

融合阈值分割和边缘检测的南极冰崖海岸线自动提取

王彩虹¹, 刘岩¹, 程晓^{2,3,4}, 孙根云⁵, 张宝钢¹, 翁志龙¹, 关真富²

1. 遥感科学国家重点实验室 北京师范大学地理科学学部, 北京 100875;

2. 中山大学 测绘科学与技术学院, 珠海 519082;

3. 南方海洋科学与工程广东省实验室(珠海), 珠海 519082;

4. 中国高校极地联合研究中心, 北京 100875;

5. 中国石油大学(华东) 海洋与空间信息学院, 青岛 266580

摘要: 南极海岸线对全球变化高度敏感, 受全球变暖影响, 冰架退缩导致更多冰川直接暴露于海洋, 形成以接地冰川为终端的冰崖型海岸线。冰崖型海岸线是研究冰盖不稳定性的关键区域, 精确监测其变化对于预测未来海平面变化至关重要。然而, 与相对成熟的冰架型海岸线提取方法相比, 冰崖型海岸线特征复杂且变化细微, 仍需要进一步开发高精度提取算法。为此, 本文提出一种基于阈值分割边界与边缘检测边界闭合拓扑关系的双边界融合算法, 同时, 提出了基于不同边界连通特征的误差自评估方法; 并以南极半岛典型区域为例, 利用 15 m 分辨率的 Sentinel-1 SAR 数据提取冰崖海岸线, 通过全样本验证对融合算法对 3 种类型冰崖海岸线 (冰崖—海水/海冰交界型、冰崖阴影—海水/海冰交界型和冰崖—冰混合物 (mélange) 交界型 (mélange)) 的提取精度进行验证。结果表明, 本文提出的双边界融合算法能够实现对前两类冰崖海岸线 (占研究区冰崖海岸线总长的 92%) 的高精度自动提取。其中: 冰崖—海水/海冰交界型海岸线的平均误差为 0.31 ± 1.13 个像素 (对应 15 m 分辨率), 零像素误差海岸线长度占比为 85.8%; 冰崖阴影—海水/海冰型平均误差为 0.56 ± 1.55 个像素, 零像素误差海岸线长度占比为 74.9%。对于冰崖—mélange 交界型海岸线, 在无人工监督的情况下, 83.8% 的海岸线误差超过 20 个像素, 但本研究算法可自动识别较大的低精度区域以供后续改进。综上, 本文提出的双边界融合算法有效改善了阈值分割法提取精度问题以及边缘检测的噪声问题, 无需训练样本, 效率高, 适用于南极大部分冰崖海岸线的长时序高精度监测。

关键词: 南极冰崖型海岸线, 海岸线自动提取, 双边界融合算法, 阈值分割, 边缘检测, Sentinel-1 SAR GRD 数据

中图分类号: P717/P237/P2

引用格式: 王彩虹, 刘岩, 程晓, 孙根云, 张宝钢, 翁志龙, 关真富. 2025. 融合阈值分割和边缘检测的南极冰崖海岸线自动提取. 遥感学报, 29(12): 3493–3507

Wang C H, Liu Y, Cheng X, Sun G Y, Zhang B G, Weng Z L and Guan Z F. 2025. Automatic extraction of the Antarctic Ice Cliff Coastline by combining threshold segmentation and edge detection. National Remote Sensing Bulletin, 29(12): 3493–3507 [DOI: 10.11834/jrs.20255206]

1 引言

南极海岸线被定义为南极大陆边缘 (含接地冰川、冰架和裸岩) 与海洋 (开阔水域、海冰及冰混合物 (mélange)) 的交界线 (Liu 和 Jezek, 2004a), 其时空演变特征是评估南极冰盖稳定性的关键指标 (Liu 等, 2015; Greene 等, 2022)。冰架通过力学支撑效应 (buttressing effect) 显著抑制接地冰川物质向海洋输送 (Pegler, 2018), 但

当前观测显示, 在全球大气和海洋持续变暖驱动下, 南极冰架正经历结构性崩解的加速过程——其质量损失速率已超过冰架底部融化, 成为冰盖物质亏损的主导因素 (Greene 等, 2022)。这种崩解过程会暴露具有动力不稳定性特征的接地冰川前缘, 当冰崖高度超过临界值时, 将触发自持性崩解, 并通过应力传递引发邻近冰崖的连锁失稳, 该正反馈过程被定义为海洋冰崖不稳定性 MICI

收稿日期: 2025-06-12; 预印本: 2025-08-25

基金项目: 国家自然科学基金面上项目 (编号: 42276246)

第一作者简介: 王彩虹, 研究方向为极地遥感。E-mail: wangcaihong@mail.bnu.edu.cn

通信作者简介: 刘岩, 研究方向为极地遥感。E-mail: liuyan2013@bnu.edu.cn

(Marine Ice-Cliff Instability) (Bassis 等, 2021)。MICI 机制的激活可能引发南极冰盖的不可逆退缩, 进而对全球海平面上升产生级联效应。值得注意的是, 受限于现有观测手段的时空分辨率, 南极冰盖潜在的突变风险仍是海平面上升预测模型中最大的不确定性来源之一 (Robel 等, 2019)。因此, 建立高精度的南极冰崖海岸线动态监测体系, 不仅可阐明 MICI 机制, 更将为冰盖稳定性评估及海平面上升预测精度的提升提供关键的约束条件。

南极自然环境恶劣, 卫星遥感是监测南极海岸线的主要手段。然而, 冰盖的季节性融化、海洋中季节性海冰覆盖以及 *mélange* 的存在显著增加了遥感监测难度。目前, 南极冰崖海岸线提取方法主要分为 3 类: 人工目视解译、半自动提取和全自动提取。人工目视解译的精度高且适用于多种遥感影像, 但主观性强、效率低, 主要用于小范围内冰川前缘的精确勾勒 (Baumhoer 等, 2018) 或验证样本提取。例如, Cook 等 (2005) 采用目视解译系统记录了南极半岛冰架型海岸线的长期变化, 揭示了冰架退缩趋势, 为冰盖演化机制研究提供了宝贵资料。半自动化提取通过自动算法获取初始轮廓并结合人工修正错误边界, 在保证精度的同时提高了效率 (Liu 等, 2015; Qi 等, 2020)。例如, Liu 等 (2023) 使用半自动方法更新了南极洲和格陵兰岛的冰川目录, 提升了监测效率, 但也指出大量手工劳动仍是南极冰川前缘监测的主要挑战。海量的遥感数据为南极冰盖精细观测提供了数据基础 (Baumhoer 等, 2018)。因此, 亟需发展更高效、更高精度的南极海岸线自动提取方法。

图像分割和边缘检测是海岸线自动提取的两种常用方法。图像分割通过语义分割区分水体与陆地, 提取二者接触边界作为海岸线; 边缘检测则通过灰度或纹理的梯度极值确定海岸线位置。传统的阈值分割算法和边缘检测算子常用于半自动检测辅助 (Baumhoer 等, 2018)。例如全局阈值分割适用于陆地和水体对比度高的场景, 但在南极地区, 由于海冰、陆地冰融化、*mélange* 等干扰, 陆—海边界对比度低, 分割精度有限。局部自适应阈值分割虽能提升精度, 但可能产生过度分割且计算量大 (Liu 和 Jezek, 2004b)。边缘检测算子 (如 Canny、Sobel 等) 具有较高运算效率和亚像素级的边缘定位精度 (Baumhoer 等, 2018), 但易出现边缘断裂和伪边缘问题, 需形态学处理

或边缘连接修正。例如, Yu 等 (2019) 采用人工方式连接断点和平滑边缘, 效率较低; Krieger 和 Floricioiu (2017) 利用 Dijkstra 算法寻找起点到终点的最短路径以拟合冰架前缘, 但未考虑冰流方向与前缘形态, 易导致偏差。形态学处理 (如膨胀) 可连接断点, 但在噪声环境下易引入噪声, 参数设定困难 (Wang, 2023)。

深度学习方法 (如 U-Net、DeepLabv3+ 等) 近年来成为海岸线提取的主流技术。通过端到端学习大规模标注样本 (>10000 景影像), 这类方法能高效利用多源图像信息, 实现像素级精度的海岸线提取。例如, 格陵兰冰崖海岸线提取误差从 CNN 模型的 96.3 m (约 2.0 个像素) (Mohajerani 等, 2019) 优化至 AutoTerm 算法的 37 m (约 3.7 个像素) (Zhang 等, 2022), 南极冰架海岸线提取精度从改进 U-Net 的 108 m (约 2.7 个像素) (Baumhoer 等, 2019) 提升至 HED-UNet 双极化数据的 63 ± 68 m (约 1.58 ± 1.70 个像素) (Baumhoer 等, 2019)。然而, 现有方法仍面临多重挑战。首先是泛化能力不足, Heidler 等 (2022) 发现, 即使采用相同训练样本, 模型在南极半岛的表现不如威尔克斯地; 其次是特殊场景适应性差, 如岩石和 *mélange* 区域的误检率较高, 需人工干预 (Baumhoer 等, 2023)。此外, 深度学习模型结构复杂, 模型训练对计算资源需求高, 且前期样本标注工作量大, 限制了其在大范围实时监测中的应用。

综上, 当前南极海岸线监测技术仍存在显著不足: 一方面, 现有研究多集中于冰架型海岸线, 对冰崖海岸线的系统性研究不足; 另一方面, 传统人工解译方法效率低, 难以满足高频动态监测需求。自动提取算法方面, 现有技术各有缺陷: 阈值分割法易受环境噪声干扰, 自适应阈值方法去除噪声的计算成本高; 边缘检测算法容易产生断裂边界, 连接断点的拓扑修复复杂; 深度学习方法虽具潜力, 但因标注样本稀缺, 泛化能力受限。特别地, 冰崖前端以小尺度、高频次崩解为主 (Guan 等, 2024), 这对监测方法的自动化程度和运算效率提出了更高要求。为此, 本文提出了一种基于多源边界闭合拓扑关系的双边界融合算法, 旨在通过创新性的几何约束策略构建冰崖型海岸线的高效提取算法。该算法基于拓扑闭合的思想, 通过形态学运算和逻辑运算将具有较高几何精度的边缘检测边界融合到连续、单像素的阈

值分割边界中,同时提出海岸线精度自评估方法进行实验验证以期实现单像素级、连续海岸线的自动化提取,为南极冰崖型海岸线的大范围、近实时监测提供可扩展的解决方案。

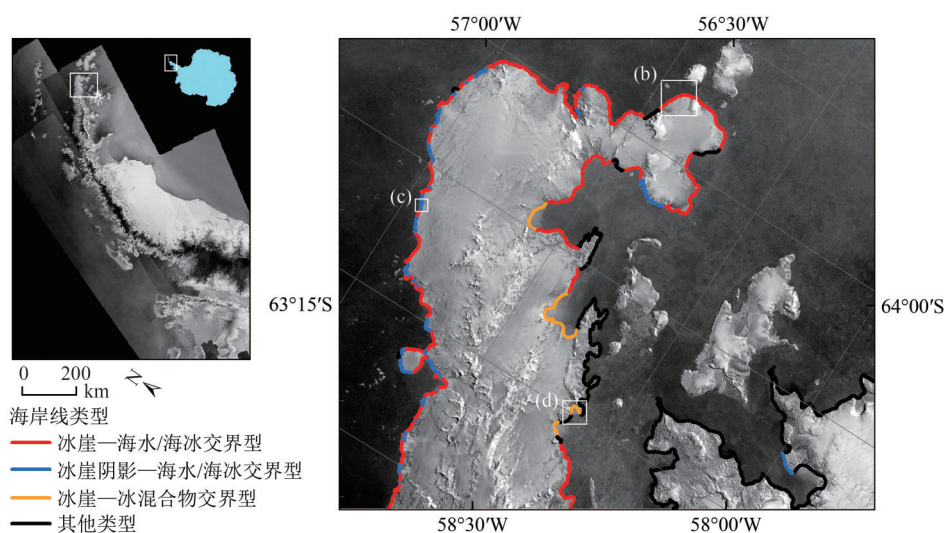
2 研究区概况与数据

2.1 研究区概况

南极半岛地形崎岖,山脉众多,分布约有400条冰川,包括冰崖终端型和冰架终端型冰川,是南极冰川最密集的区域之一(Kunz等,2012)。由于东西两侧均濒临海洋,南极半岛受海洋和大气变暖的双重影响,成为南极变暖最快的区域(Cook等,2014)。在此背景下,南极半岛冰川加速后退与变薄,冰崖崩解频发。Guan等(2024)检测到的环南极接地冰川崩解事件中,70%以上发生在南极半岛。

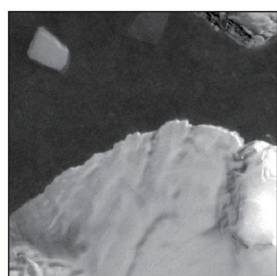
本文所选研究区位于南极半岛东北部(63.15°S —

64.0°S , 56.3°W — 58.3°W ,图1(a))。该区域海岸线总长771 km,其中冰崖海岸线长度为468 km(占比60.8%),裸岩为主的其他类型海岸线302 km(占比39.2%)。基于海表覆盖类型(包括海水、海冰和mélange)以及SAR影像阴影干扰,本文将冰崖海岸线细分为3类:(1)冰崖—海水/海冰交界型海岸线(图1(b)):海面为开阔海水或季节性海冰,陆域连续冰崖覆盖,形态平直;(2)冰崖阴影—海水/海冰交界型海岸线(图1(c)):受SAR侧视成像几何影响,冰盖边缘形成雷达阴影区,监测困难;(3)冰崖—mélange交界型海岸线(图1(d)):海面被mélange覆盖,与陆地冰盖的雷达散射特性相似,边界难以识别。研究区涵盖所有冰崖海岸线类型,其中冰崖—海水/海冰交界型海岸线总长354.2 km(占冰崖海岸线的75.6%)冰崖阴影—海水/海冰交界型海岸线长77.7 km(占16.6%),冰崖—mélange交界型海岸线长36.1 km(占7.8%)。



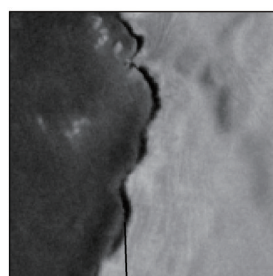
(a) 实验区位置及冰崖海岸线分类

(a) Test area location and icecliff coastline classifications



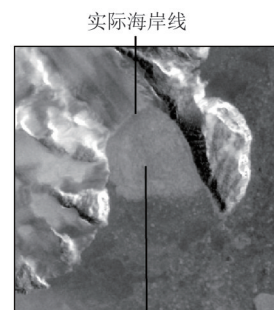
(b) 冰崖—海水/海冰交界型

(b) Icecliff-seawater (seaice) interface



(c) 冰崖阴影—海水/海冰交界型

(c) Icecliff shadow-seawater (seaice) interface



(d) 冰崖—冰混合区交界型

(d) Icecliff-mélange interface

图1 研究区概况

Fig. 1 Overview of the study area

2.2 Sentinel-1 SAR数据

合成孔径雷达SAR (Synthetic Aperture Radar) 具有全天时、全天观测能力, 不受光照和云层条件限制, 尤其适用于极地等高纬度地区 (存在极夜且云覆盖率高) 的遥感监测 (Moreira 等, 2013)。Sentinel-1 卫星星座是欧洲航天局 (ESA) 哥白尼计划 (Copernicus Programme) 的核心组成部分, 由 Sentinel-1A (2014年发射) 和 Sentinel-1B (2016年发射) 两颗 SAR 卫星组成。该星座采用极地轨道设计, 双星可实现全球范围 6 天重访, 已成为极地冰盖与海洋环境监测的重要数据源 (Baumhoer 等, 2018)。本研究采用了 Sentinel-1A/B 卫星的干涉宽幅 IW (Interferometric Wide Swath) 模式下 HH 极化的地距检测 GRD (Ground Range Detected) 格式 SAR 数据, 其原始分辨率为 10 m, 本文使用时将其重采样至 15 m。GRD 数据是 ESA 提供的标准预处理数据, 经过多视处理、斜距到地距的投影转换、辐射定标及地形校正, 可直接用于分析。本研究选取了 2019 年连续覆盖研究区

域的 51 期 GRD 数据, 所有数据均通过 Google Earth Engine 平台 (GEE, <https://earthengine.google.com/> [2025-06-12]) 获取。

3 南极冰崖海岸线自动提取方法

本研究提出了一种融合阈值分割和边缘检测的南极冰崖海岸线自动提取方法。方法包括以下 4 个步骤: (1) 数据预处理: 采用多时相均值法计算生成年度 SAR 均值合成影像, 通过时序平均有效抑制噪声, 增强海陆对比度并减少斑点噪声; (2) 阈值分割: 基于全局阈值对海洋—冰盖进行二值分割, 提取连续的海陆分界线作为基准边界 (以下简称“阈值边界”); (3) 边缘检测: 通过梯度变化最大值检测获取亚像素级精度的边缘 (以下简称“边缘边界”), 用于修正阈值边界的位置偏差; (4) 边界融合: 基于边界拓扑闭合关系将阈值边界与边缘边界进行空间融合, 最终获得兼具连续性和准确性的海岸线 (以下简称“融合边界”)。研究技术路线图见图 2。

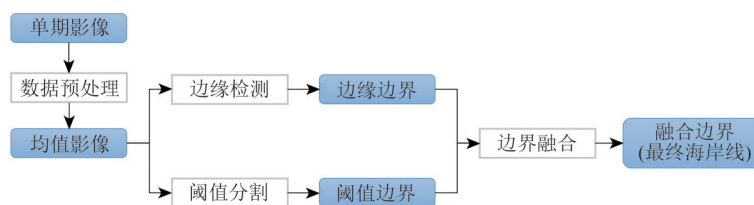


图2 海岸线提取技术路线图

Fig. 2 Flow chart of coastline extraction

3.1 数据预处理

SAR 影像中的噪声主要分为陆海环境噪声和斑点噪声。陆海环境噪声是指冰盖或海洋区域中可能被误判为海岸线的干扰信息, 包括冰盖内部噪声 (地形起伏、裂隙、融水池等) 和海洋干扰 (浮冰、mélange、涌浪等)。斑点噪声则源于 SAR 相干成像机制, 表现为像素灰度值的随机波动, 会显著降低图像信噪比并模糊边缘特征。噪声在 SAR 影像中产生与海岸线类似的强反射特征, 干扰海岸线提取。传统方法中, 空间滤波虽然能够在一定程度上抑制斑点噪声, 但通常以牺牲空间分辨率或高频纹理信息为代价, 易导致真实海岸线边缘模糊或偏移。SAR 具备多时相观测能力, 且噪声的空间分布具有随机性, 因此可采用多时相影像均值合成方法, 通过噪声在不同影像中正

负波动的相互抵消去噪。更重要的是, 该方法不仅能够降低噪声, 还可增强稳定地物的边缘表现——在南极地区, 尽管冰崖发生着快速、频繁的崩解, 但由于整体冰流速较低, 冰崖海岸线在年尺度上仍保持较高的空间稳定性。基于此特点, 本文采用多时相平均策略对 SAR 影像进行去噪处理: 将 2019 年共 51 期 SAR 影像进行叠加求均值, 生成年度 SAR 均值影像 (图 3 (c))。相比单期影像 (图 3 (a) 和 (b)), 均值影像中的海洋区域后向散射系数较低呈现暗色, 而冰盖后向散射系数较高呈现亮色, 海陆整体对比度和海岸线的边缘特征显著增强, 陆海环境噪声得到了有效去除此外, 合成影像中的斑点噪声 (图 3 (f)) 相交单期影像中的斑点噪声 (图 3 (d) 和图 3 (e)) 也显著减少。

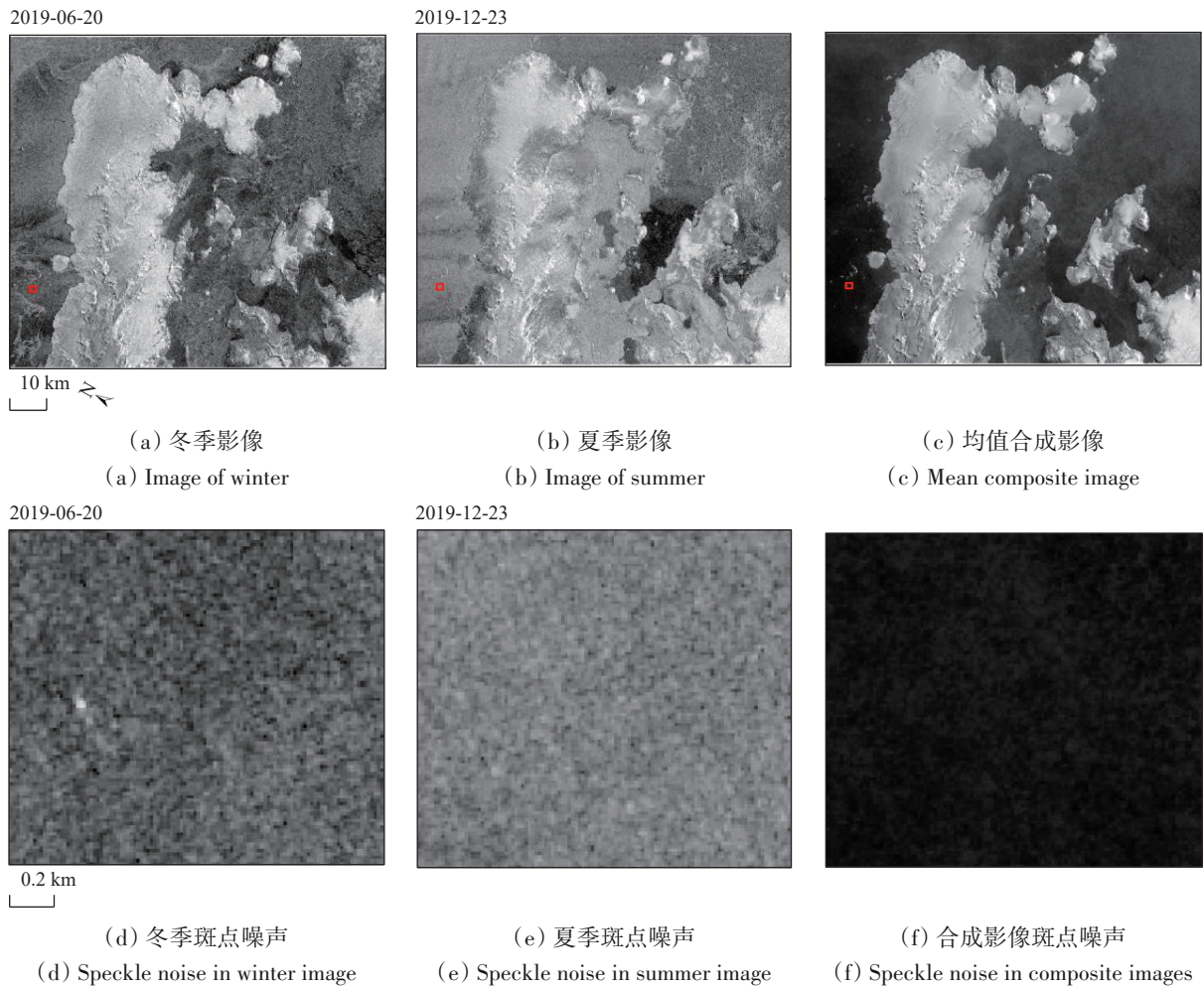


图3 多时相平均去噪结果((a)—(c)中红色框分别指示(d)—(f)的相应的图幅范围)

Fig. 3 Multi-temporal mean denoising results

3.2 阈值分割

均值影像的灰度直方图呈现双峰特征，再次印证了海洋和冰盖具有较高的对比度（图2）。因此，本文通过检测双峰之间的谷值作为分割阈值，采用全局阈值分割对冰盖和海洋进行初步分割（图4（b））。为提高分割边界的合理性，对初始分割结果进行如下优化：冰盖内部因地形低洼、融水聚集或岩石阴影等导致的低散射区域，在初始分割时被误判为海洋，形成冰盖内部“空洞”，使用基于连通性判断的空洞填充算法修正（图4（c））；海洋内部因洋面散射或浮冰干扰产生的高散射噪声（表现为离散斑块），使用基于面积阈值的形态学开运算滤波（图4（d））；针对冰缘地形阴影导致的非闭合峡湾状误分类区域（简称“伪峡湾”），使用形态学膨胀—收缩组合算法识别并纳入冰盖区域（图4（e））。图5展示了伪峡湾填充的

具体流程。该方法首先利用膨胀操作扩张冰盖边界以封闭峡湾缺口，随后通过收缩恢复边界至其原始位置。此过程在保留阈值边界几何结构的基础上，有效提升了冰盖与海洋之间的局部分类精度。

3.3 边缘检测

海岸线在SAR影像中通常表现为后向散射系数的阶跃式变化，具有显著的梯度特征。基于这一物理特性，本文采用8邻域局部差分算子计算像素的梯度变化，以识别后向散射系数显著变化的区域，定位海岸线位置。具体计算公式如下：

$$G(i, j) = \sum_{k=1}^8 |I(i + \Delta i_k, j + \Delta j_k) - I(i, j)| \quad (1)$$

式中， $G(i, j)$ 表示像素 (i, j) 的后向散射系数梯度， $I(i, j)$ 表示中心像素的后向散射系数。

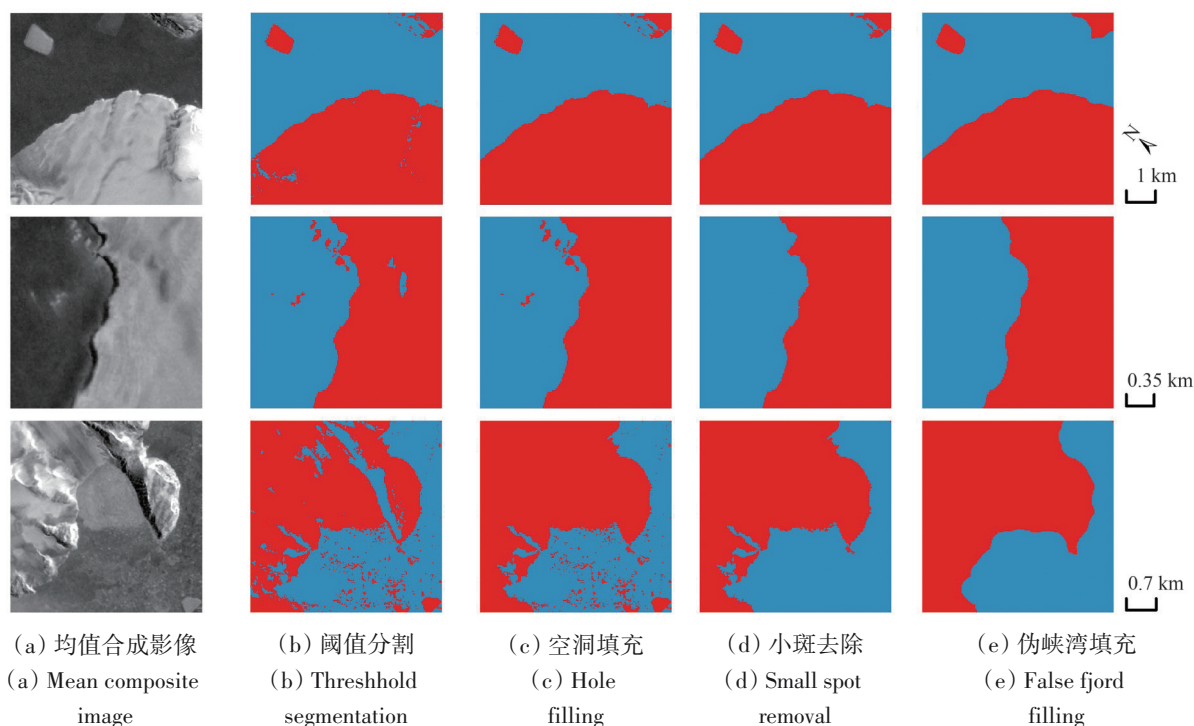


图4 阈值分割及其后处理

Fig. 4 Threshold segmentation and post-processing

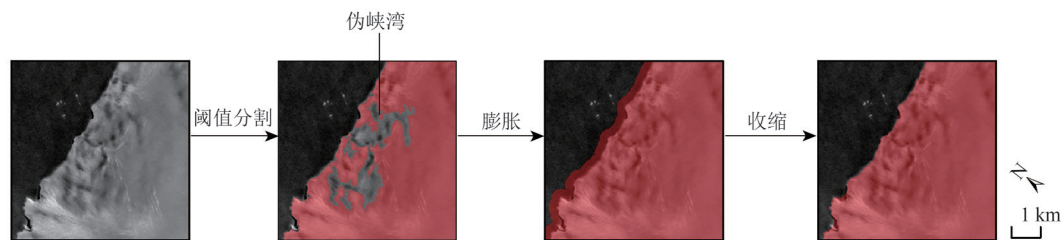


图5 伪峡湾填充示意图

Fig. 5 Illustration of pseudo fjords filling

梯度计算结果表明,不同类型的冰崖型海岸线在梯度响应特征上存在显著差异:冰崖—海水/海冰型海岸线梯度响应强烈,边界连续且噪声较少(图6(b));冰混杂区(mélange)(图6(c))由于散射特性过渡平缓,梯度响应较弱,边界模糊;冰崖阴影区域(图6(d))由于阴影影响形成双边缘伪影,增加边缘检测的难度。

梯度图像给出了海岸线边界的大致范围,但是无法直接定位单像素边缘,因此本文引入多方向梯度峰值检测算子以实现单像素边缘识别。该算子基于一维滑动窗口,分别在 0° (水平)、 90° (垂直)、 45° 和 135° 这4个方向分别计算局部梯度响应,并将各方向检测到的梯度峰值像素取并集,作为边缘提取初步结果(即“边缘边界”)。该方法未设噪声去除环节,能够有效保留弱边缘信息,但同时也可能引入噪声边缘,如散斑噪声和局部散射异常。

在后续处理中,边缘边界主要用于与阈值边界进行融合,由于融合策略基于两种边界的拓扑闭合关系,因此允许存在非闭合噪声边缘存在,但要求噪声边缘不得与真实冰盖边界形成闭合结构。因此,边缘检测窗口的尺寸选择需在“噪声抑制”与“边缘完整性”之间进行优化权衡。

实验表明, 1×3 和 1×5 窗口能够较大程度保留弱边缘(图7(a)和(b)),但噪声边缘与真实边界易形成闭合结构,使用基于连通性的空洞填充算法对其进行闭合,图幅区域全部被填充(图7(d)和(e)),证实边缘的连通性过强; 1×7 窗口检测能够检测较为完整的海岸线边缘(图7(c)),且噪声边缘与真实海岸线边缘的闭合概率显著降低(图7(f)),闭合后只有少数区域被填充,因此在后续算法中可用性更佳。基于上述分析,本研究最终选择 1×7 窗口进行边缘检测。

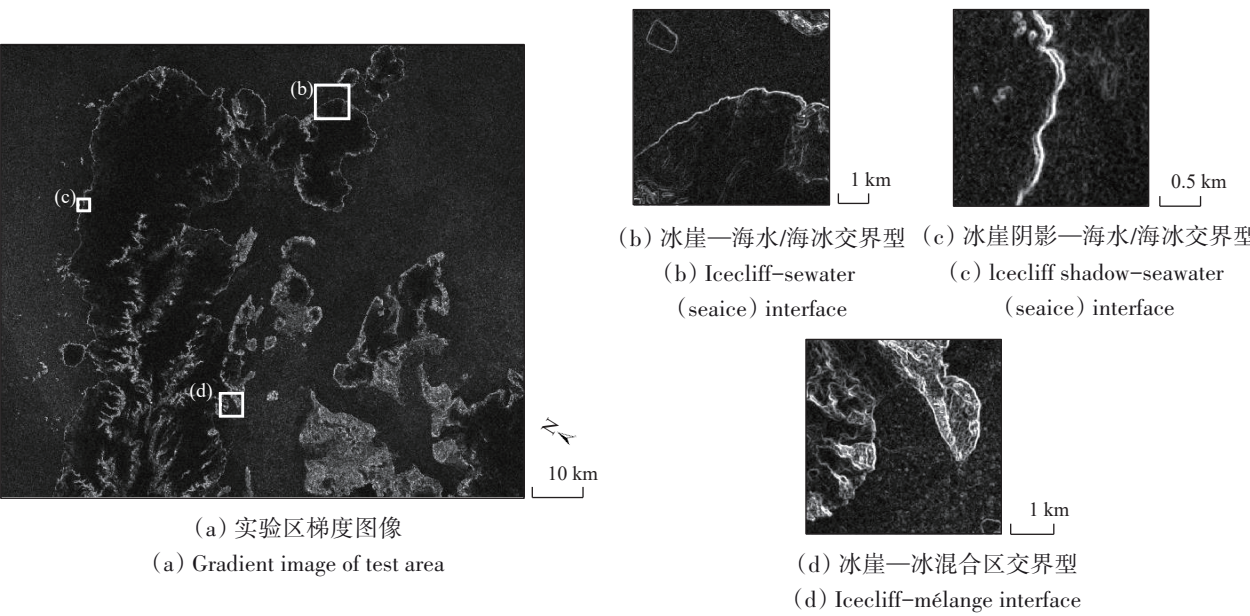


图6 研究区及典型区域梯度图像
Fig. 6 Gradient image of study area and typical region

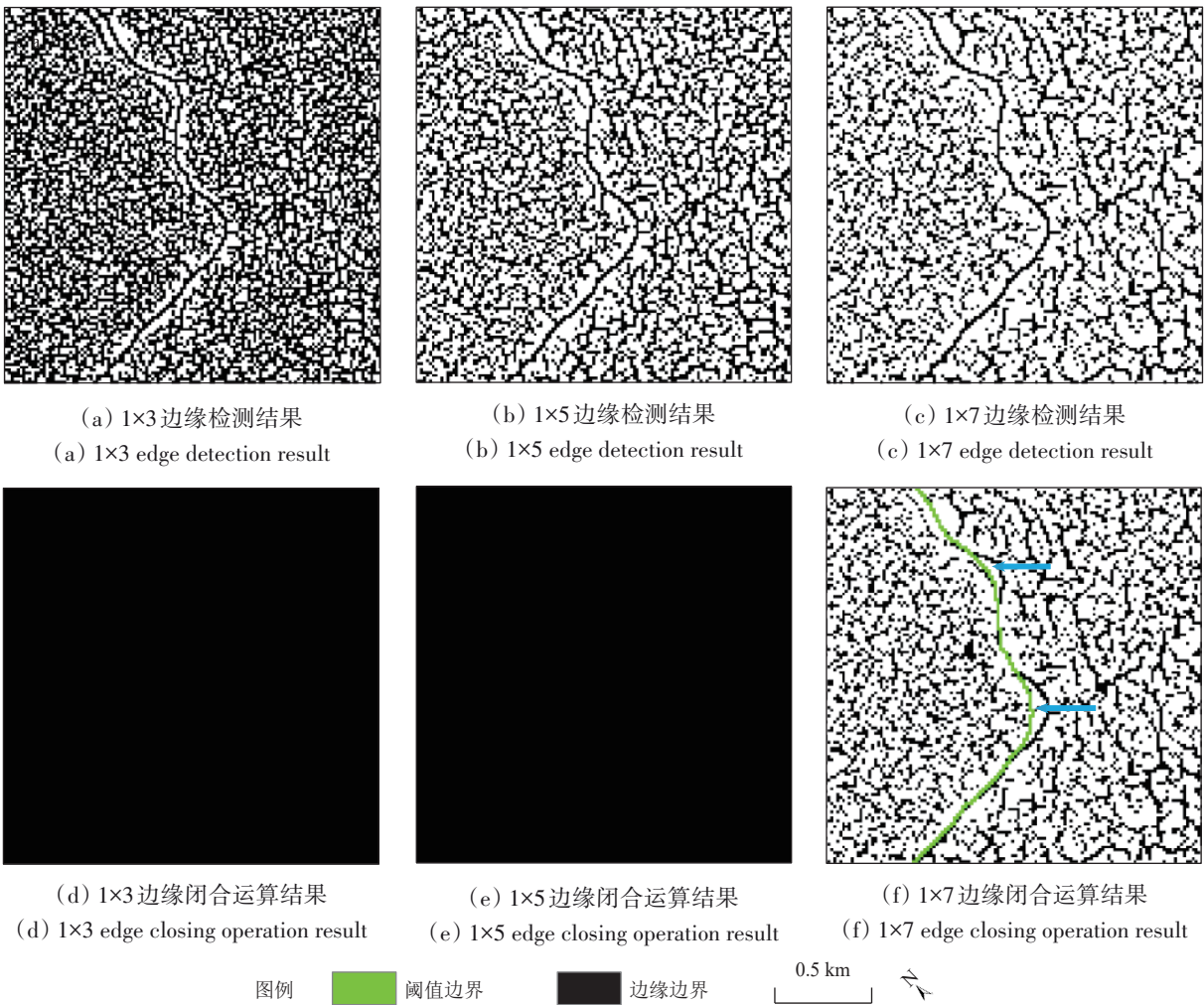
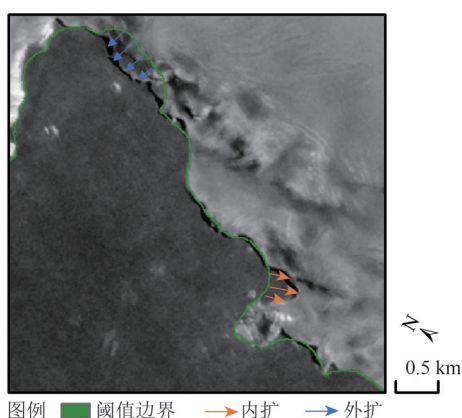


图7 不同窗口的边缘边界及闭合运算结果
Fig. 7 Edge detection and morphological closing operation results using different window sizes

3.4 双边界融合算法

本文提出的双边界融合算法是一种基于边界拓扑闭合关系的创新边界提取方法，通过填充阈值边界和边缘边界的闭合区域实现边界提取。该算法兼顾两种边界的优势，其核心思想是使用边缘边界修正阈值边界中的两类典型错误：一类是边界错分至海洋内部（需“内扩”修正），另一类是边界错分至冰盖内部（需“外扩”修正）（图8）。



图例 绿色 阈值边界 蓝色 内扩 橙色 外扩

图8 阈值边界扩张方向

Fig. 8 Expansion direction of threshold-derived boundary

为更直观展示本文提出的双边界融合算法的原理，图9（a）为算法流程的一个典型的“内扩”修正示例。图9（b）进一步展示了其关键步骤（A—H）的中间结果，反映了从输入到融合边界生成的全过程。具体过程如下：算法以阈值边界（A）和边缘边界（B）为输入。前者直接使用分割后的冰盖—海洋二值图像（其中冰盖为前景），后者则通过梯度峰值检测算子获取单像素边界；两类边界叠加后（C），算法基于像素连通性识别闭合区域并进行自动填充（D），以实现初步融合；随后提取图形外轮廓（E）。为抑制内部噪声，引入补集图像（F）与外轮廓进行拼接，有效重建海洋区域（G），提升融合边界的整体精度与连贯性；最终，通过提取海洋区域的外边界，获得单像素级的最终融合边界（H）。该算法具备良好的容错性与鲁棒性：当边缘边界因断裂无法与阈值边界闭合时，自动保留阈值边界，避免因边缘信息缺失产生较大误差；孤立的边缘噪声若未与阈值边界构成闭合关系，也将在连通性与填充过程中被自动剔除。总体而言，该融合策略在提升阈值边界局部边界精度的同时，有效抑制了边缘边界的噪声，最终生成一条连续且准确的单像素海岸线，即融合边界。

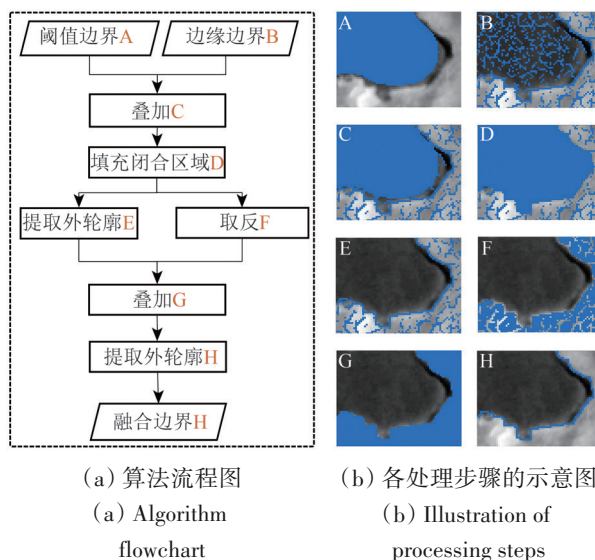


图9 海岸线融合算法流程及示意图

Fig. 9 Workflow and schematic illustration of the dual-boundary fusion algorithm

4 海岸线提取精度评估

为了最大限度地减少抽样验证过程中样本选择所引入的主观性对精度评价的干扰，本文采用了像素级的全样本精度验证方法。该方法通过对研究区域内提取的所有海岸线像素计算距离误差，保证了评价结果的全面性与客观性，从而有效规避了因抽样不均或样本偏差带来的不确定性。

4.1 像素级参考海岸线提取

人工目视解译是当前获取高精度参考海岸线的主要手段，但其不可避免地存在主观性和边界定位不确定性。相比之下，自动提取方法在边缘特征显著区域可达到像素级甚至亚像素级精度，通常优于人工解译结果。为降低人工目视解译的主观误差，本文设计了“目视解译—边界融合修正—像素级人工微调”的参考海岸线提取流程，融合人工目视解译与自动提取算法，生成更高精度的参考海岸线以验证提取精度。具体流程如下：首先，通过目视判读绘制初始海岸线；其次，使用本文提出的双边界融合算法对初始海岸线进行修正。该算法结合初始海岸线与边缘边界的拓扑闭合关系填充闭合区域得到算法修正后的海岸线，有效减少人工勾绘可能产生的像素误差。尤其在冰崖与海洋交界等边缘特征明显区域，借助影像中显著的梯度变化，本文提出的双边界融合算法可以更准确定位海岸线位置。最后，对算法修正

后的海岸线再次进行像素级人工修正，微调复杂地形或低质量影像区域的错提边界，确保最终参考海岸线具有较高的精度。

4.2 精度评估方法

为了评估算法中使用的不同类型边界的精度，本文采用F1值法，通过准确率 P (Precision)、召回率 R (Recall)、F1值3个指标分别对阈值边界、边缘边界和融合边界进行精度评估。相关指标的计算公式如下：

$$P = \frac{TP}{TP + FP} \quad (2)$$

$$R = \frac{TP}{TP + FN} \quad (3)$$

$$F1 = 2 \times \frac{P \times R}{P + R} \quad (4)$$

式中，TP为与参考海岸线完全重合的像素数量，FP为与参考海岸线不重合的边界像素数量，FN为未被提取的参考海岸线像素数量。

此外，融合算法提取的海岸线与参考海岸线之间的平均绝对误差MAE (Mean Absolute Error) 及其标准偏差STD (Standard deviation) 也是本文评估海岸线提取精度的重要指标。其中，MAE量化了海岸线像素点距离误差的平均值，反映了提取结果的整体精度；STD则用揭示不同类型冰崖海岸线的误差波动情况。鉴于不同类型冰崖海岸线的误差分布不均匀，为减少极端值对精度评估结果的影响，在计算每类海岸线的MAE时，先使用四分位

法去除了极端值。需要说明的是，在剔除异常值时为了防止离散的距离误差值（实际距离均为15 m的倍数）数据对剔除效果的影响，均基于像素距离（实际距离/15，用像素数衡量）剔除异常值。

4.3 海岸线精度自评估

本文提出了一种无需人工验证数据的自动精度评估方法，用于对融合边界像素进行精度分类，将融合边界像素划分为高精度与低精度两类。融合边界像素由边缘边界像素与阈值边界像素共同构成。理论上，边缘边界定位精度更高，但在弱边缘导致断点时，融合边界则无法融合至正确边缘位置。在图10所示的边缘强度较弱的mélange区域，待融合的边缘边界长度较长，一旦出现正确边缘位置出现断点则无法被融合到正确边界位置，而与周围的噪声边缘融合，形成的融合边界由较短的边缘边界与阈值边界组成（图10 (b)）。而在下方的强边缘区域，断点出现的概率降低，正确的边缘边界能够被融合，融合边界中的边缘边界较为连续。因此，本文以边缘边界与阈值边界的连通像素数量作为判断高、低精度像素的依据。具体评估步骤如下：首先，根据初始提取的边缘边界和阈值边界（图10 (a)），将融合边界划分为边缘边界像素和阈值边界像素（图10 (b)）；随后，依据其连通像素数量是否超过设定阈值（本文设定为30）进行分类，超过该阈值的标记为高精度像素，其余为低精度像素（图10 (c)）。

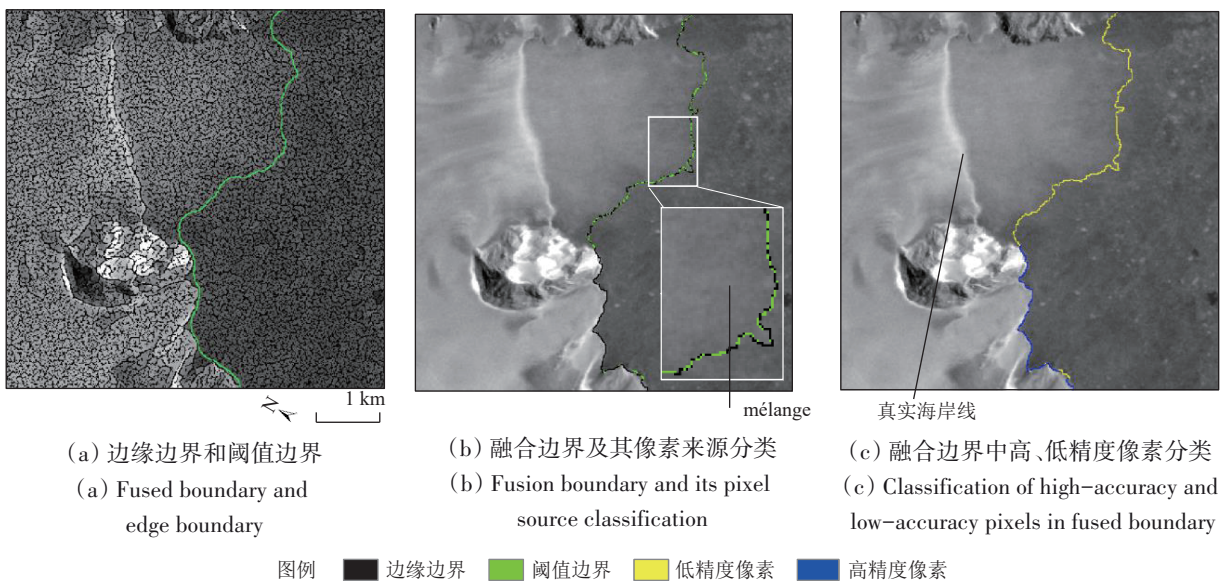


图10 海岸线精度自评估原理示意图

Fig. 10 Coastline accuracy self-evaluation illustration

5 结果与分析

5.1 边缘边界噪声和断点对融合边界提取的影响

融合算法的核心在于利用阈值边界与边缘边界的拓扑闭合关系，只要边缘边界噪声未与正确边界形成闭合结构，无论是外围噪声还是悬挂噪声，均不会影响阈值边界与边缘边界的融合精度（图 11 (a) 和 (b)）。然而，边缘边界断点是制约融合边界精度的主要因素，其包括两类：一类是由影像质量和混合像素引起的、导致边缘无法识别的伪断点；另一类是被边缘检测算子过滤掉的

弱边缘断点。如果边缘边界存在断点，则无法与阈值边界形成有效的闭合区域，从而导致算法只能自动保留原有的阈值边界而无法对其进行修正。因此，即使仅存在一个断点像素，也可能导致很长一段海岸线段无法进行有效修正（图 11 (c) 和 (d)）。由图 11 (c) 和 (d) 可见，对于较大的峡湾型海岸线，由于其边缘边界需要与阈值边界形成较长的闭合路径，在岩石区域和 *mélange* 区域，由于海陆后向散射系数差异较小以及 SAR 数据固有的噪声特性，很容易出现伪断点和弱边缘断点。这使得即使大部分边缘已被成功提取，这些区域的边界仍无法通过融合法进行有效修正。

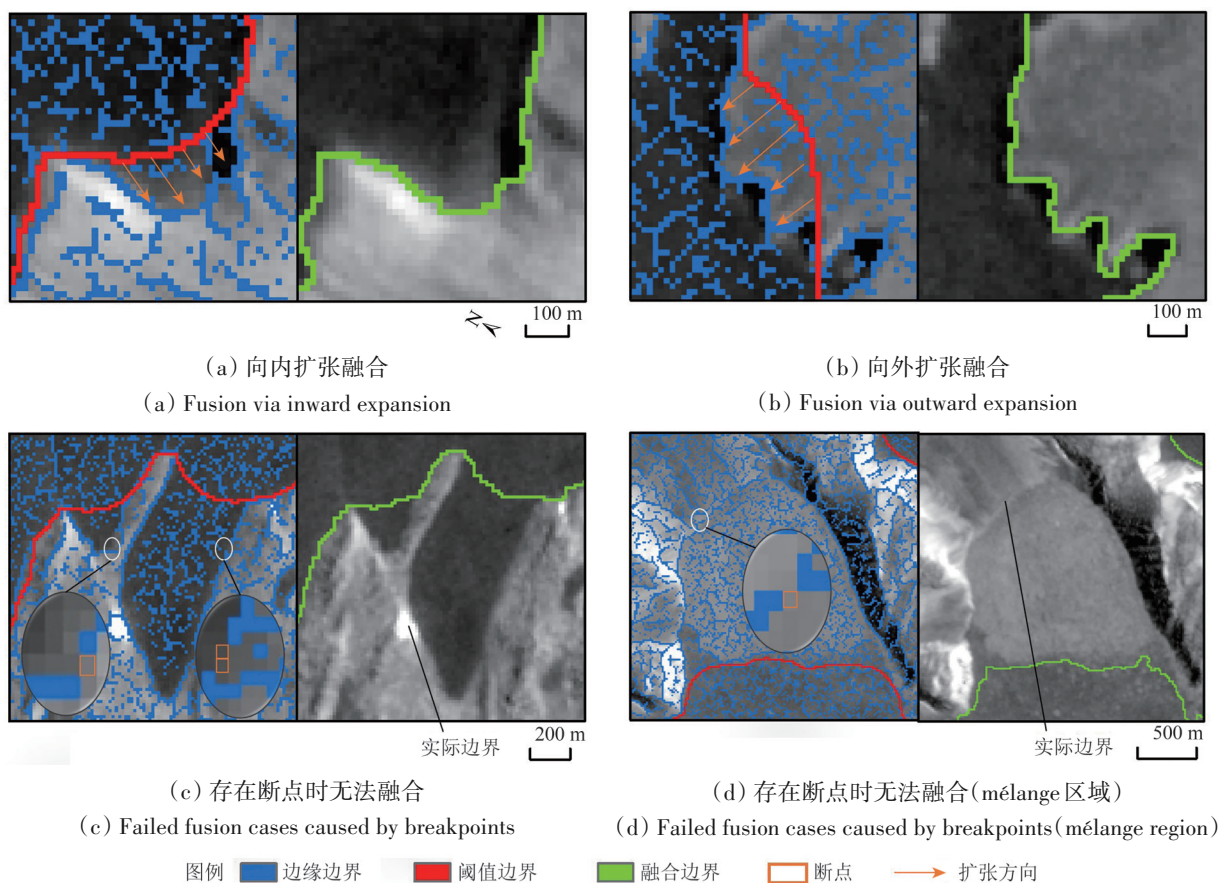


图 11 断点对双边界融合算法的影响

Fig. 11 Impact of breakpoints on dual-boundary fusion algorithm

5.2 海岸线精度评估

5.2.1 阈值边界、边缘边界及融合边界精度对比

表 1 为阈值边界、多个边缘边界及融合边界的 F1 值法精度结果对比。可见阈值边界基于海陆后向散射系数差异采用全局分割，与基于影像结构特征的边缘边界大部分不吻合，准确率 ($P=$

21.3%) 和召回率 ($R=19.9\%$) 均较低；理论上本文的边缘检测算子在 1×3 窗口下可以提取所有潜在海岸线边缘，但由于伪断点的存在，其召回率 (R) 下降到 93.4%，此时噪声边缘占到了所有边缘的 99.8% ($P=0.2\%$)；由于 1×3 和 1×5 窗口的边界噪声会与正确边界闭合，本文融合法选择 1×7 窗口边缘，其牺牲了 4.9% 的正确的弱边缘。尽管

如此，其召回率仍相较于常用的对弱边缘提取较好的 Canny 算子高出 28.4%，比 Sobel 算子提取的边缘高出 52.9%；本文提出的双边界融合算法显著提升了融合边界的准确率，达到 68.5%，边缘噪声对提取准确率的影响几乎可以忽略。融合边界的召回率（ $R=71.4\%$ ）也明显高于阈值边界（ $R=19.9\%$ ）。

表 1 阈值边界、边缘边界及融合边界提取精度对比

Table 1 Accuracy comparison between threshold-derived boundary, edge boundary, and fused boundary

边界类型	分类	像素总数	P /%	R /%	F1 /%
参考海岸线	—	52627	100.0	100.0	100.0
阈值边界	—	49267	21.3	19.9	20.6
	1×3 窗口边缘	22220567	0.2	93.4	0.4
	1×5 窗口边缘	15453771	0.3	90.6	0.6
边缘边界	1×7 窗口边缘	11669724	0.4	88.5	0.8
	Canny 边缘(默认参数)	3575202	0.9	62.9	1.8
	Sobel 边缘(默认参数)	14604900	0.1	35.6	0.3
融合边界	融合边界(1×7 窗口边缘)	54795	68.5	71.4	69.9

由于断点的存在，融合边界中只有部分像素被 1×7 边缘边界修正。本文通过定义“融合率”（即融合边界中来源于边缘边界的像素占总像素的比例），用于衡量 1×7 边缘边界与阈值边界的融合程度。统计结果（表 2）表明，1×7 边缘边界的融合率为 77.1%，即融合边界中有 77.1% 的像素来自边缘边界，且这部分像素的准确率达到 75.5%，表明融合算法能有效筛选出正确边界像素。融合边界中 13.4% 的像素保留自阈值边界，这部分像素即为 1×7 边缘边界的断点。分析断点的连通性发现，55.4% 的断点为单个像素，75.3% 的断点<3 个像素。

表 2 融合边界像素来源统计

Table 2 Source statistics of fused boundary pixels

统计指标	融合边界	阈值边界	边缘边界	边缘—阈值重合
像素数量	54795	7336	42232	5227
像素占比/%		13.4	77.1	9.5
正确像素数	37561	1997	31893	3671
正确率/%	68.5	27.2	75.5	70.2

5.2.2 不同类型冰崖海岸线精度评估

融合边界中不同类型冰崖海岸线的观测误差详见表 3。可见：占冰崖海岸线总长 92.2% 的冰崖—

海水/海冰交界型和冰崖阴影—海水/海冰交界型海岸线的精度达到了亚像素级，其平均绝对误差（MAE）分别为 0.31 ± 1.13 个像素和 0.56 ± 1.55 个像素，相较于阈值边界误差降低了约 1 个像素。然而，对于冰崖—mélange 交界型海岸线，融合法的提取误差较阈值法变化不大，甚至引入了额外像素误差（约 0.6 个）。

表 3 不同类型冰崖海岸线的观测误差统计表

Table 3 Mean absolute error of different types of coastlines (Based on pixel distance)

冰崖海岸线类型	研究区海岸线 长度占比/%	MAE/像素	
		阈值边界	融合边界
冰崖—海水/ 海冰交界型	75.6	1.43 ± 1.65	0.31 ± 1.13
冰崖阴影—海水/ 海冰交界型	16.6	1.32 ± 1.51	0.56 ± 1.55
冰崖—mélange 交界型	7.8	60.62 ± 24.32	61.32 ± 23.95

阈值边界和融合边界中 3 类冰崖海岸线的误差分布情况见图 12。可见：相较于阈值边界，冰崖—海水/海冰交界型融合法海岸线的准确率从 24.1% 提高到 85.8%，修正了 61.7% 误差超过 1 个像素的阈值边界；冰崖阴影—海水/海冰交界型海岸线的准确率从 30.9% 提高到 74.9%，修正了 44% 误差超过 1 个像素的阈值边界。但从整体来看，这两类海岸线的距离误差分布呈现不均匀性，局部区域的错提导致了较大的误差，例如对于冰崖—海水/海冰交界型海岸线，存在 5% 的像素误差超过 150 m，这部分点的占比虽然较少，但会对该类海岸线整体的 MAE 值产生较大的影响。该方法对冰崖—mélange 交界型海岸线的提取精度提升有限，83.8% 的海岸线误差超过 20 个像素（300 m）。

融合边界像素精度评估结果见图 13。从误差分布可见：左侧海岸线主要由冰崖—海水/海冰交界型海岸线（图 13（b））和冰崖阴影—海水/海冰交界型海岸线（图 13（d））构成，大部分距离误差<15 m（1 个像素）；相比之下，右侧的冰崖—mélange 型海岸线和裸岩型海岸线误差较大，其中 mélange 区域尤为显著。在该区域，阈值分割错误地将 mélange 边界识别为海岸线边界（图 13（c）），导致阈值边界与实际海岸线边界之间的距离较大，并且待融合的边缘边界段较长，由于断点的存在，使得两种边界的融合难以实现，最终导致较大的误差。

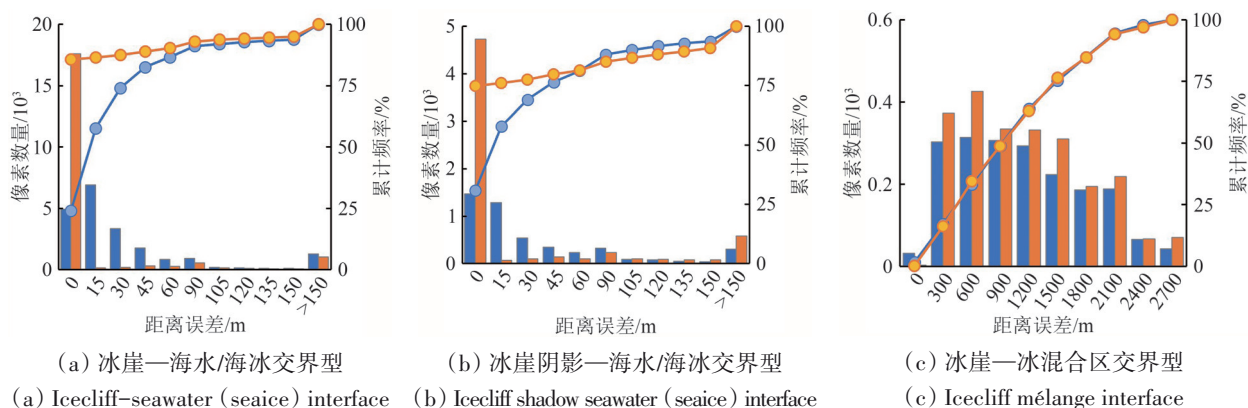


图 12 3 种不同类型冰崖海岸线的距离误差分布对比(蓝色:阈值边界;橙色:融合边界)

Fig. 12 Distance error distribution statistics of three kinds of icecliff coastlines

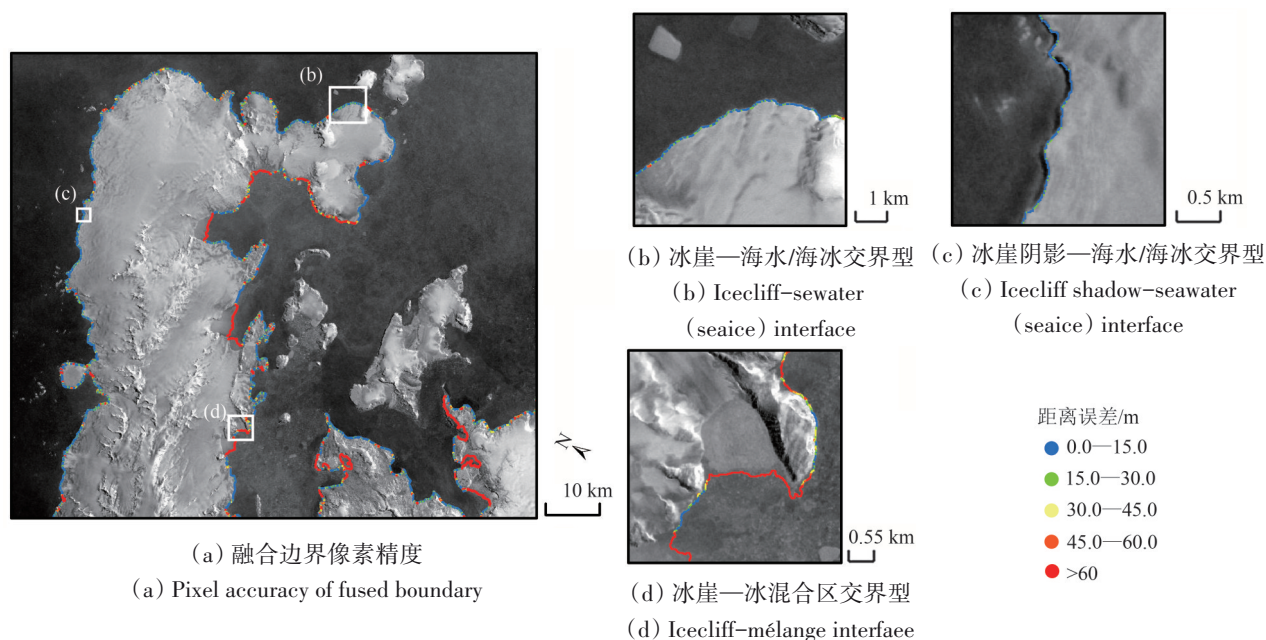


图 13 融合边界像素精度评估结果

Fig. 13 Pixel accuracy assessment of fused boundary

5.3 海岸线精度自评估结果

图 14 为研究区融合边界中高、低精度海岸线的分类结果(均转为矢量点,为了防止堆叠,分别在两幅图展示)。可见: 67.2% 的海岸线像素被分类为高精度像素点(图 14 (a)), 32.8% 的像素则被识别为低精度像素点图 14 (b)。由图 14 (b) 可见, 大段的低精度海岸线以冰崖—mélange 交界型和其他类型(主要是裸岩—海冰交界型)为主。同时, 本文对低精度像素点中连通数>400 的大段边界进行了标记, 为后续有针对性的算法优化提供了基础。

基于参考海岸线的高、低精度像素点识别效果验证结果见图 15。可见: 高精度像素中零误差

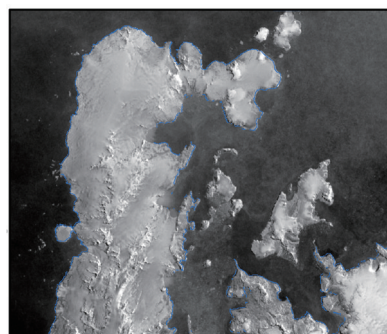
像素占比高达 86%; 低精度像素中误差超过 300 m (20 个像素) 的占比高达 74%。这一对比清晰表明高低精度海岸线自评估方法的有效性。该结果为后续研究提供了两方面支持: 一是建立局部精度评价标准, 二是优化低连通性区域的算法参数配置。

6 讨论

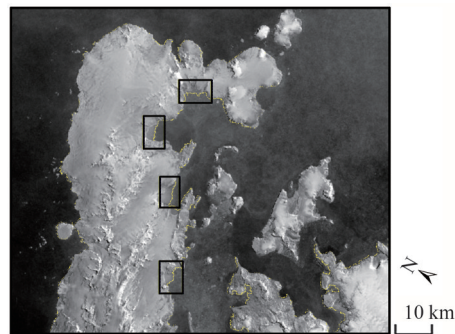
在海岸线遥感提取研究中, 阈值分割与边缘检测两类方法存在明显的互补特性。阈值边界虽能保持空间连续性, 但因缺乏局部纹理特征分析导致定位精度不足; 边缘边界则在局部定位精度上更具优势, 但常存在断点和虚假边缘的问题。

针对上述两类方法的优缺点，本文提出了一种创新性的双边界融合算法。该算法基于拓扑闭合关系，在无需人工监督的情况下实现了阈值边界与边缘边界的有机结合。其核心思想在于充分利用阈值边界的连续性和边缘边界的高精度特性，通

过构建一种自动化的融合机制，将两者的优势最大化地结合在一起。算法首先利用阈值分割方法生成初始的空间连续边界，然后借助边缘检测技术对局部细节进行精化处理，同时通过拓扑约束条件确保最终结果的闭合性和一致性。



(a) 高精度像素分布



(b) 低精度像素分布

(a) Spatial distribution of high-accuracy coastline pixels (b) Spatial distribution of low-accuracy coastline pixels

● 高精度海岸线像素点 ● 低精度海岸线像素点 □ 连通像素数量>400

图 14 高、低精度海岸线像素分类结果

Fig. 14 Classification results of high and low-accuracy coastline pixels

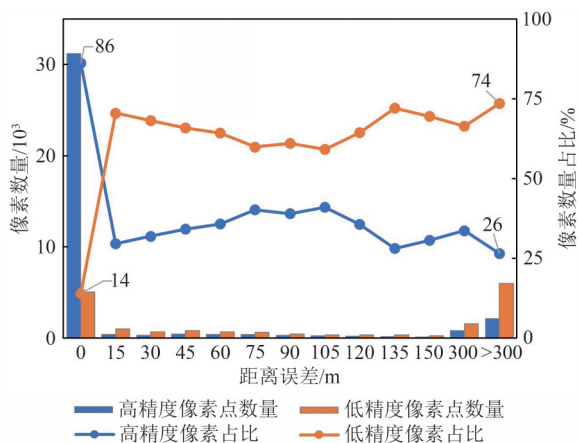


图 15 高、低精度海岸线像素点识别准确率评估

Fig. 15 Accuracy assessment of high and low-accuracy coastline pixel identification

在提取精度方面，对冰崖—海水/海冰型海岸线的提取误差从 1.43 ± 1.65 个像素降至 0.31 ± 1.13 个像素；优于深度学习算法提取的海岸线精度，如格陵兰 CALFIN 冰川前缘数据集 86.76 m （约 2.3 个像素）（Cheng 等，2021）、南极 Icelines 冰架前缘数据集 $63 \pm 68 \text{ m}$ （约 1.6 ± 1.7 像素）（Baumhoer 等，2023）。此外，该算法在保持高精度的同时由于算法简单极大计算成本，且无需依赖训练样本。本文进一步通过高低精度识别模块实现像素级误差定位，为局部区域的迭代优化提供了理论支持。值得注意的是，算法核心是阈值分割和边缘检测，

这两种方法具有广泛的影像处理基础，尽管文中仅使用 SAR 影像为例验证了其对冰崖海岸线的提取效果，但理论上也适用于光学影像以及冰架海岸线的提取任务。此外，阈值边界可由历史海岸线数据替代，从而扩展了算法的应用场景，体现了其高度灵活性。

当前算法的主要限制在于影像质量和模糊边界导致的边缘边界断点问题，这一特征在冰崖—mélange 海岸线区域尤为显著。具体表现为：边缘边界与阈值边界之间的距离较大，待融合的边缘边界段较长，在这种情况下，长边缘边界容易出现伪断点和弱边缘特征，从而增加了闭合关系建立的难度。研究表明，约 75.3% 的断点长度 < 3 个像素，理论上可通过简单的断点连接方法加以解决。然而，实现该方法的前提是准确区分噪声边缘与正确边缘，而本研究尚未涉及断点连接的相关内容。未来的研究可考虑引入多源数据以辅助初始边界确定，例如结合历史海岸线信息，或利用空间分辨率相当的 Sentinel-2、Landsat 8 及 Landsat 9 光学数据进行融合，从而为断点问题的解决提供新的技术路径。

7 结 论

本文针对南极冰崖海岸线提取中阈值法与

边缘检测法存在的固有缺陷,提出了一种基于拓扑闭约束的双边界融合算法,并成功应用于南极半岛研究区,实现了连续且高精度的冰崖海岸线的提取。主要结论如下:(1)本文提出的双边界算法有效结合了阈值分割和边缘检测的优点,克服了单一方法存在的精度不足和噪声问题,对研究区海岸线(包括裸岩—海洋交界型海岸线)整体提取准确率(零误差像素占比)为68.5%。与深度学习方法相比,该算法具有无需训练样本、效率高,适用于对南极冰崖海岸线的长时序、高精度、自动化监测,为预测全球海平面变化提供了重要的技术支持。(2)算法对不同类型冰崖海岸线的提取精度存在差异。对于占冰崖海岸线总长92%的冰崖—海水/海冰型和冰崖阴影—海水/海冰型海岸线,其提取精度分别达到 0.31 ± 1.13 像素和 0.56 ± 1.55 像素;对于“冰崖—mélange交界型”海岸线,算法在无人工监督的情况下提取精度较低(83.8%的误差超过20个像素)。但关键优势在于,算法配套的误差自评估方法能够自动识别这些低精度区域,为后续的针对性改进提供了明确方向。未来工作将集中于解决当前算法未解决的边界断点问题,进一步提升边缘边界的融合率,并重点改进冰崖—mélange海岸线的提取精度。

参考文献(References)

- Bassis J N, Berg B, Crawford A J and Benn D I. 2021. Transition to marine ice cliff instability controlled by ice thickness gradients and velocity. *Science*, 372(6548): 1342-1344 [DOI: 10.1126/science.abf6271]
- Baumhoer C A, Dietz A J, Dech S and Kuenzer C. 2018. Remote sensing of antarctic glacier and ice-shelf front dynamics—a review. *Remote Sensing*, 10(9): 1445 [DOI: 10.3390/rs10091445]
- Baumhoer C A, Dietz A J, Heidler K and Kuenzer C. 2023. IceLines - A new data set of Antarctic ice shelf front positions. *Scientific Data*, 10(1): 138 [DOI: 10.1038/s41597-023-02045-x]
- Baumhoer C A, Dietz A J, Kneisel C and Kuenzer C. 2019. Automated extraction of antarctic glacier and ice shelf fronts from sentinel-1 imagery using deep learning. *Remote Sensing*, 11(21): 2529 [DOI: 10.3390/rs11212529]
- Cheng D, Hayes W B, Larour E, Mohajerani Y, Wood M, Velicogna I and Rignot E. 2021. Calving Front Machine (CALFIN): glacial termini dataset and automated deep learning extraction method for Greenland, 1972-2019. *The Cryosphere*, 15(3): 1663-1675 [DOI: 10.5194/tc-15-1663-2021]
- Cook A J, Fox A J, Vaughan D G and Ferrigno J G. 2005. Retreating glacier fronts on the Antarctic Peninsula over the past half-century. *Science*, 308(5721): 541-544 [DOI: 10.1126/science.1104235]
- Cook A J, Vaughan D G, Luckman A J and Murray T. 2014. A new Antarctic Peninsula glacier basin inventory and observed area changes since the 1940s. *Antarctic Science*, 26(6): 614-624 [DOI: 10.1017/S0954102014000200]
- Greene C A, Gardner A S, Schlegel N J and Fraser A D. 2022. Antarctic calving loss rivals ice-shelf thinning. *Nature*, 609(7929): 948-953 [DOI: 10.1038/s41586-022-05037-w]
- Guan Z F, Liu Y, Li T and Cheng X. 2024. Calving of floating ice shelves and icebergs in Antarctica triggered by internal ocean waves driven by marine ice-cliff/EGU General Assembly 2024. Vienna: EGU [DOI: 10.5194/egusphere-egu24-9102]
- Heidler K, Mou L C, Baumhoer C, Dietz A and Zhu X X. 2022. HED-UNet: combined segmentation and edge detection for monitoring the antarctic coastline. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 60: 4300514 [DOI: 10.1109/TGRS.2021.3064606]
- Krieger L and Floricioiu D. 2017. Automatic glacier calving front delineation on terrasar-x and sentinel-1 sar imagery//2017 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium. Fort Worth: IEEE: 2817-2820 [DOI: 10.1109/IGARSS.2017.8127584]
- Kunz M, Mills J P, Miller P E, King M A, Fox A J and Marsh S. 2012. Application of surface matching for improved measurements of historic glacier volume change in the Antarctic Peninsula. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, XXXIX-B8: 579-584 [DOI: 10.5194/isprsarchives-XXXIX-B8-579-2012]
- Liu H and Jezek K C. 2004a. Automated extraction of coastline from satellite imagery by integrating Canny edge detection and locally adaptive thresholding methods. *International Journal of Remote Sensing*, 25(5): 937-958 [DOI: 10.1080/0143116031000139890]
- Liu H X and Jezek K C. 2004b. A complete high-resolution coastline of antarctica extracted from orthorectified radarsat SAR imagery. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 70(5): 605-616 [DOI: 10.14358/PERS.70.5.605]
- Liu X C, An L, Hai G, Xie H and Li R X. 2023. Updating glacier inventories on the periphery of Antarctica and Greenland using multi-source data. *Annals of Glaciology*, 64(92): 352-369 [DOI: 10.1017/aog.2023.75]
- Liu Y, Moore J C, Cheng X, Gladstone R M, Bassis J N, Liu H X, Wen J H and Hui F M. 2015. Ocean-driven thinning enhances iceberg calving and retreat of Antarctic ice shelves. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 112(11): 3263-3268 [DOI: 10.1073/pnas.1415137112]
- Mohajerani Y, Wood M, Velicogna I and Rignot E. 2019. Detection of glacier calving margins with convolutional neural networks: a case study. *Remote Sensing*, 11(1): 74 [DOI: 10.3390/rs11010074]
- Moreira A, Prats-Iraola P, Younis M, Krieger G, Hajnsek I and Pathanassiou K P. 2013. A tutorial on synthetic aperture radar. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Magazine*, 1(1): 6-43 [DOI: 10.1109/MGRS.2013.6510362]

- 10.1109/MGRS.2013.2248301]
- Pegler S S. 2018. Marine ice sheet dynamics: the impacts of ice-shelf buttressing. *Journal of Fluid Mechanics*, 857: 605-647 [DOI: 10.1017/jfm.2018.741]
- Qi M Z, Liu Y, Lin Y J, Hui F M, Li T and Cheng X. 2020. Efficient location and extraction of the iceberg calved areas of the antarctic ice shelves. *Remote Sensing*, 12(16): 2658 [DOI: 10.3390/rs12162658]
- Robel A A, Seroussi H and Roe G H. 2019. Marine ice sheet instability amplifies and skews uncertainty in projections of future sea-level rise. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 116(30): 14887-14892 [DOI: 10.1073/pnas.1904822116]
- Wang W L. 2023. Automatic extraction of coastline based on Google Earth engine. *International Journal of Computer Science and Information Technology*, 1(1): 102-111 [DOI: 10.62051/ijcsit.v1n1.14]
- Yu Y N, Zhang Z L, Shokr M, Hui F M, Cheng X, Chi Z H, Heil P and Chen Z Q. 2019. Automatically extracted antarctic coastline using remotely-sensed data: an update. *Remote Sensing*, 11(16): 1844 [DOI: 10.3390/rs11161844]
- Zhang E Z, Catania G and Trugman D. 2022. AutoTerm: a “big data” repository of Greenland glacier termini delineated using deep learning/EGU2022-1095 [DOI: 10.5194/egusphere-2022-1095]

Automatic extraction of the Antarctic Ice Cliff Coastline by combining threshold segmentation and edge detection

WANG Caihong¹, LIU Yan¹, CHENG Xiao^{2,3,4}, SUN Genyun⁵, ZHANG Baogang¹,
WENG Zhilong¹, GUAN Zhenfu²

1. State Key Laboratory of Remote Sensing and Digital Earth, Faculty of Geographical Science, Beijing Normal University, Beijing 100875, China;

2. School of Geomatics Science and Technology, Sun Yat-sen University, Zhuhai 519082, China;

3. Southern Marine Science and Engineering Guangdong Laboratory (Zhuhai), Zhuhai 519082, China;

4. University Corporation for Polar Research (UCPR), Beijing 100875, China;

5. College of Oceanography and Space Informatics, China University of Petroleum (East China), Qingdao 266580, China

Abstract: The Antarctic coastline is highly sensitive to global environmental change and is undergoing rapid transformation because of global warming. The retreat of ice shelves has led to increased direct exposure of glaciers to the ocean, forming icecliff-type coastlines that terminate at grounded glaciers. These coastlines are key zones for studying ice sheet instability, and accurate monitoring of their changes is crucial for predicting future sea level rise. However, compared with iceshelf-type coastlines, ice cliff coastlines, with their complex and subtle variations, present considerable challenges, and high-precision extraction algorithms still require further development. This study proposes a dual-boundary fusion algorithm on the basis of the topological closure relationship between threshold- and edge-derived boundaries, enabling the high-precision extraction of continuous coastlines. An automatic error self-assessment method on the basis of different boundary connectivity features is introduced. With typical regions on the Antarctic Peninsula as examples, Sentinel-1 SAR data with 15 m resolution are used to extract ice cliff coastlines. The performance of the dual-boundary fusion algorithm is validated through full-sample assessment across three types of ice cliff coastline interfaces, namely, ice cliff-seawater (sea ice), ice cliff shadow-seawater (sea ice), and ice cliff-mélange. Results show that the proposed algorithm can accurately and automatically extract the first two types of ice cliff coastlines, which account for 92% of the total ice cliff coastline length in the study area. For the ice cliff-sea water (sea ice) interface, the mean error is 0.31 ± 1.13 pixels (at 15 m resolution), with 85.8% of the coastline having zero-pixel error. For the ice cliff shadow-seawater (sea ice) interface, the mean error is 0.56 ± 1.55 pixels, and 74.9% of the coastline has zero-pixel error. By contrast, for the ice cliff-mélange interface, 83.8% of the coastline has an error exceeding 20 pixels in an unsupervised setting; however, the algorithm can automatically identify these large low-accuracy regions for subsequent refinement. The dual-boundary fusion algorithm effectively addresses the accuracy limitations of threshold segmentation and the noise sensitivity of edge detection without requiring training samples. It is computationally efficient and suitable for long-term, high-precision monitoring of most ice cliff coastlines across Antarctica.

Key words: Antarctic icecliff coastline, automatic coastline extraction, dual-boundary fusion algorithm, threshold segmentation, edge detection, Sentinel-1 SAR GRD data

Supported by National Natural Science Foundation of China (No. 42276246)