引文格式：谢灶芳. 基于显著性引导SSD算法的SAR图像目标检测[J]. 地理空间信息, 2023, 21(8): 5-8. doi:10. 3969/j.issn. 1672-4623.2023.08.002

基于显著性引导SSD算法的SAR图像目标检测

谢灶芳[1]
（1. 广东省测绘工程有限公司，广东 广州 510700）

摘　要：目前基于卷积神经网络（CNN）的目标检测算法被广泛应用于多个领域。在合成孔径雷达（SAR）图像中，由于存在严重的相干斑噪声干扰，现有的方法难以对目标进行准确的检测和定位。为了实现对SAR图像目标的准确检测，提出一种基于显著性引导SSD算法的SAR图像目标检测方法，通过利用显著性图反映的显著性信息抑制相干斑噪声对目标区域的干扰，并将其有效的融入到目标检测算法SSD中，从而提高对SAR图像目标的检测精度。在MiniSAR图像数据集上的试验结果表明，所提算法对不同目标类别目标的识别精度达到95.21%，优于现有的多个SAR图像目标检测算法。

关键词：卷积神经网络；合成孔径雷达；目标检测；SSD算法
中图分类号：P228　　**文献标志码：**B　　**文章编号：**1672-4623（2023）08-0005-04

SAR Image Target Detection Based on Salient Guided SSD Algorithm

XIE Zaofang[1]
(1. Guangdong Surveying and Mapping Engineering Co., Ltd., Guangzhou 510700, China)

Abstract: At present, the target detection algorithm based on convolutional neural network (CNN) is widely used in many fields. In the synthetic aperture radar (SAR) image, due to the serious speckle noise interference, it is difficult for the existing methods to accurately detect and locate the target. In order to realize the accurate detection of SAR image targets, we proposed a SAR image target detection method based on the visibility guided SSD algorithm in this paper. We used the visibility information reflected by the visibility map to suppress the interference of speckle noise on the target area, and effectively integrated it into the target detection algorithm SSD, which improved the detection accuracy of SAR image targets. The experimental result on MiniSAR image dataset shows that the recognition accuracy of proposed algorithm for different target categories is 95.21%, which is better than the existing multiple SAR image target detection algorithms.

Key words: CNN, SAR, target detection, SSD algorithm

随着卷积神经网络（CNN）在计算机视觉领域的广泛应用，在目标检测方面提出的许多基于CNN的算法，例如单阶段检测模型YOLOv3[1]、SSD[2]、RetinaNet[3]，双阶段检测模型Faster-RNN[4]等。在SAR目标检测领域，许多研究人员提出了利用CNN解决SAR目标检测问题，例如杜兰[5]等研究了在训练样本不足条件下的SAR目标检测方法，其利用CNN提取SAR图像的多尺度特征，然后在YOLOv3的基础上对其进行改进，使其使用于SAR目标检测。王思雨[6]等利用改进的显著性预检测方法获取目标区域轮廓信息，然后构建了4个权重层的CNN，实现对候选目标区域的精确检测和鉴别。胡炎[7]等针对SAR图像中的海上船舰目标检测问题，在Faster R-CNN框架下设计并构建了仅包含3层的CNN模型，在不同SAR图像数据集中均取得了较好的效果。苏娟[8]等在SSD目标检测算法的基础上，提出了迁移学习、浅层特征增强、和数据增广等3种改进策略，对复杂背景下SAR目标的检测精度达到92%以上。针对CNN模型训练需要大量数据的问题，杜兰[9]等提出一种基于CNN模型的半监督SAR目标检测框架，其能够在小样本条件下完成对SAR目标的精确检测。尽管上述方法在一定程度上解决SAR目标的检测问题，但是无法获取SAR图像的深层语义特征信息，而且存在模型计算参数量大，泛化能力差等问题。

针对SAR目标检测存在的困难与挑战，本文提出一种基于显著性引导SSD算法的SAR图像目标检测框架，其为了有效突出目标区域特征，在原始SSD算法的基础上引入了显著性特征，实现对SAR图像中相干斑噪声的抑制。同时，为了实现对显著性特征图与卷积特征图的有效融合，提出了特征融合模块，实现对

收稿日期：2020-04-01；修回日期：2022-07-22。
项目来源：广东省省级科技计划项目（2021B1111610001）；广东省科技计划项目（2021B1212100003）。
作者简介：谢灶芳（1989—），工程师，从事测绘工作，E-mail：392221602@qq.com。

SAR图像的多尺度特征精确获取。

1　方　法

1.1　SSD算法

SSD算法是一种快速有效的目标检测框架，其使用VGG16作为特征提取网络，并且增加额外的卷积和池化结构对多尺度特征进行分类和定位。SSD算法的整体框架如图1所示。对于单幅输入图像，SSD算法生成多个具有不同长宽比和置信度得分的边界检测框，并使用非极大值抑制算法获取最终的目标检测结果。

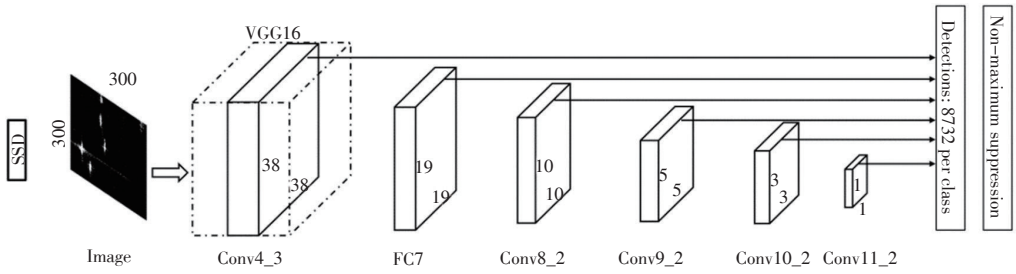


图1　SSD算法整体结构

1.2　本文方法

所提出的显著性引导SSD算法包括2个分离的子卷积神经网络结构，每个子网络为基础的VGG16结构与其他卷积层的结合。所提出算法的具体结构如图2所示，在2个子网络中，其中一个的输入为原始SAR图像，另一个为SAR图像的显著性图。使用2个子网络相结合的方式能够有效获取不同尺度目标区域的多重语义特征信息，而且在子网络中利用密集连接操作，可以有效减少网络模型的计算参数。在特征融合阶段，使用多尺度融合模块将显著性信息融入到子网络中，引入网络对目标区域进行特征提取，最后将多层次的融合特征反馈到子网络中，提升对复杂背景目标的检测精度。

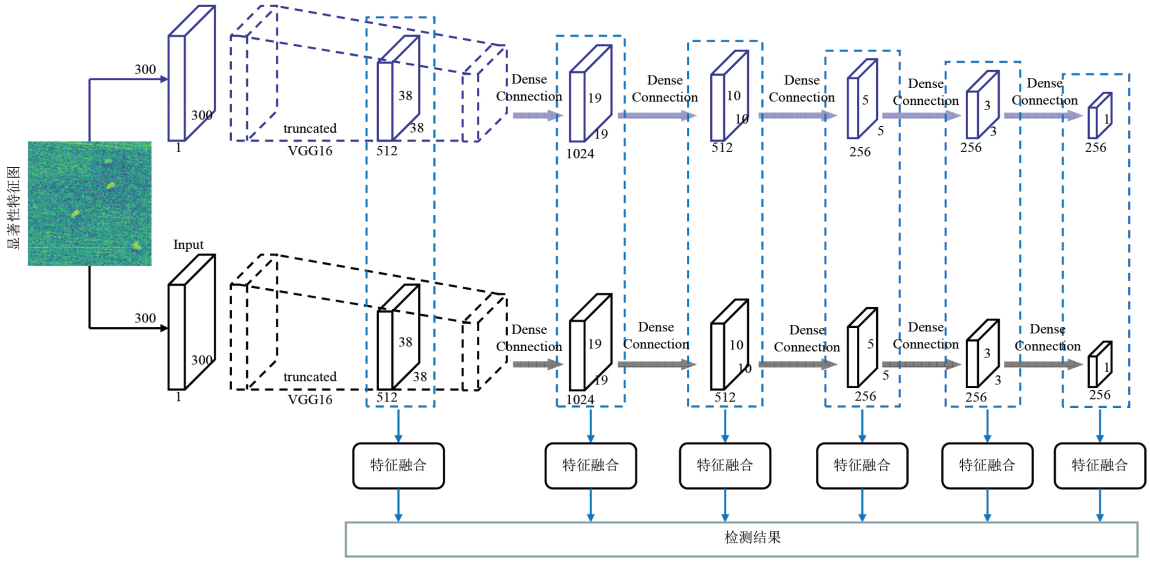


图2　整体网络结构示意图

在具体的构造过程中，2个子网络使用相同的主干网络架构，每个主干网络以尺寸逐层递减的形式获取不同分辨率SAR图像的多尺度特征，使模型能够感知不同类别和不同尺度的目标特征信息。原始SSD算法通过提取不同尺度的多个特征图，然后利用多层结构对目标进行检测，但在单一尺度上，SSD算法仅能利用简单的单层特征对目标进行检测。而SAR图像通常包含了大量的不同尺度特征信息，例如低级特征表达了更多的SAR图像细节信息，高级特征表达了语义特征信息，因此本文使用多尺度融合的方式对SSD算法进行改进，使其能够充分利用SAR图像中包含的不同尺度特征信息。由于所提出算法包含了2个子网络结构，其中一个用于原始SAR图像的特征提取，另一个获取相应的显著性信息。为了对2种特征信息进行融合，利用显著性特征信息抑制相干斑噪声对特征提取过程的影响，本文使用特征融合模型，将显著性信息融入到特征图中。所使用的特征融合模块结构如图3所示。

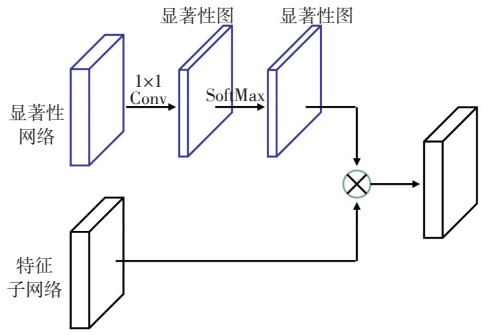


图3　特征融合模块结构

首先使用1×1卷积生成显著性图，可将其看作对SAR图像的特征压缩。显著性图中空间位置 s_i 中的 i 表示显著性得分，其得分越高空间位置越有可能成为目标，然后使用SoftMax对显著性映射进行归一化，具体计算如下。

$$ns_i=\frac{\exp(s_i)}{\sum_{j=1}^{n}\exp(s_j)},\ i\in\{1,2,\cdots,n\} \tag{1}$$

式中，i 为空间位置归一化显著性得分；n 为空间位置在显著性图中的总分；exp(·) 为标准指数函数；最后，归一化显著性图被逐个乘以特征每个输入图像图，生成最终的显著性特征图。

2　实验分析

实验所使用的数据为2005年美国桑迪亚国家实验室获得的实测合成孔径雷达数据集（MiniSAR），选其中的9幅图像作为所提出算法的实验数据。MiniSAR的图像分辨率为0.1 m×0.1 m，尺寸为1 638像素×2 510像素大小。在九幅图像中，选取其中的7幅作为训练集数据，其余图像作为测试集数据。部分原始SAR图像数据如图4所示，从中能够看出SAR图像中包含了不同类别的车辆目标，其中复杂背景为建筑物、道路、丛林、以及路灯。

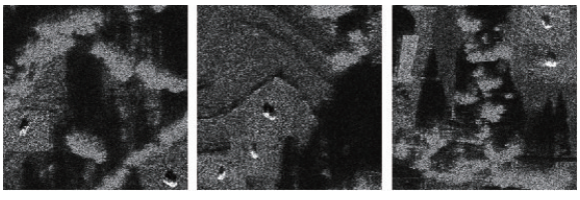


图4　MiniSAR数据集中部分样例

对于模型的训练，使用随机初始化的方法对模型参数进行初始化，使用迁移学习的方式将原始的VGG16模型参数移植到所提出的算法中。对于模型的其他参数，使用Xavier的方法进行初始化。在整体模型的训练中，利用加权损失函数对模型进行训练，使用SGD算法进行参数的反向传播。由于网络受到输入图像尺寸的限制，将原始SAR图像裁剪为不同的300像素×300像素大小的尺寸进作为输入。整个实验过程在Tensorflow框架下进行，操作系统为Ubuntu16.04，配置为2.10 GHz的Intel Xeon E5-2620v4 CPU和NVIDIA GTX 2080Ti GPU。

使用4个不同的量化标准对模型的检测效果进行定量分析，即准确率（Precision），召回率（Recall），$F1_score$，和平均精度（mAP）。其具体计算公式如下，

$$\text{precision}=\frac{TP}{TP+FP};\quad \text{recall}=\frac{TP}{TP+FN} \tag{2}$$

$$F1_score=\frac{2\times\text{recall}\times\text{precision}}{\text{recall}+\text{precision}} \tag{3}$$

$$\text{mAP}=\int_0^1 P(R)\mathrm{d}R \tag{4}$$

式中，TP 和 TN 分别为正确检测的SAR目标和背景；FP 为背景被检测为目标的结果；FN 为目标被检测为背景的结果。

在实验中首先对模型的训练过程进行分析，其结果如图4所示，能够看出模型经过1 500次迭代后，损失值和检测精度分别达到0.024和0.953，说明所提出方法具有较快的收敛速度，而且能够准确识别SAR图像中的不同目标类别。表1显示了所提出方法对SAR图像检测结果的定量分析结果。从表1中能够看出，对不同类别目标的检测精度超过了0.94，说明该模型具有较高的检测精度和较强的鲁棒性。图5显示了所提出算法对数据集中不同目标的检测结果可视化分析，从中能够看出该方法能够准确检测出目标类别并进行准确定位。

为了证明所提出方法的性能优越性，将所提出方法与4种不同的目标检测方法Faster R-CNN、YOLOv3、SSD、以及RetinaNet进行了比较分析。表2给出了不同目标检测方法在MiniSAR数据集上的定量实

表1　不同类别SAR图像目标的定量分析结果

Class	2S1	BMP2	BPDM_2	BTR70	BTR60	D7	T62	T72	ZIL131
Recall	0.824 3	0.854 6	0.845 2	0.814 2	0.861 7	0.857 4	0.873 6	0.837 4	0.827 3
Precision	0.946 5	0.957 8	0.961 8	0.932 5	0.965 3	0.958 3	0.971 3	0.951 8	0.947 1
$F1_score$	0.881 2	0.903 2	0.899 7	0.869 2	0.889 3	0.904 9	0.919 8	0.890 9	0.883 1
mAP	0.812 4	0.831 5	0.842 6	0.792 4	0.856 2	0.852 7	0.864 2	0.839 5	0.814 6

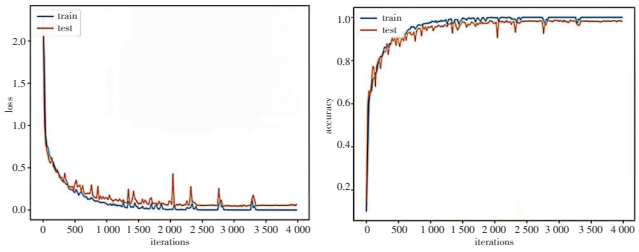
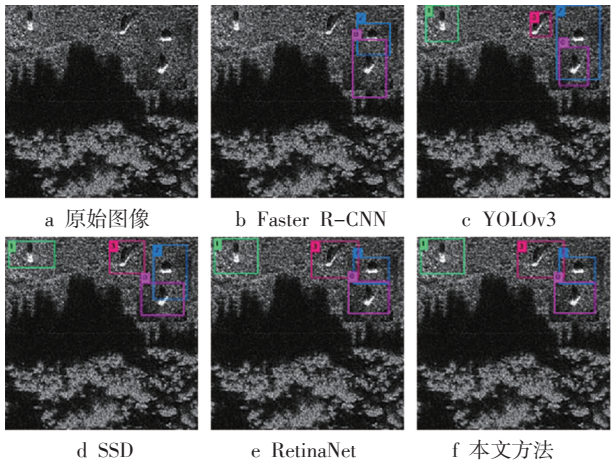


图5 模型训练过程和检测精度

验结果，从中能够看出所提出方法的Recall，Precision，*F*1_score，和mAP分别为0.954 3，0.970 4，0.962 2和0.961 4，为所有被比较方法的最优值，进一步证明了所提出方法在SAR目标检测任务上的优势。在所有被比较的方法中，Faster R-CNN的mAP值最低，其原因是Faster R-CNN使用简单的特征提取方式，不能充分获取SAR图像中所包含的细粒度特征信息。YOLOv3获取的4个定量评价指标值分别为0.815 3，0.847 1，0.830 8，和0.823 6，结合图6的实验结果能够看出YOLOv3能够准确识别SAR图像中的目标类别，但出现了定位偏差问题；SSD和RetinaNet的mAP值分别为0.869 5和0.905 7，尽管这2种方法优于Faster R-CNN和YOLOv3，但是与本文所提出的方法相比较仍具有较大差距。图6显示了不同检测方法在数据集上的可视化检测结果，从中能够看出Faster R-CNN的检测效果较差，出现了漏检现象。YOLOv3和SSD的检测效果优于Faster R-CNN，但出现了目标定位偏差问题。RetinaNet能够准确检测和定位SAR图像中的目标区域，但出现了预测框重叠现象。而本文提出的SAR图像目标检测方法不仅能够准确检测目标类别，同时准确定位出了目标位置。

表2 不同深度学习方法在MiniSAR数据集上的检测精度

Dataset	Methods	Recall	Precision	*F*1_score	mAP
MiniSAR	Faster R-CNN	0.781 3	0.820 5	0.800 4	0.795 1
	YOLOv3	0.815 3	0.847 1	0.830 8	0.823 6
	SSD	0.854 6	0.875 2	0.864 7	0.869 5
	RetinaNet	0.895 7	0.912 5	0.903 9	0.905 7
	本文方法	0.954 3	0.970 4	0.962 2	0.961 4



a 原始图像 b Faster R-CNN c YOLOv3

d SSD e RetinaNet f 本文方法

图6 不同方法的检测结果比较

3 结 论

本文以SAR图像目标检测为研究背景，针对现有基于卷积神经网络（CNN）所存在的特征提取不充分，检测精度较差等问题，提出了一种显著性引导SSD算法的SAR目标检测框架。所提出方法通过引入显著性图和特征融合模块，分别实现相干斑噪声抑制和多尺度特征提取，其能够大幅度提升对SAR图像目标检测的识别精度。MiniSAR数据集上的实验结果表明，该算法的识别精度达到95%以上，能够实现对目标区域的精确检测和识别，而且该算法具有较强的鲁棒性和自适应能力，对复杂背景下的SAR目标仍然具有较好的检测结果。但是，本文的研究仍存在一些不足，未来的工作将聚焦于CNN模型的轻量化方面展开研究，进一步提升目标检测速度。

参考文献

[1] 潘昕晖，邵清，卢军国. 基于CBD-YOLOv3的小目标检测算法[J]. 小型微型计算机系统，2021，12(5):1-8

[2] 王浩桐，郭中华. 锚框策略匹配的SSD飞机遥感图像目标检测[J]. 计算机科学与探索，2021，15(2):1-15

[3] 罗月童，江佩峰，段昶，等. 面向小目标检测的改进RetinaNet模型及其应用[J]. 计算机科学，2021，16(18):1-10

[4] Chen B L，Wan J J，Chen T Y，et al. A Self-attention Based Faster R-CNN for Polyp Detection from Colonoscopy Images [J]. Biomedical Signal Processing and Control，2021，70-76

[5] 杜兰，刘彬，王燕，等. 基于卷积神经网络的SAR图像目标检测算法[J]. 电子与信息学报，2016，38(12):3 018-3 025

[6] 王思雨，高鑫，孙皓，等. 基于卷积神经网络的高分辨率SAR图像飞机目标检测方法[J]. 雷达学报，2017，6(2):195-203

[7] 胡炎，单子力，高峰. 基于Faster-RCNN和多分辨率SAR的海上舰船目标检测[J]. 无线电工程，2018，48(2):96-100

[8] 苏娟，杨龙，黄华，金国栋. 用于SAR图像小目标舰船检测的改进SSD算法[J]. 系统工程与电子技术，2020，42(5):1 026-1 034

[9] 杜兰，魏迪，李璐，等. 基于半监督学习的SAR目标检测网络[J]. 电子与信息学报，2020，42(1):154-163