

# 侧扫声呐图像噪声模型的分析

张楷涵,袁飞\*,程恩

(厦门大学水声通信与海洋信息技术教育部重点实验室,福建 厦门 361005)

**摘要:**侧扫声呐图像在获取的过程中由于其成像机理和复杂的海底环境会产生斑点噪声,其中由于不同底质类型形成的海底混响是造成这些斑点噪声的一个主要因素.首先利用 5 种典型的概率分布对海底混响的统计特性进行拟合得到了最优的拟合分布.再通过分析灰度直方图相关的特征参数,提出了基于两个特征参数对最优分布参数的估计.最终,通过多元回归分析实现了侧扫声呐图像噪声模型的建立和不同底质类型的图像分类.实验结果表明:伽马分布模型具有拟合特性准确和概率计算便捷的优势;根据模型参数与图像特征所得到的模型可以有效地模拟不同底质类型混响所导致的噪声,有利于底质的分类和噪声的消除.

**关键词:**海底混响;概率分布;声呐图像;底质分类;多元回归

中图分类号:TP 391.41

文献标志码:A

文章编号:0438-0479(2018)03-0390-06

随着声呐技术的不断发展以及对海洋资源开发日益增长的需求,利用侧扫声呐对海底进行探测已成为当下的热点问题.在对海底进行探测和成像的过程中,除了可能发现的目标之外,侧扫声呐还受到海底混响、海洋环境噪声以及一些自噪声的干扰<sup>[1]</sup>,其中混响的影响尤为明显.混响在侧扫声呐图像上呈现为随机分布的斑点,称为斑点噪声<sup>[2]</sup>.故对侧扫声呐图像上斑点噪声的统计特征的研究也就是对海底混响的统计特性的研究.由于海底的不同底质有着不规律的起伏和不同的粗糙程度,因此,在侧扫声呐图像的分析和处理过程中,不同的底质类型对应着不同的海底混响的统计模型.自 20 世纪末,Middleton<sup>[3]</sup>提出了海底混响统计模型之后,国内外也进行了较多相关研究.Gensane<sup>[4]</sup>在对回波的数据进行分析后,提出了对数正态分布模型;Jakeman 等<sup>[5]</sup>提出了广义 K 分布,得出 K 分布最有效的结论;Cobb 等<sup>[6]</sup>提出了伽马分布的模型;田晓东等<sup>[7]</sup>对比了瑞利和威布尔分布,得出了威布尔分布的拟合程度更好.但是以上研究的分析仅是根据一种或两种分布的拟合情况进行比较,没有根据拟合后的结果进行深入的分析.

本研究在分析影响海底混响统计特性的基础上,通过大量的实验对不同底质侧扫声呐图像的灰度分布与

概率分布进行拟合.考虑到不同的底质对应不同的概率分布参数,本研究将概率分布的参数与侧扫声呐图像灰度直方图的特征参数灰度熵和图像均值进行多元回归分析,得到二者之间的对应关系并建立侧扫声呐图像噪声模型.为侧扫声呐图像之后的处理提供了一定的理论依据,也为基于本研究侧扫声呐图像噪声模型的侧扫声呐图像去噪研究奠定了一定的基础.

## 1 海底混响统计模型及概率分布

侧扫声呐是利用海底反向散射来获取海底信息的主动声呐,任何声呐系统的性能都会受到背景噪声的影响.背景干扰可以分为 3 种:环境噪声、混响和自噪声,其中混响对于侧扫声呐的成像有较大的影响<sup>[8]</sup>.由声源发出的声脉冲沿着不同的方向传播,可能会碰到杂乱无章的散射体以及起伏不平的界面<sup>[9]</sup>,产生不同于原来传播方向的散射波,其中包括一些后向散射返回被声呐接收,返回接收点的这些散射波的总和就构成了混响.由于混响造成的大量杂乱的散射回波来自于同一激励源,因此这些叠加的回波具有其独特的统计规律,故由混响造成的侧扫声呐图像背景噪声也具有同样的统计规律.根据海底混响统计模型<sup>[10-11]</sup>,海

收稿日期:2017-08-03 录用日期:2018-03-22

基金项目:国家自然科学基金(61471308,61571377)

\*通信作者:yuanfei@xmu.edu.cn

引文格式:张楷涵,袁飞,程恩.侧扫声呐图像噪声模型的分析[J].厦门大学学报(自然科学版),2018,57(3):390-395.

Citation:ZHANG K H, YUAN F, CHENG E. Analysis of side-scan sonar image noise model[J]. J. Xiamen Univ Nat Sci, 2018, 57(3): 390-395. (in Chinese)



<http://jxmu.xmu.edu.cn>

洋中产生混响的散射体主要分为 3 种:体积混响、海面混响和海底混响.对于侧扫声呐,主要考虑的是海底的混响,所有二次以上的散射均可忽略.对于海底混响,由于散射体“嵌入”不动,所以海底混响声压为有规律的信号:

$$p(t) = r(t) \exp\{f[\omega_0 t + \psi_0(t)]\}, \quad (1)$$

其中,  $r$  为振幅,  $\psi_0$  为相位.令  $p(t)$  的实部为:

$$\text{Re}\{p(t)\} = x(t) \cos \omega_0 t - y(t) \sin \omega_0 t. \quad (2)$$

式(1)中实部和虚部是两个正交分量,其包络分别为:

$$\begin{aligned} x(t) &= r(t) \cos \psi_0(t), \\ y(t) &= r(t) \sin \psi_0(t). \end{aligned} \quad (3)$$

根据中心极限定理,当散射体数量足够大的时候,  $x_b(t)$  和  $y_b(t)$  均符合高斯分布.

以上海底混响统计模型证明了混响的分布是有一定规律的,但许多实测数据证明海底的分布有更长的“拖尾”,且会因为海底的底质不同产生一定的差异.为了对不同海底底质进行拟合,本研究对威布尔分布<sup>[12]</sup>、瑞利分布<sup>[13]</sup>、对数正态分布<sup>[14]</sup>、伽马分布<sup>[15]</sup>和 K 分布<sup>[16]</sup>进行了探索.

## 2 侧扫声呐图像噪声的统计分布及拟合

### 2.1 图像噪声分类

文献[17-18]中对声呐图像背景统计分布进行了调查,提出声呐图像噪声的概率密度函数取决于海底的粗糙程度.一般情况下,硬的、粗糙的、凸起的海底回波较强;软的、平滑的、凹陷的海底回波较弱;被遮挡的海底不产生回波;距离越远回波越弱<sup>[19]</sup>.随着粗糙

程度的增大,混响增强,噪声程度加大,概率密度分布越广.根据粗糙程度,文献[20]中将海底的主要沉淀物分为 2 种:沙子和泥土.

### 2.2 图像背景统计拟合

由于灰度直方图能够很好地反映声呐图像的整体分布情况,因此本研究挑选一幅图,将其灰度矩阵带入各个概率分布的参数估计公式,得到相应的概率密度函数.图 1(a)和(b)分别是泥土与沙子的底质图像的灰度矩阵带入瑞利分布、对数正态分布、伽马分布、威布尔分布以及 K 分布得到的灰度分布概率曲线和对应的归一化图像灰度分布曲线的对比.从图 1 中可以看出:混响声呐图像的灰度直方图与伽马分布最为接近;瑞利分布和 K 分布与侧扫声呐图像噪声的灰度分布相差较大,故可以认为瑞利分布和 K 分布不适合用于近似声呐图像噪声的灰度概率分布;而其他的 3 种概率分布模型都能比较好地拟合不同类型的声呐图像背景.

为了增加实验的准确性和可靠性,从声呐图像中选择两种类型的侧扫声呐图像各 100 幅作为素材库,每幅图像的尺寸为 128 像素 × 128 像素.采用  $\chi^2$  和 Kolmogorov 距离准则对拟合结果进行定量评价.表 1 中为两种类型底质声呐图像各 100 幅的  $\chi^2$  准则和 Kolmogorov 距离的计算误差平均值.

由表 1 可知:伽马分布总体最优.另外通过对所有灰度分布拟合曲线进行分析,发现在较为平整的沙子和泥土海底拟合时,伽马分布比其他分布更具有优势.此时射散体数目比较少,单个散射体的作用比较显著,混响较小.威布尔分布次优,总体和伽马分布比较接近.对数正态分布稍差于其他分布,这是由于对数正

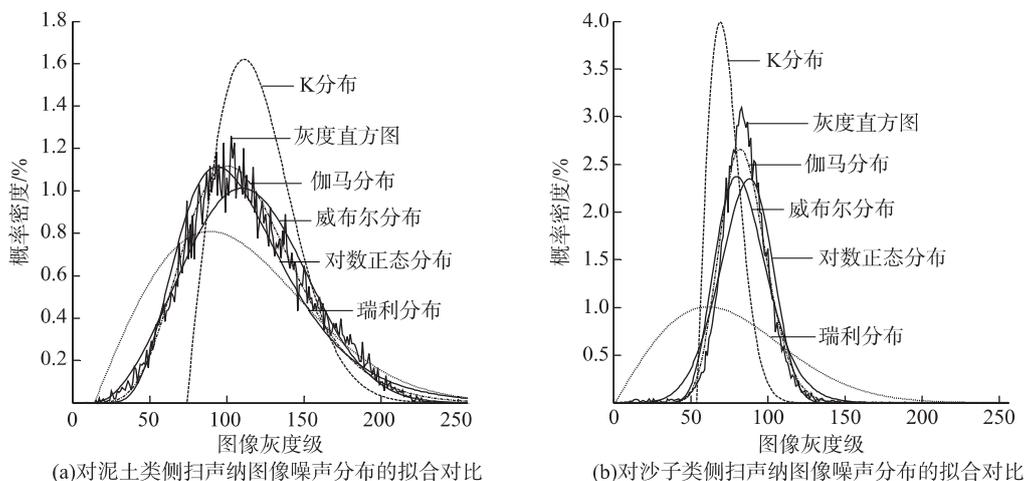


图 1 侧扫声呐图像噪声分布拟合对比

Fig. 1 Distribution fitting comparison of side-scan sonar image noise

态分布的参数估计方法<sup>[14]</sup>决定了当图像的 0 值点较多时会导致拟合误差增加.表 2 给出了不同分布参数的平均计算时间,从计算角度而言威布尔分布参数估计最复杂,需要进行迭代求解所需时间远远大于其他分布的参数估计.综合来说,在这几种概率分布模型中伽马分布具有比较好的适用性.

表 1 不同分布的拟合结果  
Tab 2 Fitting results of different distributions

底质类型	分布类型	误差平均值	
		$\chi^2$ 准则	Kolmogorov 距离
泥土	瑞利	0.527 535	0.237 049
	对数正态	0.201 916	0.055 653
	威布尔	0.222 072	0.057 020
	K 分布	0.432 154	0.176 564
	伽马	0.165 883	0.033 105
沙子	瑞利	0.446 621	0.183 766
	对数正态	0.163 482	0.031 592
	威布尔	0.145 557	0.022 593
	K 分布	0.503 254	0.225 471
	伽马	0.113 161	0.016 900

表 2 不同分布的参数平均计算时间  
Tab 2 Average computation time of different distributions parameters

分布类型	计算时间/s
瑞利分布	0.001 810
对数正态分布	0.005 172
威布尔分布	6.696 183
K 分布	0.015 265
伽马分布	0.001 862

### 3 侧扫声纳图像噪声模型

由上一节可知,伽马分布在拟合海底混响声纳图像灰度概率分布方面有更好的效果.但从图 1 可以看出,不同底质的伽马分布存在着一定的差异,这种差异是由多个因素造成的.为了进一步研究不同底质声纳背景图像的特征系数与伽马分布参数之间的关系,本研究选取了两个图像的特征参数对分布参数进行估计,建立当前底质下的噪声模型.实验中使用了两种底质类型的海底混响声纳图像各 100 幅图,随机选用 100 幅中的 80 幅进行拟合,剩余 20 幅进行验证.

### 3.1 建立噪声模型

#### 3.1.1 特征的选择

灰度直方图的形状反映图像区域分布的总信息.通过实验比较,声纳图像灰度熵反映了图像灰度集合的比特平均数,能够准确地表示图像像素点灰度分布的离散程度<sup>[21]</sup>,也描述了图像信源的平均信息量;图像的灰度平均值描述了图像灰度分布的总信息.因此最终选取图像熵和图像均值对分布参数进行多元回归分析.

设非负矩阵  $A = (a_{ij})$  是一个灰度图像,  $a_{ij}$  为图像的像元的灰度值,且  $a \in [0, 255]$ , 图像大小为  $M \times N$ . 记  $m(A)$  为图像的灰度平均值, 则

$$m(A) = \frac{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N a_{ij}}{MN}, i \in (1, M), j \in (1, N). \quad (4)$$

对于离散形式的二维图像,其灰度熵的计算公式为:

$$e = - \sum_i \sum_j p_{ij} \log p_{ij}, i \in (1, M), j \in (1, N). \quad (5)$$

其中,  $p_{ij} = (f(a_{ij}, m'))/MN$  为某像素位置上的灰度值与其周围像素的灰度分布的综合特征,  $f(a_{ij}, m')$  为特征二元组  $(a_{ij}, m')$  出现的频数,  $m'$  为  $a_{ij}$  邻域的灰度平均值.

#### 3.1.2 噪声模型的建立

为了研究底质声纳背景图像的特征系数  $m$  和  $e$  与伽马分布的形状参数  $\alpha$  和尺度参数  $\beta$  的关系,用  $m$  和  $e$  作为自变量对  $\alpha$  和  $\beta$  进行拟合:

$$\alpha = b_1 + b_2 e^2 + b_3 e + b_4 m^2 + b_5 m + b_6 e m, \quad (6)$$

$$\beta = b_1 + b_2 e^2 + b_3 e + b_4 m^2 + b_5 m + b_6 e m. \quad (7)$$

实验共进行了 1 000 次循环,得到多项式的拟合系数,如表 3 所示.对于尺度参数  $\beta$ ,其系数  $b_4$  值小于  $10^{-5}$  可忽略不计,故取 0.

### 3.2 验证噪声模型

根据文献<sup>[22]</sup>引入两个判断指标对噪声模型进行检验:皮尔森线性相关系数(pearsonlinear correlation coefficient, PLCC)和斯皮尔曼秩相关系数(spearman rankorder correlation coefficient, SROCC).将与海底混响声纳图像的灰度直方图分布最为拟合的伽马分布的参数值称为计算值,通过噪声模型得到的伽马分布参数值称为估计值.用这个两个指标对两个伽马参数的

表 3 多项式拟合系数  
Tab 3 Polynomial fitting coefficients

类型	参数	$b_1$	$b_2$	$b_3$	$b_4$	$b_5$	$b_6$
泥土	$\alpha$	208.882	8.144 13	-84.616 7	0.002 509	3.289 68	-0.518 320
	$\beta$	5.112 26	0.135 968	-1.674 66	0	0.030 704	-0.004 362
沙子	$\alpha$	455.210	13.079 2	-157.787	0.000 465	3.036 83	-0.414 233
	$\beta$	7.723 89	0.173 970	-2.331 24	0	0.019 541	-0.002 525

计算值和估计值进行比较,对模型的正确性进行验证。

PLCC 是一种线性相关系数,反映两个变量线性相关程度的统计量,计算公式为

$$PLCC = \frac{\sum_i (q_i - \bar{q})(o_i - \bar{o})}{\sqrt{\sum_i (q_i - \bar{q})^2 \sum_i (o_i - \bar{o})^2}}, \quad (8)$$

其中: $q_i$  为通过噪声模型得到的伽马参数的估计值, $\bar{q}$  为  $q_i$  的平均值; $o_i$  为相应伽马参数的计算值, $\bar{o}$  为  $o_i$  的平均值。PLCC 越接近 1 表示模型的准确性越高。SROCC 是用于估计两个变量之间相关性的系数,可以用单调函数描述:

$$SROCC = 1 - \frac{6 \sum_{i=1}^N v_i^2}{N(N^2 - 1)}, \quad (9)$$

其中: $v_i$  为估计值与计算值之间的差值,与 PLCC 相同,当 SROCC 越接近 1 时表示模型的单调性越高。

将素材库中两种底质类型各 100 幅图像的计算值与估计值代入式(8)和(9),计算出不同底质背景伽马参数进行噪声模型拟合后的 SROCC 和 PLCC,相关系数的对比结果如表 4 所示。由表 4 可知,本研究所建立的噪声模型的 SROCC 和 PLCC 均在 0.96 以上,非常接近 1,说明本研究所建立的噪声模型能够准确地描述侧扫声呐背景图像的特点。

表 4 不同底质背景的拟合参数的相关系数对比

Tab 4 Correlation coefficient comparison of different background fitting parameters

分类	参数	PLCC	SROCC
泥土	$\alpha$	0.980 679	0.961 135
	$\beta$	0.983 795	0.968 768
沙子	$\alpha$	0.996 189	0.987 365
	$\beta$	0.996 185	0.987 209

选取验证图像中 2 幅不同底质背景的声呐图像对多项式拟合系数的影响进行验证,所选背景部分如图 2 所示。分别用伽马分布的参数估计方法得到其相

应的  $\alpha$  与  $\beta$  的计算值,并与通过噪声模型得到的泥土模型估计值和沙子模型估计值进行比较。计算结果如表 5 所示。从表 5 的数据可以看出,通过噪声模型的估计值与伽马分布的参数计算的对比值,可以实现沙子与泥土底质的分类,且对应的模型估计值与伽马分布参数计算值的相对误差很小。

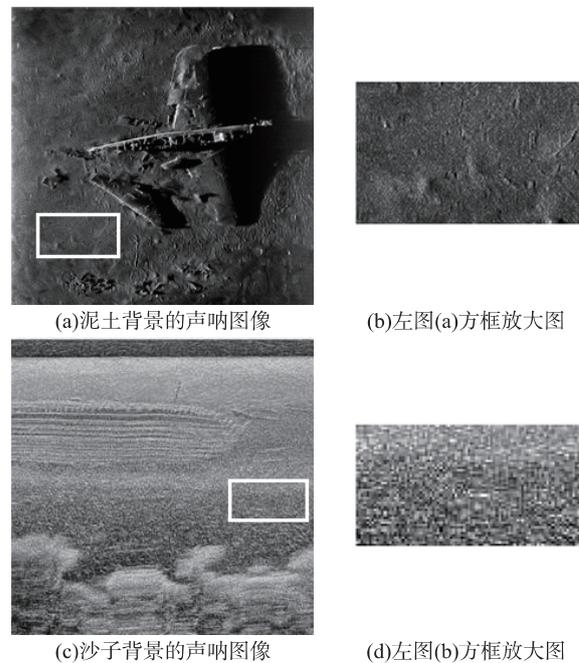


图 2 原始图像及选取验证部分  
Fig. 2 Original images and selected validation parts

表 5 计算值与估计值的比较

Tab 5 Comparison of calculated value and estimate

分类	参数	计算值	模型估计值		正确分类的相对误差
			泥土	沙子	
泥土	$\alpha$	20.308	20.924	27.285	0.030 34
	$\beta$	0.415 5	0.410 7	0.533 2	0.011 37
沙子	$\alpha$	10.400	5.766 1	10.547	0.001 28
	$\beta$	0.091 2	0.039 0	0.089 4	0.006 83

为了验证通过噪声模型得到的估计值与计算值的相对误差,选取 100 幅图像库之外的 20 幅图像进行比较,结果如图 3 所示,可以看出,不同底质图像噪声的伽马分布计算参数值与模型估计值误差不大,因此可以通过本研究的噪声模型对不同底质类型的混响噪声进行模拟。

### 4 结 论

本研究选取了泥土、沙子这两种典型的海底底质的侧扫声呐图像的背景部分,对其概率分布进行了研究.实验结果表明:在两种不同底质的情况下,伽马分布都能较好地拟合其侧扫声呐图像的背景噪声.在此基础上,利用多元回归分析得到了两种类型海底底质的伽马分布参数与图像特征之间的关系,并进行了验证.实验结果表明,可以利用这一关系建立侧扫声呐图像噪声模型,对声呐图像的海底底质进行判别.通过噪声模型能够根据不同底质调整分布参数,从而更好地模拟混响导致的成像噪声.所得到的噪声模型还能为后续的声呐图像消噪研究提供依据。

### 参考文献:

[1] 栾桂冬.数字式声呐设计原理[J].声学学报,2003(4):385.  
 [2] 王美娜,边刚,孙超,等.海洋测深中垂直分置海底混响信号的仿真分析[J].海洋测绘,2017,37(1):75-78.  
 [3] MIDDLETON D. New physical—statistical methods and models for clutter and reverberation: the KA-distribution and related probability structures[J]. IEEE Journal of Oceanic Engineering,1999,24(3):261-284.  
 [4] GENSANE M. A statistical study of acoustic signals backscattered from the sea bottom[J]. IEEE Journal of Oceanic Engineering,1989,14(1):84-93.  
 [5] JAKEMAN E, PUSEY P N. Significance of K distributions in scattering experiments [J]. Physical Review Letters,1978,40(9):546-550.  
 [6] COBB J T, SLATTON K C. A parameterized statistical sonar image texture model[J]. Detection and Sensing of Mines Explosive Objects and Obscured Targets VIII, 2008, 35(2):6953.  
 [7] 田晓东,童继进,刘忠.声呐图像背景灰度分布特性分析及模型研究[J].声学技术,2006,25(5):468-472.  
 [8] 刘伯胜,雷家煜,刘波声.水声学原理[M].哈尔滨:哈尔滨

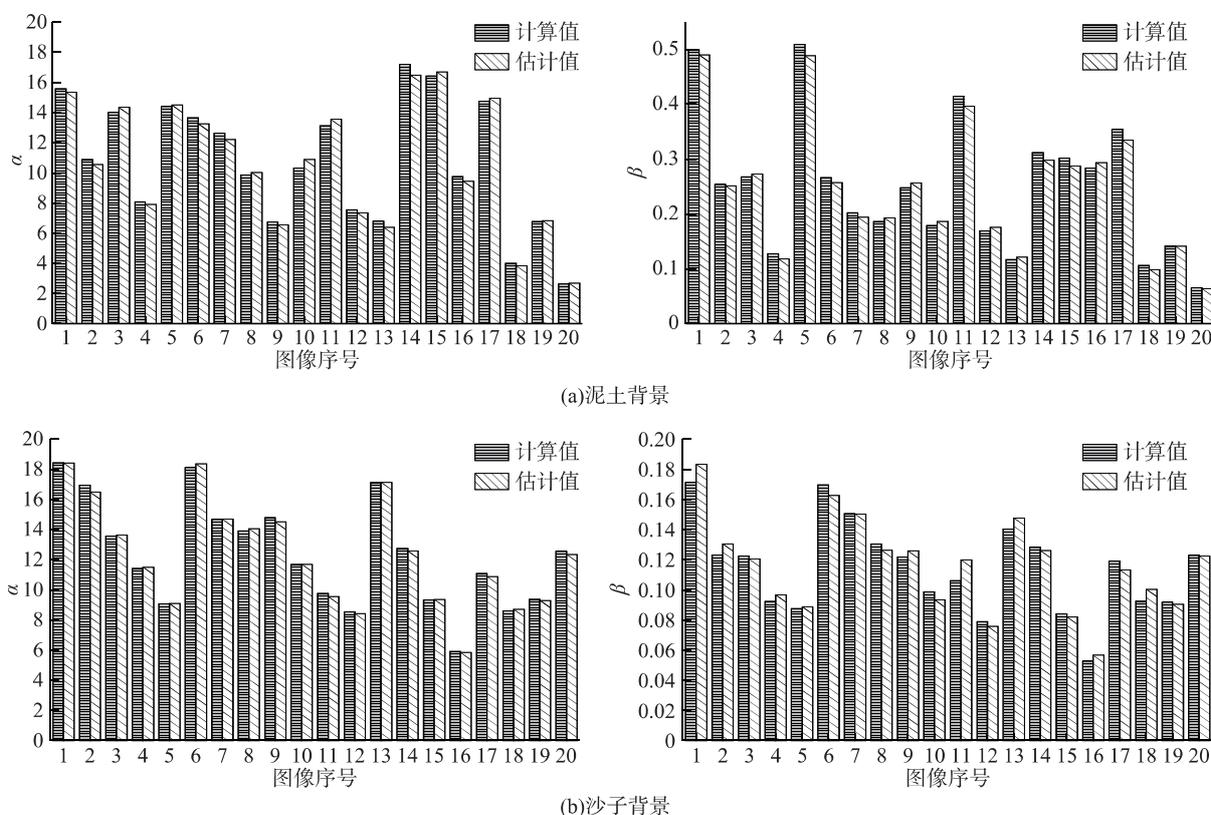


图 3 计算值与估计值的对比  
 Fig 3 Comparison of calculated value and estimated values

- 工程大学出版社,1993:187.
- [9] 范习健,李庆武,黄河,等.侧扫声呐图像的3维块匹配降斑方法[J].中国图象图形学报,2012,17(1):71-77.
- [10] MIDDLETON D. Correction to "A statistical theory of reverberation and similar first-order scattered fields-part III, waveform and fields-part IV, statistical models" [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 1975, 21(1):97-99.
- [11] 霍冠英,刘静,李庆武.侧扫声呐图像统计特性研究[J].传感器与微系统,2017,36(3):25-28.
- [12] MIGNOTTE M, COLLET C, PÉREZ P, et al. Three-class Markovian segmentation of high-resolution sonar images[J]. Computer Vision and Image Understanding, 1999, 76(3):191-204.
- [13] MIGNOTTE M, COLLET C, PEREZ P, et al. Sonar image segmentation using an unsupervised hierarchical MRF model [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2000, 9(7):1216-1231.
- [14] 黄超.对数正态分布的参数估计[J].高等数学研究,2015,18(4):4,20.
- [15] 孙增国.高分辨率合成孔径雷达图像的Gamma分布下最大后验概率降斑算法[J].物理学报,2013,62(18):73-78.
- [16] 周强,杨俭,曲长文,等.多视SAR图像K分布特征函数与统计量研究[J].信号处理,2017(7):1002-1009.
- [17] HEFNER B T. Characterization of seafloor roughness to support modeling of midfrequency reverberation [J]. IEEE Journal of Oceanic Engineering, 2017, 42(4):1110-1124.
- [18] ALEXANDROU D, DE MOUSITER C, HARALABUS G. Evaluation and verification of bottom acoustic reverberation statistics predicted by the point scattering model[J]. Journal of the Acoustical Society of America, 1992, 91(3):1403-1413.
- [19] 吕良,周超焯,陈春,等.基于虚警函数的侧扫声纳水下目标实时检测方法[J].海洋测绘,2013,33(4):35-38.
- [20] BERGUI A E, QUIDU I, ZERR B, et al. Model based classification of mine-like objects in sidescan sonar using the highlight information[J]. Proceedings of Meetings on Acoustics Acoustical Society of America, 2012, 17(1):22-30.
- [21] 潘雪娟,朱尤攀,浦恩昌,等.基于熵的自动聚焦图像清晰度评价函数仿真分析[J].红外技术,2016,38(10):838-844.
- [22] WANG S, GU K, ZHANG X, et al. Reduced-reference quality assessment of screen content images [J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2018, 28(1):1-14.

## Analysis of Side-scan Sonar Image Noise Model

ZHANG Kaihan, YUAN Fei\*, CHENG En

(Key Laboratory of Underwater Acoustic Communication and Marine Information Technology Ministry of Education, Xiamen University, Xiamen 361005, China)

**Abstract:** Side-scan sonar image contain speckle noises due to their characteristics of imaging mechanism and complicated seabed environment in the acquisition process. Seabed reverberations of different types of substrates often exert different effects on lateral-scan sonar imaging. Based on the analysis of the seabed reverberation statistical model, the optimal fitting distribution model is obtained under five typical probability distribution models and the evaluation based on two eigenvalues is proposed after analyzing the characteristic parameters of gray histogram. Finally, the noise model of side-scan sonar image and image classification of different sediment types were achieved by multiple regression model analyses. Experimental results show that Gamma distribution model enjoys the advantages of accurate fitting characteristics and convenient calculation of probability. According to model parameters and image features, the model can effectively simulate the noise caused by different sediment types of reverberation, and is conducive to the classification of the sediment and the elimination of noise.

**Key words:** seabed reverberation; probability distributions; sonar image; sediment classification; multiple regression