

多波束声呐图像中央异常频率分解改正方法

张杰¹, 樊妙², 孙月文³, 卜宪海¹, 阳凡林¹

(1. 山东科技大学 测绘与空间信息学院, 山东 青岛 266590; 2. 国家海洋信息中心, 天津 300171;

3. 浙江省水利河口研究院(浙江省海洋规划设计研究院), 浙江 杭州 310020)

摘要:多波束反向散射数据的中央异常会对声呐图像造成显著影响, 现有方法在处理多波束强度数据时, 通过频率实现精细化操作的研究不足。因此, 本研究提出一种基于频率多尺度分解与自适应滤波组合处理方法。首先, 对多波束强度数据进行预处理, 选择适当的小波基函数对反向散射强度数据进行多尺度分解, 获得高低频分量; 其次, 基于多 Ping 强度统计分析, 明确中央异常区域范围; 然后对低频分量进行双滤波策略, 对高频分量采用自适应阈值进行细节增强; 最后, 通过重构高低频分量实现高质量声呐图像。实验结果表明, 本方法将多波束中央区域强度标准差从 7.8 dB 降为 1.8 dB, 全区域标准差从 23.1 dB 降为 19.4 dB。本方法通过高低频分量协同优化处理, 在削弱中央异常的同时, 有效保留细节信息, 大幅提升了声呐图像质量, 为多波束声呐图像的进一步应用提供了可靠的数据支撑。

关键词:多波束声呐; 反向散射强度; 多尺度分解; 高低频分量; 最小均方滤波器

中图分类号:P229

文献标志码:A

A method for correcting anomalous frequency decomposition in the center of multibeam sonar images

ZHANG Jie¹, FAN Miao², SUN Yuewen³, BU Xianhai¹, YANG Fanlin¹

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

2. National Marine Data and Information Service, Tianjin 300171, China; 3. Zhejiang Institute of Hydraulics &

Estuary (Zhejiang Institute of Marine Planning and Design), Hangzhou 310020, China)

Abstract: Central anomalies in multibeam backscatter data can significantly affect sonar images. The existing methods for processing multibeam intensity data do not fully utilize frequency-based operations for fine-grained analysis. Therefore, this paper proposed a combined processing method based on frequency multiscale decomposition and adaptive filtering. First, the multibeam intensity data was preprocessed and appropriate wavelet basis functions were selected to perform multiscale decomposition on the backscatter intensity data to obtain the high- and low-frequency components. Second, based on the statistical analysis of the intensity of multiple Pings, the range of the central anomaly region was identified. Then, a dual-filtering strategy was applied to the low-frequency components and the adaptive thresholding was adopted to enhance the high-frequency components in detail. Finally, high quality sonar images were realized by reconstructing the high- and low-frequency components. Experimental results show that this method reduces the standard deviation of intensity in the central region from 7.8 dB to 1.8 dB and the standard deviation across the entire region from 23.1 dB to 19.4 dB. By synergistically optimizing the high-

收稿日期:2025-04-16

基金项目:国家自然科学基金项目(42206200); 山东省自然科学基金项目(ZR2022QD008); 自然资源部海洋测绘重点实验室开放基金项目(2024B12)

作者简介:张杰(2001—), 男, 河南三门峡人, 硕士研究生, 主要从事多波束反向散射强度研究。

卜宪海(1990—), 男, 山东济宁人, 副教授, 博士, 主要从事海洋测量方面的研究, 本文通信作者。

E-mail: buxianhai2012@163.com

and low-frequency components, this method can suppress central anomalies and preserve detailed information effectively, thus significantly improving sonar image quality and providing reliable data support for further applications of multibeam sonar imaging.

Key words: multibeam sonar; backscattered intensity; multiscale decomposition; high- and low-frequency components; least mean square (LMS) filters

我国作为海洋大国,加强对海底资源的探测和海洋资源开发至关重要^[1]。多波束声呐系统(multibeam echo sounder system, MBES)凭借其高效率^[2]、宽覆盖、低成本等优点,成为海底底质探测的重要手段,促进了高分辨率海底地貌学研究的蓬勃发展^[3]。

由于多波束声呐系统获取的海底反向散射强度数据存在一定误差,影响了海底底质的判别和数据的进一步应用^[4],因此需要进行改正处理。多波束条带的中央波束声强会呈“高亮”假象,原因是声波在船体正下方传播时,接近镜面反射,导致回波信号较强,从而使得中央波束区域的反向散射强度显著高于两侧,且声强变化剧烈^[5]。而不同多波束系统信号处理策略的差异会导致中央异常区的范围和强度波动特征不一致,从而严重影响声呐图像质量。条带中央异常如图1所示。

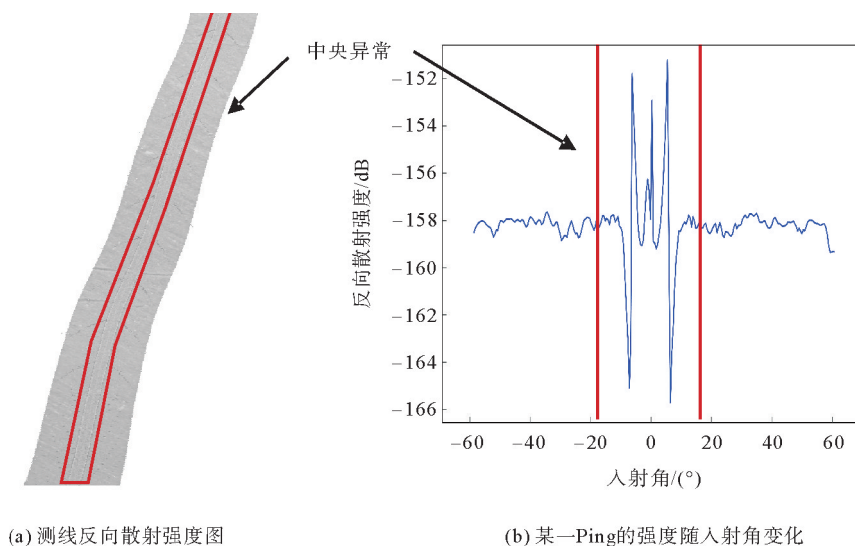


图1 条带中央异常效果图

Fig. 1 Strip central anomaly effect

针对上述问题,国内外学者进行了诸多研究和探索。目前主要采用数学模型法和声学模型法^[6]处理多波束反向散射数据的中央异常。其中,数学模型法采用数据间的连续性修正中央异常数据,如 Oliveira^[7]提出利用条带两侧的反向散射数据替代中央波束数据,从而消除中央波束异常的影响;唐秋华等^[8]对多波束条带两侧强度数据进行加权内插,精确获取中央波束区域的强度数据,进而完成中央区域残差的改正;Yang等^[9]采用等均值方差拟合方法,结合对中央区域数据的压缩和位移的处理来实现数据的有效改正;孙文川等^[10]提出一种基于加权最小二乘估计的声强数据归一化方法。

声学模型法借助海底声散射理论形成统一的改正模型。Hellequin等^[11]通过建立综合声学模型进行角度响应(angle response, AR)改正;严俊等^[6]通过提取角度响应曲线,对角度响应模型进行重构;徐超^[12]基于小波变换,利用最小二乘方法进行强度中央异常的改正;朱正任等^[13]利用小波分析与三维概率密度进行角度响应的改正。上述方法虽然在一定程度上提高了改正效果,但仍存在一定局限性:现有基于线性拟合的校正方法虽能部分改善异常,却因未充分考虑散射信号的非线性特征,仍会在声呐图像中残留条状伪影^[5]。部分计算复杂度较高,难以满足实际应用需求,普适性不足^[6]。

综上所述,为解决多波束反向散射强度中央异常问题,本研究提出结合小波分析的频率分解与自适应滤

波组合处理方法。首先,通过分析强度变化曲线来界定中央异常的入射角范围。其次,利用小波分解技术,将强度信息分解成高频分量与低频分量,针对高频分量中的异常值设计低通滤波器以平滑干扰信号,针对低频分量中的中央异常区域采用变步长最小均方(least mean squares, LMS)算法与归一化最小均方(normalized LMS, NLMS)算法, LMS 算法可以根据误差的大小动态地调整步长,降低过渡平滑的问题, NLMS 则通过对每 Ping 数据中的强度信息进行归一化,优化步长调整,提高计算效率与稳定性,特别适用于反向散射强度中的突变情况,使改正后的强度曲线更加自然、连续。最后,重构高低频分量。该方法能够有效校正多波束反向散射强度的中央异常,显著提升声呐图像质量,助力该领域研究与应用的进一步发展。

1 多波束强度中央异常分频处理方法

本研究提出的多波束强度中央异常分频处理方法流程如图 2 所示。首先,加载多波束强度数据并进行预处理,依照信号特性选取最优小波基函数,并对回波信号进行多尺度分解,以获得高低频分量。其次,针对受中央异常影响的低频分量,引入自适应滤波算法进行处理,同时计算中央区域与临界区域的统计差值,以确定低频分量的最优结果;对于高频分量采用自适应阈值处理,并对处理后的每层高频分量进行积累,进而确定高频分量的最优结果。最后,对高低频分量的最优结果进行重构并输出,实现图像质量提升。

1.1 回波信号小波分解

多波束声呐系统接收的回波强度在特性上属于非平稳信号,故需采用适配于非平稳信号的随机处理方法以实现有效分析。小波变换(wavelet transform)在空间域和频率域均具有良好的分析特性,可以对非平稳信号从粗略到精细的逐层解析和观察。故将每 Ping 多波束数据中的强度信息进行小波分解,获得高频分量与低频分量。

由于多波束声强数据是离散采样信号,因此在实际应用中采用离散小波变换(discrete wavelet transform, DWT),小波变换定义^[14-16]如下:

$$A_j(n) = \sum_{m=0}^7 B_s(n) g(2n-m), D_j(n) = \sum_{m=0}^7 B_s(n) h(2n-m)。(1)$$

式中: $A_j(n)$ 为第 j 级尺度的低频近似系数,保留了每 Ping 声强数据的主要结构; $B_s(n)$ 为原始强度信息; $D_j(n)$ 为第 j 级尺度的高频细节系数,包含每 Ping 声强数据中的异常和噪声; $g(2n-m)$ 、 $h(2n-m)$ 分别为低通滤波器和高通滤波器; m 为滤波器系数的索引,取值范围为 $0 \sim 7$; n 为每 Ping 离散采样点的索引; $2n-m$ 表示声强信息与滤波器卷积过程。

多波束强度数据经过多层递归分解:

$$B_s(n) = A_j(n) + \sum_{j=1}^J D_j(n)。(2)$$

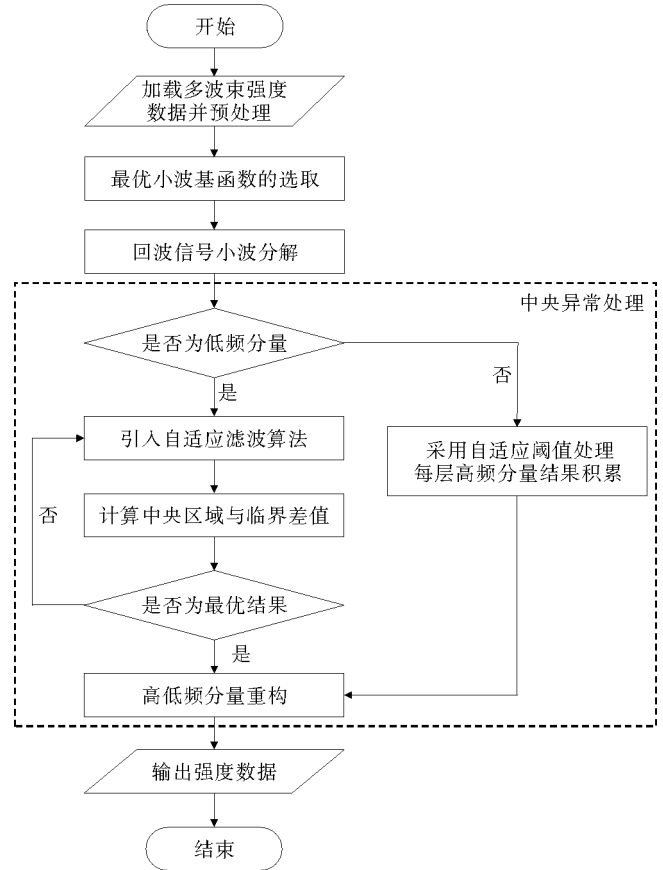


图 2 中央异常处理流程图

Fig. 2 Flowchart of central anomalies treatment

式中: $\mathbf{A}_j(n)$ 为最高层分解的近似信号(低频分量); J 为最高分解层数; $\mathbf{D}_j(n)$ 为第 j 层的细节信号(高频分量)。小波函数进行层层分解, 对每一层的低频分量($\mathbf{A}_j(n)$)分解得到下一层低频分量和高频分量。

1.2 中央异常分频处理

将每 Ping 多波束声强数据经过小波分解后, 逐 Ping 处理各层的高低频分量, 可以针对各分量进行精确修正, 从而提高强度数据的适应性和校正精度。

针对 n 个 Ping 中每一层高频分量(式(2)中 $\mathbf{D}_j(n)$)的异常值, 采用自适应阈值处理以平滑干扰信号。根据小波系数的分布情况, 自适应地处理得到每一层的阈值系数:

$$T = \sigma \sqrt{2 \ln N} \quad (3)$$

式中: σ 为高频分量中的噪声水平(噪声标准差); N 为该层小波分解中高频分量的数量。

高频分量输出为:

$$D_j^{\text{filtered}}(k) = \begin{cases} D_j(k), & |D_j(k)| \leq T; \\ 0, & |D_j(k)| > T. \end{cases} \quad (4)$$

式中: $D_j^{\text{filtered}}(k)$ 为第 j 层平滑后高频分量在 k 处的输出; k 为第 j 层高频分量的索引; $D_j(k)$ 为原始第 j 层高频分量在 k 处的值。

通过该方法, 可以根据噪声特性和小波系数的分布情况动态调整参数, 从而有效抑制噪声并保持声强数据中高频的主要特征。这一自适应策略在改正强度的同时, 能够更好地保留信号的细节, 提高信号重构的质量。

低频分量采用变步长 LMS 算法与 NLMS 算法进行自适应滤波。与传统的固定步长 LMS 算法相比, 变步长 LMS 通过强度误差动态调整步长, 加速收敛并减少平滑过渡误差, 适用于缓慢变化的多波束强度数据; NLMS 则通过归一化处理提高计算稳定性, 特别适用于存在强度突变的多波束数据。这两种自适应滤波算法能够提升声强数据的精度, 使改正后的低频分量更加平滑、稳定。

多波束声强数据处理初始时刻, n 个 Ping 的原始强度值经小波分解后得到最高层的低频分量, 设置为 $\mathbf{X}$, 对应滤波器权值向量初始化 $\boldsymbol{\omega} = [\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_t]^T$ 为 $\mathbf{0}$ 。初始时刻的滤波器输出由输入值与权值的线性组合构成:

$$\hat{y}(t) = \boldsymbol{\omega}(t) \mathbf{X}(t) \quad (5)$$

式中: $\hat{y}(t)$ 为 t 时刻滤波器权值对噪声的预测; $\boldsymbol{\omega}(t)$ 为 t 时刻的权值; $\mathbf{X}(t)$ 为 t 时刻的强度观测值; t 为当前 Ping 中 t 时刻。

计算低频分量误差信号:

$$e(t) = \mathbf{X}(t) - \hat{y}(t) \quad (6)$$

式中: e 为低频分量误差信号; $e(t)$ 为 t 时刻低频分量误差信号。

为了平衡收敛速度与稳态性能, 设计基于误差反馈的变步长策略, 并引入步长因子 μ 以优化步长动态特性。当中央异常区域变化缓慢时, 采用 LMS 算法进行计算, 经多次迭代, 步长 $\mu(t)$ 更新算式如下:

$$\mu(t) = \mu_{\min} + (\mu_{\max} - \mu_{\min}) e^{-2|P_L(t)|} \quad (7)$$

式中: $\mu_{\min}$ 为最小学习率; $\mu_{\max}$ 为最大学习率; e 为自然常数; P_L 是 LMS 算法中指数平滑更新误差信号的功率; $P_L(t) = \lambda P_L(t-1) + (1-\lambda)e^2(t)$; λ 为遗忘因子。

当中央异常区域快速变化时, 采用 NLMS 算法进行计算, 步长 μ_t 更新公式如下:

$$\mu_t = \frac{\mu_0}{P_N(t)} \quad (8)$$

式中: μ_0 为初始步长基准; P_N 为 NLMS 算法中输入信号的功率; $P_N(t) = \mathbf{X}^2(t) + \epsilon$; ϵ 为 10^{-6} , 防止分母为 0。

μ_t 会随着误差的增大而逐渐减小,从而防止大误差时的过度调整,达到更加稳定的效果。两种滤波算法的每次迭代中,下一时刻权值通过加权误差的累积进行自适应修正:

$$\omega_{\text{new}}(t+1) = \begin{cases} \omega(t) + \mu_t e(t) X(t), \text{NLMS}; \\ \omega(t) + \mu(t) e(t) X(t), \text{LMS}. \end{cases} \quad (9)$$

式中, $\omega_{\text{new}}(t+1)$ 为 $t+1$ 时刻的权值。

$t+1$ 时刻滤波后的强度输出为:

$$A_j^{\text{filtered}}(t+1) = X(t+1) - \omega_{\text{new}}(t+1) X(t+1)。 \quad (10)$$

式中, $A_j^{\text{filtered}}(t+1)$ 为当前 Ping 中 $t+1$ 时刻滤波器输出。

通过约束步长防止权值发散,步长过大或过小均会影响滤波稳定性。因此选取最大步长参数与最小步长参数,以固定间隔进行多次迭代,通过对比中央区域强度值与临界强度值的接近程度确定最优步长,并输出优化后的结果。

将 n 个 Ping 最优的低频分量与高频分量进行小波重构:

$$B_s(n) = A_j^{\text{filtered}}(n, t) + \sum_{j=1}^J D_j^{\text{filtered}}(n, k)。 \quad (11)$$

式中: $A_j^{\text{filtered}}(n, t)$ 为 n 个 Ping 中修正后的低频分量; $D_j^{\text{filtered}}(n, k)$ 为 n 个 Ping 中修正后的高频分量。

2 实验与分析

2.1 实验数据的获取

实验测区位于浙江省舟山市金塘镇以北,大菜花山以西(如图 3),测区地理坐标为 $121.480^\circ\text{E} \sim 121.560^\circ\text{E}$, $30.060^\circ\text{N} \sim 30.180^\circ\text{N}$ 。该区域处于杭州湾入海口交界处,海底底质类型相对丰富。因此,本研究选取此区域作为研究对象。测区面积约 8 km^2 ,水深范围为 $5 \sim 60 \text{ m}$ (如图 4)。采用 R2Sonic 2024 多波束系统进行采集,工作频率 400 kHz ,测线数量 132 条,总测线长度 298 km 。

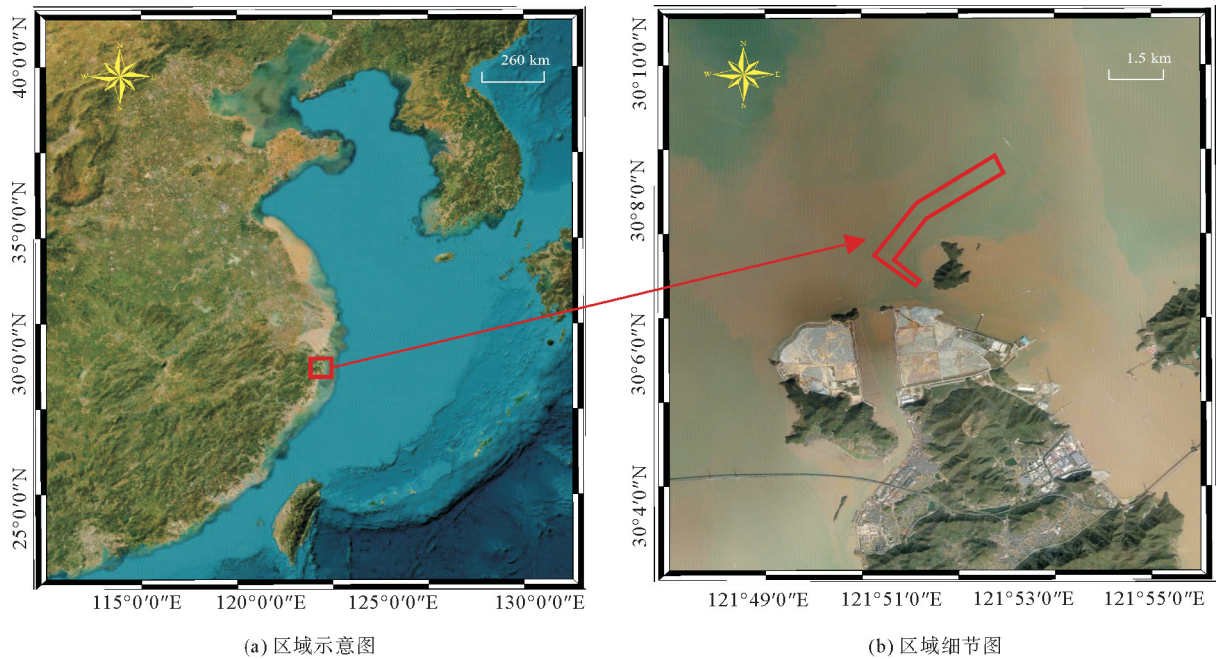


图 3 实验区域卫星影像图

Fig. 3 Satellite image of the experimental area

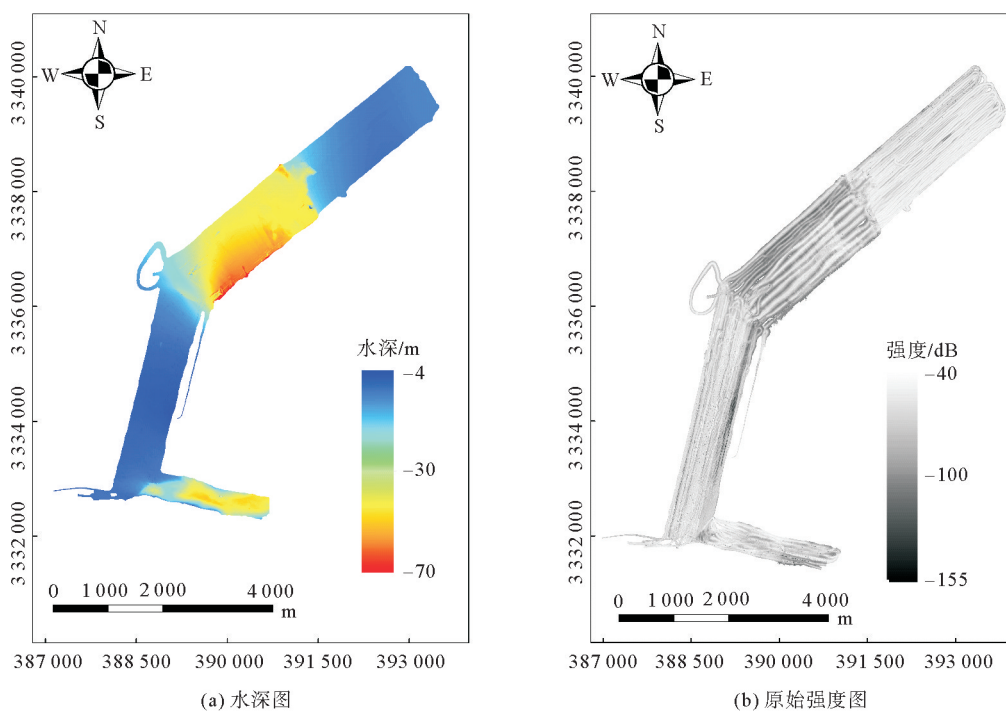


图 4 实验区域水深图和原始强度图

Fig. 4 Bathymetric and raw intensity maps of the experimental area

2.2 最优小波分解参数确定

在小波变换过程中,小波基的选取、分解层数等对信号的分解与重构具有重要影响,因此需要选择合适的小波基和分解层数,以获得最佳的信号处理效果。

选择 Coiflets、Symlets、Daubechies、Discrete Meyer Wavelet 小波族下具有代表性的 *coif5*、*Sym4*、*db6* 和 *dmey* 四个小波基进行实验,并计算本实验数据的部分条带在不同分解层数下的均值绝对值(mean absolute value, MAV)、方差、信噪比(signal-to-noise ratio, SNR),MAV 和方差可以判断小波基函数在不同分解层数中的局部性能(高频噪声的抑制,低频信号的保留),SNR 可综合反映去噪效果与信号保真度,具体结果见图 5。

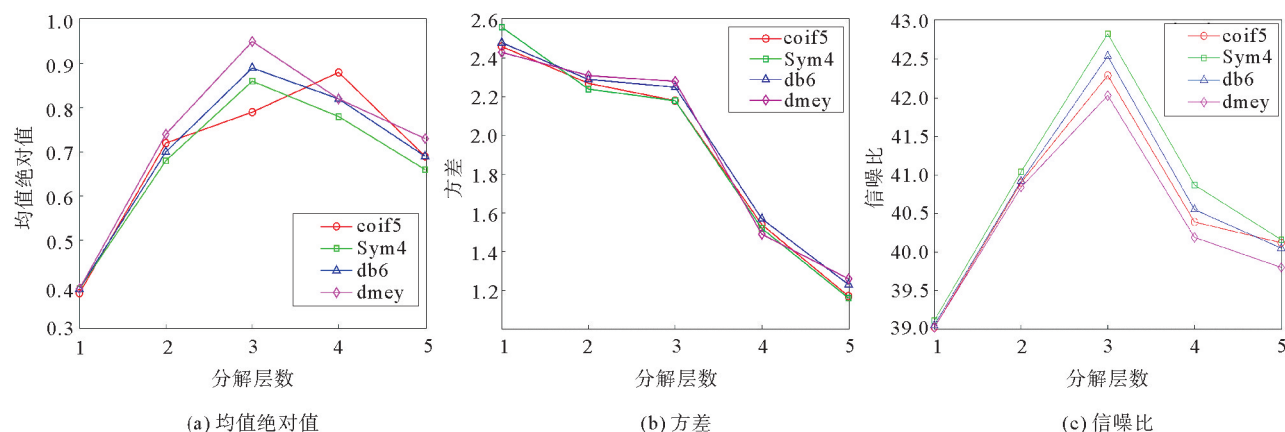


图 5 不同小波基和分解层数下的统计参数结果

Fig. 5 Statistical parametric results for different wavelet bases and number of decomposition layers

由图 5 表明,在不同的小波基函数下,信号的均值绝对值(图 5(a))和方差(图 5(b))在分解层数为 3 时发生显著变化,表明此时低频成分被有效提取。具体而言,前 3 层小波分解已能有效捕捉信号中的主要信息,而在较高层数的分解中,信号逐渐趋于平稳,进一步增加分解层数可能导致噪声的引入或过拟合现象。因此,3 层分解被认为是最优选。此外,从信噪比来看,Sym4 小波基函数在 3 层分解的 SNR(图 5(c))为 42.82 dB,明显优于 coif5、db6 和 dmey 小波函数,表明其信号去噪结果具有明显优势。因此,选择 Sym4 小波基函数,并采用 3 层分解进行实验分析。

2.3 多波束中央异常处理

通过单 Ping 反向散射强度数据来判断中央异常范围时,存在随机误差,并且在特定范围内,由于底质类型的相似性,散射强度变化较小,难以准确识别异常范围。为减少上述影响,采用连续 50 Ping 的散射强度数据均值构建入射角随强度变化曲线图(图 6)。通过分析每 Ping 左右两侧波束强度的最大值与最小值,可以有效识别中央区域反向散射强度的突变,并确定突变对应的入射角范围,从而针对性地对该区域异常值进行修正。

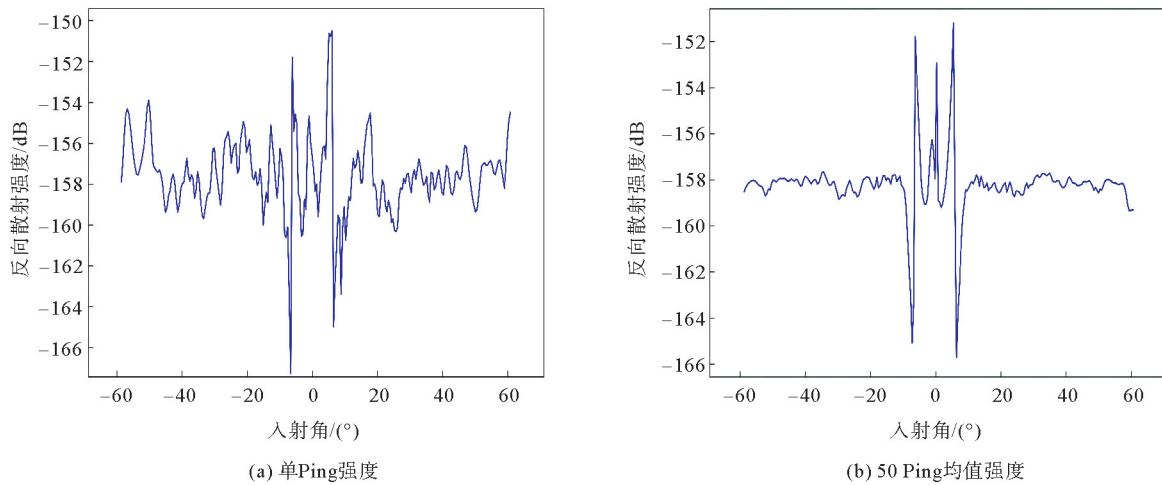


图 6 单 Ping 与 50 Ping 强度均值曲线对比图

Fig. 6 Comparison of single Ping and 50 Ping intensity taking the mean curve

图 6 为单 Ping 强度与 50 Ping 强度均值随入射角变化曲线,其中入射角取负值时对应左舷波束,取正值时对应右舷波束。单 Ping 的散射强度易受瞬时环境噪声和测量误差的影响,导致数据波动强烈。通过对 50 Ping 强度取均值处理,可以有效降低随机噪声的方差,减少偶然误差的影响,使得强度数据更加平稳。均值处理后的曲线图更加贴近理论模型,使中央异常的边界更容易识别。由图 6 可以看出,在中央区域($-15^{\circ} \leq \theta \leq 15^{\circ}$),反向散射强度出现了明显跳变,异常范围集中,且边界特征更为清晰。

基于图 6 明确的中央区域强度异常特征,为进一步消除该异常并提升反向散射强度数据质量,具体操作如下:首先,对多波束反向散射强度进行时间变化增益改正、传播损失校正以及声照区面积校正等步骤;再进行中央异常改正,并分别采用 CARIS AVG 改正方法、本方法、Lambert 模型法和加权拟合均值二次方^[5]进行改正,结果如图 7 所示。由图 7 可见,Lambert 模型法(图 7(c))与加权拟合均值二次方(图 7(d))改正后的声强整体范围一致,强度图像整体亮度均衡,但缺乏对不同海底特征的区分度。CARIS AVG(图 7(a))效果较好,本方法(图 7(b))在视觉效果上与图 7(a)高度一致,保留了较为清晰的海底细节。但 CARIS AVG 方法处理后的强度图仍存在中央异常现象(图 7(a)中红框区域),为了消除该现象,本方法(图 7(b))对多波束声呐强度数据进行分解及自适应滤波处理,并重构中央波束区域反向散射强度,处理后的声呐图像中央异常现象明显改善,声呐回波强度变化趋势更加平缓。

为了更进一步说明本方法的有效性,取其中一个条带进行中央异常改正效果分析和说明(图 8)。由图

8(a)、图 8(b)单条带原始强度图和 CARIS AVG 方法强度图发现,存在明显中央异常现象,该异常显著降低了声呐图像的质量(该条带原始中央区域强度标准差为 39.06 dB)。本方法改正后如图 8(c)所示,经量化评估,异常区域强度标准差降低了 29.5%,中心的高亮强度信息被有效抑制,周围的细节纹理较为完整,图像质量显著提升,验证了本方法对中央异常抑制的显著效果。

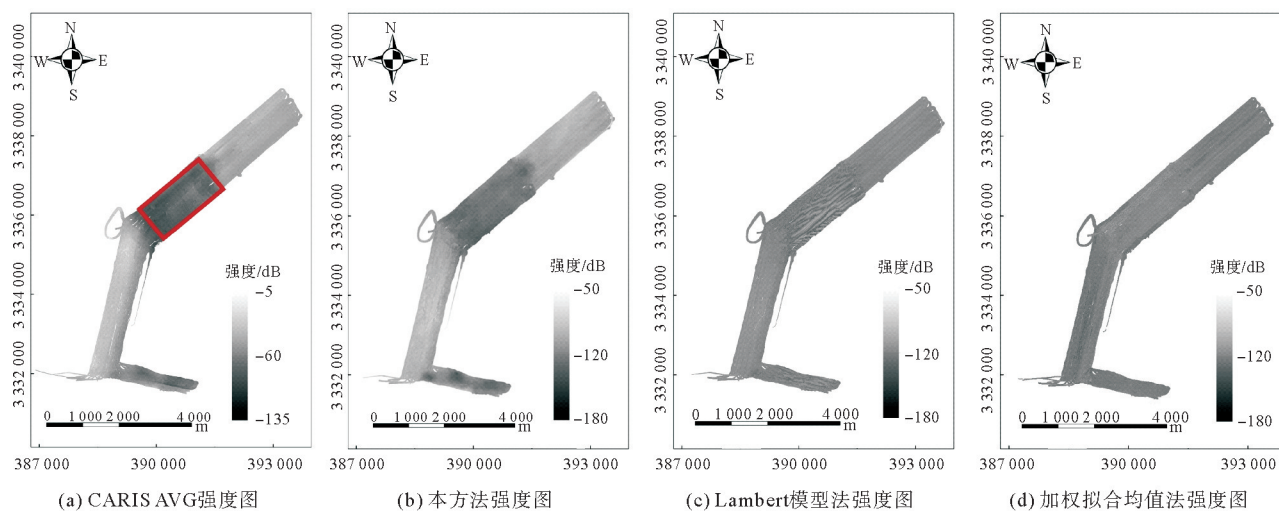


图 7 整块测区强度效果图

Fig. 7 Strength effect of the whole survey area

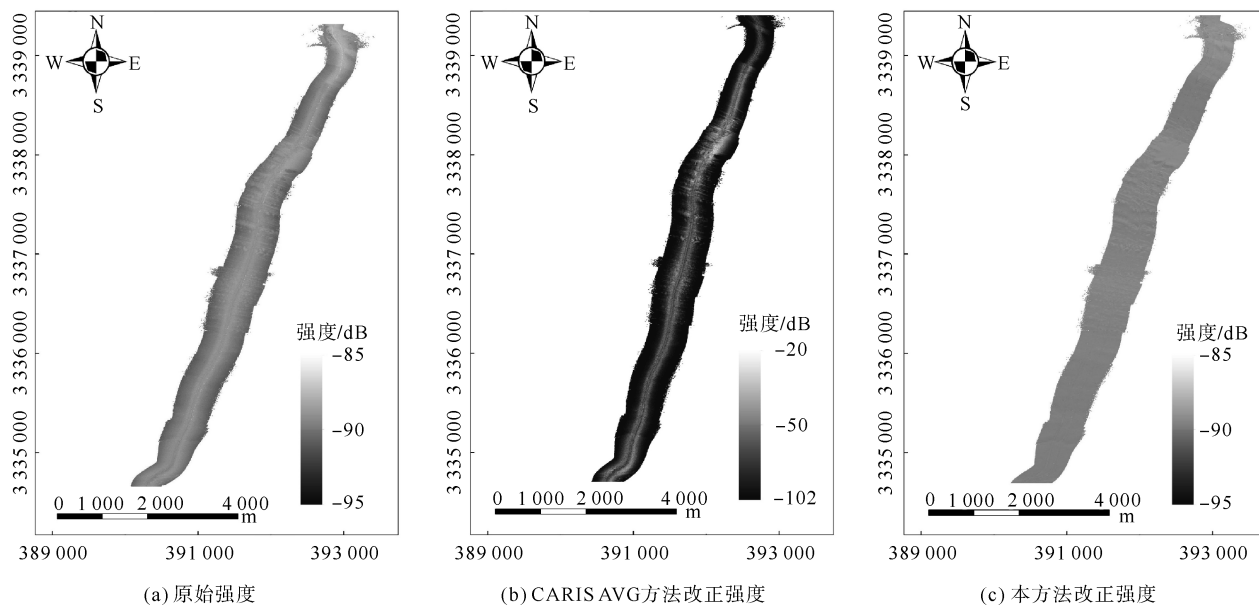


图 8 单测线强度对比图

Fig. 8 Comparison of the intensity of a single measurement line

2.4 改正效果评估

为进一步验证本方法的有效性,通过对多波束反向散射强度中央异常改正前后的人射角随强度的变化曲线进行对比分析。为了防止单 Ping 数据中偶然误差的影响,随机选取 50 Ping 强度数据取均值进行成图分析,全面评估改正算法的稳定性和可靠性,结果如图 9 所示。

由图 9(a)本方法与 Lambert 模型法、加权拟合均值二次方强度变化曲线对比以及图 9(b)CARIS AVG

强度变化曲线可以看出,本方法中央异常区域得到了很好的改善,同时在随机多 Ping 反向散射强度中连续性较好。

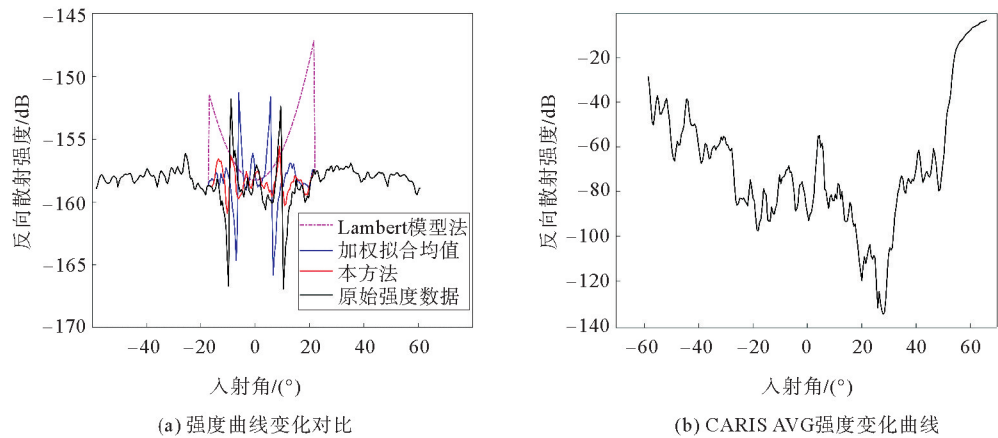


图 9 连续 50 Ping 反向散射强度随入射角变化曲线图

Fig. 9 Variation of backscattering intensity with angle of incidence for 50 Ping continuously

为了定量评估本方法的有效性,将各方法处理前后条带强度的标准差进行计算,统计结果如表 1 所示。由表 1 不同方法实验数据对比表明,经本研究提出的多波束反向散射强度中央异常改正方法处理后,本方法改正后的标准差 1.82 dB 为最优,有效降低了反向散射强度的中央异常。

为进一步验证本方法的有效性,分别对 CARIS AVG 方法、本方法、Lambert 模型法和加权拟合均值二次方提取强度特征,并采用支持向量机(support vector machine,SVM)、随机森林(random forest,RF)、K 近邻算法(K-nearest neighbors,KNN)进行监督分类处理。本研究采用领域扩充的方式对原始样本进行增强。表 2 展示了不同底质类型样本的扩充方式及扩充后的训练集和测试集数量,为后续的分类精度评估提供基础数据支撑。

表 1 不同方法中央异常改正后条带强度统计

Table 1 Intensity statistics of bands after correction of central anomalies by different methods dB

方法	改正前标准差	改正后标准差
CARIS AVG	22.43	15.66
本方法	7.85	1.82
Lambert 模型法	7.96	5.48
加权拟合均值二次方	7.85	2.99

表 2 样本扩充信息

Table 2 Sample expansion information

样本类型	分类器	底质类型	扩充方式	原始样本点数量/个	相似度阈值/扩充层数	扩充后训练集数量/个	扩充后测试集数量/个
格网点	支持向量机(SVM)、随机森林、K 近邻算法	砾质泥	邻域扩充	7	3	171	172
		砾质		5	3	122	123

由图 10 可以看出,本方法与 CARIS AVG 底质分类结果极其接近,通过混淆矩阵计算 Kappa 系数以及总体分类精度来评估本方法的可行性。统计结果如表 3 所示。

由表 3 可以看出,经本方法处理后的多波束反向散射强度用于底质分类,其中砾质泥分类精度与总体精度均为最优,Kappa 系数为 0.87 结果最佳,充分说明了本方法的可行性。因此,本研究构建的改正方法在处理多波束反向散射中央异常方面具有较好效果,可为后续海底底质分类和地形反演提供数据支撑。

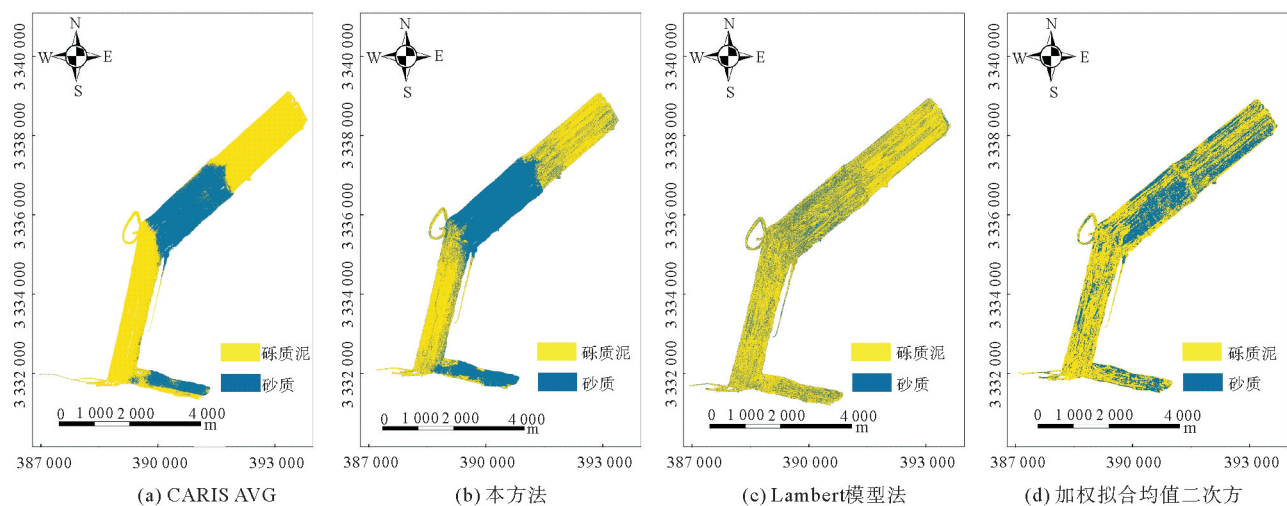


图 10 底质分类效果图

Fig. 10 Substrate classification effect

表 3 不同处理方法底质分类精度统计

Table 3 Accuracy statistics of substrate classification by different treatment methods

方法	分类器	砾质泥分类精度/%	砂质分类精度/%	总精度/%	Kappa 系数
CARIS AVG	SVM	83.3	87.6	85.3	0.71
	RF	93.5	93.2	93.6	0.85
	KNN	95.9	78.8	88.0	0.76
本方法	SVM	96.1	76.7	88.0	0.74
	RF	95.3	92.6	94.2	0.87
	KNN	94.7	90.9	92.0	0.84
Lambert 模型	SVM	59.1	86.1	70.3	0.43
	RF	80.8	97.6	87.7	0.75
	KNN	73.8	79.6	76.0	0.52
加权拟合均值二次方	SVM	84.8	72.6	78.6	0.58
	RF	84.3	95.2	90.5	0.77
	KNN	84.8	90.3	85.5	0.74

3 结论

针对多波束声呐图像中央异常问题,提出一种通过频率多尺度分解与自适应滤波组合处理方法。该方法核心在于通过多尺度分解精准分离多波束强度数据中的异常成分与有效成分,并结合自适应滤波进行异常值修正。实验结果表明,该方法在保持 83.9%原始信息熵的前提下,使中央区域标准差降低了 6.03 dB,有效消除了多波束声呐图像中央异常现象,从而改善声呐图像质量。经底质分类验证,校正后声呐图像的分类精度达 94.2%,Kappa 系数达 0.87。表明该方法在有效保留海底纹理细节的基础上,显著提升了底质分类的可靠性。该方法对海洋测绘、海底资源勘探和水下目标识别等领域具有参考意义。

参考文献:

[1] 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 back-scatter using deep convolution neural network[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica,2021,50(1):71-84

[2] 纪雪,唐秋华,陈义兰,等. 联合支持向量机和增强学习算法的多波束声学底质分类[J]. 测绘学报,2021,50(7):972-981.

- JI Xue, TANG Qihua, CHEN Yilan, et al. Multibeam acoustic seabed classification combining SVM and adaptive boosting algorithm[J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2021, 50(7): 972-981.
- [3] 陈清满, 赵炎平, 王硕仁, 等. 我国船载深水多波束在极区中的应用研究[J]. *中国航海*, 2024, 47(增1): 87-93.
- CHEN Qingman, ZHAO Yanping, WANG Shuoren, et al. The application research of shipborne deep ocean multi-beam system in polar regions in China[J]. *Navigation of China*, 2024, 47(S1): 87-93.
- [4] 曲萌, 高兴国, 王峰, 等. 基于 PCNN 与混合加权的多波束声呐图像镶嵌方法[J]. *山东科技大学学报(自然科学版)*, 2023, 42(4): 1-10.
- QU Meng, GAO Xingguo, WANG Feng, et al. Multibeam sonar image mosaic method based on PCNN and blending weighted fusion[J]. *Journal of Shandong University of Science and Technology(Natural Science)*, 2023, 42(4): 1-10.
- [5] 冯成凯. 浅水多波束反向散射测量与质量增强方法研究[D]. 青岛: 山东科技大学, 2020.
- FENG Chengkai. Research on shallow multibeam backscatter measurement and quality enhancement method[D]. Qingdao: Shandong University of Science and Technology, 2020.
- [6] 严俊, 张红梅, 赵建虎, 等. 多波束声呐后向散射数据角度响应模型的改进算法[J]. *测绘学报*, 2016, 45(11): 1301-1307.
- YAN Jun, ZHANG Hongmei, ZHAO Jianhu, et al. Study on improvement of multibeam backscatter angular response model[J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2016, 45(11): 1301-1307.
- [7] OLIVEIRA A. Maximizing the coverage and utility of multibeam backscatter for seafloor classification[D]. Fredericton: The University of New Brunswick, 2007.
- [8] 唐秋华, 周兴华, 丁继胜, 等. 多波束反向散射强度数据处理研究[J]. *海洋学报*, 2006, 28(2): 51-55.
- TANG Qihua, ZHOU Xinghua, DING Jisheng, et al. Study on processing of multibeam backscatter data[J]. *Acta Oceanologica Sinica*, 2006, 28(2): 51-55.
- [9] YANG F L, ZHAO C X, ZHANG K, et al. Calibrating nadir striped artifacts in a multibeam backscatter image using the equal mean-variance fitting model[J/OL]. *Journal of Applied Remote Sensing*, 2017, 11(3). DOI: 10. 1117/1. JRS. 11. 035020.
- [10] 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.
- [11] HELLEQUIN L, BOUCHER J M, LURTON X. Processing of high-frequency multibeam echo sounder data for seafloor characterization[J]. *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, 2003, 28(1): 78-89.
- [12] 徐超. 多波束声呐中央波束数据异常改正与声呐图像镶嵌处理技术研究[D]. 南昌: 东华理工大学, 2020.
- XU Chao. Research on abnormal correction of central beam data of multi-beam sonar and sonar image processing technology [D]. Nanchang: East China University of Technology, 2020.
- [13] 朱正任, 冯成凯, 徐琪尧, 等. 基于小波分析的多波束声呐图像角度响应改正方法[J]. *山东科技大学学报(自然科学版)*, 2021, 40(2): 31-40.
- ZHU Zhengren, FENG Chengkai, XU Qiyao, et al. Angular response correction method of multibeam sonar images based on wavelet analysis[J]. *Journal of Shandong University of Science and Technology(Natural Science)*, 2021, 40(2): 31-40.
- [14] 杨海鹏, 赵利江, 省天琛. 基于 Mallat 小波的厦门 CORS 基准站时间序列分析[J]. *导航定位学报*, 2023, 11(3): 179-184.
- YANG Haipeng, ZHAO Lijiang, SHENG Tianchen. Time series analysis of Xiamen CORS reference station based on Mallat wavelet[J]. *Journal of Navigation and Positioning*, 2023, 11(3): 179-184.
- [15] 王威, 许芬, 王宇谱. 一种基于小波分析的卫星钟差数据粗差处理方法[J]. *大地测量与地球动力学*, 2021, 41(6): 623-627.
- WANG Wei, XU Fen, WANG Yupu. A preprocess method for gross error detection based on wavelet analysis[J]. *Journal of Geodesy and Geodynamics*, 2021, 41(6): 623-627.
- [16] 张勇刚, 王正涛, 高瑀, 等. 利用小波分解重构 GRACE 地下水储量成分研究[J]. *武汉大学学报(信息科学版)*, 2025, 50(1): 20-29.
- ZHANG Yonggang, WANG Zhengtao, GAO Yu, et al. Estimation of GRACE groundwater storage components using wavelet decomposition[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2025, 50(1): 20-29.

(责任编辑:高丽华)