

# 基于 PCNN 与混合加权的多波束声呐图像镶嵌方法

曲 萌<sup>1</sup>, 高兴国<sup>1</sup>, 王 峰<sup>2</sup>, 闫循鹏<sup>2</sup>, 阳凡林<sup>2,3</sup>

(1. 山东电力工程咨询院有限公司, 山东 济南 250013;

2. 山东科技大学 测绘与空间信息学院, 山东 青岛 266590;

3. 自然资源部 海洋测绘重点实验室, 山东 青岛 266590)

**摘 要:**多波束声呐图像是进行海底底质分类与目标识别的主要数据源之一。原始反向散射强度经过改正处理后仍存在残余误差,需要进行图像镶嵌以削弱残差的影响,构建大区域声呐图像。本研究针对多波束声呐图像镶嵌中的拼接线消除与信息综合问题,提出一种在 NSST 域内结合 PCNN 与混合加权的图像镶嵌方法。首先,对单条带声呐图像进行 NSST 分解,再对重叠区低频项按照混合加权进行镶嵌,高频项按照 PCNN 进行镶嵌。实验结果表明,在拼接线消除方面,镶嵌后条带拼接线两侧声强均值差由  $-6.18$  降为  $-1.29$  dB;在信息综合方面,镶嵌结果的信息熵相对于混合加权法提升  $2.5\%$ ,空间频率提升  $31.6\%$ 。本研究方法能够在削弱拼接线的同时,有效综合相邻条带纹理信息,实现多波束声呐图像的镶嵌。

**关键词:**多波束测深系统;图像镶嵌;混合加权;非下采样剪切波变换;脉冲耦合神经网络

中图分类号:P717;P229.1

文献标志码:A

## Multibeam sonar image mosaic method based on PCNN and blending weighted fusion

QU Meng<sup>1</sup>, GAO Xingguo<sup>1</sup>, WANG Feng<sup>2</sup>, YAN Xunpeng<sup>2</sup>, YANG Fanlin<sup>2,3</sup>

(1. Shandong Electric Power Engineering Consulting Institute Co. Ltd, Jinan 250013, China;

2. College of Geodesy and Geomatics, Shandong University of Science and Technology, Qingdao 266590, China;

3. Key Laboratory of Ocean Geomatics, Ministry of Natural Resources, Qingdao 266590, China)

**Abstract:** Multibeam sonar images are one of the main data sources for seafloor sediment classification and target detection. However, there are still residual errors in backscatter intensity after correcting, and image mosaics are needed to reduce the impact of residual errors to build a large-area sonar image. This paper proposed an image mosaic method combining pulse coupled neural network (PCNN) and blending weighted method in the non-subsampled shearlet transform (NSST) domain to eliminate seam lines and fuse information. Firstly, the single sonar image was decomposed by NSST and the low-frequency terms were fused according to the blending weighted method while the high-frequency terms were fused according to PCNN. The results show that in terms of seam line elimination, the mean difference of backscatter on both sides of the seam lines after the mosaic reduced from  $-6.18$  to  $-1.29$  dB. In terms of information fusion, the information entropy in the mosaic result was increased by  $2.5\%$  compared with the blending weighted method, and the spatial frequency was increased by  $31.6\%$ . The proposed method can effectively fuse the texture information of adjacent strips while weakening the seam lines, thus realizing the mosaic of multibeam sonar images.

**Key words:** multibeam echosounder system; image mosaic; blending weighted fusion; NSST; PCNN

收稿日期:2022-09-03

基金项目:国家自然科学基金重点项目(41930535);山东科技大学科研创新团队支持计划项目(2019TDJH103)

作者简介:曲 萌(1994—),男,山东潍坊人,工程师,硕士,主要从事海洋工程勘测相关研究工作。

王 峰(1997—),男,安徽广德人,博士研究生,主要从事多波束声散射图像处理与应用研究,本文通信作者。

E-mail:sdustwf@163.com

多波束测深系统(multibeam echosounder system, MBES)能够获取海底的反向散射强度(backscatter, BS),利用反向散射强度可以生成声呐图像并用于海底底质分类与海底目标识别<sup>[1-2]</sup>。受测量中海洋环境和仪器自身误差的影响,原始数据存在明显的系统性误差<sup>[3]</sup>。经过传播损失改正、角度响应改正等处理后,声强数据中的系统性误差明显减小<sup>[4]</sup>。但由于改正不完善,在条带间仍存在由残差引起的声强差异,表现在声呐图像上为重叠区域明显的拼接线,对海底底质分类与目标识别造成干扰,影响图像质量和应用。此外,由于测量时声波入射角不同,重叠区域在不同条带声呐图像中呈现不同的纹理特征。因此,在应用声呐图像之前,需对声呐图像进行镶嵌以消除重叠区域差异,并尽量保留更多细节信息,对提高声呐图像质量具有重要意义。

声呐图像处理需进行图像配准和图像镶嵌。图像配准的主要目的是消除图像的几何畸变。多波束测深系统通常采用“平均声强法”对回波序列进行采样,得到的声强点与测深点一一对应,经过波束归位后,采样点具有较高的几何精度,可认为不存在几何畸变。图像镶嵌的主要目的是消除图像灰度畸变,实现多图像的无缝拼接。在光学图像拼接中,常采用的方法有平均法、混合加权法(blending weighted fusion, BWF)<sup>[5]</sup>、泊松法<sup>[6]</sup>等。其中,混合加权法由于计算简便、效率高等优势,在图像拼接中应用广泛。目前,对于多波束声呐图像相邻条带的拼接研究相对较少。孙文川等<sup>[7]</sup>提出一种基于加权最小二乘估计的声强数据归一化方法,以消除重叠区域与非重叠区域的强度差异。赵建虎等<sup>[8]</sup>提出一种通过滑动窗口逐 ping 确定拼接线的拼接方法,但该方法需要进行相邻条带 ping 的匹配。朱正任等<sup>[9]</sup>提出一种基于多条带最小二乘拟合的多波束声呐图像残差处理方法,有效削弱了残差对声呐图像的影响。上述方法主要针对相邻条带拼接线的消除问题,在一定程度上削弱了条带间声强的残差,但未顾及重叠区域纹理信息存在的差异,易造成信息损失。在光学图像处理中,常基于图像融合实现信息的综合,并以多尺度变换作为图像融合框架,如离散小波变换、非下采样轮廓波变换、非下采样剪切波变换(non-subsampled shearlet transform, NSST)等。在变换域内,对不同尺度的图像分量按照不同的规则进行融合,可以得到比较理想的效果。巩稼民等<sup>[10]</sup>在 NSST 域内结合脉冲皮质模型(spiking cortical model, SCM)与引导滤波实现了红外图像与可见光图像的融合。曹义亲等<sup>[11]</sup>提出一种基于 NSST 的脉冲耦合神经网络与稀疏表示相结合的多元遥感卫星图像融合方法。在声呐图像中,相关研究主要是多波束声呐图像与侧扫声呐图像在小区域的信息综合与互补<sup>[12-13]</sup>,并未考虑声呐图像拼接对图像信息综合的影响。

综上所述,目前多波束声呐图像镶嵌方法未能实现大区域无缝拼接和信息综合的有效统一。为实现多波束声呐图像的无缝拼接,同时顾及重叠区域纹理差异,实现图像信息综合,本研究基于脉冲耦合神经网络(pulse coupled neural network, PCNN)和混合加权法,在 NSST 变换域内进行多波束声呐图像的镶嵌,消除图像中存在的灰度畸变,实现声呐图像的拼接和信息综合。

## 1 NSST 域内多波束声呐图像镶嵌方法

针对多波束声呐图像镶嵌问题,为了实现相邻条带的无缝拼接,本研究提出一种在 NSST 域内结合 PCNN 与混合加权的多波束声呐图像镶嵌方法(如图 1)。首先对多波束反向散射强度数据进行传播损失、角度响应等系统误差的改正,再按照地理坐标对两条带图像进行配准。多波束声呐图像镶嵌过程在 NSST 的基础上进行,主要步骤包括源图像 NSST 变换、低频图像融合、高频图像融合与 NSST 逆变换。其中,低频图像融合

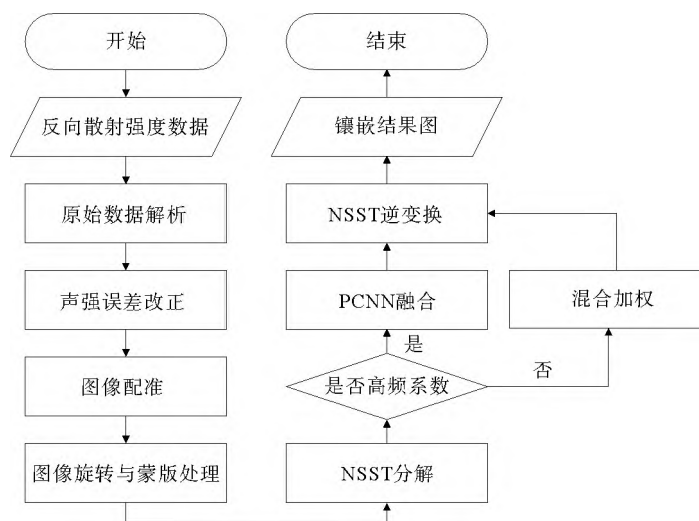


图 1 多波束声呐图像镶嵌流程图

Fig. 1 Flowchart of the multibeam sonar image mosaic

采用混合加权方法,以削弱图像间的拼接线。高频图像融合采用 PCNN,充分保留图像的细节纹理信息。最后通过 NSST 逆变换完成多波束声呐图像的镶嵌。

### 1.1 NSST 图像变换

图 2 展示了图像 NSST 变换的过程,主要包括多尺度分解和方向局部化。图中的方框表示频域图像。首先使用上采样得到的非下采样金字塔(non-subsampled pyramid, NSP)滤波器组对频域图像进行多尺度分解,得到一个低频和一个高频子带系数<sup>[14]</sup>,对低频子带可继续进行分解得到更小尺度的低频和高频系数。然后对所有高频子带进行方向局部化,方向局部化采用剪切波滤波器(shearlet filter, SF)。在频域内将剪切波滤波器窗口作用于分解得到的高频子带,获得不同方向子带<sup>[15]</sup>。如图 2 所示,经过 NSST 变换后得到一个低频子带系数和若干不同方向的高频子带系数。NSST 可以避免图像的下采样操作,同时避免了伪吉布斯现象,具有良好的平移不变性。

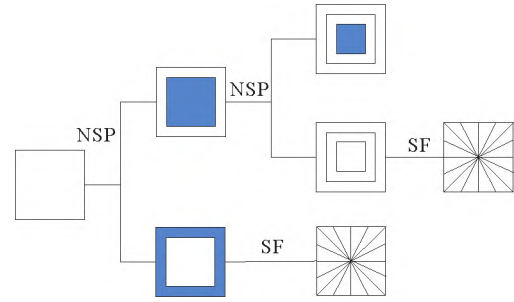


图 2 非下采样剪切波变换(NSST)过程示意图

Fig. 2 Diagram of non-subsampled shearlet transform(NSST)process

### 1.2 低频系数的混合加权融合

低频系数包含纹理、结构等信息,能够反映声呐图像之间的强度差异。为了削弱图像中存在的灰度畸变,同时充分保留低频系数的有效信息,实现条带间的无缝拼接,采用混合加权法对低频系数进行拼接。混合加权法是根据重叠区域的宽度,以每个像素点到重叠区边界的距离进行定权,使得图像在重叠区边界平滑过渡,削弱声强差异,表达式为<sup>[5]</sup>:

$$I(x, y) = \begin{cases} I_l(x, y), & (x, y) \in I_l; \\ W_1(x, y)I_l(x, y) + W_2(x, y)I_r(x, y), & (x, y) \in (I_l \cap I_r); \\ I_r(x, y), & (x, y) \in I_r. \end{cases} \quad (1)$$

式中:  $I_l$  和  $I_r$  分别表示左图像与右图像;  $x$  和  $y$  分别表示像素点在图像坐标系中的坐标;  $W_1$  和  $W_2$  是两条带重叠区域像素点  $(x, y)$  的权重函数,且  $W_1 + W_2 = 1$ 。权重函数为:

$$\begin{cases} W_1(x, y) = \frac{X_r - x}{X_r - X_l}, \\ W_2(x, y) = \frac{x - X_l}{X_r - X_l}. \end{cases} \quad (2)$$

式中,  $X_l$  和  $X_r$  分别表示重叠区域的左边界和右边界坐标。

### 1.3 高频系数的 PCNN 融合

高频系数反映图像的突变特性,含有丰富的细节信息。本研究将 PCNN 方法引入多波束声呐图像镶嵌领域,通过 PCNN 点火次数可有效获取图像的纹理等细节信息,实现多波束声呐图像的细节信息综合。PCNN 是由若干神经元组成的单层二维神经网络,每一个神经元都与图像中的一个像素点对应。单个神经元由接收域、调制域和脉冲发生器三部分组成<sup>[16]</sup>,如图 3 所示。其中,  $F$  为反馈输入,  $L$  为

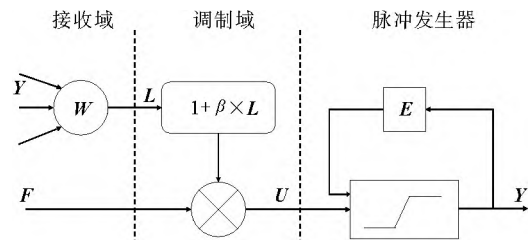


图 3 脉冲耦合神经元结构

Fig. 3 Pulse coupled neuronal structure

连接输入,  $U$  为内部活动项,  $Y$  为输出部分,  $W$  为权阵,  $\beta$  为连接强度,  $E$  为活动阈值。

传统的 PCNN 模型存在参数众多、迭代计算较慢等缺陷,因此衍生了较多简化的 PCNN 模型。其中, SPCNN(simplified PCNN)是由 Chen 等<sup>[17]</sup>在 SCM 基础上提出的,并提供了参数的自动设置方法,SPCNN

模型的迭代过程为:

$$F_{ij}(n) = S_{ij}, \quad (3)$$

$$L_{ij}(n) = V_L \sum_{kl \in N_{ij}} W_{ij,kl} Y_{kl}(n-1), \quad (4)$$

$$U_{ij}(n) = e^{-\alpha_F} U_{ij}(n-1) + F_{ij}(n)(1 + \beta L_{ij}(n)). \quad (5)$$

$$Y_{ij}(n) = \begin{cases} 1, & U_{ij}(n) > E_{ij}(n-1); \\ 0, & \text{其他。} \end{cases} \quad (6)$$

$$E_{ij}(n) = e^{-\alpha_E} E_{ij}(n-1) + V_E Y_{ij}(n). \quad (7)$$

式中:  $F_{ij}$  表示反馈输入项,  $L_{ij}$  表示连接输入,  $U_{ij}$  表示内部活动项,  $Y_{ij}$  表示脉冲输出,  $E_{ij}$  表示动态阈值,  $n$  为迭代次数, 下标  $i, j, k, l$  均表示像素坐标位置,  $V_L$  和  $V_E$  分别为连接输入和动态阈值的幅值,  $\alpha_F$  和  $\alpha_E$  分别为反馈输入和动态阈值的时间衰减常数。

式(3)将外部激励  $S_{ij}$  作为反馈输入。式(5)为脉冲调制部分, 通过将反馈输入和连接输入进行耦合, 得到内部活动项  $U_{ij}$ , 由于神经元的漏电积分特性, 调制项  $U_{ij}$  随着每次迭代按照  $\alpha_F$  进行指数衰减。将  $U_{ij}$  和  $E_{ij}$  进行比较, 当  $U_{ij}$  大于阈值时, 该神经元点火, 即  $Y_{ij}=1$ ; 否则神经元不点火,  $Y_{ij}=0$ , 得到的二维图  $Y$  称为点火图。如果神经元点火, 动态阈值按  $V_E$  跃升, 如果不点火, 则按照  $\alpha_E$  进行指数衰减<sup>[16]</sup>。

SPCNN 模型中的 5 个参数分别是  $V_L$ 、 $\alpha_F$ 、 $\beta$ 、 $V_E$ 、 $\alpha_E$ , 均可进行自适应计算, 如表 1 所示。其中,  $\sigma(I)$  表示图像的标准差,  $S_{\max}$  和  $S'$  分别表示最大像素值和归一化 Otsu 阈值, 其余参数同 SPCNN 模型一致。

连接强度  $\beta$  是 SPCNN 模型中一个重要的参数, 反映了各神经元模型之间的连接强度, 表征了某一神经元受其邻近神经元的影响大小<sup>[17]</sup>。传统 PCNN 算法中, 所有神经元均采用相同的连接强度, 未考虑不同像素点的贡献差异。实验采用改进的拉普拉斯能量  $M_L$  和拉普拉斯能量  $S_{ML}$  定义连接强度<sup>[18]</sup>:

$$M_L(i, j) = |2I(i, j) - I(i-1, j) - I(i+1, j)| + |2I(i, j) - I(i, j-1) - I(i, j+1)|, \quad (8)$$

$$S_{ML} = \sum_{p=-1}^1 \sum_{q=-1}^1 [M_L(i+p, j+q)]^2. \quad (9)$$

式中:  $i$  和  $j$  表示像素坐标,  $I$  为高频子带系数, 拉普拉斯算子步长设置为 1,  $M_L$  值累加窗口大小为  $3 \times 3$ 。

权阵  $W$  按照欧式距离倒数进行计算:

$$W = \begin{bmatrix} 0.707 & 1 & 0.707 \\ 1 & 0 & 1 \\ 0.707 & 1 & 0.707 \end{bmatrix}. \quad (10)$$

将高频系数  $H_1^{l,d}$  和  $H_2^{l,d}$  作为 SPCNN 模型的反馈输入项  $F$ 。分别对各层各方向的对应高频系数按照 SPCNN 模型进行计算, 得到累计点火次数:

$$T^{l,d}(n) = T^{l,d}(n-1) + Y^{l,d}(n). \quad (11)$$

式中:  $Y^{l,d}(n)$  表示  $l$  层  $d$  方向的第  $n$  次点火次数;  $T^{l,d}(n)$  表示  $l$  层  $d$  方向的前  $n$  次迭代累计点火次数, 即该像素点在迭代计算过程中被激发的总次数。以点火次数作为判决算子, 按照点火次数的大小进行融合:

$$H^{l,d} = \begin{cases} H_1^{l,d}, & T_1^{l,d} \geq T_2^{l,d}; \\ H_2^{l,d}, & T_1^{l,d} < T_2^{l,d}. \end{cases} \quad (12)$$

式中:  $H_1^{l,d}$  和  $H_2^{l,d}$  分别表示条带 1 与条带 2 的高频系数,  $H^{l,d}$  为融合后的高频系数。

表 1 SPCNN 参数自动设置<sup>[17]</sup>

Table 1 Automatic setting of SPCNN parameters	
参数	值
$V_L$	1
$\alpha_F$	$\alpha_F = \log(1/\sigma(I))$
$\beta$	$\beta = ((S_{\max}/S') - 1)/6V_L$
$V_E$	$V_E = e^{-\alpha_F} + 1 + 6\beta V_L$
$\alpha_E$	$\alpha_E = \ln V_E (S'(1 - e^{-3\alpha_F} (1 - e^{-\alpha_F})^{-1} + 6\beta V_L))^{-1}$

#### 1.4 NSST 逆变换

经过低频信息融合和高频信息融合后,实现了两图像的信息综合,消除了低频信息中的拼接线并保留高频特征信息。最后将两幅图像融合后的低频系数  $L$  和一系列高频系数  $H^{l,d}$  进行 NSST 逆变换,得到两幅图像镶嵌后的结果。

## 2 实验与分析

### 2.1 实验数据

本研究采用多波束测深系统实测数据进行声呐图像镶嵌实验。实验数据采集于 2011 年 3 月 8 日,来源于 2012 年浅水调查会议资料<sup>[19]</sup>。调查区域位于新西兰惠灵顿附近海域,平均水深约 20 m(图 4),图 4(b)中  $X$ 、 $Y$  表示高斯投影后的平面坐标。使用 Kongsberg EM2040 多波束测深系统以平均声强方式获取的实验数据进行验证。多波束测深系统的工作频率为 300 kHz,波束宽度为  $1^\circ \times 1^\circ$ ,波束开角为  $120^\circ$ ,采样模式为等距采样。

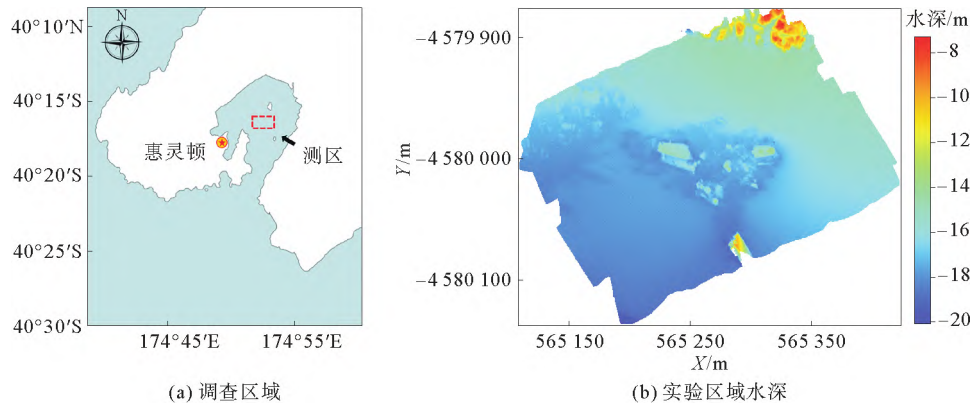


图 4 实验区域概况

Fig. 4 Experimental area

### 2.2 评价指标

为准确、客观地评价信息综合效果,选择信息熵、标准差、空间频率用于定量分析,从不同角度反映信息综合效果。上述指标值越大,表明图像的质量越高。

信息熵作为一种图像质量评价指标,常被用来衡量图像中包含信息的丰富程度。信息熵越大,图像包含的信息量越多,计算公式为:

$$I_E = - \sum_{k=0}^L P_k \lg(P_k) \quad (13)$$

式中:  $I_E$  表示信息熵,  $L$  表示待测图像像素灰度最大值,  $P_k$  表示像素值为  $k$  的像素个数。

标准差通过对图像进行统计,得到像素的离散程度。标准差越大,图像的灰度值离散程度越高,视觉效果越好,计算公式为:

$$S_D = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \quad (14)$$

式中:  $S_D$  表示标准差,  $n$  表示像素个数,  $x$  表示像素值,  $\bar{x}$  表示像素值均值。

空间频率是基于梯度的图像质量指数,能够有效衡量图像的梯度分布,用来估计图像的纹理和细节<sup>[20]</sup>。  $S_F$  越大,表明图像具有丰富的边缘和纹理,计算公式为<sup>[20]</sup>:

$$S_F = \sqrt{C_F^2 + R_F^2} \quad (15)$$

其中:

$$\begin{cases} R_F = \sqrt{\frac{1}{M \times N} \sum_{i=1}^M \sum_{j=2}^N (F(i, j) - F(i, j-1))^2}, \\ C_F = \sqrt{\frac{1}{M \times N} \sum_{i=2}^M \sum_{j=1}^N (F(i, j) - F(i-1, j))^2}. \end{cases} \quad (16)$$

式中:  $R_F$  与  $C_F$  分别表示图像的空间列频率与行频率,  $M$  和  $N$  表示图像的行列数。

### 2.3 实验结果与分析

为验证本研究方法的有效性,对调查区域的 7 个条带数据进行镶嵌实验。首先对数据进行预处理,主要包括:①对原始多波束反向散射强度进行解析,并结合导航、姿态等辅助数据对各条带进行波束归位,将各条带数据纳入统一的坐标框架下;②对各条带数据进行传播损失、入射角效应和中央异常改正等各项声强误差处理,以削弱系统误差的影响;③对图像进行旋转,使得航迹线方向大致与图像纵轴平行,利用图像蒙版操作提取相邻条带重叠区域,完成预处理。再使用本研究方法对各条带进行镶嵌,主要过程为:①首先对各条带重叠区域图像进行 NSST 分解,分解层数设置为 2,各层方向数设置为 16,得到高低频子带图像;②对低频子带图像,沿着图像横轴方向,按照混合加权法进行拼接;③对高频子带图像,按照 PCNN 进行融合,迭代次数为 200,其余参数按照表 1 进行计算。对该调查区域的 7 个条带数据进行镶嵌,镶嵌前后的结果如图 5 所示。

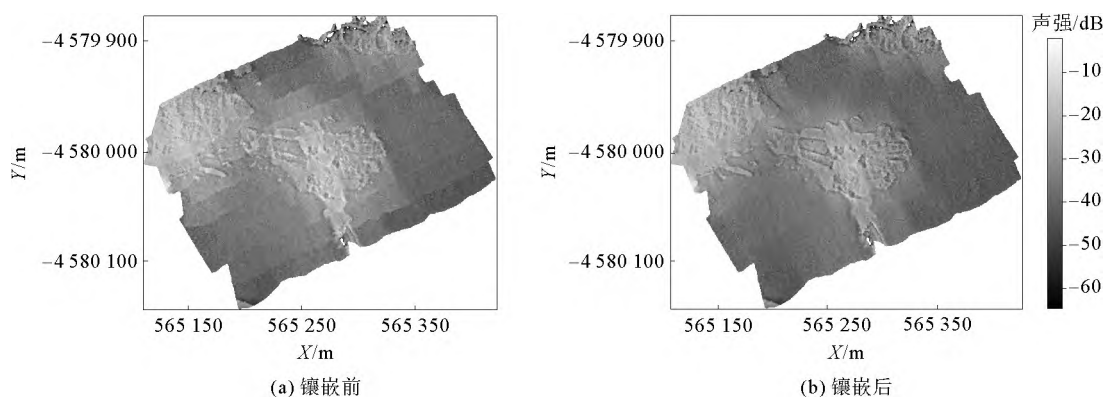


图 5 实验区多波束声呐图像镶嵌结果

Fig. 5 Mosaic results of multibeam sonar image in experimental area

从图 5(a)中可以看出,尽管经过误差改正处理,条带间仍存在系统性残差,表现为明显的拼接线,该现象影响声呐图像的进一步使用。经本研究方法镶嵌后,如图 5(b)所示,能有效削弱图像的灰度畸变,无明显拼接痕迹,且底质和纹理特征的边界清晰,能够较好地保留图像的纹理信息,实现多条带的无缝拼接。

为了说明本研究方法的有效性,选取实验区域内具有代表性的相邻两条带进行分析,两条带重叠区域大、强度差异明显。采用平均法、混合加权法和本研究方法分别对条带重叠区域图像进行镶嵌处理,实验结果如图 6 所示。

从图 6(a)可以看出,原始数据存在的残差造成了重叠区域边界明显的拼接线。图 6(b)中,经平均法镶嵌后,两条带总体声强较一致。但由于只对重叠区域数据进行平均化,削弱了部分随机噪声,导致重叠区域更加平滑,与非重叠区域间的纹理细节存在一定差异,因此镶嵌结果仍存在较明显的拼接线。图 6(c)中,混合加权法总体上效果较好,条带间声强过渡均匀,无明显的拼接线。但在加权计算过程中,损失了地物地貌的细节信息,使图像存在一定程度的模糊。图 6(d)中,本研究方法在低频系数上利用混合加权法消除了拼接线,并对高频系数进行信息提取,保留了细节信息,有效实现了多波束声呐图像的镶嵌。下面分别从拼接效果和信息综合效果两方面分析本研究方法的有效性。

#### 1) 拼接效果分析



为了定量评价本研究方法在消除条带间拼接线方面的有效性,首先在声呐图像镶嵌结果图(图 6)中沿垂直航迹线方向取一横向截面(黄色直线),该截面跨越了相邻条带的拼接线且底质类型基本一致;然后分别计算拼接线两侧一定范围内声强的统计特征,如表 2 所示。

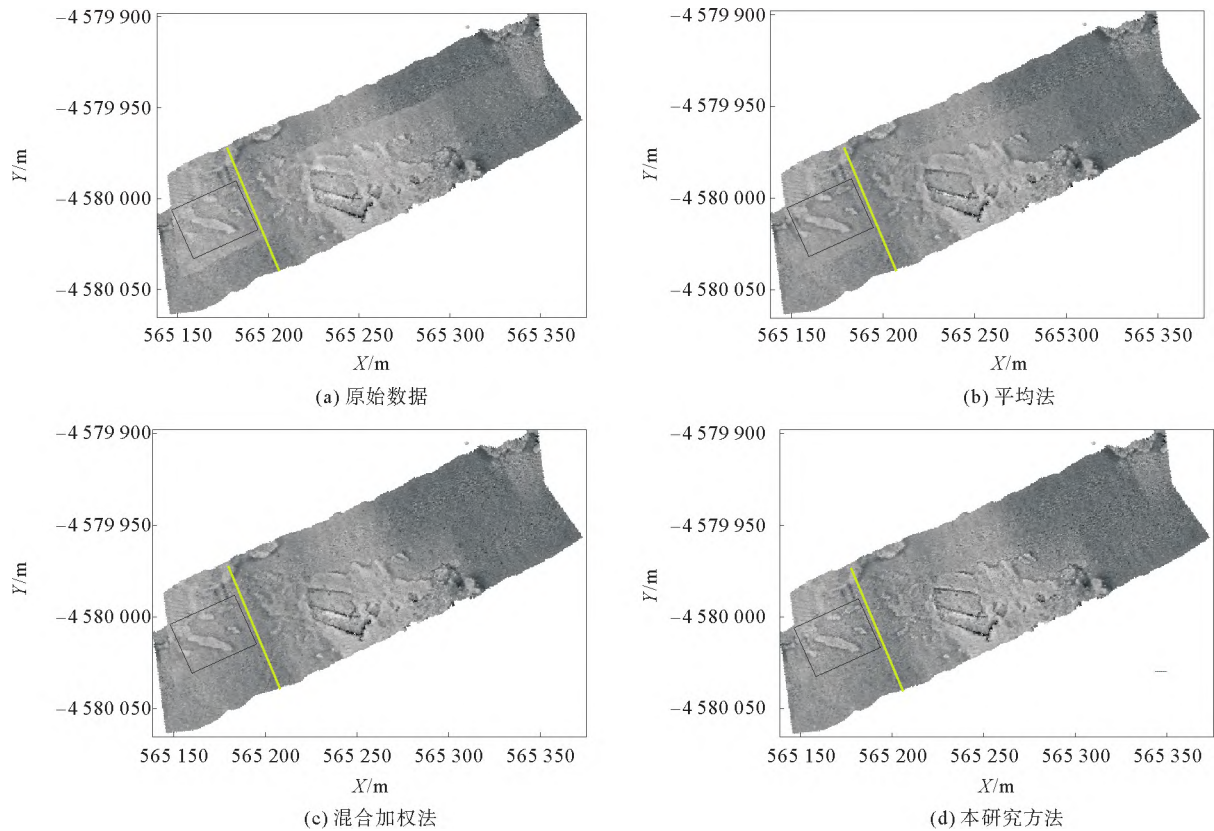


图 6 多波束声呐图像镶嵌效果对比  
Fig. 6 Mosaic effect comparison of multibeam sonar images

表 2 拼接线两侧声强统计特征

Table 2 Statistical characteristics of backscatter intensity on both sides of the seam line				dB
声强	接缝左侧均值	接缝右侧均值	接缝左侧标准差	接缝右侧标准差
原图像	-31.87	-25.69	2.05	1.29
平均法	-32.14	-29.33	1.36	1.26
混合加权法	-32.14	-30.99	1.36	1.21
本研究方法	-32.14	-30.85	1.36	1.36

图 7 显示了截面处不同镶嵌方法的拼接效果。红色实线与黄色实线分别表示拼接线两侧的声强均值。在图 7(a)中,原始图像条带之间在重叠区域存在明显的声强差异,约为-6.18 dB。在图 7(b)平均法处理结果中,拼接线两侧均值相差 2.81 dB,条带边界处呈明显的阶梯状。此外,如表 2 所示,平均法处理结果中拼接线两侧的声强标准差相差 0.1 dB,表明重叠区经过平均化处理后,削弱了随机噪声影响,与非重叠区域存在一定差异。因此,在镶嵌结果图 6(b)中有较明显的拼接痕迹。在图 7(c)混合加权方法中,拼接线两侧均值相差 1.15 dB,比平均法降低了 59%,表明该方法能够有效削弱拼接线两侧声强差异,实现声强的均匀过渡。该方法拼接线两侧声强标准差相差 0.15 dB,说明加权处理削弱了随机噪声的影响。在图 7(d)本研究方法中,拼接线两侧声强均值相差 1.29 dB,总体上无明显阶跃,表明对 NSST 分解后的低频系数进行混合

加权处理能实现声强的无缝拼接。此外,如表 2 所示,本研究方法拼接线两侧声强标准差基本一致,表明对 NSST 分解后的高频系数进行 PCNN 融合能保持声呐图像的原始细节信息,避免加权处理弱化图像的纹理信息。

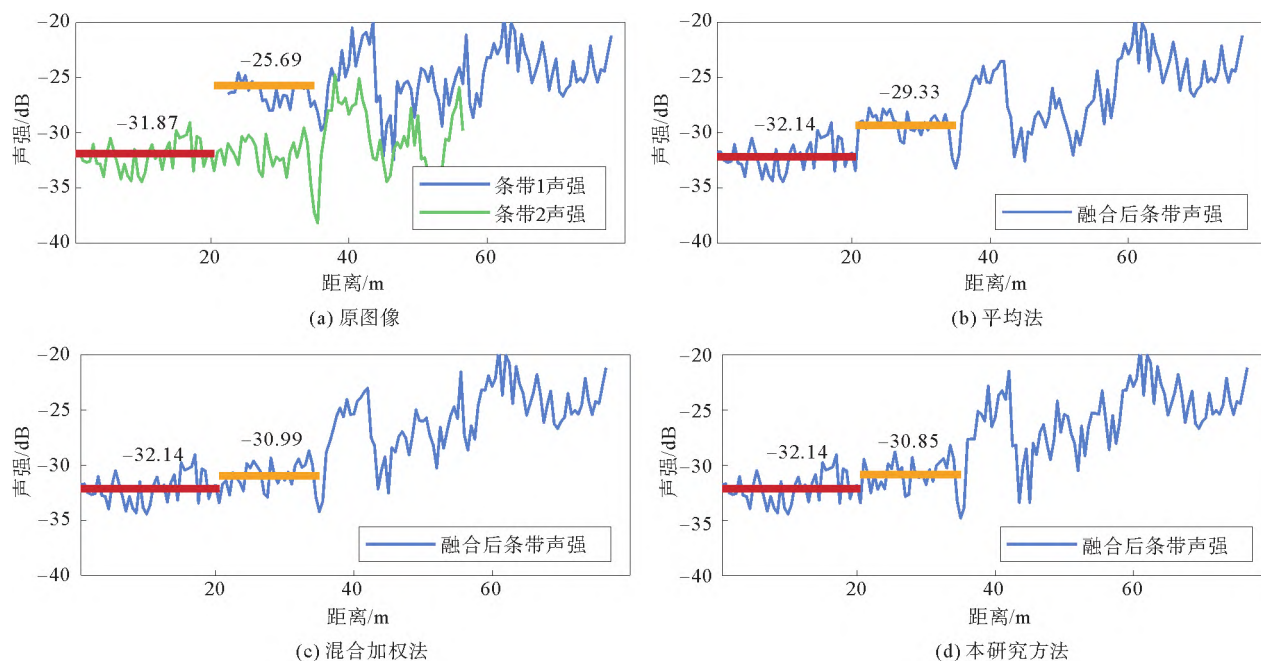


图 7 拼接线两侧声强比较

Fig. 7 Comparison of backscatter intensity on both sides of the seam line

## 2) 信息综合效果分析

通过对声呐图像进行镶嵌,实现了相邻条带重叠区域的信息融合。为定量评价 3 种方法在信息综合方面的有效性,对图像的信息熵  $I_E$ 、标准差  $S_D$  和空间频率  $S_F$  进行计算,结果如表 3 所示。

表 3 声呐图像信息综合效果评价

Table 3 Evaluation of fusion results

评价指标	平均法	混合加权法	本研究方法
$S_D$	62.29	62.23	62.81
$I_E$	3.17	3.12	3.25
$S_F$	18.84	17.29	22.76

从表 3 可以看出,3 种镶嵌方法的标准差相近,本研究方法实验结果标准差稍高,与平均法和混合加权法相比,分别提升 0.8% 和 0.9%。本研究方法实验结果的信息熵最高(3.25),平均法次之,混合加权法最低。主要原因是混合加权法在计算过程中未考虑具体区域的纹理信息,仅按照像素点位置加权,可能会损失部分纹理信息。与其他两种方法相比,本研究方法的信息熵分别提升 2.5% 和 4.2%,表明该方法在保持信息丰富程度上具有一定优势。本研究方法的空间频率为 22.76,分别比平均法的 18.84、混合加权法的 17.29 提升了 20.8% 和 31.6%,表明镶嵌结果图中具有丰富的边缘信息,图像质量更高。

从图 6 中的源图像和拼接后声呐图像中提取子区域(黑色矩形),如图 8 所示。从图 8(a)和 8(b)中可以看出,条带之间的纹理信息差异明显,不同条带的重叠区域的细节信息不同,且呈较强的互补性。主要原因是采用多波束声呐测量同一区域时,不同条带的波束入射角和方位角不同,导致返回的信号存在差异。经过



镶嵌处理后,平均法(图 8(c))和混合加权法(图 8(d))的镶嵌结果均存在一定的模糊。本研究方法的镶嵌结果(图 8(e))纹理特征明显、边界清晰,能够保持更丰富的细节信息。

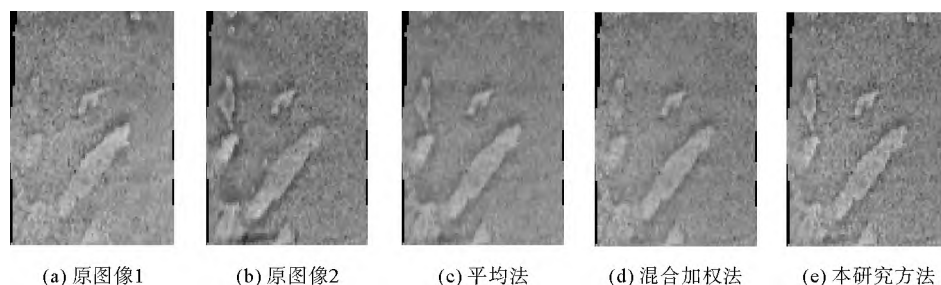


图 8 声呐图像镶嵌信息综合结果

Fig. 8 Information fusion results of sonar images mosaic

### 3 结论

本研究针对多波束声呐图像镶嵌中存在的拼接线消除与信息综合问题,提出一种在 NSST 域内结合 PCNN 和混合加权法的图像镶嵌方法,并利用实测多波束海底反向散射强度数据进行实验分析。实验结果表明,本研究方法能够有效削弱条带间的拼接线并消除灰度畸变,同时能够保留较为全面的纹理细节信息,可为声呐图像的镶嵌任务提供参考。但当重叠区域较窄、海海底质较为单一且无明显纹理特征时,该方法存在一定局限性,需要进一步研究。

#### 参考文献:

- [1] HERKUL K, PETERSON A, PAEKIVI S. Applying multibeam sonar and mathematical modeling for mapping seabed substrate and biota of offshore shallows[J]. Estuarine, Coastal and Shelf Science, 2017, 192: 57-71.
- [2] 阳凡林, 朱正任, 李家彪, 等. 利用深层卷积神经网络实现地形辅助的多波束海底底质分类[J]. 测绘学报, 2021, 50(1): 71-84.  
YANG Fanlin, ZHU Zhengren, LI Jiabiao, et al. Seafloor classification based on combined multibeam bathymetry and backscatter using deep convolution neural network[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2021, 50(1): 71-84.
- [3] 韩冰, 冯成凯, 印萍, 等. 基于小批量 K 均值预分类的多波束反向散射强度角度影响改正[J]. 山东科技大学学报(自然科学版), 2020, 39(3): 33-42.  
HAN Bing, FENG Chengkai, YIN Ping, et al. Correction of multi-beam backscatter intensity angle based on Mini Batch K-means pre-classification[J]. Journal of Shandong University of Science and Technology (Natural Science), 2020, 39(3): 33-42.
- [4] SCHIMEL A C G, BEAUDOIN J, PARNUM I M, et al. Multibeam sonar backscatter data processing[J]. Marine Geophysical Research, 2018, 39: 121-137.
- [5] 黄樟钦, 母召, 岑陈, 等. 一种多路视频的 360 度实时拼接技术[J]. 西安电子科技大学学报, 2020, 47(2): 1-8.  
HUANG Zhangqin, MU Zhao, CEN Chen, et al. 360-degree real-time stitching technology for multi-channel video[J]. Journal of Xidian University, 2020, 47(2): 1-8.
- [6] 王春洁, 卫朝霞. 基于泊松方程的 VR 全景图像镶嵌拼接缝消除[J]. 计算机仿真, 2020, 37(12): 135-139.  
WANG Chunjie, WEI Zhaoxia. Removal of mosaic stitching of VR panoramic image based on Poisson equation[J]. Computer Simulation, 2020, 37(12): 135-139.
- [7] 孙文川, 肖付民, 金绍华, 等. 加权最小二乘估计的多波束声强数据归一化方法[J]. 测绘科学技术学报, 2012, 29(4): 262-266.  
SUN Wenchuan, XIAO Fumin, JIN Shaohua, et al. Normalization of multibeam echo intensity based on weighted least squares estimation method[J]. Journal of Geomatics Science and Technology, 2012, 29(4): 262-266.

- [8] 赵建虎,刘经南.多波束测深及图像数据处理[M].武汉:武汉大学出版社,2008:140-143.  
ZHAO Jianhu,LIU Jingnan.Multibeam bathymetry and image processing[M].Wuhan:Wuhan University Press,2008:140-143.
- [9] 朱正任,樊妙,邢喆,等.多波束声呐图像条带中央和边缘残差处理方法[J].海洋技术学报,2019,38(5):26-31.  
ZHU Zhengren,FAN Miao,XING Zhe,et al.Residual processing method for the central and edge of the band of multibeam sonar image[J].Journal of Ocean Technology,2019,38(5):26-31.
- [10] 巩稼民,吴艺杰,刘芳,等.基于 NSST 域结合 SCM 与引导滤波的图像融合[J].光电子·激光,2021,32(7):719-727.  
GONG Jiamin,WU Yijie,LIU Fang,et al.Image fusion based on nonsubsampling shearlet transform domain combined with spiking cortical model and guided filtering[J].Journal of Optoelectronics·Laser,2021,32(7):719-727.
- [11] 曹义亲,杨世超,谢舒慧.基于 NSST 的 PCNN-SR 卫星遥感图像融合方法[J].航天控制,2020,38(2):44-50.  
CAO Yiqin,YANG Shichao,XIE Shuhui.Satellite remote sensing image fusion method based on NSST and PCNN-SR[J].Aerospace Control,2020,38(2):44-50.
- [12] 赵建虎,王爱学,郭军.多波束与侧扫声呐图像区块信息融合方法研究[J].武汉大学学报(信息科学版),2013,38(3):287-290.  
ZHAO Jianhu,WANG Aixue,GUO Jun.Study on fusion method of the block image of MBS and SSS[J].Geomatics and Information Science of Wuhan University,2013,38(3):287-290.
- [13] 章宁,金绍华,边刚,等.多波束与侧扫声呐图像的迭代自适应配准方法[J].测绘学报,2022,51(9):1951-1958.  
ZHANG Ning,JIN Shaohua,BIAN Gang,et al.An iterative and adaptive registration method for multi-beam and side-scan sonar image[J].Acta Geodaetica et Cartographica Sinica,2022,51(9):1951-1958.
- [14] 李亮亮.基于非下采样剪切波变换的图像增强算法研究[D].长春:吉林大学,2019.  
LI Liangliang.The research of image enhancement algorithm based on nonsubsampling shearlet transform[D].Changchun:Jilin University,2019.
- [15] SHARMA A,CHAURASIA V.MRI denoising using advanced NLM filtering with non-subsampling shearlet transform[J].Signal,Image and Video Processing,2021,15:1331-1339.
- [16] 马榕.自适应参数设置脉冲耦合神经网络研究及其在图像处理中的应用[D].兰州:兰州大学,2017.  
MA Rong.Research on pulse coupled neural networks with self-adapting parameter setting and its application in image processing[D].Lanzhou:Lanzhou University,2017.
- [17] CHEN Y L,PARK S K,MA Y D,et al.A new automatic parameter setting method of a simplified PCNN for image segmentation[J].IEEE Transactions on Neural Networks,2011,22(6):880-892.
- [18] 戴进墩,刘亚东,毛先胤,等.基于 FDST 和双通道 PCNN 的红外与可见光图像融合[J].红外与激光工程,2019,48(2):67-74.  
DAI Jindun,LIU Yadong,MAO Xianyin,et al.Infrared and visible image fusion based on FDST and dual-channel PCNN[J].Infrared and Laser Engineering,2019,48(2):67-74.
- [19] BU X H,MEI S,YANG F L,et al.A precise method to calibrate dynamic integration errors in shallow- and deep-water multibeam bathymetric data[J].IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing,2021,60:1-14.
- [20] 郭瑞.图像融合质量评价问题研究[D].长春:吉林大学,2020.  
GUO Rui.Research on image fusion quality evaluation[D].Changchun:Jilin University,2020.

(责任编辑:高丽华)