27(6): 837-842.

1. Fang J, Wang D, Xiao Y, et al. De-noising of SAR images based on wavelet-contourlet domain and PCA [C]//2014 12th International Conference on Signal Processing (ICSP). IEEE, 2014: 942-945.
2. Liu S, Shi M, Hu S, et al. Synthetic aperture radar image de-noising based on shearlet transform using the context-based model [J]. Physical Communication, 2014, 13: 221-229.
3. Sica F, Cozzolino D, Zhu X X, et al. InSAR-BM3D: A nonlocal filter for SAR interferometric phase restoration [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2018, 56(6): 3456-3467.
4. Chierchia G, Cozzolino D, Poggi G, et al. SAR image despeckling through convolutional neural networks[C]// 2017 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS). IEEE, 2017: 5438-5441.
5. Wang P, Zhang H, Patel V M. SAR image despeckling using a convolutional neural network [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2017, 24(12): 1763-1767.
6. Zhang K, Zuo W M, Zhang L. FFDNet: toward a fast and flexible solution for CNN based image denoising. [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2018, 27(9): 4608-4622.
7. Perera M V, Bandara W G C, Valanarasu J M J, et al. Transformer-based SAR image despeckling [J]. arXiv preprint arXiv:2201.09355, 2022.
8. Goodman J W. Some fundamental properties of speckle[J]. Journal of the Optical Society of America, 1976, 66(11): 1145-1150.
9. 王杰, 刘新科, 谭乐祖, 等. 基于广义伽马分布的SAR图像相干斑抑制[J]. 火力与指挥控制, 2013, 38(01): 155-158.

Wang J, Liu X K, Tan L Z, et al. SAR image despeckling based on generalized gamma distribution [J]. Fire Control & Command Control, 2013, 38(01): 155-158.

1. Patel V M, Easley G R, Chellappa R, et al. Separated component-based restoration of speckled SAR images[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2013, 52(2): 1019-1029.
2. Hu J, Shen L, Sun G. Squeeze-and-excitation networks [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. 2020, 42(8): 2011-2023.
3. Ioffe S, Szegedy C. Batch normalization: accelerating deep network training by reducing internal covariate shift [C]//International Conference on Machine Learning. PMLR, 2015: 448-456.
4. Krizhevsky A, Sutskever I, Hinton G E. ImageNet classification with deep convolutional neural networks [J]. Communications of the ACM, 2017, 60(6).
5. Zhang K, Zuo W, Chen Y, et al. Beyond a gaussian denoiser: residual learning of deep CNN for image denoising [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2017, 26(7): 3142-3155.
6. Dong C, Loy C C, He K, et al. Learning a deep convolutional network for image super-resolution [C]//European Conference on Computer Vision, 2014: 184-199.
7. Long J, Shelhamer E, Darrell T. Fully convolutional networks for semantic segmentation [C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2015: 3431-3440.
8. Gatys L A, Ecker A S, Bethge M. Image style transfer using convolutional neural networks [C]// Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2016: 2414-2423.
9. 旷视科技. MegStudio在线深度学习开发工具[OL]. <https://studio.brainpp.com/mystudio,2022-7-24>.

Megvi. MegStudio Online deep learning development tool [OL]. <https://studio.brainpp.com/mystudio,2022-7-24>.

1. Martin D, Fowlkes C, Tal D, et al. A database of human segmented natural images and its application to evaluating segmentation algorithms and measuring ecological statistics [C]// Proceedings Eighth IEEE International Conference on Computer Vision, ICCV 2001, 2: 416-423.
2. Cheng G, Han J, Zhou P, et al. Multi-class geospatial object detection and geographic image classification based on collection of part detectors [J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2014, 98: 119-132.
3. Kingma D, Ba J. Adam: a method for stochastic optimization [C]// Proceedings of International Conference on Learning Representations 2015, abs/1412.6980.
4. Wang Z, Bovik A C, Sheikh H R, et al. Image quality assessment: from error visibility to structural similarity [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2004, 13(4): 600-612.
5. Cumming I G, Wong F H. Digital processing of synthetic aperture radar data [M]. Boston: Artech House, 2005: 108-110.