

基于贝叶斯信息准则的多波束海底底质非监督分类

牛樱晓¹, 崔晓东¹, 胡海洋¹, 丁继胜², 阳凡林^{1,3}

(1. 山东科技大学 测绘与空间信息学院, 山东 青岛 266590;

2. 自然资源部 第一海洋研究所, 山东 青岛 266061;

3. 自然资源部 海洋测绘重点实验室, 山东 青岛 266590)

摘要:海底底质分类作为海洋测绘的主要研究方向,适用于无先验样本的非监督底质分类技术是重要的研究内容。传统 K -均值聚类方法存在主观设置参数的局限性,无法准确高效判别最优聚类数。因此,本研究首先依据多波束反向散射强度角度响应曲线数据,结合贝叶斯信息准则构建特征概率密度模型,实现聚类数的准确寻优;其次,融合多波束强度特征和地形特征构建基于 K -均值的海底底质非监督分类模型。实验表明:该方法准确解释了实际底质的分布情况,总体分类精度和 Kappa 系数分别为 77.97% 和 0.67,相较于最大最小值法和中心点法分别提高了 13.93%、0.22 和 1.69%、0.02,收敛迭代次数比中心点法减少 67 次,提高了分类效率,为海底底质的自适应聚类提供参考。

关键词:角度响应;反向散射数据;贝叶斯信息准则; K -均值聚类;底质分类

中图分类号:P717;P229.1

文献标志码:A

Unsupervised classification of multibeam seafloor sediment based on Bayesian information criterion

NIU Yingxiao¹, CUI Xiaodong¹, HU Haiyang¹, DING Jisheng², YANG Fanlin^{1,3}

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

2. First Institute of Oceanography, Ministry of Natural Resources, Qingdao 266061, China;

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

Abstract: Seafloor sediment classification is a main research direction of marine surveying and mapping and unsupervised substrate classification techniques applicable to no priori samples are important research contents. With the limitation of subjective setting of parameters, the traditional K -means clustering method cannot accurately and efficiently discern the optimal number of clusters. This paper first constructed a feature probability density model based on multibeam backscattered intensity angular response curve data combined with Bayesian Information Criterion to achieve the accurate clustering number finding. Secondly, an unsupervised seafloor sediment classification model based on K -means was constructed by integrating multibeam intensity features and topographic features. The experiments show that the proposed method accurately explains the actual sediment distribution. The overall classification accuracy and Kappa coefficient are 77.97% and 0.67 respectively, which are 13.93%, 0.22 and 1.69%, 0.02 up respectively compared with the MaxMin and the K -medoids method. The number of convergence iterations is 67 times less than that of the K -medoids. The proposed method can improve the

收稿日期:2022-09-21

基金项目:国家自然科学基金项目(41930535,41906165,52201400);山东省自然科学基金项目(ZR2022QD043);山东省研究生教育创新计划建设项目(SDYJG19083);山东科技大学科研创新团队支持计划项目(2019TDJH103)

作者简介:牛樱晓(1998—),女,山东临沂人,硕士研究生,主要从事多波束海底底质分类方面的研究。

崔晓东(1992—),男,山东青岛人,讲师,博士,主要从事海底地形地貌和海底底质分类方面的研究。

E-mail: xiaodong6777@126.com

classification efficiency and provide a reference for adaptive clustering of submarine substrates.

Key words: angular response; backscatter data; Bayesian information criterion; K-means clustering; sediment classification

海底底质作为水下栖息环境以及基础地理信息的重要组成部分,是海洋测绘调查的重要内容。对海底底质信息的快速高精度探测及分类研究直接关系到海底底栖环境的精准监测与管控,为生态环境保护、建设等提供依据,对流域及海洋系统的高质量、可持续发展具有重要意义。

在表层底质的研究过程中,传统的底质探测技术主要依靠原位采样技术(例如抓斗、取样器、水下相机和拖网等),这些方法虽然可直接进行解释判断,但存在覆盖面积小、费时费力,无法实现大范围海底区域调查的缺点。随着声学探测技术的完善,声学数据质量能够满足大规模、区域性的海底底质调查需求。因此,利用以多波束测深系统(multibeam echo sounder, MBES)为代表的声学遥感手段进行海底底质分类得到越来越广泛的关注^[1]。海底底质分类的目的是建立原始数据及其派生特征与输出底质类别之间的函数映射模型^[2]。作为声学底质分类技术框架中的关键环节,国内外学者对多波束声学底质分类方法开展了深入研究。

根据有无先验参考样本,分类方法可分为监督分类和非监督分类。其中,监督分类只使用有标记样本训练模型,这类方法的性能严重依赖于有标记样本的数量。有标记样本的缺乏导致模型存在过拟合、泛化性能较差的问题。实际分类问题中有标记数据往往较少,特别是浅海复杂区域的海底底质采样样本,处于淡水和海水的过渡地带,水动力环境较为复杂,导致海底底质的时空变化大,受限于获取手段和方式,获取有标记数据昂贵且耗时。采用非监督分类方法执行分类的过程对先验样本信息的依赖性低,提前对海底底质进行分类和预测,为采样提供变化信息,在此基础上,能够针对性地对底质变化区域采样,高效、自动地满足快速底质探测的需求,为监督底质分类提供精确的决策支撑,达到较好的分类效果。K-均值聚类算法以其简单、快速并可有效处理大规模数据等优点,成为最经典且应用最广泛的非监督聚类方法之一。吕良等^[3]利用K-均值聚类算法随机选择聚类数进行非监督分类。然而,K-均值算法存在过度依赖初始条件的缺点,包括聚类数K值的经验确定、初始聚类中心的随机选取等都会使聚类结果发生较大改变,影响该算法的聚类效果。最大最小值(MaxMin)法对数据点聚类,该法的选取原则是使各初始类别之间尽量保持最远距离,通过计算数据的最大最小距离来选定聚类数和初始聚类中心^[4];中心点法(K-medoids)作为聚类分析方法的一种,改进了K-means算法初始中心点可能取到非样本点的缺陷,提高了聚类效果^[5];吴颖斌^[6]将直方图和波形图波峰的个数作为最终的聚类数,但对于大数据量的多波束数据来说,偶然因素会产生多个假性类别,因此在求波峰数的基础上引入贝叶斯信息准则(Bayesian information criterion, BIC)确定最佳聚类数。

综上所述,本研究利用多波束反向散射强度角度响应(angle response, AR)特征,构建特征概率密度曲线模型,引入BIC准则提出K-均值聚类算法最优聚类数的自动确定方法,构建基于最优聚类数的K-均值底质分类模型。通过对比实验表明,该方法能高效地自动确定聚类数,避免K值选取的盲目性。

1 经典的K-均值聚类算法

经典K-均值聚类算法是MacQueen^[7]提出的一种非监督学习的聚类算法。该算法的主要特点是高效、稳定且数学模型易解释,至今仍被广泛应用。对于声学特征数据集 $X = \{x_1, \dots, x_N\}$,有目标函数:

$$E = \sum_{l=1}^k \sum_{x_i \in X_l} \|x_i - C_l\|^2. \quad (1)$$

其中, $\{C_1, C_2, \dots, C_k\}$ 代表K个划分的中心。基于此目标函数,不断寻找该函数的最小值。K-均值聚类算法包括3个步骤:①随机选择声学特征数据集中的K个点作为初始聚类中心;②计算数据集X中每个点到K个聚类中心的距离(一般是欧式距离),划入距离最近的聚类中心的聚类;③重新计算每个聚类的质心,重复步骤②,直至所有的数据点不能再分配时为止。

K-均值聚类算法需要事先依据个人经验或随机选择一个聚类数K,由于聚类数K必须在聚类之前确

定, K 值的选择具有随机性和不确定性。然而聚类的效果在很大程度上受制于最佳 K 值的选择, 若 K 值过小, 会出现某些底质类型无法划分的情况, 即欠拟合; 若 K 值过大, 则出现过拟合的现象。因此需根据多波束底质分类结果的区域性效果判断聚类数 K 值增大或减小。如果增大 K 值, 底质分类结果的区域性效果仍然很好或者比原来更好, 说明 K 值的增大对分类效果有提升; 若区域性效果不好, 则说明增加分类数是不合适的^[5]。

2 优化的 K -均值聚类算法

在实际没有先验知识的情况下, K 值难以确定, 使得聚类的效果稳定性较差。因此, 本研究利用 BIC 准则确定 K -均值聚类算法中 K 值的最佳输入。首先对反向散射强度数据进行特征提取及优化, 然后利用现有的分类规则定义解释变量, 将 AR 曲线的综合特征值作为因变量, 并构造因变量的概率密度曲线的似然函数模型, 求得该模型的最小 BIC 值对应的类别数作为最佳分类数实现底质分类。

2.1 BIC 准则

BIC 准则是 Schwarz^[8] 根据贝叶斯理论提出的判别准则, 在模型选择上发挥了重要作用。利用 BIC 准则评价不同类别数 K 的模型, 引入 $BIC(k)$ 函数判定 BIC 值:

$$BIC(k) = -2\ln L(\theta; \vec{x}) + k \ln n \quad (2)$$

其中: $\theta = (\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_k)$, $\vec{x} = (x_1, x_2, \dots, x_n)$, $L(\theta; \vec{x})$ 为模型 $f(\theta; \vec{x})$ 的似然函数, k 为模型中参数的个数, n 为样本容量。

为提高算法的准确性, 陈国艳等^[9] 对 BIC 准则进行了改进, 加大 BIC 准则中类别数对概率密度模型选择的影响:

$$BIC(m) = \sum_{i=1}^m n_i \ln \hat{\sigma}_i + [m \frac{d(d+1)}{2} + md + (m-1)] \ln n \quad (3)$$

其中: m 为分类数, d 为每组数据对应的参数个数。右边第一项为对数似然函数, 称为似然项; 第二项称为类别数的补偿项, 作为提升 BIC 准则对概率密度模型评价的一种指标, 在模型评价中至关重要。

对于采用多波束仪器测得的海底底质的反向散射强度数据, 设 R 表示多波束采样点反向散射强度的数据集, 底质分类就是将 R 内的 n 个采样点分成 m 组(即 m 类), 每一组数据均来自同一个正态总体 $N(\mu_m, \sigma_m^2)$ 的样本, 则每组自由参数的个数 $d = 2$, 依次求得每组 σ_i 的最大似然估计带入式(3)。

不同的底质类型和反向散射强度具有密切联系。一般认为, 不同底质类型的反向散射强度的概率密度曲线形状不同, 可通过测区底质反向散射强度的概率密度曲线的波峰个数来判断有几种底质类型。对反向散射强度数据进行分类, 目的是寻找一个聚类结果, 使得 BIC 值最小。当两个类别存在很大差异时, 这个差异在似然项得到体现, BIC 值达到最小值时, 该分类结果使类内反向散射强度的综合特征值的差异最小, 统计分布的一致性较强。因此最小 BIC 值对应的类别数, 即为本研究寻找的最适合 K 值。

2.2 具体流程

采用 BIC 准则选取最佳分类数的算法流程如图 1 所示。

第一步: 提取实验区域的 4 个 AR 特征值(斜率、均值、峰度和偏度)^[10], 对 4 个 AR 特征值进行主成分分析(principal component analysis, PCA)得到第一主成分的综合特征值, 将每个综合特征值看作来自某 $f(x)$,

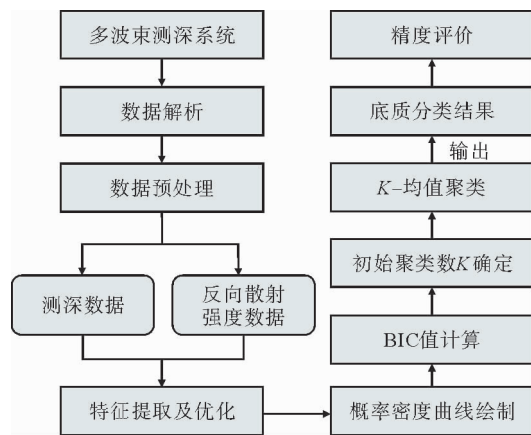


图 1 基于 BIC 准则的 K -均值聚类算法技术路线

Fig. 1 Technical route of K -means clustering algorithm process based on BIC

θ) 的样本点。

第二步:画综合特征值的概率密度曲线,求取概率密度曲线的极大值点和极小值点。

第三步:根据客观底质类型数以及极大值点的个数,确定分类数上限。以极小值为每组的分界点,分别计算每组的 BIC 值,找到给定 m 时 BIC 的最小值。

第四步:对所有组的 BIC 最小值进行统计,找到其中的最小值,此最小值对应的类别数作为最终的分类数 K ,将 K 输入 K -均值聚类算法实现海底底质的非监督分类。

3 实验与分析

3.1 实验数据及预处理

本研究数据来源于 2012 年的浅水调查会议资料,选取 2011 年 3 月 8 日在新西兰首都惠灵顿南部近岸的部分浅海区(图 2(a)),使用 Kongsberg-EM2040 多波束测深系统测得实验数据^[9]。声呐频率为 300 kHz,测区水深 14~25 m,已知底质类型有 3 类:泥、砂和基岩。选择实验区域 21 个样本数据及其附近相应的 236 组数据作为分类精度评定的样本点,其中泥 96 组、砂 74 组、基岩 66 组。实验区域还有一艘沉船(图 2(b)白色虚线框),位置为(41°21'10.8"S,174°46'48"E)。

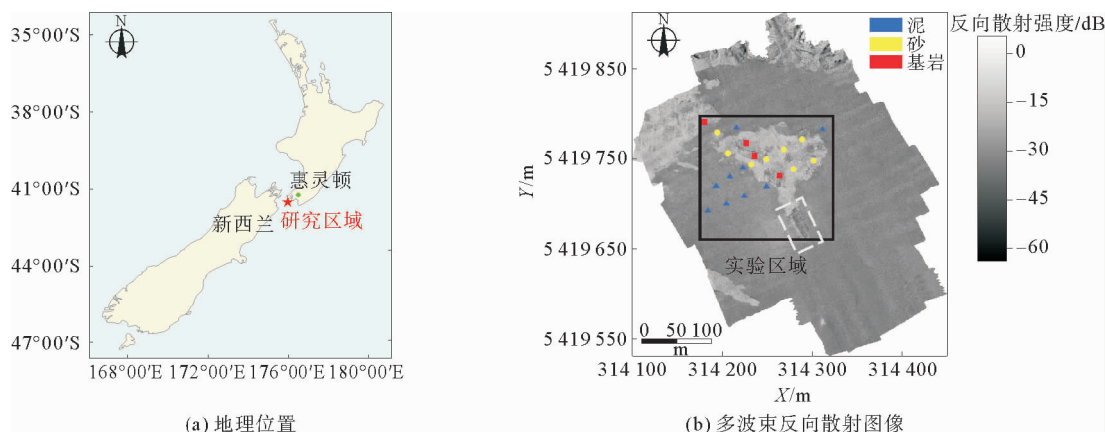


图 2 实验区域地理位置和多波束反向散射图像

Fig. 2 Geographical location and multibeam backscattering images of the experimental area

为验证本研究的 K -均值聚类算法中 K 值的可行性,多波束原始探测数据在用于底质分类前,先进行解析和预处理(预处理软件为 CARISHIPS&SIPS10.0)。由于多波束条带重叠区域较大,测量点密度达 70~90 points/m²,在地理坐标约束下重采样(分辨率为 0.5 m),灰度量化形成多波束反向散射图像(图 2(b))。

3.2 特征提取及优化

海底底质特征按其数据类型可划分为反向散射强度和海底地形特征。反向散射强度与入射角之间存在一定关系,即反向散射强度随着入射角的变化而变化,称为角度响应。由于不同底质类型对应不同的 AR 曲线^[11],因此,AR 曲线衍生特征的概率密度曲线可应用于海底底质分类^[12]。Clarke 等^[13]采用微分提取法提取 AR 曲线特征参数,根据声散射在不同角度下的自然特性,采用求二阶导的方式选择波峰波谷对应的入射角,将入射角范围分区,最终将海底反向散射强度随入射角的变化划分为 3 个区域,选取质量较好的区域 2 的 AR 曲线数据进行研究。

假设样本数据集为 $\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$,对实验区域的反向散射强度和测深数据进行特征提取,包括 AR 曲线特征(斜率、均值、偏度和峰度)、多波束反向散射强度图像的纹理特征(能量、相关性、对比度和同质性)^[14]及海底地形特征(水深、平均曲率、坡度和粗糙度)^[15]。灰度共生矩阵研究的是在 0°、45°、90°、135°方

向上间隔一定距离像素间的关系,矩阵元素 (x, y) 的值表示沿 θ 方向间隔为 d 时,矩阵内灰度值为 (g_1, g_2) 的点对出现的概率 $P(g_1, g_2)$ 。这样,就将空间坐标 (x, y) 转化为灰度对 (g_1, g_2) 的描述,具体计算公式如下:

$$f_{\text{SKEW}} = \frac{\sqrt{n(n-1)}}{n-2} \left[\frac{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^3}{\left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2\right)^{\frac{3}{2}}} \right], \quad (4)$$

$$f_{\text{KUR}} = \frac{(n+1)n}{(n-1)(n-2)(n-3)} \times \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^4}{k_2^2} - 3 \frac{(n-1)^2}{(n-2)(n-3)}. \quad (5)$$

其中: k_2 是二阶累积量的无偏估计, G_1 和 G_2 分别为偏度和峰度。

能量:

$$f_{\text{ENG}} = \sum_i \sum_j P(i, j)^2. \quad (6)$$

相关性:

$$f_{\text{COR}} = \sum_{i=0}^{n-1} \sum_{j=0}^{n-1} \frac{P(i, j; d, \theta) - \mu_x \mu_y}{\sigma_x \sigma_y}. \quad (7)$$

其中: μ_x 和 μ_y 分别代表行均值和列均值, σ_x 和 σ_y 分别代表行均方差和列均方差。最后,将4个方向的值进行平均,得到旋转不变的特征向量。

水深 H : 表示从海平面到海底的高度,利用多波束仪器直接测得。

对比度:

$$f_{\text{CON}} = \sum_{i=0}^{n-1} \sum_{j=0}^{n-1} (i-j)^2 P(i, j; d, \theta). \quad (8)$$

同质性:

$$f_{\text{HOM}} = \sum_{i=0}^{n-1} \sum_{j=0}^{n-1} \frac{P(i, j; d, \theta)}{1 + (i-j)^2}. \quad (9)$$

平均曲率:

$$f_{\text{MCU}} = \frac{-(1+q^2)r - 2pqs + (1+p^2)t}{2(p^2 + q^2 + 1)^{\frac{3}{2}}}. \quad (10)$$

其中: $p = \partial H / \partial x$ 是 x 方向高程或水深变化率; $q = \partial H / \partial y$ 是 y 方向高程或水深变化率; $r = \partial^2 H / \partial x^2$ 是对高程或水深值在 x 方向的变化率求 x 方向的变化率,即 x 方向高程或水深变化率的变化率; $s = \partial^2 H / \partial_x \partial_y$ 是对高程或水深值在 x 方向的变化率求 y 方向的变化率,即 x 方向高程或水深变化率在 y 方向的变化率; $t = \partial^2 H / \partial y^2$ 是对高程或水深值在 y 方向的变化率求 y 方向的变化率,即 y 方向高程或水深变化率的变化率。

坡度:

$$f_{\text{SLP}} = \arctan \sqrt{p^2 + q^2} \times 180^\circ / \pi. \quad (11)$$

粗糙度:

$$f_{\text{RGH}} = 1 / \cos(\arctan(\sqrt{p^2 + q^2})). \quad (12)$$

提取结果如图3~5所示。随着特征维度的提升,高维特征空间必然会存在高冗余度、强相关性以及掺杂噪声的特征向量,对分类准确性产生负面影响的同时降低分类的效率^[16]。本研究采用主成分分析对4个AR特征子集进行降维优化,结果如表1所示。经主成分变换后的第一个主成分包含了原始AR特征中的大部分信息,累计贡献率达81.84%。从第二个主成分开始,主成分向量特征值明显降低。因此,选取第一个主成分代替原始值以实现特征降维优化的目的。

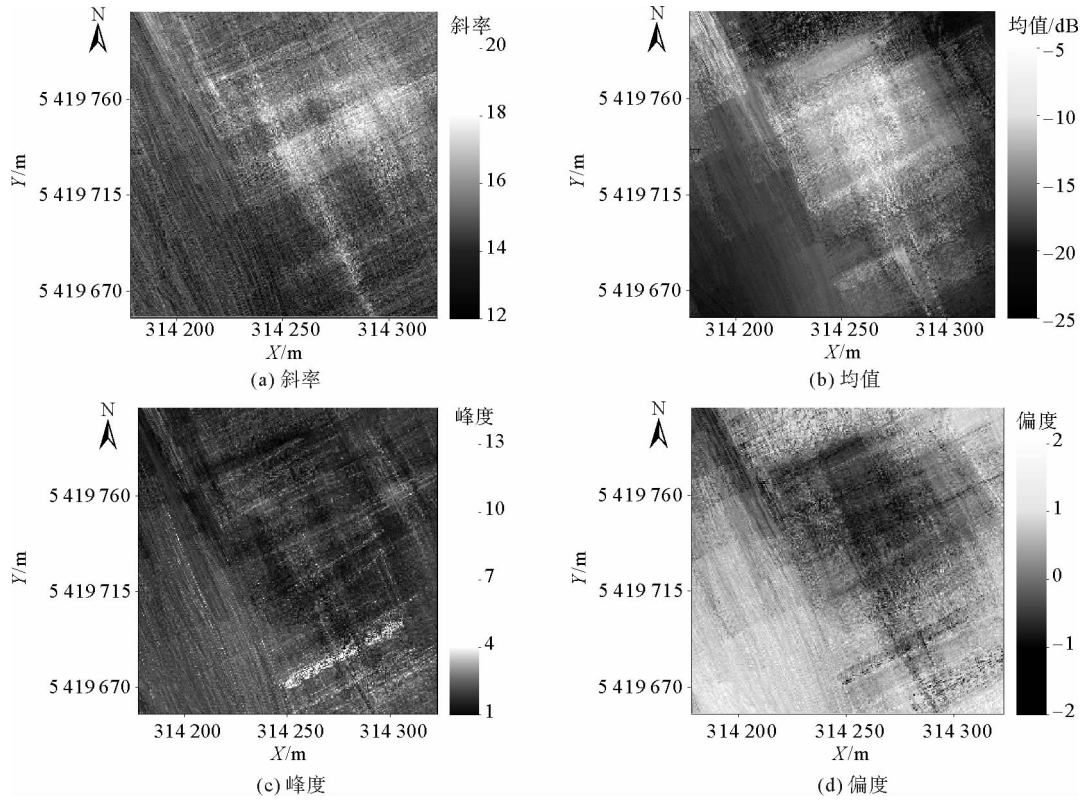


图 3 多波束角度响应曲线特征

Fig. 3 Features of multibeam angular response curve

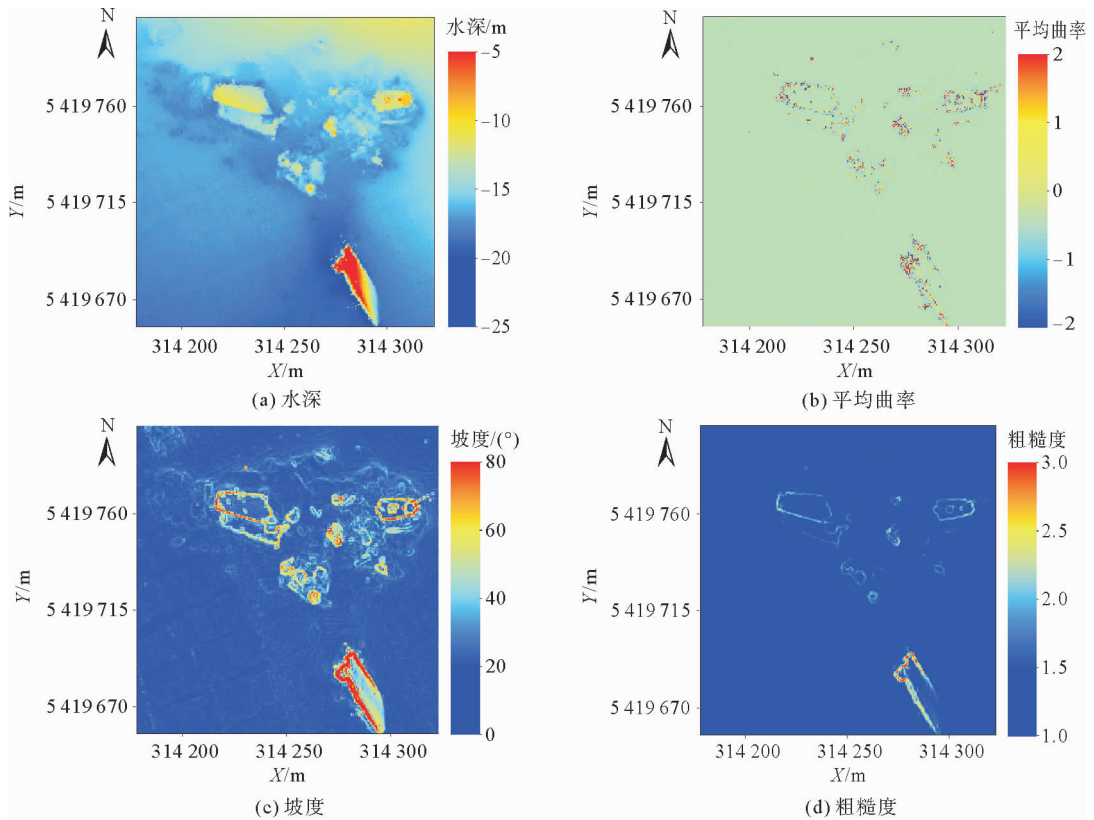


图 4 多波束海底地形特征

Fig. 4 Seafloor terrain features from multibeam bathymetric data

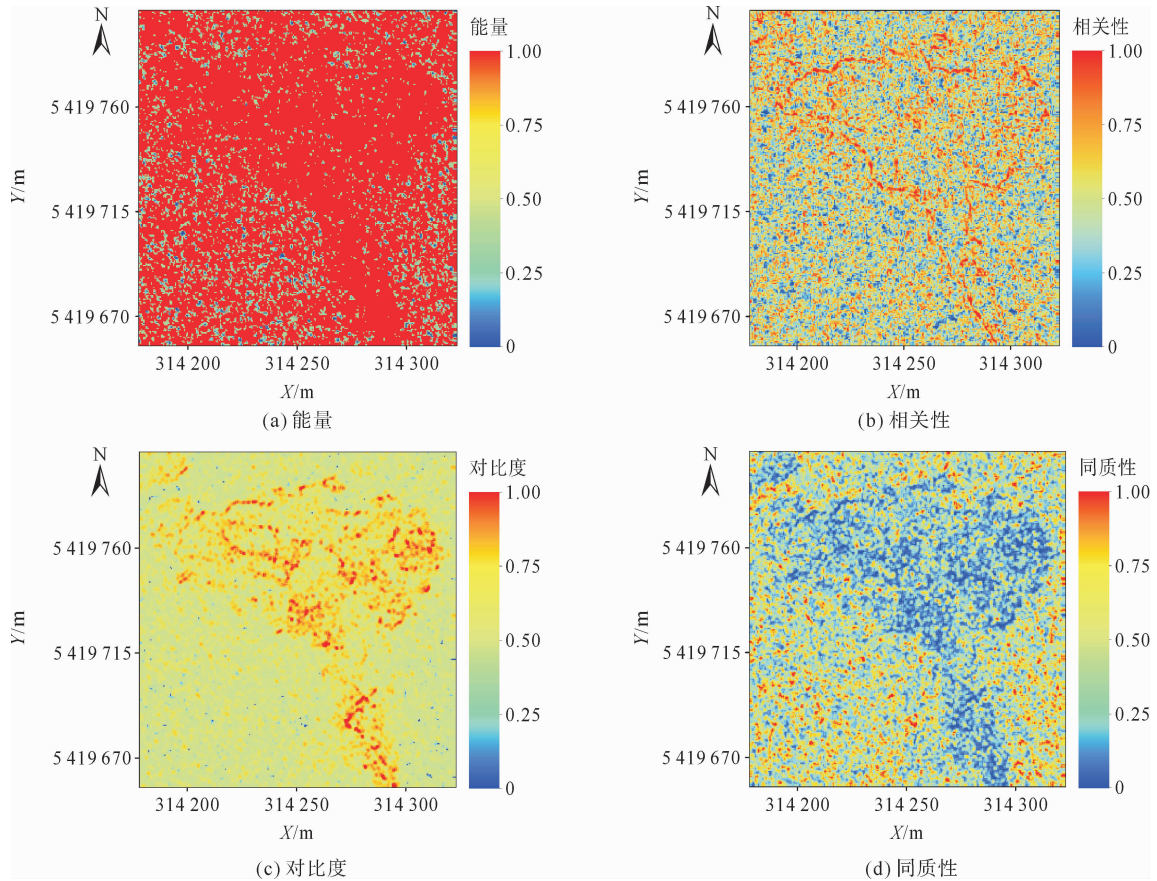


图 5 多波束反向散射强度图像纹理特征

Fig. 5 Texture features of multibeam backscatter image

3.3 分类结果

当研究区域包含多种底质类型时,第一主成分的概率密度曲线出现多个不同波峰,不再服从单一的正态分布。图 6 为第一主成分综合特征值的概率密度曲线。对 AR 综合特征的概率密度曲线计算极大值和极小值,得到 7 个极大值点和 6 个极小值点。

根据极大值点的个数将分类数依次设为 2~7,得到图 7 所示的不同类别数及其 BIC 值的变化曲线。由图 7 可知,最小 BIC 值对应的类别数为 3,符合测区实际底质类别数。欠拟合和过拟合的 BIC 值都大于正确分类时的 BIC 值。随着类别数的增加,BIC 值先减小至最小值,随后急剧增大,原因是底质欠拟合时,同一分类区域混合不同底质类型,似然项偏大;随着类别的增加,欠拟合现象减弱,过拟合现象逐渐明显,似然项逐渐减小,同一分类区域基本为同一底质类型,这时似然项趋于平稳,而补偿项逐渐增大,BIC 值逐渐增加。从而导致 BIC 值的整体走势先减后增。

将提取的 12 个特征参数向量输入 K-均值聚类算法中,分别选取 K=2、K=3、K=4、K=5 进行分类效果展示(图 8)和精度评估(表 2)。从人工判读看,当 K=3 时分类效果最好,泥、砂和基岩 3 种海底底质类型可被划分出来,底质连续性较好,区域性范围明显,分类结果符合研究区域真实底质分布情况;K=2 时,只有泥和砂 2 种海底底质类型被划分出来;K=4 时,3 种海底底质类型以及沉船被划分出来,但在泥和砂区域出现部分噪声;当自动分成 5 类及以上时,分类结果有明显的噪声,分类效果较差。

表 1 主成分分析结果表

Table 1 Results of principal component analysis

评价指标	特征值	贡献率/%	累计贡献率/%
第一主成分	7.18	81.84	81.84
第二主成分	1.10	12.61	94.45
第三主成分	0.44	5.00	99.45
第四主成分	0.05	0.55	100.00

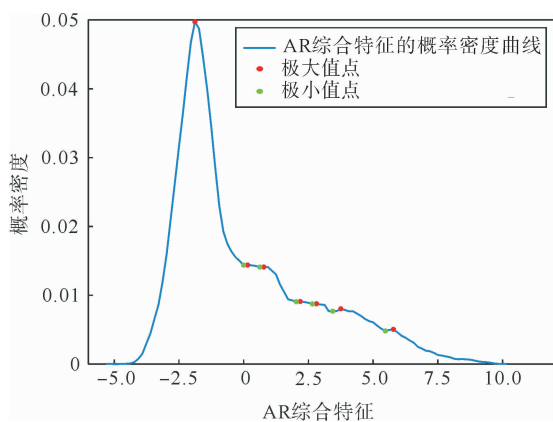


图 6 AR 综合特征的概率密度曲线
Fig. 6 Probability density curve of AR integrated features

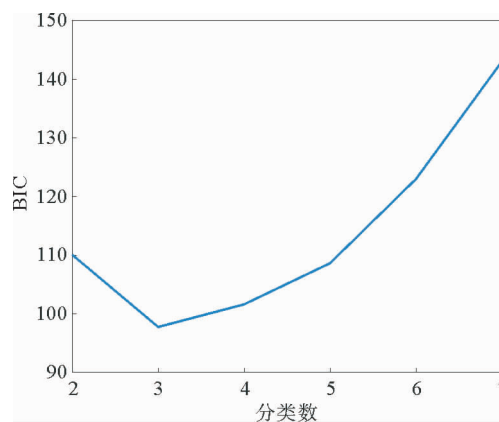


图 7 不同分类数及其对应的 BIC 值
Fig. 7 Different classification numbers and the corresponding BIC values

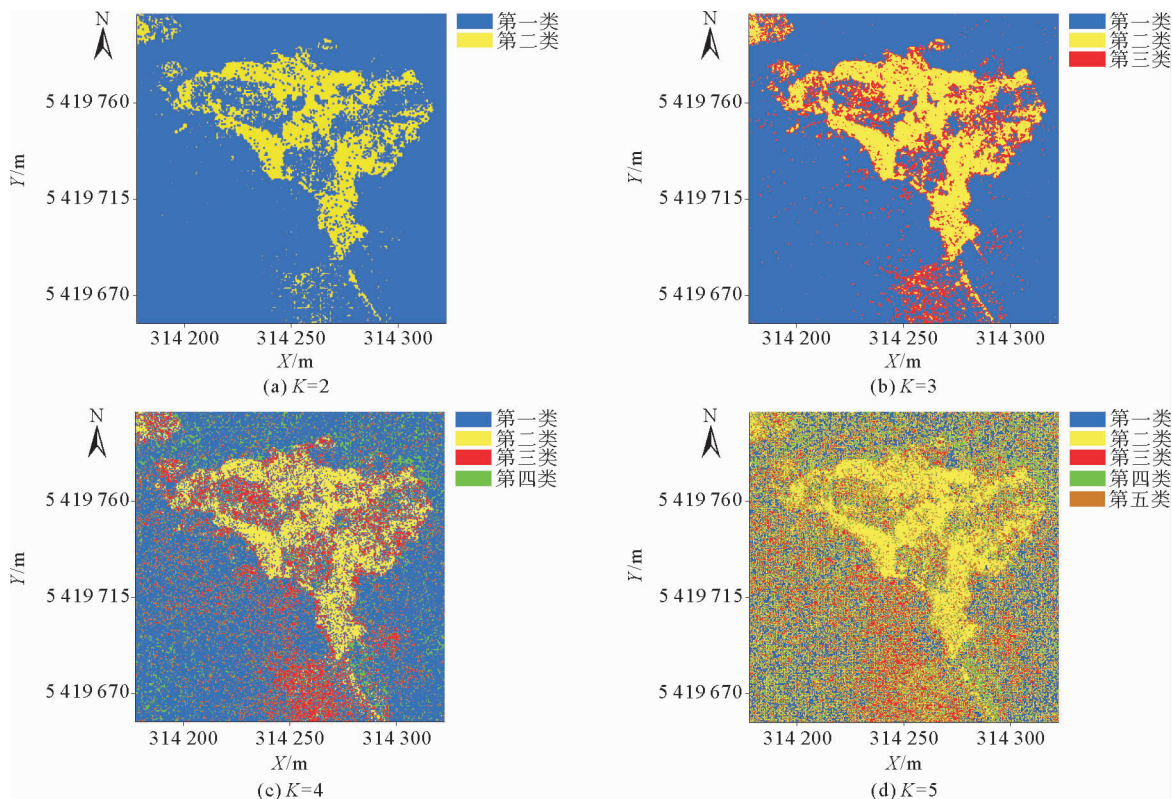


图 8 K-均值聚类结果
Fig. 8 K-means clustering results

结合图 8 和表 2, $K=3$ 时的总分类精度和 Kappa 系数分别为 77.64% 和 0.66, 分类结果基本正确, 比其他分类数的总精度和 Kappa 系数都高, 验证了本研究利用 BIC 准则确定 K 值方法的有效性。而当分成 4 类时, 推测随着时间的推移, 由于水动力作用以及海水侵蚀, 沉船表面会覆盖不同类型的沉积物但未被完全覆盖, 沉船的声散射特性与海底底质会出现同质性现象导致精度下降。

表 2 本研究方法在不同类别数下的分类精度评估

Table 2 Evaluation of the classification accuracy of the proposed method at different numbers of categories

K	类别	泥	砂	基岩	错误类别	用户精度/%	总精度/%	Kappa 系数
2	第一类	93	3	33	—	72.09	70.34	0.53
	第二类	1	73	33	—	68.22		
	第三类	0	0	0	—	—		
	错误类别	—	—	—	—	—		
	生产者精度/%	98.94	96.05	0	—	—		
3	第一类	76	0	6	—	92.68	77.64	0.66
	第二类	21	59	11	—	64.84		
	第三类	0	15	49	—	76.56		
	错误类别	—	—	—	—	—		
	生产者精度/%	78.35	79.73	74.24	—	—		
4	第一类	46	0	6	—	88.46	55.93	0.41
	第二类	1	50	23	—	67.57		
	第三类	21	6	36	—	57.14		
	错误类别	44	0	3	—	—		
	生产者精度/%	41.07	89.29	52.94	—	—		
5	第一类	14	0	2	—	87.50	29.24	0.16
	第二类	3	30	41	—	40.54		
	第三类	27	3	25	—	45.45		
	错误分类	80	0	11	—	—		
	生产者精度/%	11.29	90.91	31.65	—	—		

为进一步验证本研究自适应确定聚类数和初始聚类中心的有效性,选择最大最小值(MaxMin)法和中心点(K-medoids)法对数据集进行测试,分类结果及精度如图 9 和表 3 所示。

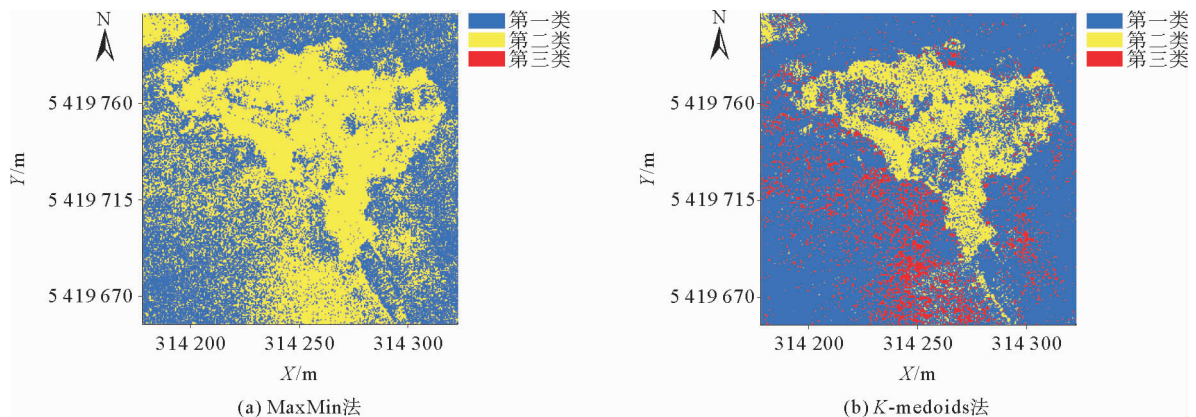


图 9 2 种初始化方法的 K-均值聚类结果

Fig. 9 K-means clustering results for two initialization methods

从图 9 和表 3 可以看出,初始聚类中心的随机选取和聚类数的选择对 K-均值算法的聚类结果有较大差异。3 种方法确定的聚类数均为 3,本研究方法的收敛迭代次数为 39 次,运行时间为 0.35 s,效率远高于 K-medoids 法略低于 MaxMin 法,但总体分类精度达 77.64%,Kappa 系数为 0.66,均高于其他 2 种方法,Max-

Min 法和 K-medoids 法对绝大部分基岩未正确分类。

表 3 3 种初始化方法的 K-均值聚类结果精度评价

Table 3 Accuracy evaluation of K-means clustering results for three initialization methods

精度评价	方法		
	MaxMin 法	K-medoids 法	本研究方法
聚类数	3	3	3
总体分类精度/%	63.71	75.95	77.64
Kappa 系数	0.44	0.64	0.66
收敛迭代次数	3	106	39
运行时间/s	0.16	0.70	0.35

结合 BIC 准则确定 K-均值聚类算法中的 K 值,将 K 设为 3,对整个研究区域进行非监督分类,并将地形数据图与聚类结果图进行对比与定量分析,结果如图 10 所示,红色基岩区域实现了从蓝色泥区域到黄色砂区域的较好过渡,底质类型与地形分布能较好对应,不同底质类型之间的边界明显,过渡自然,结合实验区域的海底底质资料^[10-17],聚类结果符合真实的海底底质变化情况,说明本研究方法对浅海复杂水域多波束海底底质分类有效。

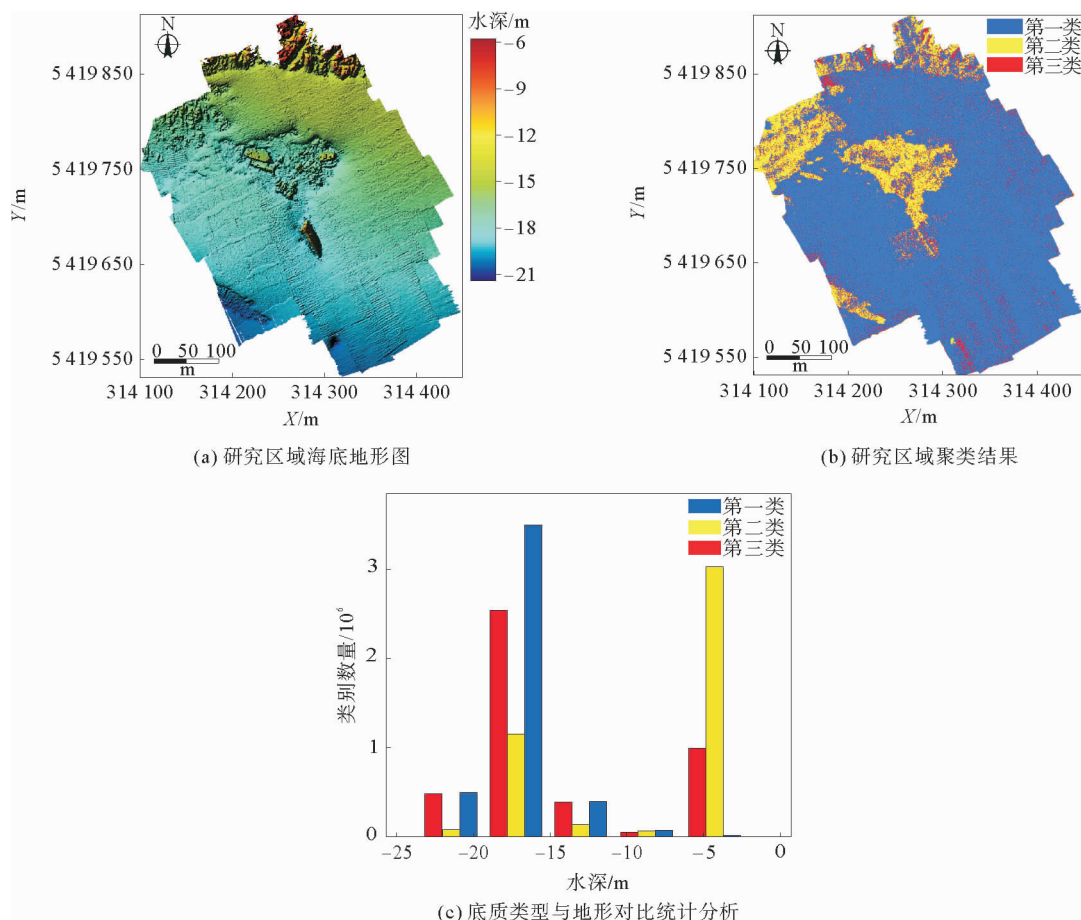


图 10 研究区域海底地形图与聚类结果对比图

Fig. 10 Comparison of seafloor topography map and clustering results for the study area

4 结论

针对非监督分类聚类数的确定缺乏可靠依据的问题,提出一种基于 BIC 准则的非监督分类方法。实验表明:本研究对 AR 特征使用 BIC 准则自适应确定目标聚类数 K 的取值,避免了人工选取的主观性和经验性对海底底质类别数的判定和分类结果的影响,相较传统算法提高了分类精度和效率。此外,提取并形成多元特征空间,实现了基于最优聚类数的 K -均值聚类模型构建,最终较好地地区分出泥、砂和基岩 3 种底质类型,对多波束海底底质的快速自动分类具有一定的参考意义。

本研究对多波束海底底质非监督分类关键技术进行了研究。受地貌形态、潮汐周期性变化以及径流季节性变化的影响,浅海复杂区域底质分布的时空变化剧烈。在后续研究中,将进一步考虑水动力及地形变化对分类结果的影响,以突破现有底质分类算法对浅海复杂环境的技术瓶颈。

参考文献:

- [1] 唐秋华,纪雪,丁继胜,等.多波束声学底质分类研究进展与展望[J].海洋科学进展,2019,37(1):1-10.
TANG Qiuhua,JI Xue,DING Jisheng,et al.Research progress and prospect of acoustic seabed classification using multibeam echo sounder[J].Advances in Marine Science,2019,37(1):1-10.
- [2] STRONG J A,CLEMENTS A,LILLIS H,et al.A review of the influence of marine habitat classification schemes on mapping studies;Inherent assumptions,influence on end products,and suggestions for future developments[J].ICES Journal of Marine Science,2019,76(1):10-22.
- [3] 吕良,金绍华,边刚,等. K -均值聚类算法在多波束底质分类中的应用[J].海洋测绘,2018,38(3):64-68.
LÜ Liang,JIN Shaohua,BIAN Gang,et al.The application of K -means clustering analysis algorithm in multibeam seafloor classification[J].Hydrographic Surveying and Charting,2018,38(3):64-68.
- [4] KATSAVOUNIDIS I,KUO C J,ZHANG Z.A new initialization technique for generalized Lloyd iteration[J].IEEE Signal Processing Letters,1994,1(10):144-146.
- [5] 赵聪聪,刘玉梅,赵颖慧,等.基于 MMFE 和可拓 k -medoids 聚类的轴承性能退化评估[J].振动与冲击,2022,41(17):123-130.
ZHAO Congcong,LIU Yumei,ZHAO Yinghui,et al.Evaluation of bearing performance degradation based on MMFE and extensible k -medoids clustering algorithm[J].Journal of Vibration and Shock,2022,41(17):123-130.
- [6] 吴颖斌.图像分割的自适应 K 均值聚类算法研究[J].运城学院学报,2013,31(5):77-79.
WU Yingbin.An adaptive K -means clustering algorithm of image segmentation[J].Journal of Yuncheng University,2013,31(5):77-79.
- [7] MACQUEEN J B.Some methods for classification and analysis of multivariate observations[C]// Proceedings of the 5th Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probability,Berkeley:University of California Press,1965:281-297.
- [8] SCHWARZ G.Estimating the dimension of a model[J].The Annals of Statistics,1978,6(2):461-464.
- [9] 陈国艳,张颖,梁德群.基于 BIC 准则的图像分割算法[J].辽宁工程技术大学学报(自然科学版),2016,35(11):1359-1362.
CHEN Guoyan,ZHANG Ying,LIANG Dequn.A novel method for image segmentation based on the BIC[J].Journal of Liaoning Technical University(Natural Science),2016,35(11):1359-1362.
- [10] 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):1-14.
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):1-14.
- [11] 金绍华,肖付民,边刚,等.利用多波束反向散射强度角度响应曲线的底质特征参数提取算法[J].武汉大学学报(信息科学版),2014,39(12):1493-1498.
JIN Shaohua,XIAO Fumin,BIAN Gang,et al.A method for extracting seabed feature parameters based on the angular response curve of multibeam backscatter strength[J].Geomatics and Information Science of Wuhan University,2014,39(12):1493-1498.

- [14] HU Q Y, YANG B, XIE L H, et al. Learning semantic segmentation of large-scale point clouds with random sampling[J/OL]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2021. DOI:10.1109/TPAMI.2021.3083288.
- [15] 杨必胜, 韩旭, 董震. 点云深度学习基准数据集[J]. 遥感学报, 2021, 25(1): 231-240.
YANG Bisheng, HAN Xu, DONG Zhen. Point cloud benchmark dataset WHU-TLS and WHU-MLS for deep learning[J]. National Remote Sensing Bulletin, 2021, 25(1): 231-240.
- [16] 步东亮. 省级 CORS 与千寻位置 CORS BDS 网络 RTK 精度对比分析[J]. 矿山测量, 2021, 49(1): 61-64.
BU Dongliang. Comparative analysis of RTK accuracy between provincial CORS and Chihiro location CORS BDS[J]. Mine Surveying, 2021, 49(1): 61-64.
- [17] 孟昊, 韩保民, 王胜利, 等. 多系统融合精密单点定位在机载雷达输电线路巡检中的应用[J]. 全球定位系统, 2021, 46(5): 104-110.
MENG Hao, HAN Baomin, WANG Shengli, et al. Airborne radar power line inspection based on multi-GNSS fusion precise single point positioning [J]. GNSS World of China, 2021, 46(5): 104-110.
- [18] ZHANG W M, QI J B, WAN P, et al. An easy-to-use airborne LiDAR data filtering method based on cloth simulation[J/OL]. Remote Sensing, 2016, 8. DOI:10.3390/rs8060501.

(责任编辑:高丽华)

(上接第 32 页)

- [12] 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.
- [13] CLARKE J E H, DANFORTH B W, VALENTINE P. Areal seabed classification using backscatter angular response at 95 kHz[C]// Proceedings of SAACLANT Conference on High Frequency Acoustics in Shallow Water, Lerici: NatoSaclant Undersea Research Centre, 1997: 243-250.
- [14] 郑淑丹, 郑江华, 石明辉, 等. 基于分形和灰度共生矩阵纹理特征的种植型药用植物遥感分类[J]. 遥感学报, 2014, 18(4): 868-886.
ZHENG Shudan, ZHENG Jianghua, SHI Minghui, et al. Classification of cultivated Chinese medicinal plants based on fractal theory and gray level co-occurrence matrix textures[J]. Journal of Remote Sensing, 2014, 18(4): 868-886.
- [15] 刘学军, 龚健雅, 周启鸣, 等. 基于 DEM 坡度坡向算法精度的分析研究[J]. 测绘学报, 2004, 33(3): 258-263.
LIU Xuejun, GONG Jianya, ZHOU Qiming, et al. A study of accuracy and algorithms for calculating slope and aspect based on grid digital elevation model(DEM)[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2004, 33(3): 258-263.
- [16] DIESING M, GREEN S L, STEPHENS D, et al. Mapping seabed sediments: Comparison of manual, geostatistical, object-based image analysis and machine learning approaches[J]. Continental Shelf Research, 2014, 84: 107-119.
- [17] LEWIS K B. A reversal of throw and change of trend on the Wellington fault in Wellington Harbour[J]. New Zealand Journal of Geology and Geophysics, 1989, 32(2): 293-298.

(责任编辑:高丽华)