

Contourlet 域下基于多尺度特征的声呐图像分割

李 鹏^{a,b}, 陈嘉琦^{a,b}, 马味敏^{a,b}, 叶方跃^{a,b}

(南京信息工程大学 a. 江苏省气象探测与信息处理重点实验室; b. 江苏省气象传感网络技术工程中心, 南京 210044)

摘 要: 水下环境复杂多变, 导致声呐技术成像后的图像质量差, 影响目标识别。为此, 提出一种基于 Contourlet 域下多尺度高斯马尔可夫随机场(GMRF)模型的水平集声呐图像分割算法。采用 Contourlet 变换及逆变换获取声呐图像各尺度层下的纹理特征, 通过 GMRF 对各层纹理特征建模, 以描述局部结构空间信息并降低对噪声的敏感度。根据各层纹理特征模型, 对声呐图像进行由粗到细尺度的水平集分割以得到分割结果。实验结果表明, 该算法在不同声呐图像中的分割准确度超过 90%, 优于 Otsu 算法, 且具有较低的复杂度和较强的鲁棒性。

关键词: Contourlet 变换; 高斯马尔可夫随机场模型; 水平集; 声呐图像分割; 纹理特征

开放科学(资源服务)标志码(OSID):



中文引用格式: 李鹏, 陈嘉琦, 马味敏, 等. Contourlet 域下基于多尺度特征的声呐图像分割[J]. 计算机工程, 2019, 45(9): 253-259.

英文引用格式: LI Peng, CHEN Jiaqi, MA Weimin, et al. Sonar image segmentation based on multiscale features in Contourlet domain[J]. Computer Engineering, 2019, 45(9): 253-259.

Sonar Image Segmentation Based on Multiscale Features in Contourlet Domain

LI Peng^{a,b}, CHEN Jiaqi^{a,b}, MA Weimin^{a,b}, YE Fangyue^{a,b}

(a. Jiangsu Key Laboratory of Meteorological Observation and Information Processing;

b. Jiangsu Technology and Engineering Center of Meteorological Sensor Network,
Nanjing University of Information Science and Technology, Nanjing 210044, China)

[Abstract] Complex and changeable underwater environment leads to the poor quality of sonar images, decreasing the accuracy of target recognition. Therefore, a level set sonar image segmentation algorithm based on multiscale Gaussian Markov Random Field(GMRF) model under Contourlet domain is proposed. Contourlet transform and inverse transform are used to obtain the texture feature under each scale layer of the sonar image. The texture feature of each layer is modeled by GMRF to describe the local structure spatial information and reduce the sensitivity to noise. Based on the texture feature models of each layer, coarse-to-fine segmentation for level sets is performed on sonar images to obtain segmentation results. Experimental results show that the accuracy of the algorithm exceeds 90% in different sonar images, which is better than Otsu algorithm and has lower complexity and stronger robustness.

[Key words] Contourlet transform; Gauss Markov Random Field(GMRF) model; level set; sonar image segmentation; texture feature

DOI:10.19678/j.issn.1000-3428.0054281

0 概述

近年来, 海洋水下观测受到国内外学者的广泛关注。随着水下声学研究和信号处理技术的发展^[1], 声呐成像技术成为人类探索水下世界, 诸如水下资源勘查、地形地貌研究、水底目标搜寻及打捞的

有力工具。由于水下环境复杂, 且目标具有不确定性, 对声呐图像进行分割成为海洋水下观测的研究热点^[2]。

文献[3]提出 Otsu 方法, 通过调整图像亮度, 利用最大类间方差获取多阈值, 从而对声呐图像进行分割, 该方法解决了水声图像对比度偏暗的问题, 但

基金项目: 国家自然科学基金(41075115); 江苏省重点研发计划社会发展项目(BE201569); 江苏省“六大人才高峰”第十一批高层次人才项目(2014-XXRJ-006)。

作者简介: 李 鹏(1966—), 男, 教授、博士, 主研方向为超声成像、图像处理; 陈嘉琦、马味敏、叶方跃, 硕士研究生。

收稿日期: 2019-03-18 **修回日期:** 2019-04-29 **E-mail:** 1329553361@qq.com

忽略了水下复杂背景纹理灰度分布对阈值的影响。为解决该问题,文献[4]采用改进模糊 C 均值(Fuzzy C Mean, FCM)方法对水声图像进行分割,通过组合邻域中值滤波克服 FCM 对噪声敏感的缺点,但该方法未考虑平滑对高频细节的影响,导致分割后边缘模糊。文献[5]提出基于图形间空间关系的马尔科夫随机场(Markov Random Field, MRF)分割方法,该方法描述了像素与其领域像素间的依赖关系。在此基础上,国内外学者对 MRF 模型应用于水下声呐图形分割进行深入研究并取得了一定成果^[6-7],但相关方法需要初始分割且运算复杂,不满足实时性图形处理的要求。文献[8]利用 Gauss-Rayleigh 混合分布作为 MRF 特征向量对声呐图像进行分割,这在一定程度上提高了分割效率。文献[9]将偏微分方程应用于图像数据处理中,使基于水平集的声呐图像分割效果有较大提升。文献[10]提出基于提升水平集的目标分割方法,该方法仅对目标单区域分割,存在拓扑性差的问题。文献[11]提出改进多相 CV 模型,并将该模型应用于声呐图像分割,在一定程度上降低了背景噪声对分割算法的影响,但该模型需要多次迭代,影响分割准确度。

本文根据水下声呐图像特点,基于分割准确度、背景噪声抑制和运算效率,提出 Contourlet 域下高斯马尔科夫随机场(Gauss Markov Random Field, GMRF)模型的多尺度水平集声呐图像分割算法。采用 Contourlet 变换及逆变换获取各尺度层下的分解纹理特征,通过 GMRF 对各层分解纹理特征建模,描述其局部结构空间信息,根据各层纹理模型,对声图进行由粗到细尺度的水平集分割,从而验证本文算法的有效性。

1 Contourlet 变换

Contourlet 变换是针对图像几何结构以获取线或面奇异性稀疏表示的一种多分辨率分析工具,将 $L_2(R^2)$ 分解为不同方向且互相正交的子空间,有:

$$L_2(R^2) = V_J \oplus \left(\bigoplus_{j \leq J} M_j \right) = V_J \oplus \left(\bigoplus_{j \leq J} \left(\bigoplus_{k=0}^{2^{l_j}-1} M_{j,k}^{(l_j)} \right) \right), (j, k) \in Z^2 \quad (1)$$

其中, V_J 表示一系列闭子空间, M_j 表示尺度为 j 的小波空间,该变换克服了小波分析在二维图像曲线轮廓等奇异处刻画不足的问题^[12]。Contourlet 变换的基本思想:采用拉普拉斯塔式(Laplacian Pyramid, LP)滤波器与方向滤波器组(Directional Filter Bank, DFB)以实现多分辨率、局部性和各方向尺度异性的图形稀疏描述,Contourlet 变换分解具有多尺度和多方向分析的特点。Contourlet 变换分解结构如图 1 所示^[13]。

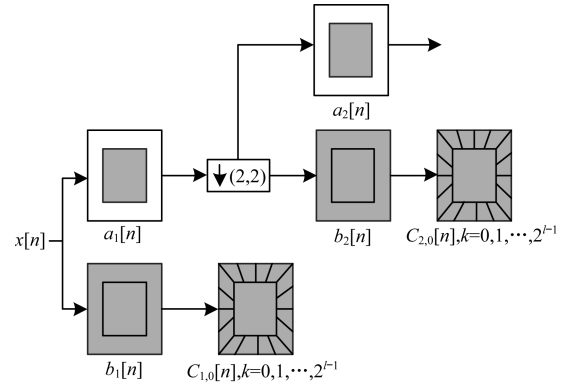


图 1 Contourlet 变换分解结构

采用 LP 对图形进行多尺度分析,原声呐图像经 LP 分解产生的一个低频近似子带和高频细节子带,继续对该低频子带采用 LP 迭代滤波,逐步得到图像多分辨率分解。LP 分解表达式为:

$$a_j[n] = \langle x, \varphi_j \rangle \quad (2)$$

$$\varphi_{j,n}(t) = 2 \sum_{n \in Z} h(n) \varphi(2t - n) \quad (3)$$

其中, $h(n)$ 为低通滤波器, $\varphi_{j,n}$ 为尺度函数。二维 DFB 对 LP 分解后的高频子带分解为 2^n 个不同方向子带,方向滤波器由“梅花”形滤波器组 H_0, H_1, G_0, G_1 构成,DFB 需要满足如下完全重构条件:

$$\begin{cases} H_0(w) G_0(w) + H_1(w) G_1(w) = 2 \\ H_0(w + \pi) G_0(w) + H_1(w + \pi) G_1(w) = 0 \end{cases} \quad (4)$$

高频方向子带 $c_{j,k}$ 表示为:

$$c_{j,k} = \langle a_j, \varphi_{j,k} \rangle = \langle \langle x, \varphi_j \rangle, \varphi_{j,k} \rangle \quad (5)$$

其中, $\varphi_{j,k}$ 为 DFB 系数空间基函数。信号在 Contourlet 域下由低频子带 a_j 和细节子带 $c_{j,k}$ 近似构成,其表达式为:

$$x(n) \approx a_j + \sum_{j=1}^J \sum_{k=1}^{l_j} c_{j,k} \quad (6)$$

Contourlet 变换本质为由 LP 捕获图像奇异点,再由 LP 与 DFB 相结合将分布于某一方向的奇异点连成周线结构,从而更好地逼近图像轮廓曲线。

图 2 是一幅水下沉船的声呐图像在不同尺度的分解和重构图像。图 2(a) 是输入的声呐图像 $\{f(x, y) | x, y \in D\}$, 其中, (x, y) 为像素索引, D 为图像域,对声图进行 Contourlet 变换,经带通滤波器分解得到低频子带系数 $a_j[n]$ 和高频子带系数 $b_j[n]$, j 为 Contourlet 变换所对应分解层数,DFB 对第 l_j 层分解声图 $b_j[n]$, 并进一步分解为 2^{l_j} 个不同方向细节子带系数 $c_{j,k}^{l_j}[n]$, $k = 0, 1, \dots, 2^{l_j} - 1$, 其分解后各尺度和各方向的图像如图 2(b) 所示,该 Contourlet 变换为 2 层结构,从低到高每层分别对应 4 个和 8 个不同方向子带信息,第 2 层分解结果显示 Contourlet 支撑域为长和宽可变的“矩形”结构,采用该结构优势在于对图像表达更具稀疏性,且在每级中方向子带个数为可变,即可由多方向来逼近图像轮廓曲线,因

此采用 Contourlet 变换可有效获取原始声图全局纹理特征规律及目标边缘轮廓信息。图 2(c) 为各层重构后图形 W_j , 顺序依次为由粗到细变化的尺度, 可以看出, 粗尺度包含原始声图主要纹理特征, 细尺度主要为声图的高频信息即目标轮廓。观察第 2 层高频子带重构图形不难发现其仅含有原始声图边缘轮廓信息, 该特性可为图像细分割后得到更加完整、精确的边缘轮廓提供理论依据。本文从声呐灰度图像低分辨率、复杂背景混响区及目标边缘残破不清晰等特点出发, 采用 Contourlet 对声呐图像进行多尺度分解, 将其重构后获得声呐图像各尺度层下的分解特征纹理。

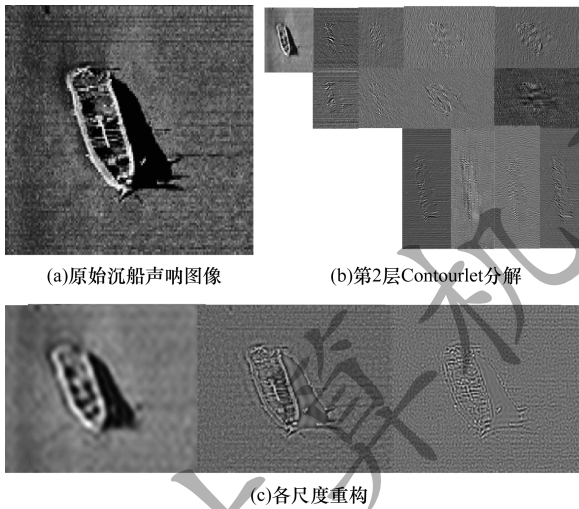


图 2 声呐图像 Contourlet 多尺度变换

2 高斯马尔科夫随机场纹理建模

本文将变换方法与模型相结合, 通过 Contourlet 域下获取各尺度层图像的分解特征纹理。纹理模型的建立有多种方法, 如运用统计、信号分析等方法^[14], 其中, GMRF 作为一种描述图像像素间空间相关性的概率模型, 能较好地表现图像纹理特征, 为此, 本文采用 GMRF 方法对各尺度层图形进行分解并构建纹理模型。

2.1 高斯马尔科夫随机场

设 $S = (s_1, s_2, \dots, s_N)$ 为二维空间随机场位置集, $\forall s \in S$ 处随机场 $X = \{x_s, s \in S\}$ 称为标号场, 在 S 上二维空间邻域系统 $\xi = \{\xi(s) | s \in S\}$, 称 $\xi(s)$ 为 s 的空间邻域点集, 称 $r \in \xi(s)$ 为 s 的邻点, 对于 $\forall n \geq 0$, $\xi^n(s) \subset \xi^{n+1}(s)$, 即低阶系统需包含在高阶邻域系统中^[15]。设有如下条件:

$$\begin{cases} p\{X=x\} > 0, \forall x \subset X \\ p\{X_s=x_s | X_r=x_r, r \neq s, \forall r \in \xi(s)\} = \\ p\{X_s=x_s | X_r=x_r, r \in \xi(s)\} \end{cases} \quad (7)$$

若随机场 $X = \{x_s | s \in S\}$ 满足式 (7), 则称 X 是关于邻域系统 ξ 的 n 阶 GMRF, 该表达式满足 2 个条

件: 正定性和马尔科夫性。因此二维图形纹理可以看作是一个 MRF^[16], 即图形区域内任意像素点灰度值由该邻域内灰度值决定, 与邻域外其他灰度无关。当 MRF 服从高斯分布时, 其条件概率为:

$$p(X_s | X_r, r \in N_s) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left\{-\left[X(s) - \sum_{r \in N_s} \theta_r X_r\right]^2 / 2\sigma^2\right\} \quad (8)$$

其中, σ 为分布条件方差, $N_s^k = \{s+r, r \in \eta^k\}$ 为点 s 邻域集, 以二阶对称邻域为例, $r = \{(1, 0), (1, -1), (0, -1), (-1, -1), (-1, 0), (-1, 1), (0, 1), (1, 1)\}$, θ_r 描述像素间相互关系与空间结构信息。当纹理图像服从均值为 0 的高斯随机过程时, GMRF 模型可由差分方程表示邻域中心点与相邻点间关系, 即:

$$X(s) = \sum_{r \in N_s} \theta_r [X(r) + X(-r)] \quad (9)$$

$s \in S, S = \{(i, j), 1 \leq i, j \leq M\}$

不同邻域有不同 N_s , 图 3 所示为 GMRF 的 1 阶 ~ 4 阶邻域模型结构, 可以看出, 该模型邻域参数具有对称性, 遍历像素点 S 可得到关于 $X(s)$ 的方程组 $X = G\theta$, 通过最小二乘可求出 GMRF 特征向量 $\hat{\theta}$, 则提取图形特征问题就转变成求解 GMRF 模型参数方程^[17]问题。

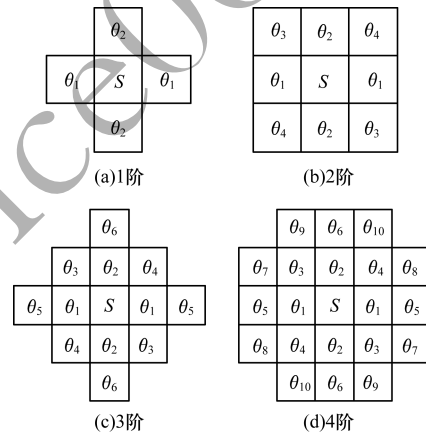


图 3 GMRF 的 1 阶 ~ 4 阶邻域模型结构

2.2 GMRF 建模及参数求解

在 Contourlet 域中获取声图各尺度下的重构图像纹理特征, 尺度由粗到细分别代表声呐图像概貌特征与高频边缘纹理信息, 由于图像纹理像素间存在空间依赖关系^[18], 因此, Contourlet 域各尺度分解图形纹理也有相近依赖关系, 如果细尺度分解层中某像素周围为目标轮廓, 那么该点为目标轮廓的概率就较大, 从而降低对噪声的敏感度。通过获取原始声呐图像, 为 Contourlet 域的各层多尺度分解图形纹理构建 GMRF 模型, 用于描述声呐图像纹理间空间结构信息, 以融合全局与局部特征, 从而精准描述水下声呐目标特征纹理。

设 Contourlet 变换在第 l_j 层子带系数为 $c_{j,k}^{l_j}$, $k =$

$0, 1, \dots, 2^j - 1$, 对该层子带系数 Contourlet 逆变换获得该尺度层重构特征 $w_s^j, s \in \mathbb{R}^2$, 由式(8)可得 GMRF 条件概率密度函数为:

$$p(w_s^j | w_{s+r}^j) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_{j,r}} \exp\left\{-\left[w_s^j - \sum_{r \in N_s} \theta_{j,r} w_{s+r}^j\right]^2 / 2(\sigma_{j,r})^2\right\} \quad (10)$$

其中, $\forall r \in \eta, \theta_{j,r} = \theta_{j,-r}, \sigma_{j,r}$ 为 GMRF 分布的方向参数与方差, 表示各层分解图像纹理特征, 该式说明 $p(w_s^j)$ 的 MRF 性即取值仅与当前邻域空间位置有关。为进一步求解参数特征, 设第 j 层尺度重构特征量 w_s^j 的 n 阶 GMRF 纹理模型表达式如下:

$$w_s^j = \theta^T Q_s + \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{w_s^{j^2}}{2\sigma^2}\right) \quad (11)$$

其中, θ 为所有 $\theta_{j,r}$ 构成的 GMRF 参数向量, $Q_s = [w_{s+r_1} + w_{s-r_1}, w_{s+r_2} + w_{s-r_2}, \dots, w_{s+r_m} + w_{s-r_m}]^T$, 由式(11)通过最小二乘求得参数 $\hat{\theta}$ 和方差 $\hat{\sigma}$ 。

$$\begin{cases} \hat{\theta} = [\sum Q_s \theta_s^T]^{-1} [\sum Q_s w_s] \\ \hat{\sigma} = \frac{1}{M^2} \sum (w_s - \hat{\theta} Q_s) \end{cases} \quad (12)$$

3 声呐图像多尺度 GMRF 水平集分割算法

3.1 四相水平集分割算法

水平集分割算法基本思想为: 初始曲线沿法线方向在能量函数驱动下向目标边缘移动, 完成对目标分割, 将图形分割问题转化成求解能量泛函最小化问题, 该算法具有较强的拓扑自适应性。依据该思想, 可以把水下声呐图像分割的过程看作在二维平面上, 将一些特征参数作用在一系列闭合曲线并向声呐图像边缘运动的过程。对于声呐图像, 除目标区外, 还包括目标影区, 而阴影区形状在后续目标判别中起到一定作用, 因此, 本文采用四相水平集分割模型, 将声呐图像分割为 3 类, 模型在确定待分割种类个数后, 利用水平集函数互相约束, 以达到分割目的, 设原始声呐图像 $I_0: \Omega \rightarrow R$, 对文献[19]中能量驱动泛函进行改进, 有:

$$E(\varphi, c) = \frac{1}{N+1} \sum_{n=1}^{N+1} \sum_{i=1}^4 \int_{\Omega} \left\{ \left[\sum_{r \in N_s} \theta_{j,r}^i w_{s+r}^n + \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_i} \exp\left(-\frac{1}{2}\left(\frac{w_s^n}{\sigma_i}\right)^2\right) - c_i^2 \right] H(\varphi_j) \right\} dx dy + \sum_{i=1}^4 \int_{\Omega} |\nabla H(\varphi_j)| dx dy \quad (13)$$

其中, N 为 GMRF 纹理特征阶数, $H(\varphi_j)$ 为 Heaviside 函数, $\varphi_j (j=1, 2)$ 为水平集函数, w^n 为 GMRF 模型

不同阶邻域纹理特征向量, c 为 w^n 的特征均值, 通过求解能量泛函所对应 Euler-Lagrange 方程^[20], 得到水平集函数演化方程。

$$\begin{aligned} \frac{\partial \varphi_1}{\partial t} = & \lambda \left[\Delta \varphi_1 - \text{div}\left(\frac{\Delta \varphi_1}{|\Delta \varphi_1|}\right) \right] + \delta_\varepsilon(\varphi_1) \left\{ v \cdot \text{div}\left(\frac{\nabla \varphi_1}{|\Delta \varphi_1|}\right) - \right. \\ & \frac{1}{N+1} \sum_{n=1}^{N+1} \lambda^n [(w^n - C_1^n) 2H(\varphi_2) + (w^n - C_3^n) 2H(\varphi_2) - \\ & \left. (w^n - C_2^n) 2H(\varphi_2) - (w^n - C_4^n) 2H(\varphi_2)] \right\} \quad (14) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial \varphi_2}{\partial t} = & \lambda \left[\Delta \varphi_2 - \text{div}\left(\frac{\Delta \varphi_2}{|\Delta \varphi_2|}\right) \right] + \delta_\varepsilon(\varphi_2) \left\{ v \cdot \text{div}\left(\frac{\nabla \varphi_2}{|\Delta \varphi_2|}\right) - \right. \\ & \frac{1}{N+1} \sum_{n=1}^{N+1} \lambda^n [(w^n - C_1^n) 2H(\varphi_1) + (w^n - C_3^n) 2H(\varphi_1) - \\ & \left. (w^n - C_2^n) 2H(\varphi_1) - (w^n - C_4^n) 2H(\varphi_1)] \right\} \quad (15) \end{aligned}$$

$$c_1^n = \frac{\int_{\Omega} w^n H(\varphi_1) H(\varphi_2) dx dy}{\int_{\Omega} H(\varphi_1) H(\varphi_2) dx dy} \quad (16)$$

$$c_2^n = \frac{\int_{\Omega} w^n H(\varphi_1) [1 - H(\varphi_2)] dx dy}{\int_{\Omega} H(\varphi_1) [1 - H(\varphi_2)] dx dy} \quad (17)$$

$$c_3^n = \frac{\int_{\Omega} w^n [1 - H(\varphi_1)] H(\varphi_2) dx dy}{\int_{\Omega} [1 - H(\varphi_1)] H(\varphi_2) dx dy} \quad (18)$$

$$c_4^n = \frac{\int_{\Omega} w^n [1 - H(\varphi_1)] [1 - H(\varphi_2)] dx dy}{\int_{\Omega} [1 - H(\varphi_1)] [1 - H(\varphi_2)] dx dy} \quad (19)$$

水平集函数 φ_1 与 φ_2 将图形分成 4 个区域, 设 φ_1 演化为声呐图像目标亮区边沿函数, 则 φ_2 演化为声呐图像目标影区边沿函数, φ_1 和 φ_2 之外的部分为背景区, 在运算过程中初始轮廓线交叠现象将逐步消失, 从最初 4 个区域逐步演变为 3 个区域, 最终完成分割过程。

3.2 多尺度 GMRF 水平集分割算法

由于声呐图像灰度对比度低, 整体成像效果远不如光学图像, 采用传统分割算法较难从复杂水下混响背景区提取目标与阴影, 利用 Contourlet 变换将原始声呐图像由粗到细分解为 J 层, 每一级包含一个低频与若干个高频分量, 实现图形多尺度分解, 再对每层高频系数重构, 以实现层级各方向特征融合。由于图形像素间空间相关性, 各尺度分解后的重构图像 W_j 也必然存在此特性, 因此本文引入 GMRF 对 W_j 建模, 用来表达隐藏的局部结构关系, 进而融合图像纹理局部与全局特征。声呐图像经 Contourlet 分解后, 粗尺度低频近似分量包含主要纹理信息, 可将

粗尺度低频系数 GMRF 特征向量参数作为水平集驱动,对声呐图像进行粗分割得到初始轮廓,由于不包含复杂细节与高频噪声,降低了曲线演化迭代次数。多尺度 GMRF 水平集算法的流程描述如图 4 所示。图 5 是水下飞机残骸声呐图像的分割过程,图 5(b)为粗分割 10 次迭代结果,将前一级分割后的轮廓线进行插值并作为后一级尺度分割的初始轮廓。由于细尺度高频分量主要为图像轮廓信息,一方面可加速迭代速度,另一方面使分割后曲线更加逼近真实目标轮廓,图 5(c)和 5(d)分别为细尺度 1 和细尺度 2 迭代 15 次分割结果,重复上一步直到第 J 层,得到声呐目标分割最终结果,如图 5(e)所示。

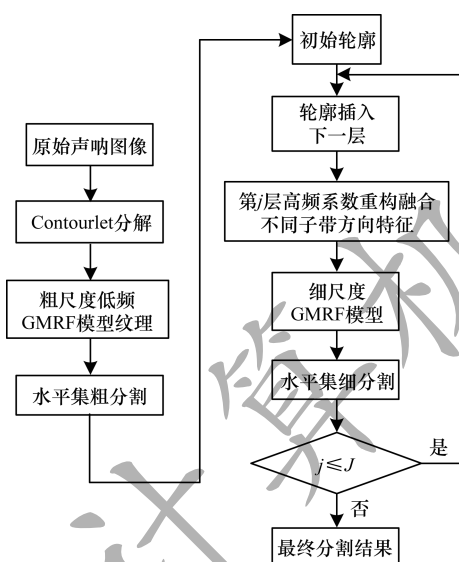


图 4 多尺度 GMRF 水平集分割算法流程

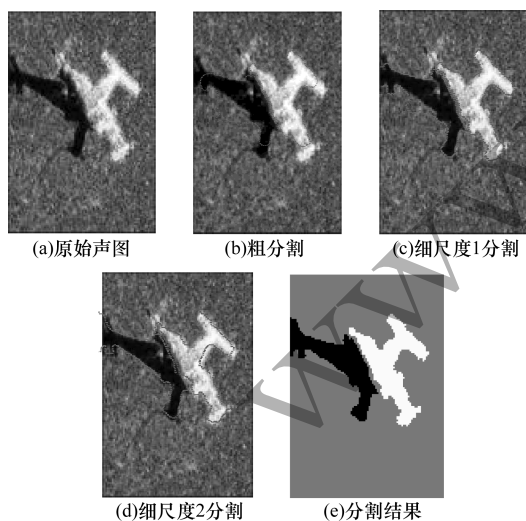


图 5 声图分割过程

4 实验结果与分析

为验证本文算法对于水下声呐目标分割的有效性,对不同声呐图像进行分割,并采用不同分割算法

进行对比实验。本文实验在 Intel Core i3-2100 CPU 3.10 GHz、4 GB 内存、Windows7 操作系统平台环境中运行。图 6 和图 7 分别是水下沉船和飞机残骸声呐图像采用不同算法的分割结果。

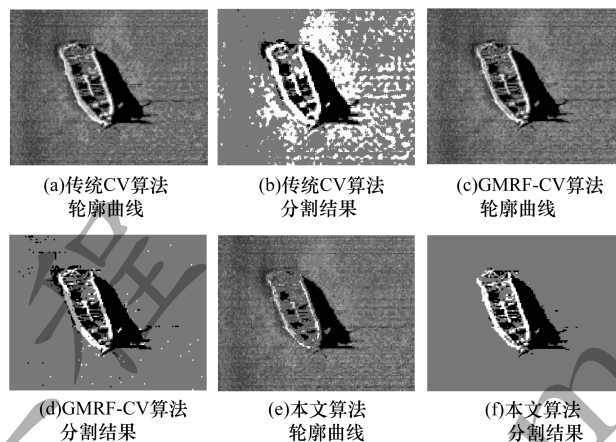


图 6 不同算法水下沉船声图分割效果对比 1

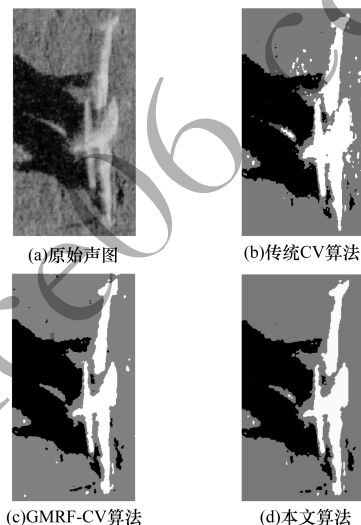


图 7 不同算法水下飞机残骸声图分割效果对比 1

从图 6、图 7 可以看出,传统 CV 算法因声呐图像影区与背景灰度值相差较大,受背景干扰小,而目标亮区与部分背景区灰度对比度近似,受背景干扰严重,整体分割效果不理想,因而传统 CV 算法仅能应用于目标与背景对比度大的场景,不适用于具有复杂背景纹理的水下声呐图像分割;GMRF-CV 算法在考虑纹理像素间空间相关性下,有效降低了背景纹理对目标的影响,但分割最终结果含有孤立噪声点,且最终轮廓曲线对原始声图边缘逼近程度不理想,影响分割效果;与 CV 算法和 GMRF-CV 算法相比,本文所提出在 Contourlet 域下多尺度 GMRF 水平集声呐图像分割算法的背景噪声被有效抑制,且声呐图像目标轮廓曲线更贴近实际,其边缘分割准确度高、效果较为理想。在运行效率方面,图 6(a)、图 6(c)和图 6(e)的水平集函数分别迭代 900 次、

500 次与150 次,图 7(a)、图 7(b)和图 7(c)分别迭代 700 次、300 次和100 次。实验结果表明,本文算法在不影响分割效果的情况下能够缩短运行时间,提高声图分割效率。

为进一步评价本文算法的性能,采用 Otsu 算法^[3]和 FCM-MRF 算法^[6]作为对比算法,并对声呐图像进行分割。图 8 和图 9 所示为不同形状水下目标声呐图像分割效果对比结果。可以看出,Otsu 算法在背景纹理灰度均匀下可获得一定分割效果,但在高噪声背景下由于受声呐图像本身灰度分布影响,较难获得理想的分割效果;FCM-MRF 算法虽然可以达到一定分割效果,但分割结果出现许多孤立噪点,且在分割前需要确定聚类个数,影响实时性;本文算法在背景混响区抑制和在目标边缘细节保持等方面明显优于其他算法。

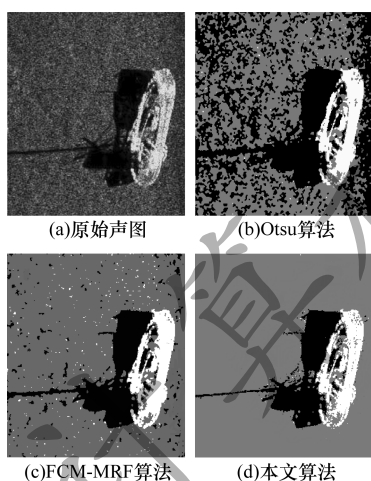


图 8 不同算法水下沉船声图分割效果对比 2

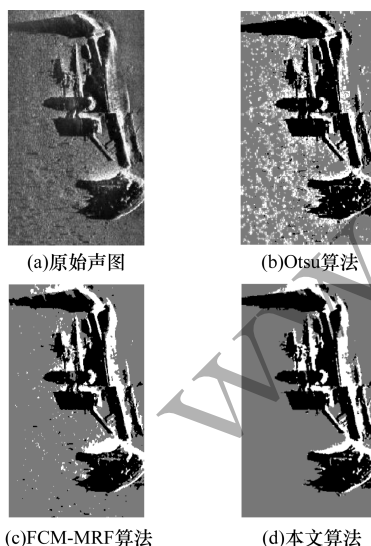


图 9 不同算法水下飞机残骸声图分割效果对比 2

上述评判标准是基于主观视觉评价,依赖于观察主体经验、主观感受及环境条件,不同观察者有不同的评价方式,具有一定随机性和不确定性,无法对图形分割质量进行定量分析,因此本文采用合理评

价标准即客观评价,通过指标分析函数计算图形分割效果,以评判分割优劣,其中,分割准确度 (Segmentation Accuracy, SA) 是客观评价标准之一^[21],其计算公式如下:

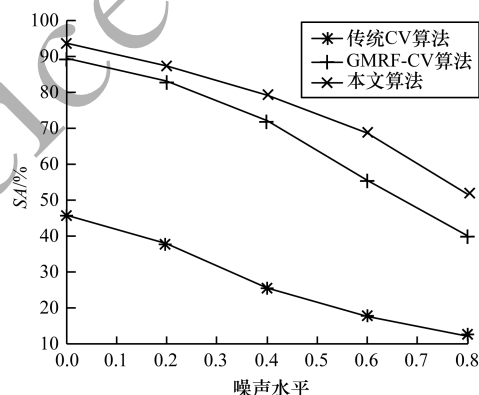
$$SA = \frac{P_a}{P_t} \times 100\% \quad (20)$$

其中, P_a 为正确分割像素, P_t 为总像素。时间复杂度是评价算法运算有效性的标准,算法的运算速度决定数据处理的实时性。声呐成像过程中由于受到噪声干扰,导致所成图像不清晰,因此分割算法应具有有一定抗噪性。表 1 所示为不同声呐图像采用不同算法分割性能对比。

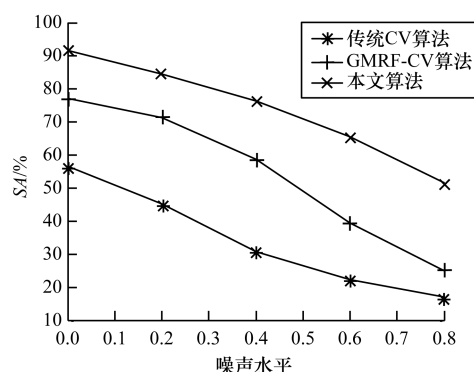
表 1 不同水平集分割算法的性能对比

图编号	评价指标	传统 CV 算法	GMRF-CV 算法	本文算法
图 5	SA/%	79	92	97
	t/s	11	6	2
图 6	SA/%	45	82	94
	t/s	30	19	8
图 7	SA/%	73	89	96
	t/s	21	12	5

从表 1 可以看出,在不同声呐图像场景中,本文算法各项指标均优于其他算法。在抗噪性方面分别对图 6 和图 9 添加不同噪声水平,对比结果如图 10 所示。



(a)图6在不同算法下的分割准确度对比



(b)图9在不同算法下的分割准确度对比

图 10 不同噪声水平对分割效果影响对比

从图10可以看出,随着噪声水平的增加,Otsu、FCM-MRF、GMRF-CV这3种算法的分割准确度迅速降低,但本文算法受噪声影响小,分割准确度较为平稳,具有一定抗噪性。从直观与客观两方面分析对比声图分割效果,可以得出,本文所提算法在保证分割准确率情况下,能够降低运算复杂度及减少时间开销。

5 结束语

本文从分割准确度、背景噪声抑制和运算效率3个角度出发,提出基于Contourlet域下GMRF模型的多尺度水平集声呐图像分割算法。在Contourlet域下获取声呐图像各尺度层下的分解纹理特征,按尺度由粗到细对声呐图像进行水平集分割以加快其迭代速度,通过粗尺度层平滑作用及细尺度层纹理近似目标边缘轮廓特性,可有效抑制背景噪声。同时,考虑纹理间空间相关性,利用GMRF对各层建模,以融合纹理局部与全局特征及抑制噪声。实验结果表明,该算法具有较高的分割准确度,且分割效率较高,鲁棒性较好。后续将对GMRF的特征参数进行优化,进一步提升本文算法的鲁棒性。

参考文献

- [1] 李海森,周天,徐超.多波束测深声纳技术研究新进展[J].声学技术,2013,32(2):73-80.
- [2] LANGNER F, KNAUER C, JANS W, et al. Side scan sonar image resolution and automatic object detection, classification and identification [C]//Proceedings of OCEANS' 09. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2009:1-8.
- [3] 朱玲玲.基于Otsu法的声呐图像多阈值分割方法[J].水雷战与舰船防护,2016,24(4):68-71,47.
- [4] 李阳,庞永杰,盛明伟.结合空间信息的模糊聚类侧扫声呐图像分割[J].中国图象图形学报,2015,20(7):865-870.
- [5] ASHRAF A B, GAVENONIS S C, DAYE D, et al. A multichannel Markov random field framework for tumor segmentation with an application to classification of gene expression-based breast cancer recurrence risk[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2013, 32(4):637-648.
- [6] 王雷,叶秀芬,王天.模糊聚类的侧扫声呐图像分割算法[J].华中科技大学学报(自然科学版),2012,40(9):25-29.
- [7] SONG Sanming, SI Bailu, FENG Xisheng, et al. Label field initialization for MRF-based sonar image segmentation by selective autoencoding[C]//Proceedings of OCEANS' 16. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2016:1-5.
- [8] SUN Ning, SHIM T, HAHN H. Sonar image segmentation based on Markov Gauss-Rayleigh mixture model [C]//Proceedings of International Workshop on Education Technology and International Workshop on Geoscience and Remote Sensing. Washington D. C., USA: IEEE Computer Society, 2008:704-709.
- [9] SANG Enfang, SHEN Zhengyan, FAN Chang, et al. Sonar image segmentation based on implicit active contours [C]//Proceedings of IEEE International Conference on Intelligent Computing and Intelligent Systems. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2009:228-231.
- [10] LIU Guangyu, BIAN Hongyu, SHI Hong. Sonar image segmentation based on an improved level set method[J]. Physics Procedia, 2012, 33:1168-1175.
- [11] WANG Xingmei, GUO Longxiang, YIN Jingwei, et al. Narrowband Chan-Vese model of sonar image segmentation: a adaptive ladder initialization approach[J]. Applied Acoustics, 2016, 113:238-254.
- [12] LU Wen, ZENG Kai, TAO Dacheng, et al. No-reference image quality assessment in contourlet domain [J]. Neurocomputing, 2010, 73(4/6):784-794.
- [13] DO M N, VETTERLI M. The contourlet transform: an efficient directional multiresolution image representation [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2005, 14(12):2091-2106.
- [14] EMARY I M M E, RAMAKRISHNAN S. A critical review of statistical modeling of digital images [J]. IAENG International Journal of Computer Science, 2010, 37(1):99-109.
- [15] YANG Xi, GAO Xinbo, TAO Dacheng, et al. An efficient MRF embedded level set method for image segmentation [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2014, 24(1):9-21.
- [16] ONURAL L. Gibbs random fields and Markov random fields with constraints [EB/OL]. [2019-02-15]. <https://arxiv.org/pdf/1603.01481.pdf>.
- [17] WANG Keqi, BAI Xuebing. Classification of wood surface texture based on Gauss-MRF model [J]. Journal of Forestry Research, 2006, 17(1):57-61.
- [18] YE Xiufen, ZHANG Zhehui, LIU P X, et al. Sonar image segmentation based on GMRF and level-set models [J]. Ocean Engineering, 2010, 37(10):891-901.
- [19] COHEN R. The Chan-Vese algorithm [J]. Computer Science, 2011, 5(1):10-16.
- [20] BÍLKOVÁ Z, SOUKUP J, KUERA V. Cell segmentation using level set methods with a new variance term [C]//Proceedings of International Conference on Image Analysis and Recognition. Berlin, Germany: Springer, 2016:183-190.
- [21] VANTARAM S R, SABER E. Survey of contemporary trends in color image segmentation [EB/OL]. [2019-02-15]. <http://spie.org/Publications/Journal/10.1117/1.JEI.21.4.040901>.

编辑 赵 辉