

# Chan-Vese 模型两相自适应窄带的 阴影区检测方法\*

王兴梅<sup>1†</sup> 印桂生<sup>1</sup> 刘光宇<sup>2</sup> 刘志鹏<sup>1</sup>

(1 哈尔滨工程大学 计算机科学与技术学院 哈尔滨 150001)

(2 哈尔滨工程大学 船舶工程学院 哈尔滨 150001)

2014 年 7 月 14 日收到

2015 年 4 月 27 日定稿

**摘要** 为得到快速高精度的声呐图像阴影区检测效果, 提出 Chan-Vese 模型两相自适应窄带检测方法. 利用各向异性二阶邻域马尔可夫模型估计声呐图像的纹理特征参数, 实现原始图像平滑去噪; 由块方式的  $k$ -均值聚类算法确定图像的初始两类分割, 初步确定阴影区大致位置, 并根据此大致位置, 自适应初始化零水平集函数, 来减少人为干预, 提高检测速度; 在此基础上, 提出建立 Chan-Vese 模型两相窄带水平集进行声呐图像检测, 完成局部寻优, 排除全局图像中孤立区对检测的影响, 使阴影区检测结果更加精确. 通过对真实声呐图像的检测实验结果分析, 验证提出的检测方法能够去除原始图像的部分噪声, 提高检测精度和速度, 有一定的自动性和适应性.

PACS 数: 43.30, 43.60

## Shadow regions detection algorithm by adaptive narrowband two-phase Chan-Vese model

WANG Xingmei<sup>1</sup> YIN Guisheng<sup>1</sup> LIU Guangyu<sup>2</sup> LIU Zhipeng<sup>1</sup>

(1 College of Computer Science and Technology, Harbin Engineering University Harbin 150001)

(College of Shipbuilding Engineering, Harbin Engineering University Harbin 150001)

Received Jul. 14, 2014

Revised Apr. 27, 2015

**Abstract** To obtain fast and highly accurate shadow regions detection results of sonar image, a detection algorithm of adaptive narrowband two-phase Chan-Vese model is proposed in the paper. The anisotropic second-order neighborhood MRF (Markov Random Field, MRF) is used to describe texture feature parameters of sonar image, and complete the noise smoothing. Initial two-class segmentation is determined by the block mode  $k$ -means clustering algorithm, to preliminarily estimate the approximate position of the shadow regions. Then, in order to reduce human intervention and improve the detection speed, zero level set function is adaptively initialized by approximate position of shadow regions. On this basis, the narrowband level set of two-phase Chan-Vese model is proposed to detect the sonar image and complete local optimization, which eliminates the global image's interference in detection results, makes shadow regions detection results more accurate. Experimental results demonstrate that the proposed algorithm can remove partial noise, improve the detection speed and accuracy, it has certain automaticity and adaptability.

\* 国家自然科学基金(41306086)、哈尔滨市基金(2014RFQXJ105)、中央高校基本科研业务费专项(HEUCFR1121, HEUCF100606)资助

† 通讯作者: 王兴梅, Email: wangxingmei@hrbeu.edu.cn

## 引言

近年来, 声呐图像的水下目标识别技术得到了一定的发展, 其应用范围也越来越广泛, 包括军事探测、海底测量、沉船打捞、水下管道检测等<sup>[1]</sup>。但在水下目标识别之前, 须对声呐图像进行目标检测和特征提取, 声呐图像水下目标检测和特征提取在水下目标识别过程中具有重要的地位。其中声呐图像检测的目的是要从复杂海底混响区域中提取出目标高亮区和阴影区域, 并尽量保留图像原始边缘信息<sup>[2]</sup>。

水平集方法以一种隐含的方式来表达轮廓曲线的演化过程, 并且提供了稳定的数值解法, 算法简单、实现速度快、精度相对较高<sup>[3]</sup>, 因此, 应用水平集方法进行声呐图像中目标高亮区和阴影区的检测具有很好的发展和应用前景。所以, 国内外学者应用水平集方法进行声呐图像目标检测研究, 取得了一定的成果。如文献 4 和文献 5 提出应用含有多个特征的水平集模型对含有海底沙滩的海床声呐图像进行检测, 找到沙滩区域的边界; 文献 6 通过改变初始化零水平集完成水下目标的检测; 文献 7 提出联合原始声呐图像和不同阶邻域的 GMRF 模型的纹理特征图像的局部均值作为主要驱动能量, 完成水下声呐图像目标的检测; 文献 8 提出利用水下目标检测结果确定目标演化子区域, 缩小目标区域范围, 同时在目标检测结果中, 根据目标高亮区和阴影区的位置, 确定各个目标演化子区域初始闭合曲线的中心坐标, 完成水下目标检测; 文献 9 提出通过结合高帽变换、低帽变换与水平集算法相结合的检测方法, 得到声呐图像水下目标检测结果。上述文献中的水平集检测模型及其改进模型虽然被应用在声呐图像的目标检测上, 但其对噪声很敏感, 常得不到好的检测结果, 同时, 已有水平集方法对初始化零水平集函数的位置和大小要求严格, 只有人为干预, 选择恰当, 检测的精度才会相对较高。当初始零水平集函数取在海底混响区将得不到最终理想的检测结果。

在综合分析现有算法的基础上, 结合声呐图像的阴影区在一定程度上能反映目标高亮区的形状, 并为后续特征提取提供依据的特点<sup>[7]</sup>, 提出 Chan-Vese 模型两相自适应窄带检测方法。首先提出建立各向异性二阶邻域马尔可夫随机场模型的参数来描述声呐图像的纹理特征, 对声呐图像进行平滑去噪处理, 从而使目标高亮区和阴影区相对于海底混响区更加突出, 为进一步的阴影区检测提供必要的前提条件。然后, 提出由块方式的  $k$ -均值聚类算法快速进行初始两类分割, 确定阴影区的大致位置, 并根据此大致位

置, 自适应初始化零水平集函数, 根据零水平集函数利用 Chan-Vese 模型两相窄带水平集方法检测, 得到最终精确的阴影区检测结果。

## 1 声呐图像的平滑去噪

声呐图像受噪声污染严重<sup>[10-11]</sup>, 因此在检测目标时, 阴影和目标高亮区像素之间的空间相互作用关系是非常重要的, 而纹理特征能很好的描述这一关系, 为了提取更有效、更准确的声呐图像纹理特征, 使图像更平滑更利于后续的检测, 提出各向异性的二阶邻域马尔可夫随机场的参数模型来描述声呐图像的纹理特征, 完成声呐图像的平滑去噪。

### 1.1 噪声参数估计

目前较为常用的声呐图像海底混响区的分布模型用 Gamma 分布  $G_Y(y; \gamma, \lambda)$  来描述, 阴影区的分布模型为威布尔分布  $W_Y(y; \min, C, \alpha)$  来描述, 而目标高亮区的分布模型用一个简单的正比例分布模型  $Z_Y(y; r)$  来描述<sup>[12]</sup>。

Gamma 分布的概率密度函数表示为:

$$G_Y(y; \gamma, \lambda) = \frac{\lambda^\gamma}{\Gamma(\gamma)} y^{\gamma-1} \exp(-\lambda y), \quad (1)$$

式中:  $y$  为图像各像素点的灰度值;  $\gamma$  为形状参数;  $\lambda$  为尺度参数;  $\Gamma(\cdot)$  为 Gamma 函数。

威布尔分布的概率密度函数为:

$$W_Y(y; \min, C, \alpha) = \frac{C}{\alpha} \left( \frac{(y - \min)}{\alpha} \right)^{C-1} \exp\left(-\frac{(y - \min)^C}{\alpha^C}\right), \quad (2)$$

式中:  $\min$  为图像中像素的最小值;  $y > \min$  为图像各像素点的灰度值;  $C > 0$  为形状参数;  $\alpha > 0$  为尺度参数。

正比例分布的概率密度函数为<sup>[12]</sup>:

$$Z_Y(y; r) = \frac{1}{r} (y - 155) \quad (3)$$

式中:  $y \geq 155$  为待估计目标高亮区各像素点的灰度值, 原图像归一化后灰度值为 0~255。

### 1.2 空间邻域马尔可夫随机场模型参数估计

声呐图像  $f$  在平面  $\Omega$  上具有与邻域系统  $\eta$  相关的马尔可夫随机场特性, 提出各向异性的二阶邻域系统基团, 系统结构如图 1 所示<sup>[11]</sup>,  $f$  中的一个位置  $s$ , 其二阶邻域系统为  $\eta_s^2$ , 表示为:

$$\eta_s^2 = \{s + (-1, -1), s + (1, 1), s + (0, -1), s + (-1, 0), s + (1, -1), s + (-1, 1), s + (1, 0), s + (0, 1)\}. \quad (4)$$

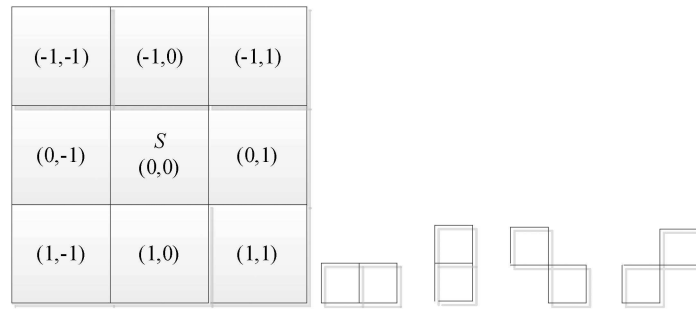


图 1 二阶邻域系统结构及其各向异性基团组合形式

建立空间邻域马尔可夫随机场模型参数  $\beta_{(i,j)}$ ，它们仅与基团的方向和基团中的类别组合有关，能表征声呐图像的纹理特征，并且满足条件：

$$\begin{cases} \beta_{(i,j)} = \beta_{(-i,-j)}, \quad \forall (i,j) \in \eta. \\ \beta_{(i,j)} = \beta_{(j,i)}, \end{cases} \quad (5)$$

根据式 (5) 马尔可夫随机场模型参数的相关规则，可以将二阶邻域系统 8 个  $\beta$  值分成两两相等的 4 组参数组。将属于同一组的像素值两两相加，结果作为一个矩阵 (4 行 1 列矩阵) 的 4 个行元素。并用  $T_s$  表示，矩阵如下所示 [7]：

$$T_s = \begin{bmatrix} f_{s+(-1,-1)} + f_{s+(1,1)} \\ f_{s+(0,-1)} + f_{s+(-1,0)} \\ f_{s+(1,-1)} + f_{s+(-1,1)} \\ f_{s+(1,0)} + f_{s+(0,1)} \end{bmatrix} \quad (6)$$

式中， $f_{s+(i,j)}$  是声呐图像  $f$  中的一个位置  $s$  的二阶邻域内像素点的像素值。

$\beta_{(i,j)}$  用最小二乘法可求得参数的估计值为 [7]：

$$\hat{\beta} = \left[ \sum_{s \in \Omega} T_s^T T_s \right]^{-1} \left[ \sum_{s \in \Omega} T_s^T f_s \right], \quad (7)$$

### 1.3 平滑去噪

根据噪声参数估计和空间邻域马尔可夫随机场模型参数估计，提出用一个与二阶对称邻域系统  $\eta_s^2$  相关的分布特性马尔可夫随机场模型来描述平滑去噪声呐图像  $f$ ，具体表示为：

$$f = \sum_{(i,j) \in \eta_s^2} \beta_{(i,j)} f_{s+(i,j)} + FB. \quad (8)$$

对于声呐图像中的每一个像素点，分别计算服从海底混响区、阴影和目标高亮区的分布，对于每一个像素点的计算结果，根据马尔可夫随机场特性，取较大的值作为  $FB$  的值。

利用式 (8) 重新标记声呐图像，使图像变得更加平滑，同时阴影和目标高亮区相对于海底混响区更加突出，有利于后续的检测处理。

## 2 声呐图像阴影区检测

### 2.1 Chan-Vese 模型两相窄带水平集

声呐图像水下目标的阴影区在一定程度上能反映目标高亮区的形状，有利于后续的特征提取。所以，在目标识别工作中往往提取与目标高亮区相对应的阴影区特征来识别目标 [7]。针对 Chan-Vese 模型的特点，提出建立 Chan-Vese 模型两相窄带水平集方法检测声呐图像的阴影区。

假设  $\Omega \subset \mathbb{R}^2$  表示声呐图像平面， $f : \Omega \times \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$  是经过平滑去噪后的声呐图像，同时假设声呐图像  $f$  是由两个近似分段常量的灰度区域组成， $\phi$  是根据初始闭合曲线  $C$  构造的符号距离函数，即  $\phi(x_C, y_C) = 0$ 。并且  $\phi$  为内正外负型，即  $\phi(\text{inside}(C)) > 0$  和  $\phi(\text{outside}(C)) < 0$ 。

根据声呐图像的特点，提出利用零水平集提出构建窄带函数  $N$ ，根据  $\phi(x_C, y_C) = 0$  得 [13-16]：

$$N(x, y) = \begin{cases} 1, & (x - x_C)^2 + (y - y_C)^2 < r^2, \\ 0, & \text{其它}, \end{cases} \quad (9)$$

式中： $r$  设置为窄带区域宽度的一半， $(x, y)$  表示声呐图像空间上的二维连续坐标，如图 2 的示意图所示。

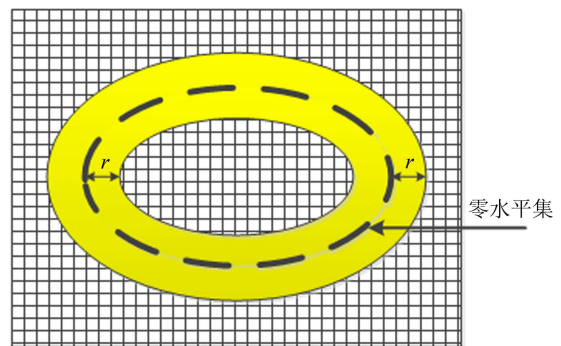


图 2 窄带示意图

在图 2 中虚线是零水平集函数的闭合曲线  $C$ ，在距离闭合曲线  $r$  范围建立黄色窄带区域，窄带区域中的窄带函数  $N$  为 1，其余区域为 0。

Chan-Vese 模型两相窄带水平集方法的能量函数构建为：

$$E(C, c_i, c_o) = \mu \cdot \text{Length}(C) + \nu \cdot \text{area}(C) + \lambda_i \int_{\text{inside}(C)} N(x, y) |f - c_i|^2 dx dy + \lambda_o \int_{\text{outside}(C)} N(x, y) |f - c_o|^2 dx dy, \quad (10)$$

式中：\$E\$ 的前两项是平滑项，\$\mu, \nu \ge 0\$ 和 \$\lambda\_i, \lambda\_o \ge 0\$ 是各个能量项的权重系数。

式 (10) 中，水平集函数所表达的闭合曲线 \$C\$ 的长度和内部的面积分别为 [17-18]：

$$\text{area}(C) = \int_{\Omega} H(\phi) dx dy, \quad (11)$$

$$\text{Length}(C) = \int_{\Omega} |\nabla H| dx dy = \int_{\Omega} \delta(\phi) |\nabla \phi| dx dy, \quad (12)$$

式中：\$\Omega\$ 是水平集函数的定义域，\$H(\phi)\$ 表示为 \$H(\phi) = (1/2)[1+(2/\pi)\arctg(\phi/\varepsilon)]\$，\$\delta(\cdot)\$ 是狄拉克 (Dirac) 函数，\$\delta(\phi) = (1/\pi)[\varepsilon/(\varepsilon^2 + \phi^2)]^{[19-20]}\$。

曲线 \$C\$ 内部的灰度平均值 \$c\_i\$ 和曲线 \$C\$ 外部的灰度平均值 \$c\_o\$ 分别为：

$$c_i = \frac{\int_{\Omega} N(x, y) f(x, y) H(\phi) dx dy}{\int_{\Omega} N(x, y) H(\phi) dx dy}, \quad (13)$$

$$c_o = \frac{\int_{\Omega} N(x, y) f(x, y) (1 - H(\phi)) dx dy}{\int_{\Omega} N(x, y) (1 - H(\phi)) dx dy}, \quad (14)$$

根据 \$C\$ 构造 \$\phi\$ 有：

$$C = \{(x, y) | \phi(x, y) = 0\}. \quad (15)$$

以欧拉-拉格朗日方法求解 Chan-Vese 模型两相窄带水平集方法的能量函数，可以得到：

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = \delta(\phi) \left\{ \mu \cdot \text{div} \left( \frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) - \nu - N(x, y) \left[ \lambda_i (f(x, y) - c_i)^2 + \lambda_o (f(x, y) - c_o)^2 \right] \right\}, \quad (16)$$

对于声呐图像二维平面空间的离散网格，\$h\$ 为空间步长，\$\Delta t\$ 是时间步长，网格点 \$(x\_i, y\_j) = (ih, jh)\$。则 \$t\$ 时刻的水平集函数 \$\phi = \phi(x, y, t)\$ 可以近似为 \$\phi\_{i,j}^n = \phi(x\_i, y\_j, n\Delta t), n \ge 0, \phi^0 = \phi\_0\$。

则，水平集演化方程的离散解为：

$$\begin{aligned} \frac{\phi_{i,j}^{n+1} - \phi_{i,j}^n}{\Delta t} = & \delta(\phi_{i,j}^n) \left\{ \frac{\mu}{h} \Delta_x^- \left( \frac{\Delta_x^+ \phi_{i,j}^{n+1}}{\sqrt{(\Delta_x^+ \phi_{i,j}^n)^2 / (h^2) + (\Delta^{0y} \phi_{i,j}^n)^2 / (2h^2)}} \right) + \right. \\ & \left. \frac{\mu}{h} \Delta_y^- \left( \frac{\Delta_y^+ \phi_{i,j}^{n+1}}{\sqrt{(\Delta_y^+ \phi_{i,j}^n)^2 / (h^2) + (\Delta^{0x} \phi_{i-1,j}^n)^2 / (2h^2)}} \right) - \nu \right\} + \\ & \delta(\phi_{i,j}^n) N(i, j) \left[ -\lambda_i (f(i, j) - c_i)^2 + \lambda_o (f(i, j) - c_o)^2 \right], \end{aligned} \quad (17)$$

其中，\$t\$ 时刻的水平集函数 \$\phi\_{i,j}^n\$ 的后向差分、前向差分 and 中心差分分别为：

$$\begin{aligned} \Delta_x^- \phi_{i,j}^n &= \phi_{i,j}^n - \phi_{i-1,j}^n, & \Delta_x^+ \phi_{i,j}^n &= \phi_{i+1,j}^n - \phi_{i,j}^n, \\ \Delta^{0x} \phi_{i,j}^n &= \phi_{i+1,j}^n - \phi_{i-1,j}^n, & \Delta_y^- \phi_{i,j}^n &= \phi_{i,j}^n - \phi_{i,j-1}^n, \\ \Delta_y^+ \phi_{i,j}^n &= \phi_{i,j+1}^n - \phi_{i,j}^n, & \Delta^{0y} \phi_{i,j}^n &= \phi_{i,j+1}^n - \phi_{i,j-1}^n. \end{aligned}$$

水平集函数的收敛条件为：

$$T = \frac{\sum_{|\phi_{i,j}^m| < h} |\phi_{i,j}^{m+1} - \phi_{i,j}^m|}{M} \leq (\Delta t) h^2, \quad (18)$$

式中，\$M\$ 是满足 \$|\phi\_{i,j}^m| < h\$ 的声呐图像二维平面空间的离散网格点数目。

### 2.2 检测算法的描述

本文提出的算法流程图如 3 所示。

具体说明如下：

(1) 声呐图像的平滑去噪处理

提出采用各向异性的二阶邻域马尔可夫随机场的参数模型来描述声呐图像的纹理特征，完成声呐图像的平滑去噪处理。

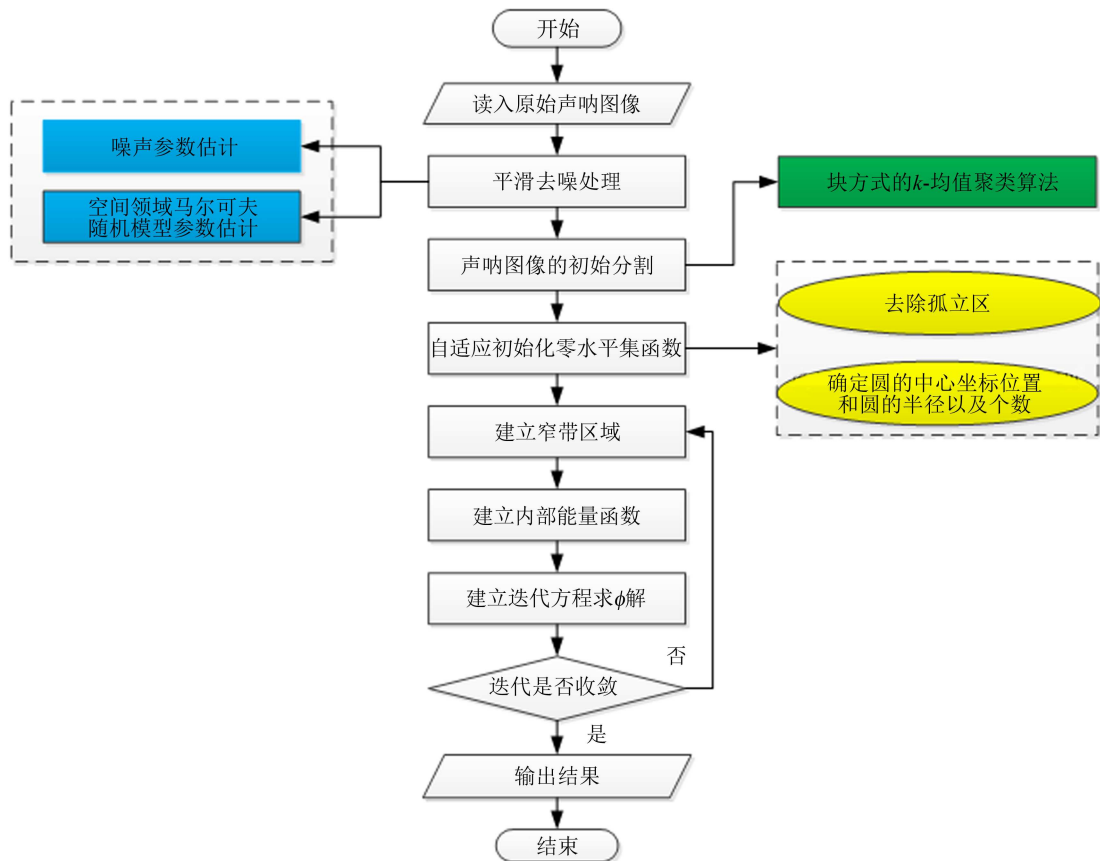


图 3 算法流程图

(2) 由块方式的  $k$ -均值聚类算法确定声呐图像的初始两类分割, 即阴影区 (黑色) 和海底混响区 (白色)

选择  $m \times m$  的窗口, 将原始声呐图像分成  $n$  个互不重叠的  $m \times m$  窗口, 求出代表每个窗口的三元样本, 即均值、标准差、灰度最小值<sup>[10]</sup>。

① 设置聚类数为  $q$  (根据所处理声呐图像的清晰度确定  $q$ ), 任选  $q$  个窗口的三元样本作为初始聚类中心, 将其他窗口的三元样本归类到与它欧氏距离最小的聚类中心所代表的类上。

② 通过求每个类所有窗口三元样本的均值, 更新聚类中心, 并重新聚类。

③ 重复步骤②, 直到聚类中心不变。

(3) 初步判断阴影区的大致位置, 并自适应初始化零水平集函数

① 在块方式的  $k$ -均值聚类算法确定声呐图像的阴影区后, 由于图像中含有一些孤立区, 采用数学形态学开操作去除这些孤立区, 得到二值实验结果。

② 为了自适应初始化零水平集函数。首先将得到的二值实验结果图中目标的边缘点用灰度值 255 标记, 其它用灰度值 0 标记; 然后根据标记结果从新扫描整幅图像, 当遇到白色的点时, 将这个点周围

$(2 \times range) \times range$  (根据所处理声呐图像的特点选择  $range$  的值) 矩阵区域的白色去除, 同时记录这个区域的坐标位置, 根据坐标位置和矩阵的长宽确定圆的中心坐标位置和圆的半径, 依次扫描直到整幅图像结束确定圆的个数 (由于  $\phi$  为内正外负型的符号距离函数, 根据离散数据的特性, 当所得到的为多圆重叠时, 除最终圆, 其余均为不规则圆。), 即自适应确定初始水平集函数。具体过程示意图如图 4 所示。

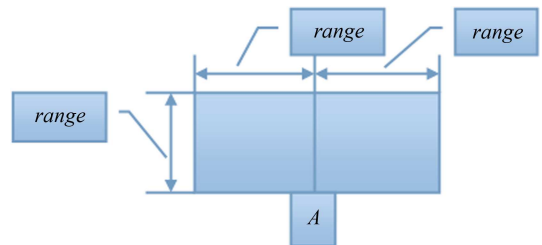


图 4 确定初始化零水平集函数示意图

(4) Chan-Vese 模型两相窄带水平集检测, 得到声呐图像阴影区

利用 Chan-Vese 模型两相窄带水平集方法进行声呐图像检测, 得到阴影区。根据自适应零水平集建立窄带区域, 然后根据迭代方程式 (17) 求水平集函数值, 判断是否收敛, 如果收敛结束迭代, 此时得到检测结果; 否则重新建立窄带区域。

### 3 实验结果与分析

对于提出的检测方法, 给出了真实的原始声呐图像进行检测的实验结果及分析。针对目标形状不

规则的多目标原始声呐图像 (尺寸为  $239 \times 205$ ) 进行的检测如图 5 所示, 其中图 5(a) 是真实的原始声呐图像, 图 5(b) 是平滑去噪后的图像, 图 5(c) 是原始图像直方图及其阴影区, 图 5(d) 是平滑去噪后的图像直方图及其阴影区, 图 5(e) 是原始图像直方图及其阴影区, 图 5(f) 是平滑去噪后的图像直方图及其阴影区

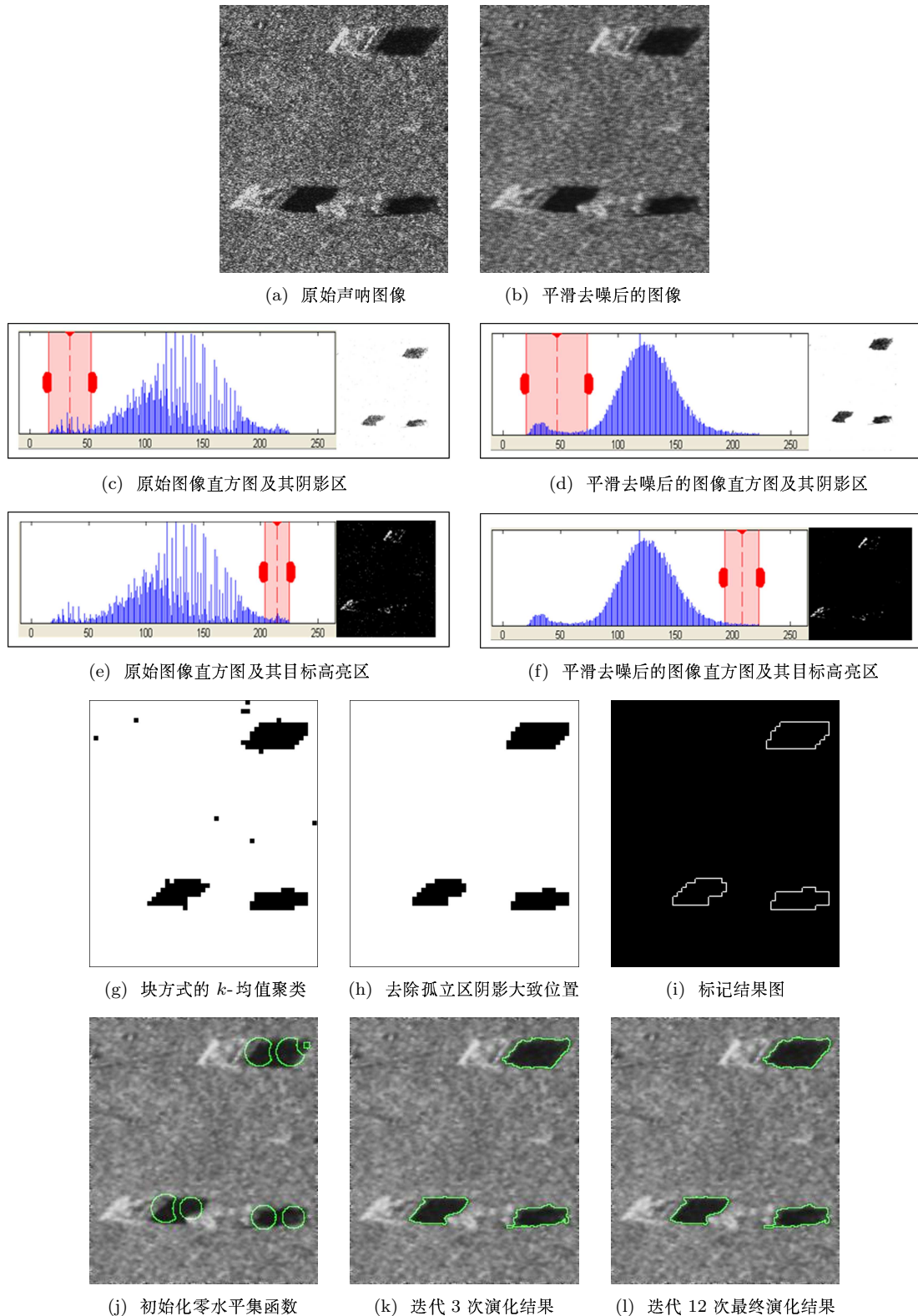


图 5 原始声呐图像检测结果 (尺寸为  $239 \times 205$ )



其目标高亮区, 图 5(f) 是平滑去噪后的图像直方图及其目标高亮区, 图 5(g) 块方式的  $k$ -均值聚类初始两类分割, 图 5(h) 去除孤立区阴影大致位置, 图 5(i) 是图 5(h) 的标记结果图, 在图 5(b) 的基础上, 维纳滤波后初始化零水平集函数如图 5(j) 所示, 图 5(k) 是迭代 3 次的演化结果, 图 5(l) 是迭代 12 次的最终演化结果。

通过图 5(c) 和图 5(d) 以及图 5(e) 和图 5(f) 的实验结果可以看出, 针对提出的平滑去噪方法能够去除声呐图像中的一些噪声点, 而使图像变的更加的平滑。同时平滑去噪后的声呐图像比原始声呐图像其阴影区和目标高亮区相对于海底混响区更加突出, 有利于后续的检测工作。在整个图 5 的检测过程中, 前期通过对声呐图像的初始两类分割处理, 大

致判断了阴影区的位置和大小, 通过提出自适应初始化零水平集函数, 减少了人为干预, 提高了检测速度。设置了窄带区域, 完成局部寻优, 排除全局图像中孤立区对检测结果的干扰, 使阴影区检测结果更加精确。

而经过大量的实验验证, 对于 Chan-Vese 模型两相水平集方法对初始化零水平集函数的位置和大小要求严格, 只有人为干预选择恰当才会检测到目标。为了验证本文提出方法的有效性, 图 6—图 9 给出了 Chan-Vese 模型两相水平集方法的对比实验。为了保证参数的一致性, 设置 Chan-Vese 模型两相水平集方法的参数为  $\mu=1, \nu=0, \lambda_i=\lambda_o=1, \Delta t=1, h=1$ 。

图 6 是在图 5(b) 平滑去噪的基础上, 当初始化

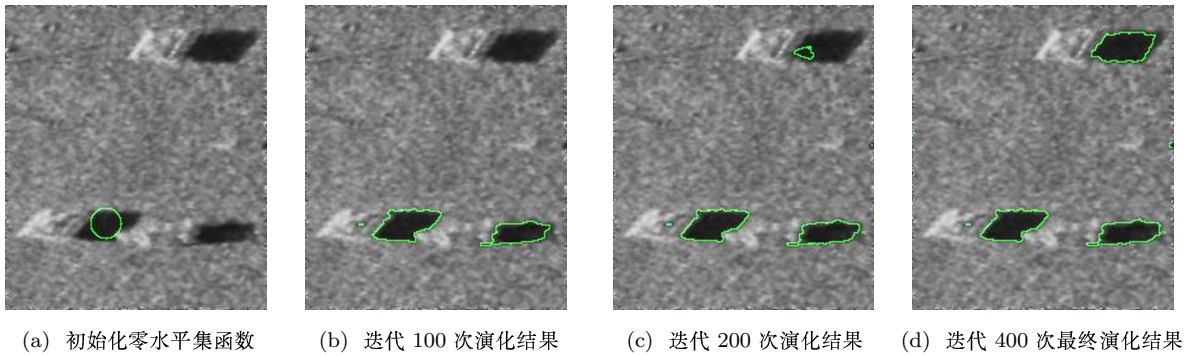


图 6 平滑去噪后 Chan-Vese 模型两相水平集方法检测结果图

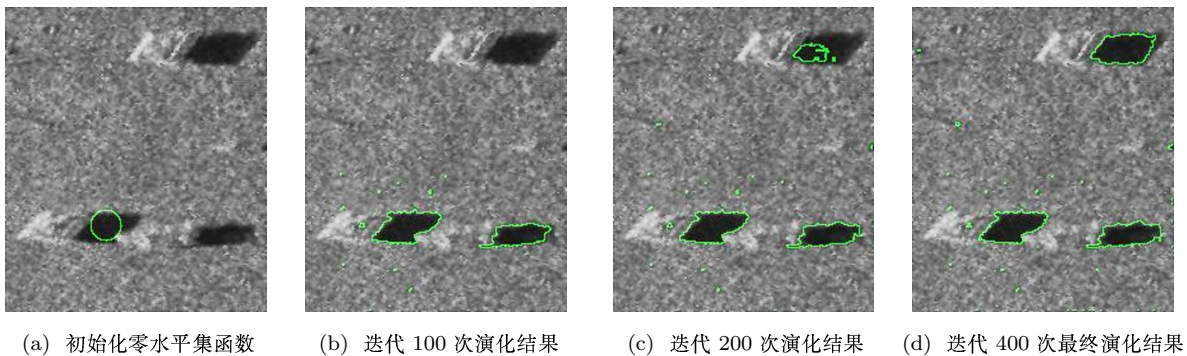


图 7 未进行平滑去噪 Chan-Vese 模型两相水平集方法检测结果图

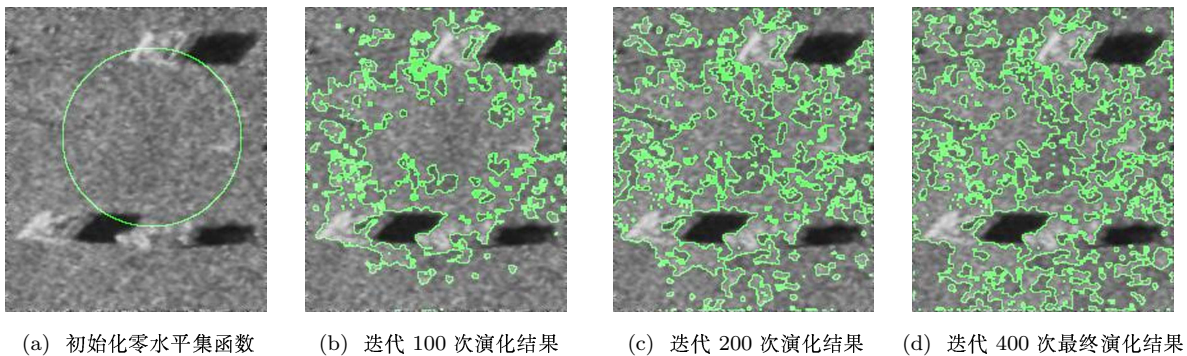


图 8 Chan-Vese 模型两相水平集方法检测结果图 (初始化零水平集函数取圆心坐标 (103,116), 半径为 70)

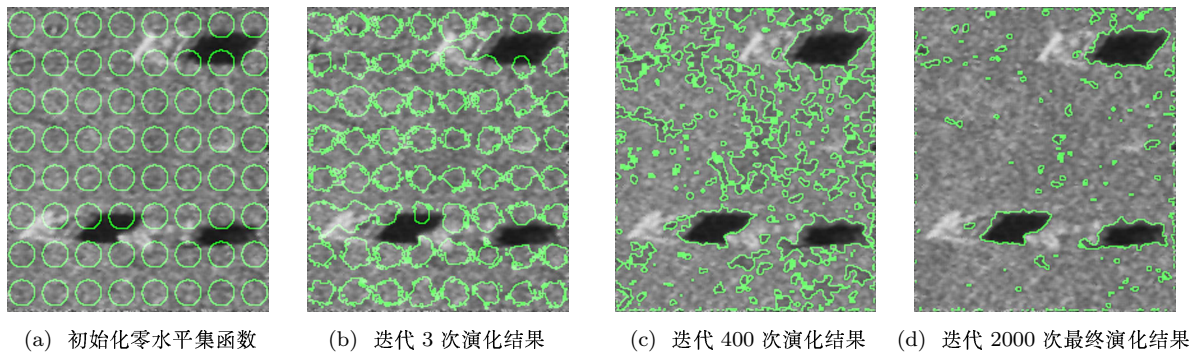


图 9 Chan-Vese 模型两相水平集方法检测结果图 (初始化零水平集函数为多圈)

零水平集函数取圆心坐标 (172,80), 半径为 12 时, Chan-Vese 模型两相水平集方法检测过程。图 6(a) 是维纳滤波后的初始化零水平集函数, 图 6(b) 是迭代 100 次的演化结果, 图 6(c) 是迭代 200 次的演化结果, 图 6(d) 是迭代 400 次的最终演化结果。

从图 6 中可以看出, 平滑去噪后 Chan-Vese 模型两相水平集方法虽然能检测出阴影的形状, 噪声也相对较少, 但是迭代演化 400 次才能完成整个检测过程, 运行时间并不理想。

图 7 是采用图 6(a) 的初始化零水平集函数, 在未进行平滑去噪情况下, Chan-Vese 模型两相水平集方法的检测过程。图 7(a) 是维纳滤波后的初始化零水平集函数, 图 7(b) 是迭代 100 次的演化结果, 图 7(c) 是迭代 200 次的演化结果, 图 7(d) 是迭代 400 次的最终演化结果。

从图 7 中可以看出, 未进行平滑去噪 Chan-Vese 模型两相水平集方法虽然能检测出阴影区的形状, 但噪声也相对较多, 检测结果并不能得到令人满意的结果。

由于平滑去噪能使噪声有所减少, 所以图 8 是在图 5(b) 平滑去噪的基础上, 当初始化零水平集函数取圆心坐标 (103,116), 半径为 70 时, Chan-Vese 模型两相水平集方法检测过程。图 8(a) 是维纳滤波后的初始化零水平集函数, 图 8(b) 是迭代 100 次的演化结果, 图 8(c) 是迭代 200 次的演化结果, 图 8(d) 是迭代 400 次的最终演化结果。

从图 8 中可以看出, 初始化零水平集函数不能取任意位置, 当取任意位置时, 有时得不到想要的结果, 所用本文提出自适应确定初始水平集函数有一定的意义。

图 9 是在图 5(b) 平滑去噪的基础上, 当初始化零水平集函数取多个小圈时 Chan-Vese 模型两相水平集方法检测过程。图 9(a) 是维纳滤波后的初始化零水平集函数, 图 9(b) 是迭代 3 次的演化结果, 图 9(c) 是迭代 400 次的演化结果, 图 9(d) 是迭代 2000 次的

最终演化结果。

当初始化零水平集轮廓曲线为多个小圆时, 由于是全局并行搜索, 针对声呐噪声严重, 即使采取平滑去噪处理, 迭代次数依然需要 2000 次, 并且检测结果中含有噪声。

通过以上对比实验可以得出: 对于复杂的声呐图像, 本文提出采用各向异性的二阶邻域马尔可夫随机场的参数模型来描述声呐图像的纹理特征, 同时考虑服从海底混响区的 Gamma 分布、阴影区的威布尔分布、目标高亮区的简单正比例分布的分布特性, 完成声呐图像的平滑去噪处理。平滑去噪方法能够去除图像中的一些噪声点, 而使图像变的更加平滑, 并且平滑去噪后的声呐图像比原始声呐图像其目标高亮区和阴影区相对于海底混响区更加突出, 有利于后续的检测; 已有水平集方法对初始化零水平集函数的位置和大小要求严格, 只有人为干预, 选择恰当检测的精度才会相对较高, 当初始零水平集函数取在海底混响区将得不到最终理想的检测结果。而本文提出的自适应初始化零水平集函数, 首先由块方式的  $k$ -均值聚类算法进行快速初始分割, 然后采用数学形态学开操作去除孤立区, 得到二值图像结果; 对二值图像上目标的边缘点用灰度值 255 标记, 其它用灰度值 0 标记, 得到标记结果图, 根据标记结果最终自适应确定初始水平集函数, 以减少人为干预, 找到正确的检测目标, 提高检测速度; Chan-Vese 模型两相窄带水平集的整个检测过程是根据声呐图像噪声严重的特点, 提出设置窄带区域, 完成了局部寻优, 避免了已有水平集方法的全局搜索, 使噪声的影响降到最小, 检测结果周围噪声干扰小, 提高了检测速度和精度。能够在噪声严重的情况下, 得到相对精确的阴影区的轮廓, 有利于后续的特征提取和识别。

为了验证本文提出算法提高了检测速度, 给出了图 5 和图 7 的运行时间比较。所用计算机配置为: 奔腾 2.5 GHz, 4 G 内存的处理器, 使用 Matlab 编程代码。本文提出算法图 5 的运行时间为 8.541075 s, 而



传统 Chan-Vese 模型两相水平集方法图 7 的运行时间为 95.495278 s。通过比较说明提出算法提高了检测速度。

为了验证本文算法的有效性,对于提出的 Chan-Vese 模型两相自适应窄带声呐图像检测方法,给出了大量的实验验证分析。

首先,采用对图 10 的真实声呐图像做处理,期望能得到较好的检测效果。其中图 10(a)是原始声呐图像(尺寸为 64×197),图 10(b)是平滑去噪后的图像,图 10(c)是块方式的  $k$ -均值聚类初始两类分割,图 10(d)是数学形态学开操作后阴影区标记结果图,图 10(e)是维纳滤波后自适应确定的初始化零水平集函数,图 10(f)是迭代 20 次的演化结果,图 10(g)是迭代 50 次的演化结果,图 10(h)是迭代 99 次的最终演化结果。

图 11 是在图 10(b)的基础上,当初始化零水平集函数取圆心坐标 (43,136),半径为 15 时, Chan-Vese 模型两相水平集方法检测过程。图 11(a)是维纳滤波后的初始化零水平集函数,图 11(b)是迭代 50 次演

化结果,图 11(c)是迭代 100 次演化结果,图 11(d)是迭代 350 次最终演化结果。

从实验结果比较中可以看出, Chan-Vese 模型两相自适应窄带水平集方法几乎去除了所有的噪声点,并且由于自适应确定了初始水平集函数,设置了窄带区域,迭代 99 次即得到最终的检测结果,得到了令人比较满意的检测结果。

为了验证 Chan-Vese 模型两相自适应窄带声呐图像检测的适应性,对另一幅真实声呐图像做进一步的处理,如图 12 所示。其中图 12(a)是原始声呐图像(尺寸为 93×132),图 12(b)是平滑去噪后的图像,图 12(c)是块方式的  $k$ -均值聚类,图 12(d)是数学形态学开操作后阴影区标记结果图,图 12(e)是维纳滤波后自适应确定的初始化零水平集函数,图 12(f)是迭代 100 次最终演化结果。

图 13 是一幅水下沉底轮胎的真实声呐图像,其中图 13(a)是原始声呐图像(尺寸为 108×200),图 13(b)是平滑去噪后的图像,图 13(c)是块方式的  $k$ -均值聚类,图 13(d)是数学形态学开操作后阴影区

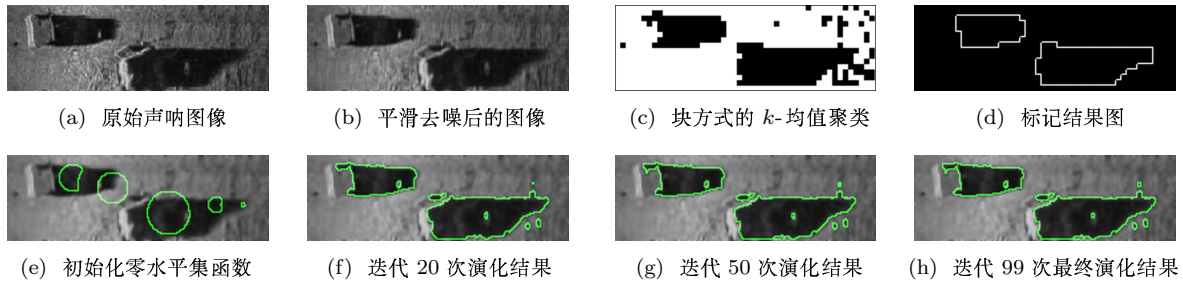


图 10 Chan-Vese 模型两相自适应窄带声呐图像检测结果图 (尺寸为 64×197)

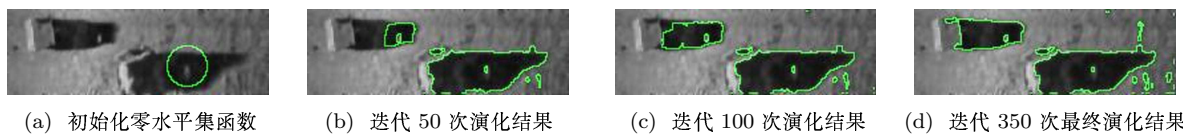


图 11 平滑去噪后 Chan-Vese 模型两相水平集方法检测结果图 (尺寸为 64×197)

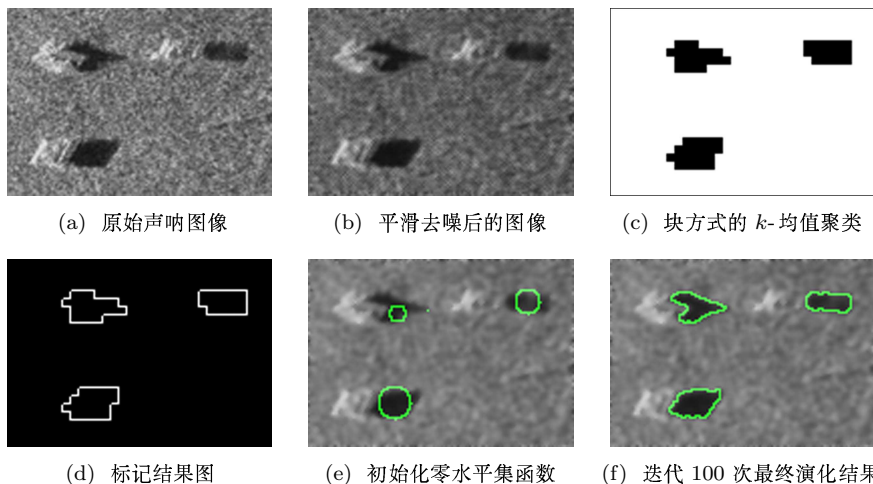


图 12 Chan-Vese 模型两相自适应窄带水平集方法检测结果图 (尺寸为 93×132)

标记结果图，图 13(e) 是维纳滤波后自适应确定的初始化零水平集函数，图 13(f) 是迭代 5 次的演化结果，图 13(g) 是迭代 10 次的演化结果，图 13(h) 是迭代 50 次的演化结果，图 13(i) 是迭代 100 次的最终演化结果。

从图 12 和图 13 中可以看出，本文提出算法有

一定的自适应性和有效性，并且能检测出完美的阴影轮廓。

Chan-Vese 模型两相自适应窄带水平集方法的初始化零水平集函数的离散坐标值  $(i, j)$  以及半径  $R$ ，如表 1 所示。

在平滑去噪过程中，空间邻域马尔可夫随机场

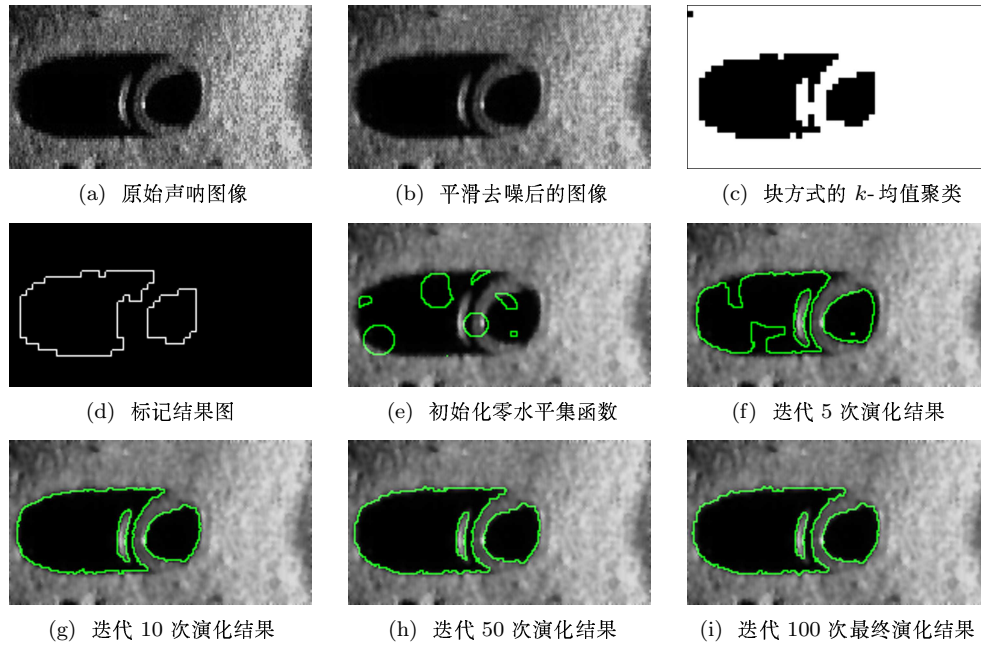


图 13 Chan-Vese 模型两相自适应窄带水平集方法检测结果图 (尺寸为 108×200)

表 1 自适应初始化零水平集函数的参数

图	i	j	R
图 5(j)	180	157.5	10.75
	180	184	10
	172	69.5	12.75
	172	92	10
	32	153.5	12.75
	32	181.5	12.75
	26	196	3
图 10(e)	18	50.5	10
	25.5	80.5	11.5
	44	122.5	16
	38	158.5	6
	38	178.5	1.5
图 12(e)	72	44	8
	28	45.5	4
	26	60	1
	22	110	6
图 13(e)	45.5	60.5	11.5
	40	90.5	8
	53.5	12.5	4.5
	57.5	102.5	10.5
	68	85.5	8
	78	21.5	10
	74	110.5	2

模型参数值如表 2 所示。

通过对大量声呐图像的阴影区检测实验比较分析,验证了本文提出的 Chan-Vese 模型两相自适应窄带声呐图像检测方法相对于传统 Chan-Vese 模型两相水平集,能够去除原始声呐图像的部分噪声,减少人为干预,具有较快的检测速度和较高的检测精度,有一定的适应性。为后续水下目标的特征提取和识别提供更好的前提条件。

表 2 模型参数

参数	图 5(b)	图 10(b)	图 12(b)	图 13(b)
$\beta_1$	0.3719	0.3461	0.3745	0.3962
$\beta_2$	0.0519	0.4548	0.3197	0.3963
$\beta_3$	0.0303	-0.1641	-0.1217	-0.1444
$\beta_4$	0.0446	-0.1365	-0.0723	-0.1481

## 4 结论

本文在综合分析现有文献算法的基础上,结合水下声呐图像自身噪声严重的特点,提出 Chan-Vese 模型两相自适应窄带的阴影区检测方法。该方法的特点在于利用各向异性二阶邻域马尔可夫随机场模型的参数来描述声呐图像的纹理特征;另外,由块方式的  $k$ -均值聚类算法确定图像的初始两类分割,初步确定阴影区大致位置,并根据此大致位置,自适应初始化零水平集函数;在此基础上,提出建立 Chan-Vese 模型两相窄带水平集进行声呐图像检测。通过对真实声呐图像的检测实验结果分析,验证了此检测方法能对原始声呐图像进行平滑去噪,使目标高亮区和阴影区相对于海底混响区更加突出,为进一步的阴影区检测工作提供必要的前提条件;同时也证明了该检测方法相对于传统 Chan-Vese 模型两相水平集,能减少人为干预,具有较快的检测速度和较高的检测精度,有一定的适应性。

## 参 考 文 献

- 王雷, 叶秀芬, 王天. 模糊聚类的侧扫声呐图像分割算法. 华中科技大学学报(自然科学版), 2012; **40**(9): 25—29
- WANG Xingmei, LIU Guangyu, LI Lin, LIU Zhipeng. A novel quantum-inspired algorithm for edge detection of sonar image. 2014 IEEE International Conference on the 33rd Chinese Control Conference (CCC 2014), Nanjing, China: IEEE Computer Society, 2014: 4836—4841
- 黄月琴, 张建中. 基于波前传播时间插值的三维声线追踪算法. 声学学报, 2008; **33**(1): 21—27
- Lianantonakis M, Petillot Y R. Sidescan sonar segmentation using active contours and level set methods. IEEE Oceans-Europe, Brest, France: Institute of Electrical and Electronics Engineers Computer Society, 2005: 719—724
- Maria Lianantonakis, Yvan R. Petillot. Sidescan sonar segmentation using texture descriptors and active contours. *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, 2007; **32**(3): 744—752
- SANG Enfang, SHEN Zhengyan, FAN Chang *et al.* Sonar Image Segmentation Based on Implicit Active Contours. 2009 IEEE International Conference on Intelligent Computing and Intelligent Systems, Shanghai, China: IEEE Computer Society, 2009: 228—231
- Ye Xiufen, Zhang Zhehui, Liu P X *et al.* Sonar image segmentation based on GMRF and level-set models. *Ocean Engineering*, 2010; **37**(1): 891—901
- 王兴梅, 印桂生, 门志国等. 基于水平集改进的水下目标轮廓提取方法. 哈尔滨工业大学学报, 2010; **42**(4): 660—664
- Liu Guangyu, Bian Hongyu, Shi Hong. Sonar image segmentation based on an improved level set method. International Conference on Medical Physics and Biomedical Engineering, Qingdao, China: Elsevier B. V. Selection and/or peer review under responsibility of ICMPE International Committee, 2012: 1168—1175
- Wang Xingmei, Liu Guangyu, Li Lin, Jiang Shouxuan. Detection of underwater objects by adaptive threshold FCM based on frequency domain and time domain. 2015 the International Conference of Young Computer Scientists, Engineers and Educators (ICYCSEE), Harbin, China: Springer New York LLC, 2015: 196—203
- 叶秀芬, 王兴梅, 方超, 张哲会. 基于改进的马尔可夫随机场声呐图像分割方法研究. 兵工学报, 2009; **30**(8): 1039—1045
- 叶秀芬, 王兴梅, 门志国, 仇晨光, 于飞. 改进的 MRF 水下目标检测方法研究. 哈尔滨工业大学学报, 2009; **41**(7): 682—685
- Lehmann B, Ramanandan S K, Siantidis K, Kraus D. Extended active contours approach for mine detection in synthetic aperture sonar images. The 11th International Symposium on Ocean Electronics (SYMPOL), Kochi, India: IEEE Computer Society, 2011: 73—78
- Landau L, Castellano A, Airimitoie T, Buche G, Noe M. Benchmark on adaptive regulation-rejection of unknown/time-varying multiple narrow band disturbances. *European Journal of Control*, 2013; **19**(4): 237—252
- Ren Zemin. Variational level set method for two-stage image segmentation based on morphological gradients. *Mathematical Problems in Engineering*, 2014; **2014**: 1—11
- Ervik A, Yngve Lervag K, Tollak Munkejord S. A robust method for calculating in-interface curvature and normal vectors using an extracted local level set. *Journal of Computational Physics*, 2014; **257**: 259—277
- ZHENG Qiang, DONG Enqing. Narrow band active contour model for local segmentation of medical and texture images. *Acta Automatica Sinica*, 2013; **39**(1): 21—30
- Shi Yonggang, Karl W C. A real-time algorithm for the approximation of level-set-based curve evolution. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2008; **17**(5): 645—656
- Chan T F, Vese L A. Active contours without edges. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2001; **10**(2): 266—277
- Lankton S, Tannenbaum A. Localizing region-based active contours. *IEEE Trans Image Process*, 2009; **17**(11): 1—32