

基于改进的SLIC和聚类算法结合的高分辨率遥感海冰图像分割

祁颖, 柴艳妹

引用本文

祁颖, 柴艳妹. 基于改进的SLIC和聚类算法结合的高分辨率遥感海冰图像分割[J]. 计算机科学, 2022, 49(11A): 211200100-6.

QI Ying, CHAI Yan-mei. High-resolution Remote Sensing Sea Ice Image Segmentation Based on Combination of ImprovedSLIC Algorithm and Clustering Algorithm [J]. Computer Science, 2022, 49(11A): 211200100-6.

相似文章推荐 (请使用火狐或 IE 浏览器查看文章)

Similar articles recommended (Please use Firefox or IE to view the article)

[面向轻量化医学图像分割网络的神经结构搜索](#)

Neural Architecture Search for Light-weight Medical Image Segmentation Network

计算机科学, 2022, 49(10): 183-190. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.210800052>

[基于节点相似性和网络嵌入的复杂网络社区发现算法](#)

Complex Network Community Detection Algorithm Based on Node Similarity and Network Embedding

计算机科学, 2022, 49(3): 121-128. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.210200009>

[一种高精度路面裂缝检测网络结构:Crack U-Net](#)

Crack U-Net:Towards High Quality Pavement Crack Detection

计算机科学, 2022, 49(1): 204-211. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.210100128>

[多尺度U网络实现番茄叶部病斑分割与识别](#)

Multi-scale U Network Realizes Segmentation and Recognition of Tomato Leaf Disease

计算机科学, 2021, 48(11A): 360-366. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.201000166>

[基于图像分割的自适应窗口双目立体匹配算法研究](#)

Adaptive Window Binocular Stereo Matching Algorithm Based on Image Segmentation

计算机科学, 2021, 48(11A): 314-318. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.201200264>

基于改进的 SLIC 和聚类算法结合的高分辨率遥感海冰图像分割

祁颖 柴艳妹

中央财经大学信息学院 北京 100081

(qiying77jdt@163.com)

摘要 海冰分割是遥感图像处理领域的重要研究方向之一。由于高分辨率遥感海冰图像较大,采用 SLIC 构建超像素块,可为后续的再分割节省时间。SLIC 虽能产生形状规则均匀的超像素块,但该算法的初始种子点对噪声敏感、分割精度与运行速度欠佳。因此,提出了一种基于改进的 SLIC 与聚类算法相结合的高分辨率遥感海冰图像分割算法。针对噪声敏感问题,首先采用各向异性扩散滤波进行图像的预处理,在保证图像完整性的同时有效降噪;其次,用 L-p 范数对传统 SLIC 算法中的欧氏距离度量进行扩展,以获取更优分割效果;最后,在 SLIC 超像素块的基础上分别采用 DBSCAN 和 K-Means 聚类算法进行精确分割,通过性能对比得到最优结果。实验结果表明,改进后的 SLIC 结合 K-Means 的分割方法的性能优于 MRF 算法及 SLIC 与 DBSCAN 相结合的算法,取得了较为理想的分割结果。

关键词: 图像分割;各向异性扩散滤波;K-Means 聚类;DBSCAN 聚类;L-p 范数;MRF 算法

中图法分类号 TP39

High-resolution Remote Sensing Sea Ice Image Segmentation Based on Combination of Improved SLIC Algorithm and Clustering Algorithm

QI Ying and CHAI Yan-mei

School of Information, Central University of Finance and Economics, Beijing 100081, China

Abstract Sea ice floe segmentation is an important topic in remote sensing. Due to the large high-resolution remotely sensed sea ice image, the simple linear iterative clustering (SLIC) algorithm is used to construct superpixel blocks, which can capture image redundancy and greatly reduce the complexity of subsequent image processing tasks. Although SLIC can generate super-pixel blocks with regular and uniform shapes, but there are still some problems to be used in sea ice floe segmentation. For example, the initial seed points of the algorithm are sensitive to noise, the segmentation accuracy is not high and the running speed is not very quick. Therefore, an improved SLIC combining clustering algorithm is proposed to segment high-resolution remote sensing sea ice image. Aiming at the problem of noise sensitivity, anisotropic diffusion filtering is used to preprocess the image to ensure the integrity of the image while removing noise. Then the L-p norm is used to substitute and expand the traditional Euclidean distance in the SLIC algorithm. Finally, on the basis of SLIC superpixel block, DBSCAN and K-Means clustering algorithms are separately used to precisely segment the sea ice images, and the optimal result is obtained through performance comparison. Experiments show that the improved SLIC combined with K-Means segmentation method is better than Markov random field (MRF) algorithm and the improved SLIC combined with DBSCAN. It can obtain quite good segmentation results.

Keywords Image segmentation, Anisotropic diffusion filter, K-Means clustering, DBSCAN clustering, L-P norm, MRF algorithm

1 引言

海冰不仅是全球气候变暖的警示器,同时也是航海的大敌。近年来,利用遥感数据来观察海冰已成为海冰研究的主要方式^[1]。图像分割技术作为高分辨率遥感海冰图像研究的基础,其分割效果的好坏将会直接影响到后续研究的结果。因此,很多学者对此进行了深入研究。例如 Zhao 等^[2]为解决 ScanSAR 冰水图像传统分割算法中的标记混淆现象,提出了融入入射角效应的自动分割算法。Li 等^[3]针对 SAR 流冰区大块弱连接浮冰,提出了分割与分类相结合的分割方法。

Clausi 等^[4]提出了基于 MRF(马尔可夫随机场模型)的海冰图像分割算法。现有的这些方法虽然都取得了不错的分割效果,但仍然存在以下几个方面的问题:1)目前对遥感海冰图像的分割研究多是围绕 SAR 图像展开的,针对高分辨率可见光海冰图像的研究很少,而它们的成像原理不一样,很多方法不具备通用性;2)海冰遥感图像的分辨率通常较高,而目前的算法多以像素为单位进行分割,算法计算量大,分割效率低;3)目前的算法对较大的冰块都有了很好的分割效果,但是在冰水混合的区域,对小冰块的分割效果还不是很理想。

为了打破传统以像素为单位的处理方式,提高图像分割

基金项目:中央财经大学科研创新团队支持计划;中央高校基本科研业务费专项资金;中央财经大学通识核心课程建设项目

This work was supported by the Program for Innovation Research in Central University of Finance and Economics, Fundamental Research Funds for the Central Universities and General Core Curriculum Construction Project in Central University of Finance and Economics.

通信作者:柴艳妹(chai-4@163.com)

的速度,有学者提出了使用超像素分割方法进行预分割的方法。其中,SLIC(Simple Linear Iterative Clustering)超像素分割方法^[5]最为常见,它基于颜色和距离相似性,在原始图像上首先产生均匀大小和规则形状的超像素块,然后对超像素块进行分割,可有效提高分割速度。但是,基于SLIC的分割方法也存在一些问题,例如Liu等^[6]指出,SLIC算法对分辨率较高的图像存在实时性差和欠分割的问题。Chen等^[7]指出,SLIC超像素算法能产生形状规整的超像素,但是边界附着度低。Sun等^[8]指出,SLIC超像素算法在进行较大的遥感图像处理时,运行时间较长,初始种子点噪声敏感,其次易于产生欠分割或过分割的现象。Bhatti等^[9]指出,手动调整超像素的数量是一个悬而未决的问题,该过程具有随机性。

针对上述问题,本文对高分辨率可见光海冰遥感图像的分割问题进行了研究,提出了一种基于改进的SLIC的海冰图像分割算法。首先为了解决传统SLIC算法初始种子点对噪声敏感的问题,本文引入了各向异性扩散滤波算法来去除噪声点;其次,传统的SLIC算法中采用欧氏距离进行度量,而欧氏距离对应数学中的L-2范数,因此本文用L-p范数对其进行扩展和改进;然后用改进后的SLIC算法进行海冰图像的预分割,得到形状规则的超像素块;最后采用不同的聚类算法进行二次分割,在提高分割精度的同时将海冰图像中的碎冰清晰完整地分割出来。

2 各向异性扩散滤波

目前有很多图像降噪的方法,如均值滤波算法^[10],该算法虽然可以消除噪声,但是会使图像边缘模糊。小波阈值法去噪声算法^[11]由于阈值选择差异性较大,因此该算法具有随机性。高斯滤波^[12]去除噪声的同时图像的细节如边缘信息等也被同时滤除,极大影响了图像的后续处理。

各向异性扩散滤波是基于图像单个像素之间的相似性的一种去噪声方式。该算法将图像看作是热量场^[13],每个像素看作热流,根据当前像素和周围像素的关系来确定是否要向周围扩散。若某个领域像素和当前像素差异较大,则该像素可能是边界,当前像素就不向该方向扩散,因此边界会被保留。该算法保留边缘信息的同时,又去除了噪声,使得图像具有完整性^[14]。

本文设置迭代次数 t 为3,导热系数 k_1 为10,参数 $lambda$ 为0.15,其中 k_1 和 $lambda$ 是用来控制平滑程度的。根据当前像素的散度,对东南西北分别求导,若局部不同方向上的变化量变化较多,则为边界,再求出4个方向上的导热系数,此步骤用来达到保留边界的目的。具体算法可参见文献^[14]。

使用各向异性扩散滤波算法对高分辨率可见光海冰图像进行去噪的结果如图1所示。图1(a)为原图,图1(b)是各向异性扩散滤波后的结果。从图1(b)可以看出,滤波后的结果噪声点明显减少,对比度也得到了增强,但原图的边缘和细节仍然得到了很好的保留。

进一步,为了从量化角度评估去噪效果,本文采用了信噪比(SNR)以及峰值信噪比(PSNR)两个指标来评价不同滤波算法在图1(a)上的去噪效果,结果如表1所列。

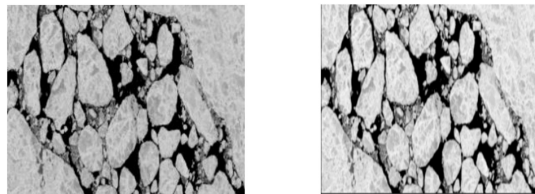
通过指标数据发现,各向异性扩散滤波算法在本文实验图片上的去噪效果明显优于传统的均值滤波和高斯滤波。

因此,各向异性扩散滤波比较符合本文的要求,后续算法中将采用该滤波算法进行去噪。

表1 不同滤波算法的量化评价比较

Table 1 Comparison of quantitative evaluation of different filtering

	algorithms		
	均值滤波	高斯滤波	各向异性扩散滤波
SNR	25.49	20.46	26.64
PSNR	29.25	23.89	30.07



(a)Original image 1

(b)Result image

图1 基于各向异性扩散滤波算法的海冰图像去噪结果

Fig.1 Denoising results of sea ice image based on anisotropic diffusion filtering algorithm

3 传统的SLIC算法

本文研究的海冰遥感图像较大,以像素为单位的分割方法增加了分割的时间成本,而SLIC算法不仅能生成紧凑、近似均匀的超像素,且该算法速度较快,因此本文采用文献^[15-16]中SLIC算法,具体步骤如下:

(1)颜色空间转换。由于LAB颜色空间更符合人类对颜色空间的视觉感知^[16],因此将图像从RGB颜色空间先转为XYZ颜色空间,再转为LAB颜色空间。

(2)生成种子点。首先是初始化聚类中心,根据参数确定超像素的数目,假设图像有 N 个像素点,需要分割为 K 个超像素,每个超像素大小为 $\frac{N}{K}$,相邻中心距离为 $S = Sqr\left(\frac{N}{K}\right)$,得到 K 个聚类坐标。其次优化初始聚类中心,将聚类中心的 3×3 领域内选择梯度最小的像素点作为新的聚类中心。若相邻像素值发生变化就会存在梯度,而在边缘上的像素点的梯度最大,将聚类中心重新放置在梯度最小的地方,可避免聚类中心落到边缘轮廓。

(3)计算像素点与聚类中心距离。该算法选择在聚类中心距离 S 的区域内的 $2S \times 2S$ 领域内计算像素点与每个聚类中心的距离。总距离 D 是由颜色距离 d_{lab} 和空间距离 d_{xy} 两部分组成。其中 m 为紧凑因子,用于衡量颜色值与空间值在相似度量中的比重,本文将 m 设置为10,超像素个数为500。

$$d_{lab}(i, j) = \sqrt{(l_j - l_i)^2 + (a_j - a_i)^2 + (b_j - b_i)^2} \quad (1)$$

$$d_{xy}(i, k) = \sqrt{(x_k - x_i)^2 + (y_k - y_i)^2} \quad (2)$$

$$D(i, k) = \sqrt{d_{lab}^2 + d_{xy}^2 \left(\frac{m}{s}\right)^2} \quad (3)$$

(4)局部迭代聚类。首先对像素点进行分类,标记每个像素点的类别为距离最小的聚类中心的类别,其次重新计算聚类中心,计算属于同一个聚类的所有像素点的平均向量值,重新得到聚类中心。该过程不断迭代,直到旧聚类中心与新聚类中心的距离小于一定的阈值或者达到一定迭代次数,聚类结束。本文设置迭代次数为6。

(5)聚类结束后,某些像素点是不属于任何一个超像素的孤立的点,采用连通算法将其分配到最近的聚类标签。

4 本文算法

4.1 改进的 SLIC 算法

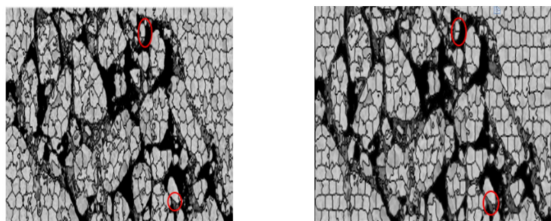
迭代计算聚类中心是超像素分割的核心,而迭代的核是计算距离^[17]。传统的 SLIC 算法采用欧氏距离计算相邻像素间的距离,而数学领域中范数是一种强化了的距离概念。Zhang 等^[18]提出利用 $L-(2,1)$ 范数距离计算出相似度矩阵,在此基础上与聚类算法结合,实验验证了范数与聚类算法结合的有效性。文献^[19]提出了基于 $L-p$ 范数进行改进的模拟滤波器,该实验证明,改进后的滤波器在抑制脉冲以及稳定性方面都有所提升。因此,本文采用 $L-p$ 范数对距离度量进行扩展,解决了原有算法的局限性。

$L-p$ 范数又称之为闵式距离,表示一类的距离,其定义为:

$$d_{12} = \sqrt[p]{\sum_{k=1}^n |x_{1k} - x_{2k}|^p} \quad (4)$$

其中, x_{1k} 与 x_{2k} 代表两个像素, d_{12} 为连个像素之间的距离, p 代表范数的取值。当 p 为 1 时,即为 $L-1$ 范数对应的曼哈顿距离;当 p 值为 2 时,即为 $L-2$ 范数对应的欧氏距离; p 无穷大时即为范数对应的切比雪夫距离。 p 值的不同,其距离度量方式也不同。本文研究了不同 p 值下算法的分割准确率。

图 2 给出了改进 SLIC 算法前后得到的海冰图像超像素块,图 2(a)为欧氏距离下产生的超像素块,该算法产生的超像素块较为不规则。图 2(b)为改进的 SLIC 算法产生的超像素块,超像素块之间紧密且相似,边缘附着较好,可有效检出碎小的冰块。



(a)Original image1

(b)Result image

图 2 改进前后 SLIC 的超像素结果图

Fig. 2 Super pixel results of SLIC before and after improvement

4.2 基于改进 SLIC 的聚类分割算法

改进后的 SLIC 算法将相似的像素构建为超像素块。为了将海冰图像中的碎冰清晰完整地分割出来,还需进行二次分割。本文采用聚类的方式对其进行二次分割,将改进后的 SLIC 算法得到的结果分别与 DBSCAN 和 K -Means 相结合进行实验,以期获得最佳分割结果。

4.2.1 基于改进的 SLIC 和 DBSCAN 分割算法

DBSCAN^[20] (Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise)是具有噪声的基于密度的聚类方法。一个聚类类别通过紧密相连的样本划分为一类而得到。领域的样本分布紧密程度是由领域参数 ($\epsilon, MinPts$) 来描述的。 ϵ 表示某一样本的领域距离阈值, $MinPts$ 代表某一样本的距离 ϵ 的领域样本个数的阈值。

该算法随机选取一个种子点,该种子点是没有类别的

核心对象,然后找到样本集合,集合是由该核心对象能够密度可达的样本点构成的,最后选择另一个没有类别的核心对象,寻找另一个样本集合,直到所有核心对象都有类别,算法结束。对于不在任何一个核心对象的点,该算法将其视为噪点。

基于改进的 SLIC 和 DBSCAN 的分割算法的具体过程如图 3 所示。

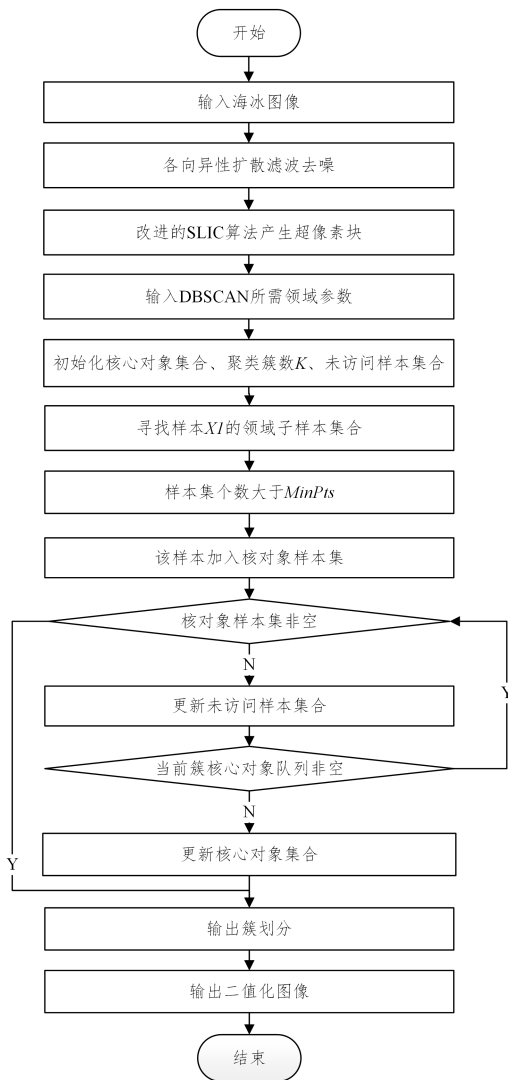


图 3 改进的 SLIC+DBSCAN 聚类算法的分割流程图

Fig. 3 Segmentation flow chart of improved SLIC+DBSCAN clustering algorithm

4.2.2 基于改进的 SLIC 和 K -Means 分割算法

K -Means 聚类方法^[21]是非监督学习,无需使用标签数据,通过具有相似特征的数据点聚类或分组至一起。将空间中若干点设置为中心进行聚类,将最靠近这些中心的对象归类,通过迭代思想,逐次更新各聚类中心的值,直至得到最好的聚类结果。

将改进的 SLIC 分割产生的超像素块作为 K -Means 的数据输入;人为设置期望得到的聚类个数 R ;再随机选取初始点即质心,计算每个样本点到质心的距离,通过计算当前像素点与每个质心的相似度,将像素点归类到最相似的类中;然后更新质心,直至质心不再变化,算法停止。

基于改进的 SLIC 和 K -Means 的分割算法的具体过程如图 4 所示。

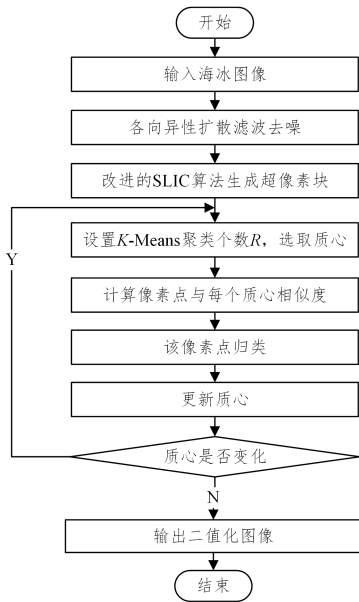


图4 改进的SLIC+K-Means聚类算法的分割流程图

Fig. 4 Segmentation flow chart of improved SLIC+K-Means clustering algorithm

5 实验设计

美国地质调查局(USGS)^[22]发布了众多用于研究海冰变化的图像,本文从该基准库中选择海冰图像来验证本文算法的可行性。

为了验证分割准确率,采用机器学习中常用的评价指标进行计算,遍历每个像素值,将分割后的二值图像与人工标注的基准图像进行对比即可;其次通过算法运行的速度来进行算法的分割效率对比。本文采用MATLAB进行编程,在Windows10环境下运行。

本文采用的评价指标如下:

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (5)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (6)$$

其中,TP表示识别正确冰块的数量;TN表示正确识别水的像素数量;FP表示水识别为冰块的像素数量;FN表示冰块识别为水的像素数量。

6 实验结果与分析

6.1 实验一

为了选择最佳范数p的值,在各向异性扩散滤波去除噪声后,用不同p值下的SLIC算法分别与DBSCAN聚类算法和K-Means聚类算法相结合,选择最佳分割结果。

图5为在各向异性扩散滤波算法基础上,不同p值下的SLIC算法与DBSCAN聚类相结合的性能图,该算法的运行时间如表2所列。

通过图5发现,当p为奇数时,该算法的运行速度明显变慢。当p=6时,该算法的准确率以及召回率都略高于其他p参数值的性能,虽然运行速度慢于原算法,但是相差不大,因此选择p=6时的该算法作为后续研究对象。

图6为在各向异性扩散滤波算法基础上,不同p值下的

SLIC算法与K-Means聚类相结合的性能图,该算法的运行时间如表3所列。

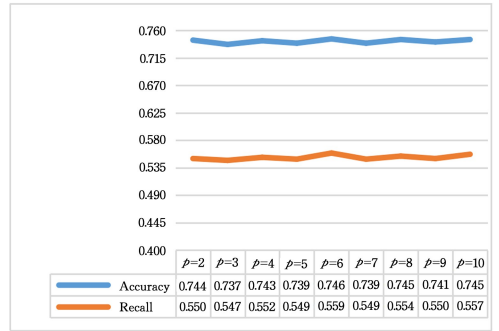


图5 各向异性扩散滤波+SLIC+DBSCAN性能分析

Fig. 5 Performance analysis of anisotropic diffusion filter+SLIC+DBSCAN

表2 各向异性扩散滤波+SLIC+DBSCAN的运行时间

Table 2 Operation time of anisotropic diffusion filter+SLIC+DBSCAN

(单位:s)

	Time		Time
p=2	85.59	p=7	122.92
p=3	146.35	p=8	97.51
p=4	89.23	p=9	111.65
p=5	137.63	p=10	101.24
p=6	93.54		

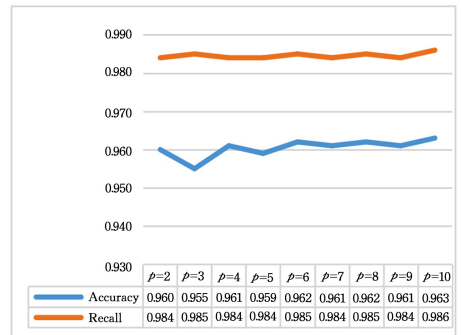


图6 各向异性扩散滤波+SLIC+K-Means的性能分析

Fig. 6 Performance analysis of anisotropic diffusion filter+SLIC+K-Means

表3 各向异性扩散滤波+SLIC+K-Means的运行时间

Table 3 Operation time of anisotropic diffusion filter+SLIC+K-Means

(单位:s)

	Time		Time
p=2	104.90	p=7	181.36
p=3	242.04	p=8	94.26
p=4	79.37	p=9	165.18
p=5	188.57	p=10	95.24
p=6	81.93		

p在奇数列取值时,准确率有较小的增长,当p=7时准确率才略高于p=2时的值;而p为奇数时运行速度明显慢于偶数时的运行速度;当p在偶数列取值时,其准确率先有较小的增长后趋于平稳,p=10时准确率以及召回率达到最大,但运行时间有所增加。因此,当p=10时,该分割算法的准确率以及召回率具有较好的表现。

6.2 实验二

在各向异性扩散滤波基础上,通过实验一的对比总结,本文选择 $p=6$ 时的 SLIC 与 DBSCAN 结合算法、 $p=10$ 时的 SLIC 与 K -Means 组合算法和 MRF 分割算法进行对比,

选出较好的、适用于高分辨率遥感海冰图像的分割方法。算法比较实验将在 3 幅高分辨率可见光海冰图像上进行,其中图 7(a)和图 8(a)是图 9(a)的局部数据,图 9(a)是完整的海冰图像。

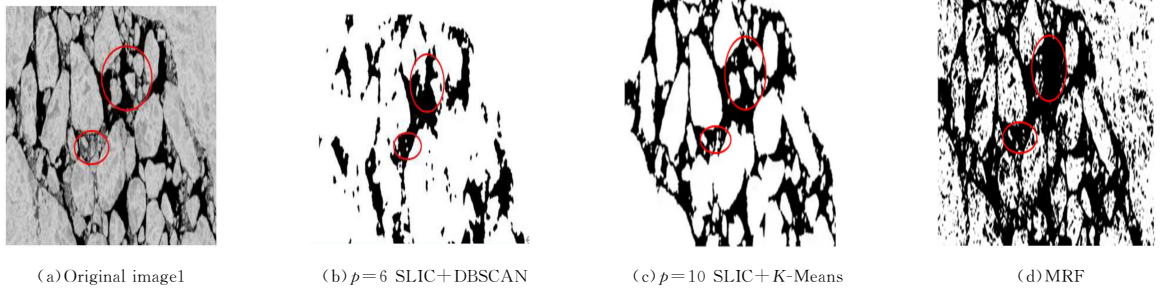


图 7 Original image1 不同算法的分割结果比较

Fig. 7 Comparison of segmentation results of different algorithms for Original image1

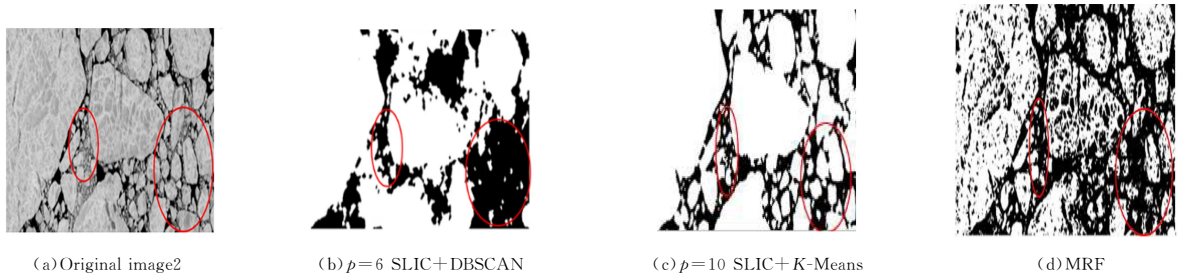


图 8 Original image2 不同算法的分割结果比较

Fig. 8 Comparison of segmentation results of different algorithms for Original image2

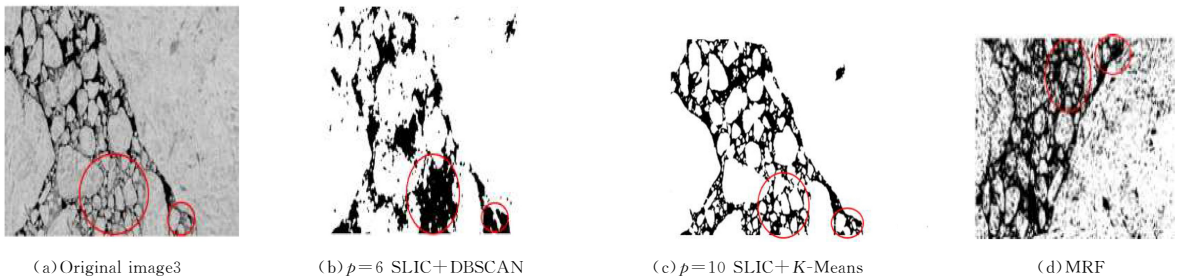


图 9 Original image3 不同算法的分割结果比较

Fig. 9 Comparison of segmentation results of different algorithms for Original image3

图 7(b)、图 8(b)以及图 9(b)先采用本文滤波算法进行去噪声处理,其次在 $p=6$ 的 SLIC 算法预处理的基础上采用 DBSCAN 聚类进行再分割,该算法丢失了大量数据信息,只有部分较大冰块被分割,且边界模糊,对于密集的小冰块区域并不能进行分割,较为稀疏的区域分割较差,因此该算法并不适用于本文所研究的海冰图像。图 7(c)、图 8(c)以及图 9(c)是采用滤波算法后,将 $p=10$ 的 SLIC 算法与 K -Means 相结合,该算法将原图中干扰点去除,较为完整地保留了图像的边缘信息,冰块间的边界较为清晰完整。较大的冰块能独立完整地分割出来,对于碎冰较为稀疏的区域,碎冰能够较高度地被分割出来,但是对于较多碎冰的区域,该算法无法完全将其分割出来,只有部分较小的冰块被较为清晰完整地分割。

图 7(d)、图 8(d)和图 9(d)是采用 MRF 算法进行分割,本文设置该算法的迭代次数为 10,该算法可以分割出较大冰块,但是冰块数据存在丢失,有较多的噪声点;冰块密集的区域无法将碎小的冰块分割,只能将部分较大冰块分割,但是分割效果明显差于在各向异性扩散滤波下 $p=10$ 时 SLIC 与 K -

Means 组合的算法。

表 4 给出了对图 9 中的 Original image3 采用不同算法的性能量化评价。算法 1 为改进的 SLIC 与 DBSCAN 聚类的组合算法;算法 2 是基于各向异性扩散滤波,改进的 SLIC 与 DBSCAN 的组合算法;算法 3 为改进的 SLIC 与 K -Means 聚类结合的分割方法;算法 4 是基于各向异性扩散滤波,改进的 SLIC 与 K -Means 结合的算法。可以看出,在各向异性扩散滤波能有效提高算法的性能。在各向异性扩散滤波基础上, $p=6$ 的 SLIC 与 DBSCAN 聚类结合的分割方法的准确率以及召回率表现均较差,运行速度虽然较快,但是丢失了大量的海冰图像;用 $p=10$ 的 SLIC 与 K -Means 聚类结合的分割方法虽然运行速度较慢,但是准确率及召回率的表现更佳;其次 MRF 算法虽然准确率以及召回率优于基于改进的 SLIC 与 DBSCAN 的组合算法,但是分割后的图像存在大量噪声点。综上所述,采用各向异性扩散滤波去除噪声点,再用 $p=10$ 的 SLIC 算法进行预分割,最后用 K -Means 算法进行二次分割的算法较适用于高分辨率遥

感海冰图像,该算法的准确率以及召回率均有较好的表现。

表4 图3上的性能评价

Table 4 Evaluation results on original image3

分割方法	准确率	运行速度/s	召回率
算法1	0.731	106.63	0.537
算法2	0.746	93.54	0.559
算法3	0.952	112.07	0.973
算法4	0.960	104.90	0.984
MRF	0.871	147.03	0.754

结束语 本文提出了一种适用于高分辨率可见光遥感海冰图像的分割算法。首先引入各向异性扩散滤波对干扰点进行去除,各向异性扩散滤波在保留边界的同时,一定程度上去除了噪声点,但是对于密集且过小的冰块,该算法会将其视为噪声点。其次改进的SLIC算法预分割后,再结合不同聚类算法进行二次分割,实验结果表明,范数 p 为10的SLIC与K-Means聚类结合的算法可将大冰块完整分割,部分碎冰也可独立分割出来且边界信息较为清晰,该算法的召回率以及准确率优于MRF算法和改进的SLIC与DBSCAN聚类结合的算法。

参考文献

- [1] ZHAO Q P, YU L G, ZHU F. Research on SAR sea ice image segmentation [J]. Journal of Tangshan Normal University, 2017, 39(2): 49-52.
- [2] ZHAO Z H. Research on wide observation band SAR ice water automatic segmentation based on incident angle perception [D]. Anhui: Hefei University of Technology, 2019.
- [3] LI Q L. Study on separation method of large contact floating ice in polarimetric SAR drift ice area [D]. Dalian: Dalian Maritime University, 2017.
- [4] CLAUSI D A, YANG X. Evaluating SAR Sea Ice Image Segmentation Using Edge-Preserving Region-Based MRFs [J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations & Remote Sensing, 2012, 5(5): 1383-1393.
- [5] ACHANTA R, SHAJI A, SMITH K, et al. SLIC superpixels. Technical Report[C]//IVRG CVLAB. 2010.
- [6] LIU A Q, LIU H Y, WANG H B. Improved SLIC super-pixel image segmentation and merging algorithm [J]. Journal of Anhui Architecture University, 2020, 28(4): 39-46.
- [7] CHEN Y Y, KANG Y, LI W F, et al. SLIC super-pixel segmentation algorithm based on comprehensive identification information [J]. High Tech Communication, 2021, 31(8): 816-823.
- [8] SUN W J, YANG J. research on remote sensing image segmentation based on improved simple non iterative clustering [J]. Computer Engineering and Application, 2021, 57(13): 8.
- [9] ULLAH S, BHATTI N, ZIA M. Adaptive tuning of SLIC parameter K [J]. Multimedia Tools and Applications, 2021, 80(17): 25649-25672.
- [10] KONG X YG, XU B G. Research on denoising effect of mean filter and its improved algorithm [J]. Journal of Shangqiu Normal

University, 2016, 32(6): 5.

- [11] GAO H, TANG N, CHEN Y T. Remote sensing image denoising algorithm based on the combination of linear filtering and wavelet threshold [C]//Proceedings of the 2018 Academic Exchange of Guangxi Society of Surveying and Mapping. 2018: 101-106.
- [12] BAO G B, YANG X P, KANG H. Research on tooth image segmentation based on Improved Gaussian mixture model [J]. Journal of Lanzhou University of Technology, 2020, 46(3): 100-104.
- [13] COMANICIU D, MEER P. Mean shift: a robust approach toward feature space analysis [J]. IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24(5): 603-619.
- [14] HAO L. Analysis and Research on seismic data noise suppression method based on anisotropic diffusion filtering [J]. Petrochemical Applications, 2021, 40(3): 86-88, 93.
- [15] ACHANTA R, SHAJI A, SMITH K, et al. SLIC superpixels. Technical Report[C]//IVRG CVLAB. 2010.
- [16] CHEN X T, ZHANG R Y, QU X X, et al. Application of SLIC super-pixel segmentation in medical image processing [J]. Modern Computer (Popular Version), 2015(12): 52-56.
- [17] XU S T, LI Y J, ZHU Y. Optimization algorithm of SLIC super-pixel segmentation [J]. Fujian Quality Management, 2019(1): 233.
- [18] ZHANG Y, MA Y C, YANG X F, et al. Based on L₁ Clustering algorithm for constrained similarity matrix of (2, 1)-norm distance [J]. Computer Engineering and Design, 2021, 42(3): 726-733.
- [19] WIORA J. Least L_p-norm low-pass filter [J]. Automatica, 2021, 133: 109854-109864.
- [20] LIU M D, PAN X, GAO S S, et al. Indoor scene segmentation combined with DBSCAN clustering [J]. Journal of Computer Aided Design and Graphics, 2019, 31(7): 11.
- [21] LI Y G. Improvement of K-means clustering algorithm and its application in color image segmentation [D]. Anhui: Anhui University, 2018.
- [22] Chukchi sea image source chukchi_20130531_2 [OL]. <https://lta.cr.usgs.gov/gfl/?img:672;125&PTAGNAME=Arctic-Sea>.



QI Ying, born in 1994, postgraduate. Her main research interests include image processing and so on.



CHAI Yan-mei, born in 1978, Ph.D., assistant professor, master supervisor, is a member of China Computer Federation. Her main research interests include image processing, pattern recognition and smarter learning.