



武汉大学学报(信息科学版)
Geomatics and Information Science of Wuhan University
ISSN 1671-8860, CN 42-1676/TN

《武汉大学学报(信息科学版)》网络首发论文

题目: 一种结合上下文与边缘注意力的 SAR 图像海陆分割深度网络方法
作者: 梁烽, 张瑞祥, 柴英特, 陈金勇, 茹国宝, 杨文
收稿日期: 2021-02-12
网络首发日期: 2022-03-28
引用格式: 梁烽, 张瑞祥, 柴英特, 陈金勇, 茹国宝, 杨文. 一种结合上下文与边缘注意力的 SAR 图像海陆分割深度网络方法[J/OL]. 武汉大学学报(信息科学版). <https://kns.cnki.net/kcms/detail/42.1676.TN.20220325.1757.004.html>



网络首发: 在编辑部工作流程中, 稿件从录用到出版要经历录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿等阶段。录用定稿指内容已经确定, 且通过同行评议、主编终审同意刊用的稿件。排版定稿指录用定稿按照期刊特定版式(包括网络呈现版式)排版后的稿件, 可暂不确定出版年、卷、期和页码。整期汇编定稿指出版年、卷、期、页码均已确定的印刷或数字出版的整期汇编稿件。录用定稿网络首发稿件内容必须符合《出版管理条例》和《期刊出版管理规定》的有关规定; 学术研究成果具有创新性、科学性和先进性, 符合编辑部对刊文的录用要求, 不存在学术不端行为及其他侵权行为; 稿件内容应基本符合国家有关书刊编辑、出版的技术标准, 正确使用和统一规范语言文字、符号、数字、外文字符、法定计量单位及地图标注等。为确保录用定稿网络首发的严肃性, 录用定稿一经发布, 不得修改论文题目、作者、机构名称和学术内容, 只可基于编辑规范进行少量文字的修改。

出版确认: 纸质期刊编辑部通过与《中国学术期刊(光盘版)》电子杂志社有限公司签约, 在《中国学术期刊(网络版)》出版传播平台上创办与纸质期刊内容一致的网络版, 以单篇或整期出版形式, 在印刷出版之前刊发论文的录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿。因为《中国学术期刊(网络版)》是国家新闻出版广电总局批准的网络连续型出版物(ISSN 2096-4188, CN 11-6037/Z), 所以签约期刊的网络版上网络首发论文视为正式出版。

引用格式：

梁烽, 张瑞祥, 柴英特, 等. 一种结合上下文与边缘注意力的 SAR 图像海陆分割深度网络方法[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2022, DOI: 10.13203/j.whugis20210078 (LIANG Feng, ZHANG Ruixiang, CHAI Yingte, et al. A Sea-Land Segmentation Method for SAR Images Using Context-aware and Edge Attention based CNNs[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2022, DOI: 10.13203/j.whugis20210078)

一种结合上下文与边缘注意力的 SAR 图像海陆分割深度网络方法

梁烽^{1,2} 张瑞祥¹ 柴英特² 陈金勇² 茹国宝¹ 杨文¹

1 武汉大学电子信息学院, 湖北 武汉, 430072

2 中国电子科技集团公司航天信息应用技术重点实验室, 河北 石家庄, 050002

摘要 海陆分割对于 SAR(Synthetic Aperture Radar)图像海洋目标检测、海岸线提取等任务具有重要意义。针对实际应用中多分辨率 SAR 图像海陆分割难题, 本文提出了一种基于上下文与边缘注意力的海陆分割方法。该方法利用通道注意力机制融合不同尺度和层次的上下文特征, 并设计了一个边缘提取支路提供边缘信息, 进一步提高了海陆边界的分割准确率。同时, 构建了一个基于高分三号卫星数据的多分辨率 SAR 图像海陆分割数据集, 该数据集涵盖了多个分辨率, 包括港口、岛屿等多种海陆边界类型。实验结果表明, 本文提出的网络在平均分类准确率和平均交并比两个指标上分别达到了 98.18% 和 96.41%, 能够较好地完成海陆分割任务。

关键词 合成孔径雷达; 海陆分割; 边缘提取; 注意力机制

中图分类号 TP751; P237 **文献标志码** A

引言

海陆分割是进行海面舰船目标检测^[1-2]、海岸线提取^[3]等应用的重要步骤。准确的海陆分割能够去除陆地区域中强散射中心的干扰, 有效地降低海洋目标检测的虚警率, 同时提高检测效率^[4]。

当前, 对于光学遥感图像的海陆分割已经有较多的工作, 如基于海陆边界跟踪的海陆分割方法^[5], 以海岸线数据库为基础对海陆进行分割的方法^[6], 利用像素点特征学习的方法^[7]等。此外深度神经网络也在近年来被应用到海陆分割任务中^[8-12]。光学遥感图像易受恶劣天气和不良光照的影响, 而合成孔径雷达成像具有全天时、全天候、覆盖面积大、分辨率高等特点, 因此研究 SAR 图像的海陆分割具有重要的实际意义。

现有的 SAR 图像海陆分割算法包括传统方法和基于深度学习的方法两大类。传统方法中, 最为常用的是在全球数字高程模型的辅助下获得大概的海陆分界线, 再利用有理多项式模型^[13]对 SAR 图像进行处理, 实现海陆分割。文献[14]中直接利

用合成孔径雷达回波数据, 提出了一种将方位向子孔径相关和距离多普勒域散射能量特征相结合的海岸线提取方法。其他海陆分隔算法中, 有利用 SAR 图像中陆地区域与海洋区域在灰度特性上的差异, 采用自动阈值的方法对海陆进行分割^[15]; 或者采用聚类和区域融合的方法对海陆进行分割^[16]; 文献[17]提出一种基于简单的线性迭代聚类(Simple Linear Iterative Clustering, SLIC)超像素分割的 SAR 图像海陆分割算法。该算法首先对图像进行简单的 SLIC 超像素分割, 再对分割后的图像进行区域显著性检测及显著值相似度聚类; 此外, 还有利用海岸线来辅助海陆分割的方法, 方法[18]通过梯度矢量流和分水岭算法实现对海岸线的提取, 得到海陆的边界; 文献[19]通过利用已有的海岸线数据库来获取海岸线的先验信息, 得到海岸线区域, 然后使用 CV(Chan-Vese)模型得到更加精细的分割结果。文献[20]将多尺度分析技术与水平集理论相结合, 实现了快速地对 SAR 图像水体分割。传统方法大部分依赖于人工设计的特征, 在简单场景下可以获得较好的海陆分割效果, 但是在复杂情况下则具有各自的局限性。如基于海陆差异的方法在海浪较大

收稿日期: 2021-02-12

项目资助: 国家自然科学基金(61771351); 中国电子科技集团航天信息应用技术重点实验室开放基金(SXX19629X060)

第一作者: 梁烽, 博士生, 主要从事遥感图像智能解译方面的研究。fengliang_ie@whu.edu.cn

通讯作者: 茹国宝, 博士, 教授。rgb@whu.edu.cn

等情况下容易出现误分割, 基于超像素分割的方法存在精细化不足的缺点, 利用海岸线的方法则依赖于海岸线提取的精度, 在海岸线提取误差较大的情况下效果会受到较大影响。

神经网络具有强大的图像特征提取能力。近年来, 深度卷积神经网络在图像分类、目标检测、语义分割等各类任务中取得了巨大的成功。Long 等人提出的全卷积网络 (Fully Convolutional Networks, FCN)^[21]方法用卷积层替代了图像分类网络中的全连接层, 实现了像素级别的分类, 奠定了利用神经网络进行语义分割的基础。Hyeonwoo 等人^[22]提出了反卷积网络可从低分辨率的特征图恢复细节信息, 实现了对图像的精细分割; U-Net^[23]网络通过编码器-解码器结构和跳跃连接的方式将不同阶段的特征图进行结合, 充分利用不同阶段的信息; Chen 等人^[24-26]利用空洞卷积扩大网络的感受野, 获取更为丰富的上下文信息; PSPNet^[27]通过金字塔池化模块将不同尺度的上下文进行结合, 实现了对不同尺度目标的有效分割。近年来, 深度学习方法也被应用于海陆分割任务中。Pourya 等人^[11]提出改进的 U-Net 网络, 在网络中使用密集残差模块来更好地提取特征, 实现对遥感图像的海陆分割; 文献[28]将深度可分离卷积应用于水陆分割任务中, 解耦了特征图在二维平面特征和通道特征间的相关性, 同时利用扩张卷积提升了网络的高分辨率特征提取能力。文献[29]将改进的双边网络应用于 SAR 图像海陆分割任务中, 缩减了网络参数, 提高了分割速度, 同时提出了边缘增强损失函数策略, 提升了模型分割性能。虽然当前用于海陆分割的深度网络凭借着神经网络的特征提取能力在分割精度上取得了较大提升, 但是其网络模型均是在单一分辨率图像上训练, 在网络结构上也没有考虑多分辨率图像的影响, 因而在多分辨率图像海陆分割任务中具有一定的局限性。

此外, 现有公开的 SAR 图像海陆分割数据集较少, 数据集所包含的样本量亦偏小, 且基本由单一分辨率数据组成。如文献[28]基于高分三号卫星的滑动聚束模式数据建立了水域分割数据集。而在实际应用过程中往往存在需要对不同分辨率图像进行分割的情况。因而现有的 SAR 图像海陆分割数据集和分割方法难以满足实际应用需求。

针对上述问题, 本文首先基于高分三号遥感卫星 SAR 图像数据构建了一个覆盖多个分辨率的 SAR 图像海陆分割数据集, 并提出一个结合上下文与边缘注意力的深度网络实现对不同分辨率 SAR 图像的海陆分割。所提网络通过聚合不同层次和尺度的上下文信息实现像素级海陆分类, 并利用边缘支路提供的边缘特征信息提高海陆边界区域的分割准确度。与一般的多尺度聚合模块人为选定各尺度上下文权重值不同, 本文所提网络利用一个上下文注意力模块自主学习不同上下文

的权重值, 能够更好适应不同分辨率图像的特点, 同时利用边缘注意力模块聚合边缘信息。实验结果表明, 本文提出的上下文与边缘注意力网络在不同分辨率的图像上均取得了较好的效果, 与一般的海陆分割网络相比鲁棒性更强, 具有较高的实际应用价值。

1 SAR 图像海陆分割数据集

目前已有 SAR 图像海陆分割工作中, 所使用数据的样本量均较少, 数据的多样性不足, 且均为单一分辨率的图像。而在实际应用中, 常会遇到需要对不同分辨率的 SAR 图像进行海陆分割的场景, 通过单一分辨率数据训练得到的模型在不同的分辨率数据上存在分割效果不佳的问题。本文基于国产高分三号卫星多个成像模式下的不同分辨率数据, 构建了一个涵盖多个分辨率的 SAR 图像海陆分割数据集, 包含港口、堤坝、自然海陆边界等多种复杂海陆边界区域。

1.1 数据集介绍

高分三号遥感卫星是我国首颗自主研发的 C 频段多极化 SAR 卫星, 具有高分辨率、大成像幅宽、高辐射精度、多成像模式和长工作时长等特点^[30]。

本文所构建的多分辨率 SAR 图像海陆分割数据集使用高分三号卫星工作模式中的滑块聚束模式、超精细条带模式和全极化条带 1 模式所分别对应的 1、3、8m 分辨率图像构建。其中滑块聚束模式和超精细条带模式原始数据为单极化数据, 全极化条带 1 模式原始数据为全极化数据。为了保持数据的通道数统一, 对于全极化条带 1 模式中的全极化数据, 只使用其中 HH 极化方式通道数据。原始图像经过裁切为 1024 像素 \times 1024 像素大小后, 选取其中同时包含海洋与陆地区域的图像。为了得到更多类型的分辨率图像, 提高数据集的多样性, 将部分滑块聚束模式和超精细条带模式图像进行了线性下采样操作。具体为对部分聚束模式数据进行 5 倍线性下采样获得分辨率为 5m 的 SAR 图像数据, 对部分超精细条带模式数据进行 2 倍线性下采样得到分辨率为 6m 的 SAR 图像数据, 而滑块聚束模式和超精细化条带模式图像保持原有分辨率。经过上述处理后, 最终得到一个包含 1m, 3m, 5m, 6m 和 8m 的多分辨率 SAR 图像海陆分割数据集。在数据集中, 不同分辨率图像的顺序被打乱, 并隐藏其分辨率信息, 让模型自己根据数据来学习不同分辨率数据的特征, 从而获得更为鲁棒的效果。表 1 展示了数据集中各模式、各分辨率数据的极化方式和数据数量, 其中分辨率为 5m 和 6m 的数据通过前述的线性下采样得到。

表 1 数据集中各模式数据数量统计

Tab.1 The number of images with different imaging modes

模式	分辨率(m)	极化方式	数量
滑块聚束	1	单极化	212
超精细条带	3	单极化	211
全极化条带 1	8	全极化	1087

/	5	单极化	812
/	6	单极化	470

在数据的选择上，为了更好地学习海陆边界区域特征，数据集中只包含同时具有海洋和陆地区域的数据；在标注方法上，使用 labelme 标注软件，在每一张图像上人工标注了分别代表陆地区域和海洋区域的多边形，从而获得每一张图像的标签；在标注原则上，本数据集以海岸线提取、海洋目标检测等实际应用需求为导向对图像进行标注，对于

港口区域中的栈桥、海面上的船只并不划入陆地区域，对于内陆中的河流与湖泊也不计入海面区域。最终得到人工标注的图像总数为 2792 幅，从中随机划分出 400 幅图像用于模型验证，600 幅图像用于模型测试，剩余的 1792 幅图像用于模型的训练。该数据集命名为 SARSeaLand V1.0，数据集中的部分样本图像及其标注如图 1 所示。所有的数据后续可通过以下网址下载：

<https://github.com/FengLiang-Whu/SARSeaLandV1.0>

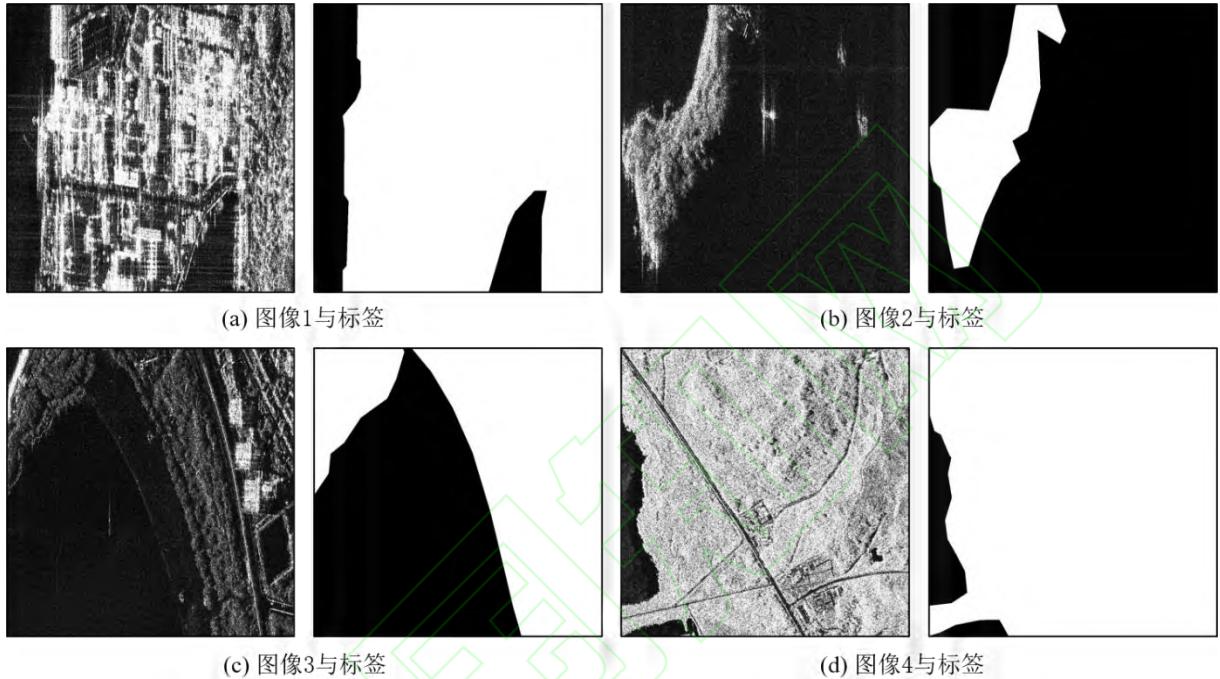


图 1. 数据集部分图像与标签。

Fig.1 Sample images and the corresponding ground truth.

2 上下文与边缘注意力网络

在已有的基于深度网络模型的 SAR 图像海陆分割工作中，因为所使用的模型训练数据为单一分辨率数据，训练得到的网络只能对与训练数据分辨率相同的数据进行较好地分割，而无法满足实际应用过程中不同分辨率图像的要求。已有的大部分语义分割模型，如 U-Net^[23]，由于使用了固定的卷积层数与卷积核尺寸，只能提取固定大小的上下文信息，因而难以应对图像分辨率不一致和物体尺度不一致等情况；部分使用了金字塔池化结构的网络，如 PSPNet^[27]，虽然能够获取不同尺度的上下文信息，但是其不同尺度的上下文采用相同的权重进行聚合，无法根据数据调节权值的大小，因而效果受到了限制。现有的 SAR 图像海陆分割模型没有在网络结构上对边缘的精细化提取做出针对性的改进，往往在海陆边缘区域分割模糊。本文提出的上下文与边缘注意力网络，首先通过空洞空间金字塔池化(Atrous Spatial Pyramid Pooling, ASPP)^[26]和上

下文跳跃链接获取不同尺度、不同层次的上下文信息，然后利用一个上下文注意力模块来显式地学习不同上下文特征的权重，并按照学习得到的权重来融合不同尺度上下文特征，从而获得更精确的上下文信息；同时本文提出的网络增加了一个边缘提取支路，采用多任务学习的方式提供边缘信息，提高边缘区域的分割准确度。

2.1 整体架构

图 2 展示了本文所提出的上下文与边缘注意力网络的整体结构。该网络主要由语义分割分支与边缘提取分支组成。其中语义分割分支为网络的主干分支，包括用于提取图像特征的主干网络，用于聚合不同上下文特征的上下文注意力模块，聚合边缘特征的边缘注意力模块和恢复特征图尺寸和实现像素分类的上采样模块；边缘提取分支是网络的辅助分支，负责提取合适的边缘信息，帮助获得更为准确的边缘区域分割效果。下面将对语义分割分支、边缘提取分支和其中的主要模块进行详细介绍。

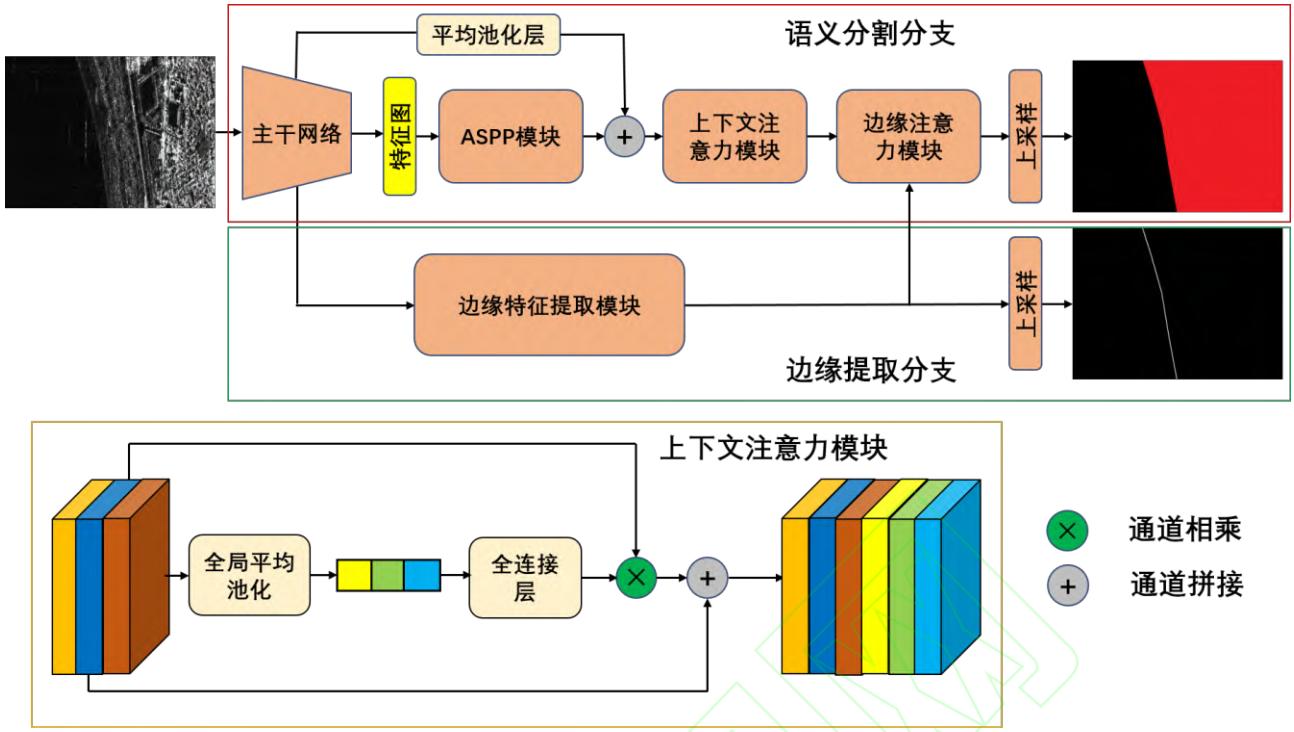


图 2. 基于上下文与边缘注意力的 SAR 图像海陆分割网络

Fig.2 SAR image sea-land segmentation network based on context and edge attention.

2.2 语义分割分支

在传统的语义分割网络中，通常采用编码器-解码器结构，即通过一个主干网络提取特征，然后再通过一个反卷积模块或上采样模块将低分辨率的特征恢复，得到分割结果。这种结构获取上下文信息的范围相对固定，无法适应不同分辨率图像的情形。

本文所提网络所采用的语义分割分支在此基础上，增加了提供不同层级上下文特征的跳跃连接和上下文注意力模块，从而能够更好地融合不同尺度、不同层次特征，获得更完善的上下文信息。具体结构如图 2 红色矩形框所示。语义分割分支主要由主干网络、ASPP 模块、上下文注意力模块、边缘注意力模块和上采样模块组成。ResNet 网络中的残差连接使得深层次的网络结构能够得到有效地学习，具有强大的特征提取能力。因此网络采用去除最后三层全连接层的 ResNet50 作为骨干网络提取特征。同时为了适应数据中不同分辨率、不同尺度大小目标的特点，采用一个 ASPP 模块获取不同尺度的上下文信息。所使用的 ASPP 模块由并行的三个空洞卷积块和一个全局平均池化块组成。不同的空洞卷积块通过具有不同的空洞卷积率的卷积层获得不同大小的上下文信息，而全局平均池化块则负责获取全局上下文信息，同时，能够将不同层次上下文间的信息进行融合，使网络能够更好地恢复细节信息。在语义分割分支中，还增加了一个提供低层次上下文信息的跳跃连接。其具体实现为，将 ResNet50 中的 layer1 和 layer2 的输出分别经过大小分别为 8 和 4 的平均池化层，然后将池化后的

输出和 ASPP 模块的输出一起连接到上下文注意力模块的输入。上下文注意力模块采用通道注意力机制进行混合，得到上下文聚合特征，再进一步和边缘提取分支提供的边缘特征在边缘注意力模块中聚合，最后通过上采样模块恢复特征图尺寸和实现像素分类，得到最终的海陆分割结果。

2.3 上下文注意力模块

上下文是影响语义分割效果的重要因素，合适的上下文信息能够有效提高分割的准确性^[31]。传统的上下文的聚合方式都使用相等的权值，即对不同的上下文信息等权重看待，无法根据数据自适应地调整。本文设计的上下文注意力模块，通过使用自注意力机制自适应地调整不同上下文权值，从而获得更优的上下文融合效果。上下文注意力模块具体结构如图 2 橙色矩形框所示。该模块首先对输入的不同上下文特征图按通道维度进行拼接，随后进行全局平均池化，得到与输入特征图维数相同的全局特征，然后通过两层全连接层学习得到一个与输入特征图通道数相同的向量。在最后一层全连接层中，采用 sigmoid 激活函数将输出限制在 [0,1] 之间，从而使输出向量中的每一个值可以分别代表输入特征图中每一通道特征的权重。然后使用学习得到的权值与输入的特征图中对应维度特征相乘，即可得到加权后的特征图。最后，为了提高模块学习能力，在上下文注意力模块中按照文献[32]中的方式增加了残差连接，将加权前后的特征图进行拼接，保证了网络的有效学习能力。

2.4 边缘提取分支

边缘提取分支的作用是为语义分割分支提供边缘特征信息，主要由边缘特征提取模块和边缘上采样模块组成，其结构如图 2 绿色矩形框所示。边缘特征提取模块的输入为骨干网络 ResNet50 的 layer2 的输出，具体结构由两层卷积块构成。每一层卷积块包括一个卷积核为 3 的卷积层、大小为 2 的最大化池化层、批量标准化层和激活层(ReLU)。该模块通过卷积和池化操作提取更高层次的特征，通过对数据进行标准化处理使网络学习更为高效，并利用激活层赋予网络非线性表达的能力。

边缘特征提取模块得到的边缘特征图，一方面输入到语义分割中的边缘注意力模块，为海陆分割提供边缘信息。另一方面输入到边缘上采样模块，经过通道降维之后通过上采样将特征图恢复到输入图像大小，最后利用从标签中获得的边缘信息监督边缘提取网络的学习从而得到边缘提取的结果。

2.5 边缘注意力模块

边缘注意力模块采用与上下文注意力模块相似的结构，从上下文注意力模块输出的上下文聚合特征与边缘特征采用加权拼接的方式结合，然后通过通道注意力机制学习得到不同特征的权值。与上下文注意力模块一样，边缘注意力模块最后也使用残差连接帮助网络提高学习效率。

2.6 上采样模块

在网络提取特征的过程中，为了节省计算资源，提高网络计算速度，通常需要对输入图像进行下采样操作，同时卷积块中的卷积与池化操作也会导致特征图的尺寸下降。而语义分割任务是对图像中的每一个像素点进行分类，需要得到与输入图像大小一致的输出结果图，因此需要对特征图进行上采样。

本文网络中的语义分割分支和边缘提取分支采用相似的上采样模块。上采样模块首先通过卷积核大小为 3*3 的卷积层对输入特征图进行降维，然后通过双线性插值的方式将特征图尺寸上采样到输入图像尺寸，得到分割结果。

2.7 损失函数

本文网络中语义分割分支使用训练集中样本的标签进行监督，边缘提取支路使用通过标签得到的边缘标签进行监督，因此网络的损失函数包括海陆分割损失 $L_{sea-land}$ 和边缘损失 L_{edge} 两部分，网络的总体损失 L 可表示为

$$L = L_{sea-land} + \lambda L_{edge} \quad (1)$$

式中超参数 λ 为边缘损失的权值。本文网络均采用交叉熵损失函数，设输入图像的长和宽分别为 M 和 N ，则有

$$L_{sea-land} = \sum_{i,j=1}^{M,N} p_{sea}(i,j) \log \hat{p}_{sea}(i,j) + p_{land}(i,j) \log \hat{p}_{land}(i,j) \quad (2)$$

$$L_{edge} = \sum_{i,j=1}^{M,N} p_{edge}(i,j) \log \hat{p}_{edge}(i,j) + p_{not-edge}(i,j) \log \hat{p}_{not-edge}(i,j) \quad (3)$$

以上各式中， $p_{sea}(i,j)$ ， $p_{land}(i,j)$ ， $p_{edge}(i,j)$

和 $p_{not-edge}(i,j)$ 分别为 (i,j) 位置上像素点海洋类、陆地类、边缘类和非边缘类的标签，即属于该类别则为 1，否则为 0。 $\hat{p}_{sea}(i,j)$ ， $\hat{p}_{land}(i,j)$ ， $\hat{p}_{edge}(i,j)$ 和 $\hat{p}_{not-edge}(i,j)$ 分别为网络在 (i,j) 位

置上对应类别的预测概率，且满足：

$$\hat{p}_{sea}(i,j) + \hat{p}_{land}(i,j) = 1 \quad (4)$$

$$\hat{p}_{edge}(i,j) + \hat{p}_{not-edge}(i,j) = 1 \quad (5)$$

3 实验结果及分析

本节基于本文所构建的多分辨率 SAR 图像海陆分割数据集，就所提网络的有效性与现有的典型语义分割网络在分割性能上进行了对比分析，下面给出实验详细设置及结果分析。

3.1 实验细节设置

实验平台配备的 GPU 为 GTX3090，操作系统为 Ubuntu 16.04，代码运行环境为 Python 3.7.9，深度学习环境配置为 CUDA 11.1、Pytorch 1.8.0。

文中所有的实验都在相同的实验环境中进行。实验设置每次训练输入的图像样本数量为 4，初始学习率设置为 0.01，并采用多项式算法调整学习率大小。具体学习率计算方式为：

$$lr = lr_{base} \left(1 - \frac{iter}{iter_{max}}\right)^{power} \quad (6)$$

式中， $iter$ 为当前网络迭代数， $iter_{max}$ 为网络最大迭代数， lr_{base} 为网络的初始学习率， $power = 0.9$ 控制学习率的衰减速度。实验设置最大迭代次数为 $epoch_{max} = 40$ ，采用超参数 $\lambda = 0.7$ 控制边缘损失函数权重。所有实验均采用随机梯度下降法作为优化器对网络参数进行优化调整。

3.2 评价标准

海陆分割属于语义分割中的子任务，因此海陆分割的评价标准可以直接采用语义分割中的一般评价标准，如平均交并比(mean Intersection over Union, mIoU)和整体预测准确度(Overall Accuracy, OA)等。然而海陆分割任务也存在其特殊性。首先，海陆分割的图像中一般只存在海洋与陆地两种类别，因此通常会存在大片的内陆区域和广阔的海洋区域，这些区域的分类难度较低，导致模型的评价指标偏高，不利于区分模型性能的优劣；其次，对于海陆分割而言，海陆边界的准确性是非常重要

的, 同时海陆边界地区的场景信息往往较为复杂, 更能体现模型的泛化能力。传统的评价指标难以体现海陆边界提取的准确性, 因此本文在使用传统的 mIoU 和 OA 之外, 还采用了一种新的评价指标, 称之为平均最小边界距离 (mean Minimum Edge Distance, mMED), 能够较好地衡量模型的边界提取能力。平均最小边界距离通过计算分割结果中海陆边界上的点到标签中海陆边界上距离最近的点的平均距离来衡量边界提取的性能。上述评价标准的计算方法如下所示:

$$mIoU = \frac{1}{2} \left(\frac{TP_{land}}{TP_{land} + FP_{land} + FN_{land}} + \frac{TP_{sea}}{TP_{sea} + FP_{sea} + FN_{sea}} \right) \quad (7)$$

$$OA = \frac{TP_{sea} + TP_{land}}{TP_{land} + FP_{land} + TP_{sea} + FP_{sea}} \quad (8)$$

$$mMED = \frac{1}{n} \sum_{p_1 \in P_1} \min_{p_2 \in P_2} \|p_1 - p_2\| \quad (9)$$

其中 TP_{land} 、 FP_{land} 、 FN_{land} 分别为预测结果中陆地区域的真正例、假正例、假负例。 TP_{sea} 、 FP_{sea} 、 FN_{sea} 分别为预测结果中海洋区域的真正例、假正例、假负例。 P_1 和 P_2 分别为海陆分割结果和标签中的边界点集, p_1 和 p_2 分别为 P_1 和 P_2 中的点, n 为点集 P_1 中像素点的个数。 $\|p_1 - p_2\|$ 代表计算点 p_1 和 p_2 之间的欧式距离。

3.3 网络分割结果

为了验证本文所提方法的有效性, 实验选取 U-Net、PSPNet^[27]、DeepLabV3^[26] 和 DeepLabV3+^[33] 网络进行对比分析。所有方法均在本文所构建的 SAR 图像海陆分割数据集中的训练集上训练, 并在测试集上测试。实验的可视化结果和各项指标定量结果分别如图 3 和表 2 所示。在图 3 中, 每一行的第一列为输入数据, 第二列为对应的类别标签, 其中白色区域为陆地, 黑色区域为海洋, 后续各列为各个方法的海陆分割结果。

从图 3 的海陆分割结果可以看出, U-Net、PSPNet、DeepLabV3 和 DeepLabV3+ 方法在内陆区域均出现了空洞现象, 而在海洋区域, PSPNet 和 DeepLabV3+ 方法则将其中的船只误分割为海洋区域。而本文提出的上下文与边缘注意力分割网络在陆地和海洋区域均有较优的分割效果, 误分割区域较少。传统方法在上下文融合方面采用固定权值的方式导致其对不同分辨率图像的适应性不足, 容易误将内陆辐射较弱、亮度较低区域误分割为海洋, 而将海洋中辐射较强的船只误分类为陆地。此外, 由于缺乏边缘区域信息, PSPNet 和 DeepLabV3+ 方法在海陆边界区域的分割准确度也较低。本文提出方法虽然精度较高, 但仍存在少部分区域边缘精细度不足的问题。具体表现为边缘中细小的突起或凹

陷可能被平滑掉, 原因可能是网络在边缘信息的监督下倾向于获取平滑的边缘。

表 2 展示了不同方法在整个数据测试集上的各类指标的统计结果。从表中可以看出, 本文方法在平均交并比、整体预测准确度和平均最小边界距离上均优于主流方法, 特别是在平均最小边界距离指标上取得了较大优势。

3.4 网络结构有效性分析

为了验证本文所提出网络中边缘支路和注意力模块的有效性, 采用对比实验的方式分别进行消融分析, 实验设置和结果如下。

3.4.1 边缘支路有效性分析

为验证本文所提出的网络结构中边缘支路对网络分割性能的影响, 分别采用具有边缘支路网络 (即本文所提网络) 和无边缘支路网络在同一实验条件下进行了对照实验。其中无边缘支路网络是在本文所提网络的基础上去除边缘支路, 其余部分保持不变。实验的可视化结果和定量结果分别如图 4 和表 3 所示。在图 4 中, 每一行的第一列为输入图像, 第二列为对应的标签, 其中白色区域为陆地, 黑色区域为海洋, 第三、第四列分别为不包含边缘分支和包含边缘分支网络的分割结果图。

表 2 不同方法在测试集上的分割性能对比

Tab.2 Segmentation performance of different methods on the test dataset

方法	mIoU(%)	OA(%)	mMED (单位像素)
U-Net	95.77	97.85	81.12
PSPNet ^[27]	93.39	96.61	73.91
DeepLabV3 ^[26]	94.84	97.36	41.72
DeepLabV3+ ^[33]	93.80	96.82	64.26
本文方法	96.47	98.21	25.35

表 3 网络结构有效性分析

Tab.3 Segmentation performance of networks with different structures

方法	mIoU(%)	OA(%)	mMED (单位像素)
无边缘支路	95.78	97.85	35.75
无注意力模块	96.08	97.95	31.75
本文网络	96.47	98.21	25.35

由图 4 所示的分割结果可见, 在使用了边缘提取分支提供边缘信息后, 网络在边缘区域的分类精度获得了较大提升, 海陆边界也更为准确。表 3 统计了对比方法在测试集上的测试指标。从表中可以看出, 具有边缘支路网络 (即本文网络) 在各项指标上均优于无边缘支路网络, 特别是在平均最小边界距离上具有较大的优势, 说明边缘提取支路能够为语义分割分支提供更多的边缘信息, 有效提高了边界区域分割效果。

3.4.2 注意力模块有效性分析

为验证本文所提出的网络结构中注意力模块

对网络分割性能的影响，本文分别采用具有注意力模块网络（即本文所提网络，包括上下文注意力模块和边缘注意力模块）和无注意力模块网络在同一实验条件下进行了对照实验。其中无注意力模块网络是在本文所提网络的基础上去除上下文注意力模块和边缘注意力模块，各上下文特征图和边缘特征图均采用直接拼接的方式融合，其余部分保持不变。实验的可视化结果和定量结果分别如图 5 和表 3 所示。在图 5 中，每一行的第一列为输入图像，第二列为对应的标签，其中白色区域为陆地，黑色

区域为海洋，第三、第四列分别为不包含注意力模块和包含注意力模块网络的分割结果图。

由图 5 所示的分割结果可见，具有注意力模块的网络在边界和内陆较为复杂区域具有更好地分割效果。表 3 统计了对比方法在测试集上的各项测试指标。从表中可以看出，在各项指标上，具有注意力模块的网络均优于无注意力模块网络，说明注意力模块能够更好地融合各类上下文，并将边缘信息更好地融入主干路。

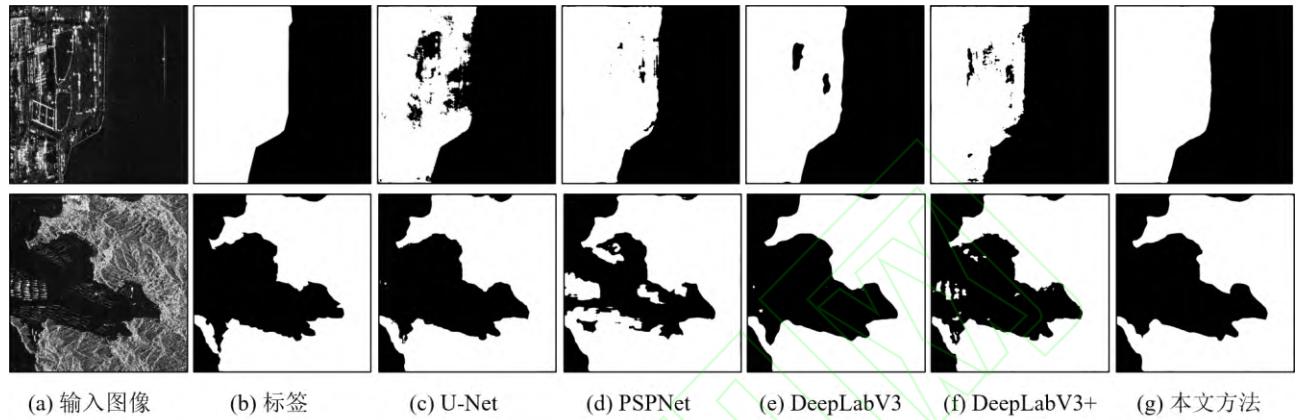


图 3. 不同方法的分割结果对比图
Fig.3. Segmentation results of different methods

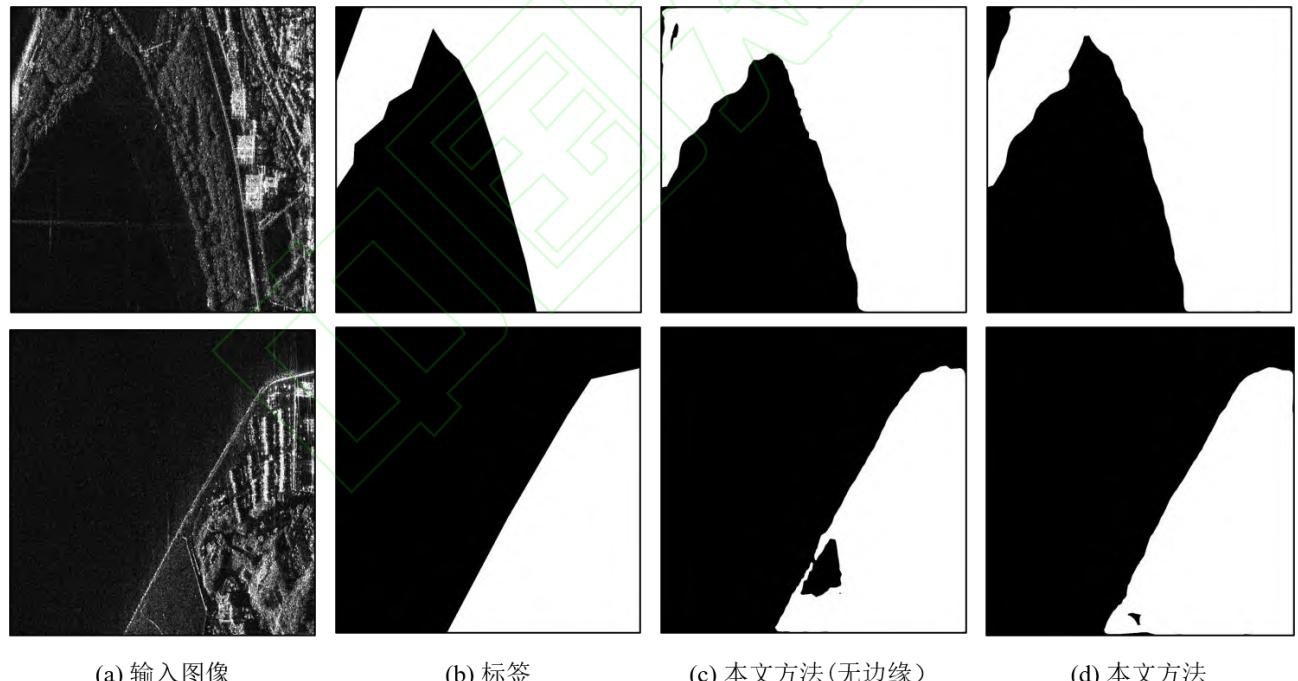


图 4. 是否使用边缘方法分割结果对比图
Fig.4 Comparison of segmentation results of network with or without edge information.

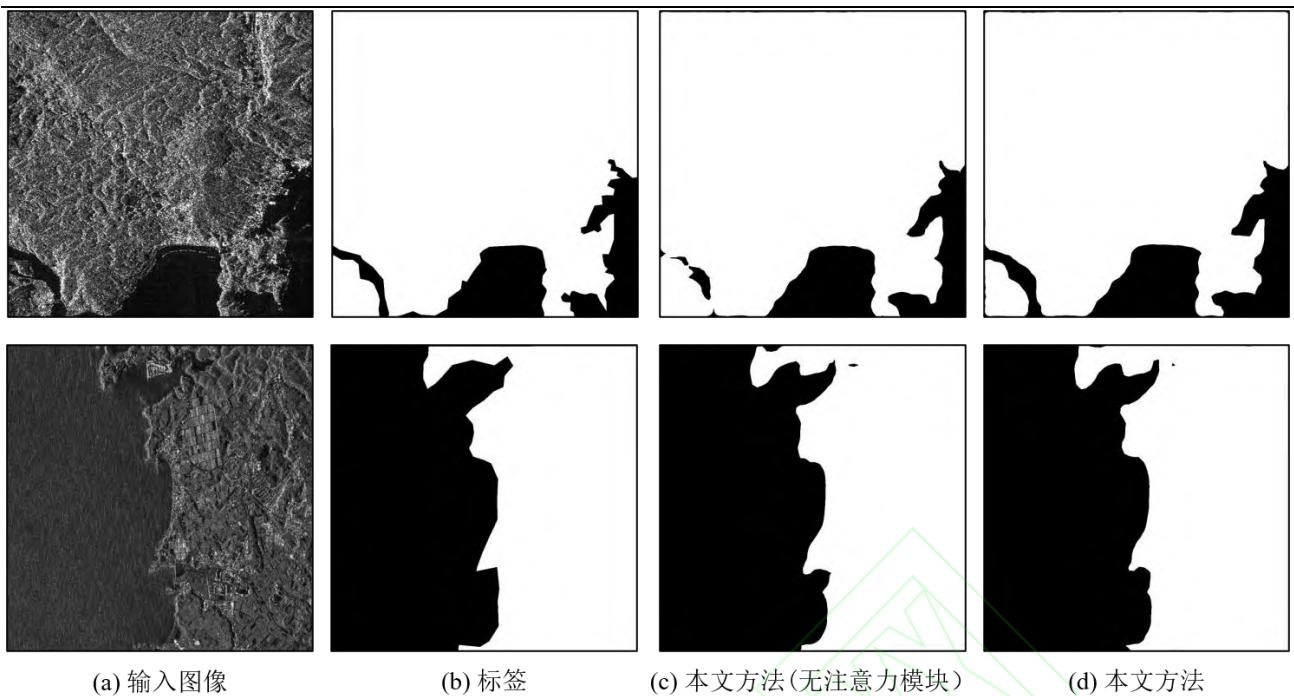


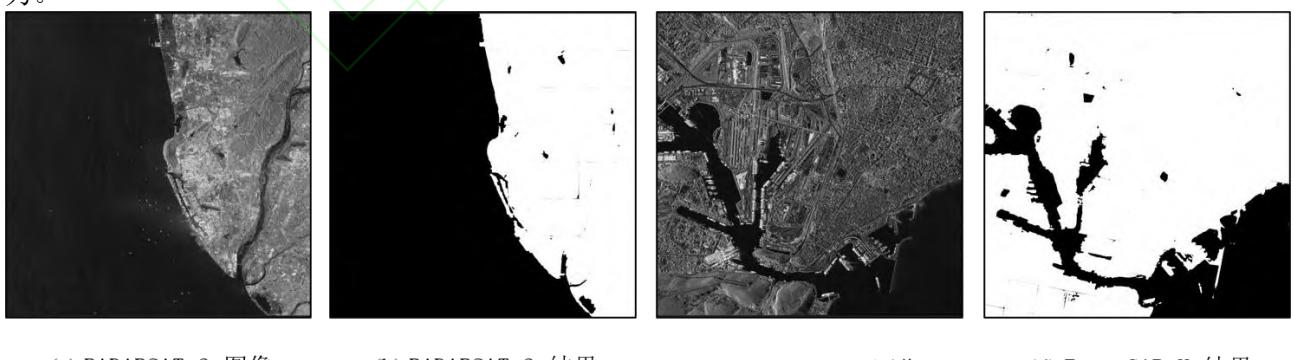
图 5. 是否使用注意力模块分割结果对比图

Fig.5 Comparison of segmentation results of network with or without attention module.

3.5 网络泛化性能分析

本文所提出的网络在基于高分三号卫星数据构建的多分辨率 SAR 图像海陆分割数据集中取得了优异的分割效果。为了验证网络的泛化性能，使用利用本文构建的多分辨率 SAR 图像海陆分割数据集上训练的模型在 RADARSAT-2 卫星和 TerraSAR-X 卫星数据上进行了实验。其中 RADARSAT-2 数据为精细模式，分辨率为 8m，数据极化方式为全极化，在实验中取其中的 HH 极化通道数据；TerraSAR-X 数据为高分辨率聚束模式，分辨率为 1m。实验结果如图 6 所示。

从图 6 可以看出，网络在 RADARSAT-2 和 TerraSAR-X 卫星数据上能够较好地对海洋和陆地进行分割，表明本文所提网络具有较好的泛化能力。



(a) RADARSAT-2 图像

(b) RADARSAT-2 结果

(c) TerraSAR-X 图像

(d) TerraSAR-X 结果

图 6. 在 RADARSAT-2 和 TerraSAR-X SAR 图像的海陆分割结果

Fig.6 Segmentation results of SAR images from RADARSAT-2 and TerraSAR-X

参考文献

- [1] Li Jianwei, Qu Changwen, Peng Shujuan. A Joint SAR Ship Detection and Azimuth Estimation Method[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2019, 44(6): 901-907 (李健伟, 曲长文, 彭书娟. SAR

图像舰船目标联合检测与方向估计[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2019, 44(6): 901-907)

- [2] Yang Wen, Sun Hong, Xu Xin, et al. Detection of Ships and Ship Wakes in Spaceborne SAR Imagery[J]. *Geomatics*

4 结束语

本文提出了一个基于上下文与边缘注意力的海陆分割方法，该方法利用 ASPP 模块和跳跃连接获取多个尺度与层次的上下文信息，并利用边缘提取分支获取边缘信息，最后通过注意力机制融合上下文信息和边缘信息，有效提高了网络的信息聚合能力。同时，为了促进 SAR 图像海陆分割领域的研究，本文构建了一个基于高分三号卫星多个工作模式数据的 SAR 图像海陆分割数据集，该数据集包含多种分辨率数据，包括港口、岛屿等多类别海陆边界情景。实验结果表明，本文提出的海陆分割方法取得了优异的分割性能，能够较好地满足实际应用需要。

- and Information Science of Wuhan University, 2004, 29(8): 682-685 (杨文, 孙洪, 徐新, 等. 星载 SAR 图像船舶及航迹检测[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2004, 29(8): 682-685)
- [3] Li Peng, Pu Sixun, Li Zhenhong, et al. Coastline Change Monitoring of Jiaozhou Bay from Multi-Source SAR and Optical Remote Sensing Images since 2000[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2020, 45(9): 1485-1492 (李鹏, 普思寻, 李振洪, 等. 2000 年以来胶州湾海岸线光学与 SAR 多源遥感变化监测研究[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2020, 45(9): 1485-1492)
- [4] Xing Xiangwei, Ji Kefeng, Kang Lihong, et al. Review of Ship Surveillance Technologies Based on High-Resolution Wide-Swath Synthetic Aperture Radar Imaging[J]. *Journal of Radars*, 2015, 4(1): 107-121 (邢相薇, 计科峰, 康利鸿, 等. HRWS SAR 图像舰船目标监视技术研究综述[J]. 雷达学报, 2015, 4(1): 107-121)
- [5] Li Chaopeng, Yang Guang. Fast Sea-Land Segmentation Method Based on Maritime Boundary Tracking[J]. *Computer Science*, 2014, 41(10): 84-86 (李超鹏, 杨光. 一种基于海陆边界跟踪的快速海陆分割方法[J]. 计算机科学, 2014, 41(10): 84-86)
- [6] Zhang Jing, Jing Haitao, Fan Shenghua. Sea-Land Segmentation for Remote Sensing Imagery Based on Coastline Database[J]. *Electronic Measurement Technology*, 2020, 43(23): 115-120 (张静, 景海涛, 樊盛华. 基于海岸线数据库的遥感图像海陆分割[J]. 电子测量技术, 2020, 43(23): 115-120)
- [7] Wang D, Cui X R, Xie F Y, et al. Multi-Feature Sea-Land Segmentation Based on Pixel-Wise Learning for Optical Remote-Sensing Imagery[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2017, 38(15): 4327-4347
- [8] Cheng D C, Meng G F, Cheng G L, et al. SeNet: Structured Edge Network for Sea-Land Segmentation[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2017, 14(2): 247-251
- [9] He L Y, Xu Q Z, Hu H M, et al. Fast and accurate sea-land segmentation based on improved SeNet and coastline database for large-scale image[C]//2018 Fifth International Workshop on Earth Observation and Remote Sensing Applications (EORSA). Xi'an, China. 2018: 1-5
- [10] Chu Z Q, Tian T, Feng R Y, et al. Sea-land segmentation with res-UNet and fully connected CRF[C]//IGARSS 2019 - 2019 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium. Yokohama, Japan. 2019: 3840-3843
- [11] Shamsolmoali P, Zareapoor M, Wang R L, et al. A Novel Deep Structure U-Net for Sea-Land Segmentation in Remote Sensing Images[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2019, 12(9): 3219-3232
- [12] Cui B G, Jing W, Huang L, et al. SANet: A Sea-Land Segmentation Network via Adaptive Multiscale Feature Learning[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2020, 14: 116-126[LinkOut]
- [13] Zhang Guo, Li Deren, Qin Xuwen, et al. Geometric Rectification of High Resolution Spaceborne SAR Image Based on RPC Model[J]. *Journal of Remote Sensing*, 2008, 12(6): 942-948 (张过, 李德仁, 秦绪文, 等. 基于 RPC 模型的高分辨率 SAR 影像正射纠正[J]. 遥感学报, 2008, 12(6): 942-948)
- [14] Lu Liming, Wang Runsheng, Li Wugao. A Method of Coastline Extraction from Synthetic Aperture Radar Raw-Data[J]. *Journal of Software*, 2004, 15(4): 531-536 (陆立明, 王润生, 李武皋. 基于合成孔径雷达回波数据的海岸线提取方法[J]. 软件学报, 2004, 15(4): 531-536)
- [15] An Chengjin, Niu Zhaodong, Li Zhijun, et al. Otsu Threshold Comparison and SAR Water Segmentation Result Analysis[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2010, 32(9): 2215-2219 (安成锦, 牛照东, 李志军, 等. 典型 Otsu 算法阈值比较及其 SAR 图像水域分割性能分析[J]. 电子与信息学报, 2010, 32(9): 2215-2219)
- [16] Liu Z L, Li F, Li N, et al. A Novel Region-Merging Approach for Coastline Extraction from Sentinel-1A IW Mode SAR Imagery[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2016, 13(3): 324-328
- [17] Li Zhi, Qu Changwen, Zhou Qiang, et al. A Sea-Land Segmentation Algorithm of SAR Image Based on the SLIC Superpixel Division[J]. *Radar Science and Technology*, 2017, 15(4): 354-358 (李智, 曲长文, 周强, 等. 基于 SLIC 超像素分割的 SAR 图像海陆分割算法[J]. 雷达科学与技术, 2017, 15(4): 354-358)
- [18] Sheng G F, Yang W, Deng X P, et al. Coastline Detection in Synthetic Aperture Radar (SAR) Images by Integrating Watershed Transformation and Controllable Gradient Vector Flow (GVF) Snake Model[J]. *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, 2012, 37(3): 375-383
- [19] Huang Xiangli, Zhang Jie, Ji Kefeng, et al. Sea-land Segmentation Algorithm of SAR Image Based on GSHHG Database and Improved CV model[C]. The 5th China High Resolution Earth Observation Conference, Xi'an, China, 2018:877-892(黄祥李, 张杰, 计科峰, 等. 基于 GSHHG 数据库与改进 CV 模型的 SAR 图像海陆分割算法[C]. 第五届高分辨率对地观测学术年会论文集, 西安, 中国, 2018:877-892)
- [20] Xu Chuan, Hua Feng, Sui Haigang, et al. Automatic Water Segmentation Method in SAR Images Using Multi-Scale Level Set[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2014, 39(1): 27-31 (徐川, 华凤, 翁海刚, 等. 多尺度水平集 SAR 影像水体自动分割方法[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2014, 39(1): 27-31)
- [21] Shelhamer E, Long J, Darrell T. Fully convolutional networks for semantic segmentation[C]//IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence.: 640-651
- [22] Noh H, Hong S, Han B. Learning deconvolution network for semantic segmentation[C]//2015 IEEE International Conference on Computer Vision. Santiago, Chile. 2015: 1520-1528
- [23] Ronneberger O, Fischer, Brox T. U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation[C]. International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention. Springer, Cham, 2015: 234-241
- [24] Chen L C, Papandreou G, Kokkinos I, et al. Semantic

- Image Segmentation with Deep Convolutional Nets and Fully Connected CRFS[EB/OL]. 2014: arXiv: 1412.7062. <https://arxiv.org/abs/1412.7062>
- [25] Chen L C, Papandreou G, Kokkinos I, et al. DeepLab: Semantic Image Segmentation with Deep Convolutional Nets, Atrous Convolution, and Fully Connected CRFS[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2018, 40(4): 834-848
- [26] Chen, L C, Papandreou G, Schroff F, et al. Rethinking Atrous Convolution for Semantic Segmentation Image Segmentation[OL]. <https://arxiv.org/abs/1706.05587v2>, 2017
- [27] Zhao H, Shi J, Qi X, et al. Pyramid Scene Parsing Network[C]. Proceedings the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Honolulu, USA, 2017: 6230-6239
- [28] Zhang Jinsong, Xing Mengdao, Sun Guangcai. A Water Segmentation Algorithm for SAR Image Based on Dense Depthwise Separable Convolution[J]. *Journal of Radars*, 2019, 8(3): 400-412 (张金松, 邢孟道, 孙光才. 一种基于密集深度分离卷积的 SAR 图像水域分割算法[J]. 雷达学报, 2019, 8(3): 400-412)
- [29] Dai Muchen, Leng Xiangguang, Xiong Boli, et al. Sea-Land Segmentation Method for SAR Images Based on Improved BiSeNet[J]. *Journal of Radars*, 2020, 9(5): 886-897 (戴牧宸, 冷祥光, 熊博莅, 等. 基于改进双边网络的 SAR 图像海陆分割方法[J]. 雷达学报, 2020, 9(5): 886-897)
- [30] Zhang Qingjun. System Design and Key Technologies of the GF-3 Satellite[J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2017, 46(3): 269-277 (张庆君. 高分三号卫星总体设计与关键技术[J]. 测绘学报, 2017, 46(3): 269-277)
- [31] Cheng W, Yang W, Wang M, et al. Context Aggregation Network for Semantic Labeling in Aerial Images[J]. *Remote Sensing*, 2019, 11(10):1158-1176.
- [32] He K, Zhang X, Ren S, et al. Deep Residual Learning for Image Recognition[C]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision & Pattern Recognition, Las Vegas, America, 2016:770-778.
- [33] Chen L C, Zhu Y K, Papandreou G, et al. Encoder-Decoder with Atrous Separable Convolution for Semantic Image Segmentation[M]// Computer Vision – ECCV 2018. Cham: Springer, 2018: 833-851

A Sea-Land Segmentation Method for SAR Images Using Context-aware and Edge Attention based CNNs

LIANG Feng^{1,2} ZHANG Ruixiang¹ CHAI Yingte² CHEN Jinyong² RU Guobao¹ YANG Wen¹

1 School of Electronic Information, Wuhan University, Wuhan 430072, China

2 CETC Key Laboratory of Aerospace Information Application, Shijiazhuang 050002, China

Abstract: Sea-land segmentation is of great significance for tasks such as ocean target detection and coastline extraction in SAR image. To solve the problem of sea-land segmentation of multi-resolution SAR image in practical applications, this paper presents a sea-land segmentation method based on context and edge attention. The method uses the channel attention mechanism to fuse context features of different scales and levels, and designs an edge extraction branch to provide edge information for further improving the segmentation result of the boundary area. In addition, a sea-land segmentation dataset of multi-resolution SAR image based on the Gaofen-3 satellite data is provided. The dataset covers multiple resolution images, including various sea-land boundary types such as ports, islands. Experimental results show that the proposed method can work well for the task of sea-land segmentation, the average classification accuracy and mean intersection over union(mIoU) achieve 98.18% and 96.41%, respectively.

Key words: synthetic aperture radar (SAR); sea-land segmentation; edge extraction; attention mechanism

First author: LIANG Feng, PhD candidate, specializes in remote sensing image analysis. E-mail: fengliang_ie@whu.edu.cn

Foundation support: The National Natural Science Foundation of China (61771351); CETC key laboratory of aerospace information applications(SXX19629X060)

Corresponding author: RU Guobao, PhD, professor. E-mail: rgb@whu.edu.cn

网络首发:

标题: 一种结合上下文与边缘注意力的SAR图像海陆分割深度网络方法

作者: 梁烽, 张瑞祥, 柴英特, 陈金勇, 茹国宝, 杨文

DOI: 10.13203/j.whugis20210078

收稿日期: 2021-02-12

引用格式:

梁烽, 张瑞祥, 柴英特, 等. 一种结合上下文与边缘注意力的 SAR 图像海陆分割深度网络方法[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2022, DOI: 10.13203/j.whugis20210078 (LIANG Feng, ZHANG Ruixiang, CHAI Yingte, et al. A Sea-Land Segmentation Method for SAR Images Using Context-aware and Edge Attention based CNNs[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2022, DOI: 10.13203/j.whugis20210078)

网络首发文章内容和格式与正式出版会有细微差别, 请以正式出版文件为准!

您感兴趣的其他相关论文:

基于空间约束和结构特征的光学与 SAR 影像配准

王蒙蒙, 叶沅鑫, 朱柏, 张过

武汉大学学报·信息科学版, 2022, 47(1): 141-148

<http://ch.whu.edu.cn/cn/article/doi/10.13203/j.whugis20190354>