



基于对象的多波束背散射图像底质分类

夏显文

(中交第三航务工程局有限公司, 上海 200032)

摘要: 针对传统多波束背散射图像底质分类中基于角响应特征分类分辨率低、基于像素统计性特征分类抗噪性低的问题, 提出一种基于对象的多波束背散射图像底质分类方法。首先, 采用通用背散射处理流程形成辐射畸变改正后的地理编码背散射图; 然后, 利用简单线性迭代聚类算法(SLIC)对背散射图像进行分割, 获得内部均一、边界清晰的对象块; 最后, 对每个对象块提取其统计性特征, 构建特征向量, 并以 K-means++为分类器实现底质类别划分。该方法提高了底质分类的可靠性, 取得了 86.96% 的分类精度。

关键词: 基于对象; 多波束; 背散射; SLIC(简单线性迭代聚类算法); K-means++

中图分类号: U 652

文献标志码: A

文章编号: 1002-4972(2022)05-0021-05

Object-based sediment classification with multibeam backscatter images

XIA Xian-wen

(CCCC Third Harbor Engineering Co., Ltd., Shanghai 200032, China)

Abstract: Given the low resolution of classification based on angular response features and the poor anti-noise performance of classification based on pixel statistical features in traditional sediment classification with multibeam backscatter images, this paper proposes an object-based sediment classification method. For this purpose, a general backscattering processing flow was adopted to obtain geocoded backscatter images after radiation distortion correction. Then, the simple linear iterative clustering (SLIC) algorithm was employed to segment the backscatter images into internally uniform and well-defined object blocks. Finally, the statistical features of each object block were extracted to construct feature vectors, and sediment classification was performed using K-Means ++ as a classifier. The proposed method improves the reliability of sediment classification to a classification accuracy of 86.96%.

Keywords: object-based; multibeam; backscattering; simple linear iterative clustering (SLIC) algorithm; K-means++

海底底质分布是水下工程、海洋矿产资源探测、海洋渔业、海洋环境研究等活动的基础保障信息。利用多波束声呐数据进行海底底质分类是目前多波束声呐系统研究应用的热点和难点^[1], 许多学者就此开展了相关研究。Jackson 等^[2]采用微分法提取实测回波强度的角度响应曲线特征参数, 可以较好地描述底质的声散射特性, 但是测量误差对提取的特征参数影响较大。Hellequin 等^[3]提出的 GSAB 模型是根据声散射特性建立的整个角度范围内的近似模型, 具备良好的抗误差

能力, 但往往使用数十 ping 数据的均值进行参数提取, 导致分类结果的空间分辨率低。Clarke 等^[4]统计了不同入射角度与反向散射强度之间的关系, 建立了区分不同底质的回波强度与入射角关系对; 金绍华等^[5]结合 Jackson 模型和 GSAB 模型, 使用非线性最小二乘拟合提取底质相关特征参数。上述方法主要基于角度响应曲线进行分类, 尽管具有明确的物理依据, 但是角度响应曲线只能用于单 ping 数据的分类, ping 内数据无法分类。

相对于上述方法，基于统计特征的方法可使得同一 ping 的不同底质也能够被区分^[6]。吕良等^[7]基于纹理特征和 K-均值聚类算法实现了海底底质分类以及最佳分类数目的选取研究。Landmark 等^[8]提出了一种基于标准 Bayesian 模型的底质分类方法，依据单一角度下回波强度服从正态分布这一统计特征实现了底质分类。尽管这些方法能实现单个像素的底质分类，具有较高的分辨率，但复杂水体环境导致声呐图像包含较多噪声，使得类别划分存在错误^[9]。

基于角响应特征分类分辨率低，而基于像素统计性特征分类抗噪性低。针对这一问题，本文提出一种基于对象的底质分类方法，即在背散射图像处理完成后，先使用 SLIC 超像素分割算法将声呐图像分割成内部均一的对象块；再对每个对象块提取统计性特征，显著降低噪声的影响，获得准确清晰的类别边缘；进而基于 K-means++聚类算法实现对象块底质分类。

1 背散射强度处理及声呐图像生成

背散射强度数据处理的流程、算法等在不同声呐系统、同一系统不同的运行模式、不同的后处理软件之间都有差异，而且很多是黑箱操作，这样导致回波强度的最后产品存在未知的改正残余，影响后续使用。为了解决这一情况，Schimel 等^[10]整理出了适用不同声呐系统、改正步骤完整的通用回波强度数据处理流程，见图 1。

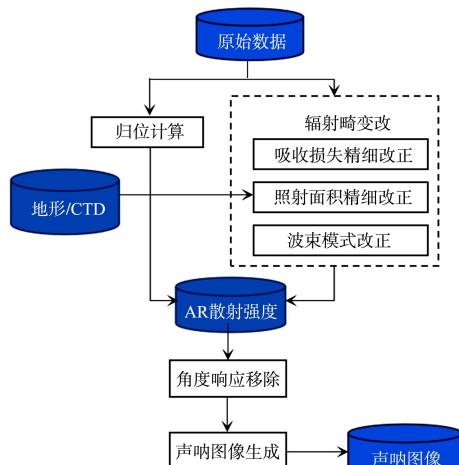


图 1 强度处理流程

2 基于 SLIC 的对象块划分

传统的基于声呐图像的底质分类算法以像素点或矩形像素块作为分类的基本单元。以像素点为最小分类单元的算法将像素点对应的强度值作为特征参数进行分类，分类后的结果往往存在大量噪点，精度较差。因此本文采用 SLIC 算法先对背散射图进行对象分割，获得内部属性均一、边界轮廓清晰的对象块^[11-12]。下面给出 SLIC 算法的实现步骤。

- 1) 初始化种子点(聚类中心)。设定图像的超像素个数为 K ，将 K 个种子点均匀地分布在图像上。假设图像的像素点个数为 N ，则每个超像素的像素点数大约为 N/K ，相邻种子点距离近似为 $S = \sqrt{N/K}$ 。
- 2) 优化聚类中心。计算初始种子点各方向上的灰度梯度值，将种子点向梯度最小的方向移动，避免种子点正好处于不同对象的边界上，影响后续的聚类效果。
- 3) 对每个种子点，搜索其邻域内的所有像素点，计算种子点到像素点的距离，为每个像素点分配标签，即所属聚类。以 I 号种子为例，分配标签的方法是若该像素点无标签，则该像素属于类别 I ，并记录到 I 号种子的距离。若已有标签 J ，则比较像素到两个种子的距离，取最小距离的种子编号为类别标签，记录最小距离。不同于 K-means 方法搜索整张图像，SLIC 算法只搜索种子附近的像素，搜索窗口大小为 $2S \times 2S$ ，提高了搜索速度。

- 4) 距离的计算方式。距离计算采用的是 5 维向量，分别是表示 LAB 颜色空间距离的 l 、 a 、 b 和表示空间距离的 x 、 y 。距离计算方式如下：

$$d_c^{ij} = \sqrt{(l_j - l_i)^2 + (a_j - a_i)^2 + (b_j - b_i)^2} \quad (1)$$

$$d_s^{ij} = \sqrt{(x_j - x_i)^2 + (y_j - y_i)^2} \quad (2)$$

$$D^{ij} = \sqrt{\left(\frac{d_c^{ij}}{N_c}\right)^2 + \left(\frac{d_s^{ij}}{N_s}\right)^2} \quad (3)$$

式中： d_c^{ij} 表示第 j 个像素点到第 i 个种子点的颜色距离； d_s^{ij} 表示第 j 个像素点到第 i 个种子点的空间距离； N_c 表示最大颜色距离，取值范围为 [1, 40]，

一般取 10; N_s 表示类内最大空间距离, 一般取 S 。

5) 迭代优化。所有种子搜索完毕后, 重新计算每个聚类中心, 不断迭代上述步骤直至聚类中心不再发生变化。实际操作中, 迭代 10 次左右即可实现收敛。

6) 增强连通性。经过上述步骤产生的分割结果可能存在超像素多连通或像素尺寸过小等情况, 需要通过将多连通区域分割、将小尺寸超像素分配给邻近超像素等增强连通性。

声呐图像一般包括测区强度图和背景, 使用 SLIC 算法对声呐图像分割之后还需将背景与前景分开, 剔除背景像素, 只保留存在强度信息的像素, 对处理后的像素块重新编号便于后续处理。

3 特征参数提取

声呐图像的灰度反映了底质的后向散射强度, 部分类别底质的散射回波强度存在明显差异, 此外, 声呐图像上还存在少量的纹理特征, 能够反映回波强度相近的不同底质间的差异。经典的纹理特征提取方法是基于统计的方法, 如灰度共生矩阵、灰度差分统计等, 本文采用的是应用较为广泛的灰度共生矩阵。灰度共生矩阵通过统计不同灰度值对的出现频率得到, 基于灰度共生矩阵可以计算出能量、熵、对比度、均匀性、相关性、方差、和平均、和方差、和熵、差方差、差平均、差熵、相关信息测度以及最大相关系数等 14 种统计量^[13]。大部分统计量存在一定的相关性, 本文选取了常见的底质分类器中选用的相关性较小、识别能力较大的能量、对比度、均匀性和相关性 4 个特征量, 以及灰度特征, 共 5 维特征^[14]。对 SLIC 处理后获取的每个对象块内的背散射图像提取以上 5 维特征, 可获得底质类别描述性特征向量, 用于后续分类。

4 K-means++聚类算法

K-means++ 算法^[15] 是一种非监督分类算法, 相对于传统的 K-means 算法, 该算法对初值不敏感, 理论更为严谨, 其聚类实现过程如下: 1) 设置聚类

数目 K 、样本总数 N , 从样本集中随机选取 1 个样本作为第 1 个聚类中心; 2) 计算样本集中每个样本到已选出的聚类中心中最近聚类中心的距离; 3) 从未被选中的样本点中选出 1 个新的聚类中心, 选取规则是: 对所有未被选中的样本点, 第 2 步计算的距离越大, 其被选作新聚类中心的概率越大; 4) 重复第 2 步和第 3 步直至选择出 K 个聚类中心。

经过上述步骤选择出 K 个样本点作为初始聚类中心, 运行标准的 K-means 算法对样本集进行聚类。已确定初始聚类中心的 K-means 算法的步骤如下: 1) 计算 N 个样本点到 K 个聚类中心的距离; 2) 遍历所有样本, 每个样本点记录与其距离最近的聚类中心作为所属类别标签; 3) 重新计算聚类后的 K 个样本集的中心, 作为新的聚类中心; 4) 重复第 1 步和第 2 步直至聚类结果不再发生变化或者到达最大迭代次数。

对每个对象块的特征向量采用上述聚类算法进行对象块聚类合并, 获得最终底质分类结果。

5 试验结果与分析

本文试验数据所在测区位于山东青岛胶州湾海区, 地理位置见图 2a)。胶州湾具有典型的港湾海岸与淤泥海岸特征, 沿岸地貌类型复杂, 海底地貌类型多样。胶州湾海底底质类型丰富多样, 有淤泥质粉砂黏土、粉砂质黏土、黏土质粉砂、泥质砂、砂质泥、粉砂、细砂、粗砂、砾石、泥岩、基岩等, 有利于开展海底底质分类方法研究。

试验选取了 2002 年海底测量过程中使用 Kongsberg EM3000 多波束系统以单扇区模式测量的 16 条测线。测量时仪器工作频率 300 kHz、波束宽度 $1.5^\circ \times 1.5^\circ$ 、脉冲长度 150 μs 。设备采用等角模式, 扇面开角 130° 。测量过程中对测区内的海底底质进行了实地采样, 通过现场目视判断资料, 采样底质包括泥质砂、砂质泥、细砂、粗砂、砾石、基岩等, 利用采样点信息作为非监督分类的类别数目确定依据和分类精度评定依据, 以及监督分类方法的不同底质类型的样本采样依据。为了得到用于底质分类的声呐图像, 需要对记录

原始数据的 *.all 文件进行处理。因为测量时采用了单扇区测量模式，所以无需顾及不同扇区发射、接收模式不同造成的条带差异，主要的辐射畸变改正步骤包括传播损失改正、照射面积改正及角度响应移除。最终形成的归一化海底强度图像，回波强度范围在 -53~ -3 dB。试验使用了 23 个底质采样点信息，其分布见图 2b），可见不同底质类型的回波强度存在明显差异，如基岩和泥质砂采样点所在区域，在背散射图像上尤为突出，分

别呈现为高亮和暗区域。传统的声呐图像最小分类单元的划分策略存在不足，以像素点进行分类的结果存在较多噪点，以矩形像素块进行分类则大大降低了分辨率，为弥补以上不足，试验采用了 SLIC 分割算法，以分割后的超像素为最小分类单元，见图 2c）。使用 SLIC 算法对声呐图像进行分割首先要设计超像素的大小，即每个超像素大致包含的像素点的个数，本文试验设计 SLIC 算法的超像素大小为 10。

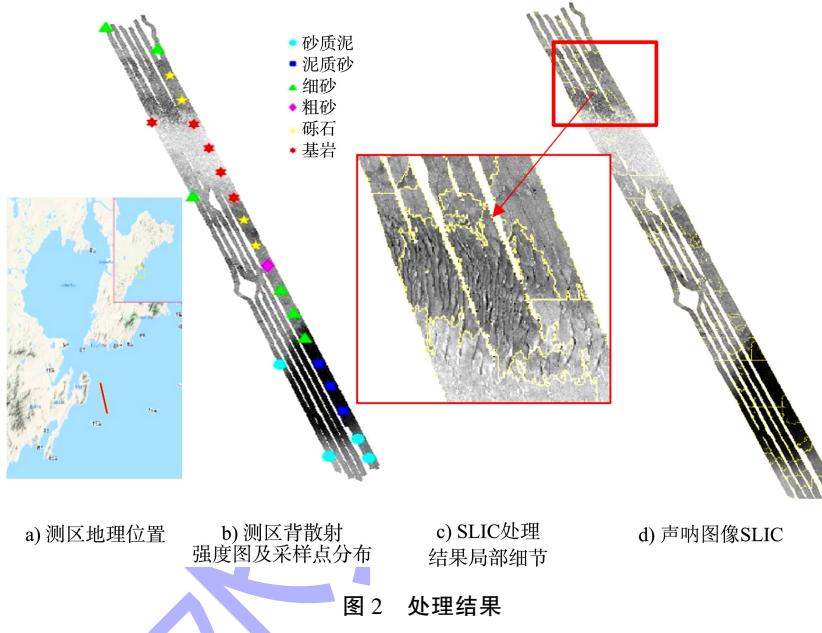


图 2 处理结果

分割完毕后提取超像素的特征参数用于分类

算法。经过辐射畸变改正后的多波束回波强度直接反映了底质对于声波的散射能力，回波强度存在明显差异的海底分布着不同的底质，而回波强度的大小直接对应着声呐图像上像素的灰度级高低。本文试验采用的映射是回波强度越大、灰度级越高，在声呐图像上表现越亮。除灰度特征以外，声呐图像还包含少量的纹理信息，具有区分灰度特征相似的不同底质的潜力。试验选取了基于灰度共生矩阵的部分特征量，分别是能量、对比度、相关性、均一性。试验数据覆盖范围内的采样点包括了砂质泥、泥质砂、细砂、粗砂、砾石及基岩 6 种底质，但是基于声呐图像的底质分类不能将 6 种底质精准区分，选择类别数为 4。最终的分类结果见图 3a），同底质区域超像素形状较为规则，不同底质边界处超像素形状契合底质边

界形状。

表 1 给出了分类结果。表 1 显示，5 个基岩采样点全部位于 class 1 区域，且此区域不包含其他采样点；砂/砾石采样点中有 10 个位于 class 2 区域，1 个位于 class 4 区域，该点处于细砂与泥质砂的过渡区域；砂质泥有 2 个采样点位于 class 3，其余 2 个位于砂/砾石区域 class 2；泥质砂背散射强度较低，3 个采样点全部位于 class 4 区域，整体分类精度达到了 86.96%。由分类结果可以发现，此方法对基岩和泥质砂的识别度较高，且能区分砂/砾石和砂质泥区域，但部分砂质泥采样点被划分到砂/砾石区域。

对比声呐图像和分类结果图像，底质变化明显的边界轮廓保留较好。相对于声呐图像中存在较高的噪声，分类结果图像同底质区域内噪点压制效果较好。

图 3b) 和 c) 分别给出了基于贝叶斯方法和基于 K-means++ 方法的底质分类结果。贝叶斯方法是一种估计角响应特征和底质回波强度统计信息的方法，相对于传统角度响应分类方法具有更好的分辨率；基于 K-means++ 的底质分类方法是基于像素点及其邻域特征开展分类的方法，抗噪性

更差。具体的分类结果统计见表 2，基于贝叶斯的底质分类方法取得了 82.6% 的分类精度，而基于 K-means++ 的方法取得了 73.91% 的分类精度，这表明噪声的干扰较为显著地降低了分类精度。对比本文方法可知，基于对象的方法可显著增强方法鲁棒性，提升分类精度。

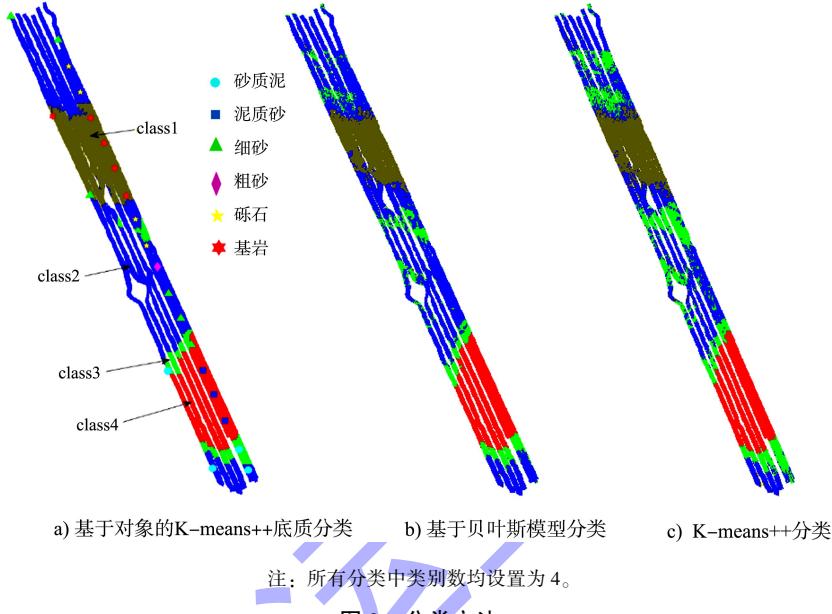


图 3 分类方法

表 1 本文方法分类结果混淆矩阵

海底底质	class 1	class 2	class 3	class 4	合计
基岩	5	0	0	0	5
砂/砾石	0	10	0	1	11
砂质泥	0	2	2	0	4
泥质砂	0	0	0	3	3
合计	5	12	2	4	23

表 2 基于贝叶斯方法和 K-means++ 分类结果混淆矩阵

分类方法	海底底质	class 1	class 2	class 3	class 4	合计
贝叶斯方法	基岩	5	0	0	0	5
	砂/砾石	0	9	1	1	11
	砂质泥	0	2	2	0	4
	泥质砂	0	0	0	3	3
合计						
K-means++	基岩	5	0	0	0	5
	砂/砾石	0	6	4	1	11
	砂质泥	0	1	3	0	4
	泥质砂	0	0	0	3	3
合计						

6 结语

1) 本文提出了一种基于对象的底质分类方法，

有效解决了基于角响应特征分辨率低和基于像素统计性特征分类抗噪性低的问题，试验中取得了 86.96% 的精度，较顾及角响应特性的贝叶斯分类方法和基于像素的 K-means++ 分类方法精度分别提升了 3%、13%，实现了底质类别高精度划分。

2) 基于对象的底质分类方法可显著降低噪点对分类结果的影响，同时保证类别边界精细度，使分类结果精度提升。

3) 本文试验表明基于传统多波束设备的声学底质分类方法对砾砂、粗砂、砾石等分辨力有限。近年来，基于多频多波束设备的声学底质分类方兴未艾，有望提升多种底质下类别划分能力。

参考文献：

- [1] FONSECA L, MAYER L. Remote estimation of surficial seafloor properties through the application Angular Range Analysis to multibeam sonar data[J]. Marine geophysical researches, 2007, 28(2): 119-126.

(下转第 71 页)