

空间约束 FCM 与 MRF 结合的侧扫声呐图像分割算法^{*}

霍冠英^{1,2}, 刘 静¹, 李庆武^{1,2}, 周亮基¹

(1. 河海大学物联网工程学院 常州 213022; 2. 常州市传感网与环境感知重点实验室 常州 213022)

摘 要:针对侧扫声呐图像斑点噪声强、目标分割困难的问题,提出了一种基于空间约束的快速模糊 C 均值聚类(SCFFCM)与马尔可夫随机场(MRF)相结合的分割算法。为克服噪声干扰,该算法首先基于贝叶斯最大后验概率理论在非下采样 Contourlet 变换域去除声呐图像中的强斑点噪声;然后为加快分割速度,提出 SCFFCM 算法,该算法用于给出一个较好的初始分割;接着由初始分割计算 MRF 模型的约束场,再根据图像邻域内灰度波动情况自适应更新结合权值,进而求解得到 FCM 模糊场与 MRF 约束场的联合场,并基于最大概率准则得到分割结果;最后,采用形态学去除分割结果中的孤立噪点,并完成孔洞填充。对仿真及实际的侧扫声呐图像的分割实验结果表明,所提算法较 FCM 和现有的一些 FCM 改进算法有更强的抗噪能力、更高的分割精度以及更快的运算速度。

关键词:侧扫声呐图像分割;空间约束;快速模糊 C 均值聚类算法;初始分割;马尔可夫随机场

中图分类号: TP391.4 TH766 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.4050

Side-scan sonar image segmentation algorithm based on space-constrained FCM and MRF

Huo Guanying^{1,2}, Liu Jing¹, Li Qingwu^{1,2}, Zhou Liangji¹

(1. College of IOT Engineering, Hohai University, Changzhou 213022, China;

2. Changzhou Key Laboratory of Sensor Networks and Environment Sensing, Changzhou 213022, China)

Abstract: Aiming at the problems of strong speckle noise in side-scan sonar images and object segmentation difficulty, a segmentation algorithm based on space-constrained fast fuzzy C-means clustering (SCFFCM) and Markov random field (MRF) is proposed in this paper. Firstly, the strong speckle noise in sonar images is removed in nonsubsampling contourlet transform (NSCT) domain based on Bayesian maximum posteriori probability theory. Secondly, SCFFCM algorithm is proposed to accelerate the segmentation speed and give a good initial segmentation. Thirdly, the constrained field of MRF model is calculated from the initial segmentation, the combined weights of fuzzy clustering and Markov random field are adaptively updated according to the image gray fluctuations within the neighborhood; then the joint field of FCM fuzzy field and MRF constrained field is solved, and the segmentation result is obtained based on the maximum probability criterion. Finally, considering the noise points and ‘hole’ phenomenon in the segmentation result, a post-processing method based on morphology is adopted to remove the isolated noise points and complete the ‘hole’ filling. Segmentation experiments on simulated and actual side-scan sonar images were conducted. Experiment results show that the proposed algorithm has stronger anti-noise capability, higher segmentation precision and faster calculation speed compared with FCM and some other improved FCM algorithms.

Keywords: side-scan sonar image segmentation; space-constrained; fast fuzzy C-means clustering algorithm; initial segmentation; Markov random field

1 引言

侧扫声呐作为一种高分辨率的水下声学探测成像设备,在海底勘探、水下目标探测和识别等方面得到了广泛应用^[1]。侧扫声呐安装在拖鱼上对海底斜距成像,硬的、凸起的目标回波较强,形成目标高亮区;由于凸起目标对声波的遮挡,会同时产生没有回波的长阴影区;粗糙不平的海底及存在于海底附近的各种散射体对声波的散射回波形成了图像中大面积的海底混响区。在对侧扫声呐图像中的可疑目标进行识别和测量之前,分割是至关重要的步骤之一,通常需要将侧扫声呐图像分割为目标高亮区、阴影区及海底混响区3类^[2]。由于海底混响较强,声呐图像斑点噪声突出,如何得到完整准确的目标及其阴影是一个难题^[3]。

近年来,国内外很多学者针对声呐图像分割的难点问题开展了研究,取得了很多研究成果。当前,用于声呐图像分割的方法主要可分为基于聚类^[4]、基于边缘^[5]、基于马尔可夫随机场(Markov random field, MRF)模型^[6]、基于活动轮廓模型^[2-3]、基于分形^[7]、基于直方图^[8]等。其中,模糊C均值(fuzzy C-means, FCM)聚类采用无监督的软性划分方法,允许样本点以不同的隶属度同时归属于所有的类,能真实地反应图像因噪声干扰导致的不确定性和模糊性,因此被广泛用于各类图像分割^[9]。然而,传统的FCM算法仅考虑了图像的灰度信息,忽略了图像的空间信息,导致分割结果中存在很多孤立的噪点^[10]。为了提高算法的抗噪性能,学者们不断对FCM算法进行改进^[11-14]。Ahmed M. N. 等人^[11]将邻域均值加入目标函数,提出了BCFCM(bias-corrected fuzzy C-means)算法,取得了较好的分割效果,但该算法每次更新隶属度矩阵以及聚类中心时都要对邻域进行计算,算法非常耗时;为了降低BCFCM算法的计算复杂度,Chen S. H. 等人^[12]将空间邻域约束加入目标函数,提出了FCM_S系列算法;为进一步提高算法的分割精度及速度,李阳等人^[13]用组合邻域中值滤波替代传统中值滤波,同时在目标函数中引入惩罚项来控制图像灰度和空间信息间的平衡,但该算法会不同程度地造成图像边缘模糊及细节信息丢失等问题;Krinidis S 等人^[14]提出了FLICM(fuzzy local information C-Means)算法,该算法在目标函数中引入了新的不受任何参数控制的模糊变量,根据邻域像素点到中心点的距离自动调节邻域点对中心点的影响度。由于该算法同时考虑了图像的灰度信息以及局部空间信息,对含各种噪声类型的图像均可以取得较好的分割结果,但算法的复杂度较高。

上述的各种改进的FCM算法大多都是通过目标函数中加入额外的空间邻域约束项来达到抗噪的目的,

虽然在一定程度上提高了算法的抗噪性,但是也大大增加了计算复杂度。针对侧扫声呐图像斑点噪声强、目标分割困难的问题,提出一种新的分割思路,首先基于贝叶斯最大后验概率理论在非下采样 Contourlet 变换^[15](nonsampled contourlet transform, NSCT)域对图像进行去噪,消除噪声对分割结果的影响,然后根据空间约束的快速FCM(space-constrained fast fuzzy C-means clustering, SCFFCM)算法获取声呐图像的初始分割结果,并由初始分割结果计算马尔科夫模型的空间约束场,再根据邻域内灰度波动情况自适应更新结合权值,进而求解FCM模糊场与MRF约束场的联合场,并基于最大概率准则得到分割结果,最后用形态学开闭运算对分割结果进行优化,填充孔洞,去除孤立噪点。

2 背景介绍

2.1 FCM 算法

设一大小为 $M \times N$ 图像总像素为 $n(n = M \times N)$, n 个像素构成模糊集 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$, x_n 为像素的灰度值。若将它所有像素分为 c 类,即得到 c 个模糊子集,每个模糊子集对应一个聚类中心 v_k , $k = 1, 2, \dots, c$, u_{ki} 为第 i 个像素对第 k 类的隶属度, $u_{ki} \in [0, 1]$, 且满足条件 $\sum_{k=1}^c u_{ki} = 1$, 所有像素到所有类的隶属程度可以构成一个 $c \times n$ 的划分矩阵 $U = [u_{ki}]$ 。目标函数定义如下:

$$J_m(U, V) = \sum_{k=1}^c \sum_{i=1}^n (u_{ki})^m (d_{ki})^2 \quad (1)$$

式中: $d_{ki} = \|x_i - v_k\|$, 表示第 i 个样本到第 k 类的距离, V 是聚类中心的集合, m 是模糊加权指数, $m \in [1, \infty]$ 。

聚类准则即选择一组最佳的 (U, V) 使 J_m 的值在 $\sum_{k=1}^c u_{ki} = 1$ 的条件下最小,令 $J_m(U, V)$ 对 u_{ki} 和 v_k 的一阶偏导为零,可求得 $J_m(U, V)$ 取最小值的必要条件为:

$$u_{ki} = \left[\sum_{j=1}^c \left(\frac{d_{ki}}{d_{ji}} \right)^{\frac{2}{m-1}} \right]^{-1} \quad (2)$$

$$v_k = \frac{\sum_{i=1}^n (u_{ki})^m x_i}{\sum_{i=1}^n (u_{ki})^m} \quad (3)$$

式中: $i = 0, 1, \dots, n$, $k = 1, 2, \dots, c$ 。利用式(2)、(3)不断迭代至设定的终止条件就可以得到各类聚类中心以及每个像素点对于每类的隶属度,完成模糊聚类划分,得到需要的模糊场 U 。

2.2 马尔科夫随机场

MRF 模型包含观测场和标记场,对一幅图像而言,观察场已知,标记场未知,分割过程就是根据观测场 Y 恢复标记场 X 。设一组随机的联合分布 $Z = (X, Y)$, 式子

中 $\mathbf{Y} = \{Y_s, s \in \mathbf{S}\}$, $\mathbf{S}$ 为所有像素点位置的集合, $Y_s \in [0, 255]$, $\mathbf{X} = \{X_s, s \in \mathbf{S}\}$, 对于声呐图像而言, X_s 的取值范围是 $\{e_0, e_1, e_2\}$, e_0 代表阴影区, e_1 表示背景区, e_2 为目标区, 分割过程就是将图像中任一 Y_s 划分到 $\mathbf{X}$ 集合中的某一 X_s 。

设大小为 $M \times N$ 的声呐图像的马尔可夫随机场为 $\mathbf{Y} = \{y_{ij} | (i, j) \in \mathbf{L}\}$ (其中 $\mathbf{L} = \{(i, j) | i \in [1, M], j \in [1, N]\}$)。 y_{ij} 为图像中位于 (i, j) 处的像素点的灰度值或者其特征, 它是离散随机变量, 有 $y_{ij} = k$, $R = \{1, 2, \dots, K\}$, K 为类数, $y_{ij} = k$ 表示图像中位于 (i, j) 的像素点属于第 k 类。 $\mathbf{y} = \{y_{ij} | y_{ij} \in R\}$ 是马尔可夫模型。根据 Hammersley-Clifford 定理, 可知 $\mathbf{Y}$ 服从吉布斯分布, 即:

$$P(\mathbf{Y} = \mathbf{y}) = \frac{1}{Z} \exp(-U(\mathbf{y})) \quad (4)$$

式中: 能量函数 $U(\mathbf{y}) = \sum_{c \in C} V_c(\mathbf{y})$, c 是基团, C 为所有基团构成的集合, $V_c(\mathbf{y})$ 是子团 c 的势函数, 归一化常数 $Z = \sum_{\mathbf{y}} \exp(-U(\mathbf{y}))$ 。势函数 $V_c(\mathbf{y})$ 定义为:

$$V_c(\mathbf{y}) = \begin{cases} \delta(y_{ij} - y_{mn}), c = \{(i, j), (m, n)\} \\ 0, \text{其他} \end{cases} \quad (5)$$

式中: $\delta(t) = \begin{cases} 0, t = 0 \\ 1, \text{其他} \end{cases}$ 。

马尔可夫模型空间约束场 $\mathbf{P}$ 的表述为图像中任一像素点 (i, j) 被划分为哪一类仅受邻域 $M(i, j)$ 内像素属于哪一类的影响, 可用公式表述为:

$$P(y_{ij} = k | y_{mn} = l, (m, n) \in \mathbf{L}, (m, n) \neq (i, j)) = P(y_{ij} = k | y_{mn} = l, (i, j) \in \mathbf{L}, (m, n) \in M_{ij}) \quad (6)$$

式中: $k, l \in R$, M_{ij} 是原图像中位置为 (i, j) 的点 y_{ij} 对应邻域, 邻域图如图 1 所示。 $M_{ij} = \{t_1, t_2, \dots, t_8\}$, t_{ij} 是 y_{ij} 所属的类。将 $V_c(\mathbf{y})$ 代入 $U(\mathbf{y})$, 可得:

$$U(y_{ij}) = \sum_{\{(i, j) \in c\}} V_c(y_{ij}) \quad (7)$$

由式(4)~(7)可得:

$$P(k | t_{ij}) = \frac{\exp(-U(y_{ij}))}{\sum_{k \in R} \exp(-U(y_{ij}))} \quad (8)$$

由式(8)可得, MRF 模型空间约束场为:

$$\mathbf{P} = \{P(k | t_{ij}) | (i, j) \in \mathbf{L}, k \in R\} \quad (9)$$

t_1	t_2	t_3
t_8	t_{ij}	t_4
t_7	t_6	t_5

图 1 y_{ij} 的邻域 M_{ij}

Fig. 1 The neighborhood M_{ij} of y_{ij}

3 本文算法

3.1 算法流程

针对侧扫声呐图像斑点噪声强, 分割困难的问题, 提出了一种新的分割算法, 该算法主要包含 4 个处理步骤: 1) 首先基于贝叶斯最大后验概率理论在 NSCT 域对图像进行去噪; 2) 然后根据空间约束的快速 FCM 算法获取声呐图像的初始分割结果, 进而计算出马尔科夫模型的空间约束场; 3) 接着根据邻域内灰度波动情况更新结合权值, 求解 FCM 模糊场与 MRF 约束场的联合场; 4) 最后用形态学开闭运算对分割结果进行优化。

3.2 基于贝叶斯估计的 NSCT 域去噪算法

基于 NSCT 变换的边缘表示优势和平移不变特性, 基于贝叶斯最大后验概率准则在 NSCT 变换域去除侧扫声呐图像的噪声。主要考虑海底混响引起的乘性斑点噪声对侧扫声呐图像的影响:

$$I = RZ \quad (10)$$

式中: I 是含噪图像, R 是实际信号, Z 是斑点噪声, 通过对图像进行对数变换, 可将乘性噪声转换为加性噪声, 即有:

$$\ln I = \ln R + \ln Z \quad (11)$$

设 $n = \ln Z$, 斑点噪声的概率密度为:

$$p_n(n) = \begin{cases} 0, n < 0 \\ \frac{n}{\alpha^2} \exp\left(-\frac{n^2}{2\alpha^2}\right), n \geq 0 \end{cases} \quad (12)$$

信号用广义高斯分布 (generalized Gaussian distribution, GGD) 来建模, 并结合贝叶斯理论得其概率密度函数为:

$$p_x(X) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_x} \exp\left(-\frac{X^2}{2\sigma_x^2}\right) \quad (13)$$

贝叶斯最大后验概率即在给定观测数据 c 的条件下, 后验概率密度达到最大时的 X 即为估计的实际值, 可用如下表达式描述:

$$\hat{X}(c) = \arg\max_X p_{X|C}(X | C) \quad (14)$$

将式(12)和(13)代入式(14), 可得:

$$\hat{X} =$$

$$\text{sign}(c) \cdot \left\{ |c| - \frac{\alpha^2 |c| + \sqrt{\alpha^4 c^2 + 4\alpha^4 \sigma_x^2 + 4\alpha^2 \sigma_x^4}}{2(\alpha^2 + \sigma_x^2)} \right\} \quad (15)$$

式中: α 是瑞利分布衰减参数, 为一大于零的常数, σ_x^2 为服从高斯分布信号的方差, 为求得 X 的估计值, 需要先对 α 及 σ_x^2 进行预估, 采用文献[16]中的方法对其进行估计, 最后代入上式求解 X 的估计值。

基于贝叶斯估计的 NSCT 域去噪算法具体流程如下:

- 1) 先对原始侧扫声呐图像进行对数变换,并进行 NSCT 分解;
- 2) 分别求解 σ_x^2 及 α 的估计值;
- 3) 对 NSCT 分解的高频部分的每个方向子带系数进行处理,自适应选取最佳窗口,并由式(15)对窗口中心系数进行阈值处理,得到去噪结果;
- 4) 对步骤3)的结果进行 NSCT 重构并经过指数变换得到去噪后的图像。

3.3 SCFFCM 算法

现有的具有抗噪性能的各种改进的 FCM 算法大多都是通过引入额外的空间邻域约束条件取得抗噪效果的,但这类方法都存在计算复杂度高的问题。为了提高算法的运行效率,本文在文献[17-18]的基础上提出了 SCFFCM 算法,用于完成侧扫声呐图像的初始分割。通过引入直方图压缩聚类数据空间,用灰度级来替代原始图像样本点,从而减少模糊聚类的运算量,提高算法分割速度。设模糊指数为 m ,空间约束的快速 FCM 算法目标函数定义如下:

$$J_m(U, V) = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{k=1}^c [(u_{ki})^m (d_{ki})^2 h(i) + \sum_{j \in N_i} w_{ij} (1 - u_{kj})^m (d_{kj})^2] \quad (16)$$

式中: $h(i)$ 为声呐图像的直方图, $i = 0, 1, \dots, L-1$ 为灰度级, $L-1$ 是最高灰度级, u_{ki} 为灰度级 i 对第 k 类的隶属度, $d_{ki} = \|i - v_k\|$ 表示灰度级为 i 的点到第 k 类聚类中心的距离, N_i 表示以灰度级 i 为中心的所有邻域窗口的集合(本文采用八邻域窗口,即 $N_i = 8$), j 为窗口内 i 的某邻域点, $w_{ij} = 1/(d_{ij} + 1)$, ($j \in N_i, j \neq i$), 为邻域影响因子, d_{ij} 表示窗口中心与邻域点 j 间的欧氏距离, u_{kj} 为邻域点 j 对第 k 类的隶属度, $d_{kj} = \|j - v_k\|$ 表示邻域点 j 到第 k 类聚类中心的距离。

设 $U = \{u_{ki}\}$ 为隶属度矩阵, $V = \{v_k\}$ 为聚类中心矩阵,令 $G_{ki} = \sum_{j \in N_i} w_{ij} (1 - u_{kj})^m (d_{kj})^2$, 则 u_{ki} 和 v_k 可通过下面的公式计算:

$$u_{ki} = \left[\sum_{j=1}^c \left(\frac{d_{ki}^2 + G_{ki}}{d_{ji}^2 + G_{ji}} \right) \right]^{\frac{1}{m-1}} \quad (17)$$

$$v_k = \frac{\sum_{i=0}^{L-1} (u_{ki})^m h(i) i}{\sum_{i=0}^{L-1} (u_{ki})^m h(i)} \quad i = 1, 2, \dots, c \quad (18)$$

SCFFCM 分割算法的具体流程如下:

- 1) 求取声呐图像的灰度级 $i = 0, 1, \dots, L-1$, 设置分类数 c , 模糊指数 m , 迭代终止条件 ε , 初始化迭代次数 $iter = 0$ 以及隶属度矩阵 $U^0 = \{u_{ki}^{(0)}\}$;

- 2) 由式(18)更新聚类中心矩阵 V ;
- 3) 根据式(17)更新隶属度矩阵 U ;
- 4) 若 $\|U^{iter} - U^{(iter+1)}\| < \varepsilon$, 则停止迭代运算转至步骤5), 否则 $iter = iter + 1$, 转至步骤2);
- 5) 根据 $u_{ki} = \max\{u_{1i}, u_{2i}, \dots, u_{ci}\}$, 将灰度级 i 划分到第 k 类, 标记出各类中包含的灰度级;
- 6) 在原始图像中找出各灰度级所在的位置, 并用对应灰度级所属的类进行标记, 得到声呐图像的初始分割结果。

3.4 SCFFCM 与 MRF 相结合的侧扫声呐图像分割方法

基于贝叶斯估计的 NSCT 域去噪方法去除了大部分的噪声,通过在 FCM 算法的目标函数中引入额外的空间邻域约束条件进一步提高了算法的抗噪性能。但对于噪声污染严重的声呐图像来说,仍然难免会有噪声残留。基于马尔可夫场的图像分割算法充分利用图像空间的相关信息作为先验知识,并结合吉布斯场最大后验概率对图像进行分割,因此可以进一步克服声呐图像中噪声的影响。但基于 MRF 的分割容易出现过分割现象,结合 FCM 可以改善这一点^[19]。本文提出了 SCFFCM 与 MRF 相结合的声呐图像分割算法,根据像素点的特征以及像素邻域内灰度波动情况自适应更新 SCFFCM 和 MRF 结合的权重,使二者结合生成的联合场更合理。由 3.3 节描述的方法得出 SCFFCM 的模糊场 U , 再根据 2.2 节中描述的方法求出 MRF 模型的空间约束场 P , 定义联合场为:

$$S = \alpha U + (1 - \alpha) P \quad (19)$$

式中: α 用来调节模糊场 U 和约束场 P 在联合场中所占的权重, α 越大, U 占据的比重越大,可以避免 MRF 产生过分割的现象; α 越小, P 越强,抗噪性能越强, α 的定义如下:

$$\alpha_k = \begin{cases} \frac{\sigma_j}{\max(\sigma)}, & |x_k - \bar{m}| \leq \sigma_j \\ 0, & |x_k - \bar{m}| > \sigma_j \end{cases} \quad (20)$$

式中: x_k 为去噪图像中任一像素点 x_j 的某一邻域像素点,所有的邻域像素点构成邻域系统集合 $M(x_j)$, 即 $x_k \in M(x_j)$, σ_j 为邻域 $M(x_j)$ 像素的方差, $\bar{m}$ 是 $M(x_j)$ 内像素的均方值。 $|x_k - \bar{m}|$ 表示 x_k 和 $\bar{m}$ 的绝对距离,若该值大于 σ_j , 则说明 x_k 是 $M(x_j)$ 内孤立的噪声点或者边缘点,此时,令 α_k 为 0;反之,则是区域内部的点,可根据邻域内灰度波动情况求得,邻域内方差可用来反映图像的灰度波动情况。通过遍历声呐图像中的每个像素点,应用上述方法就可以自适应获取模糊场与约束场结合时的权值矩阵 $\alpha = (\alpha_k | k \in n)$, $\sigma = (\sigma_j | j \in n)$, n 为声呐图像的总像素点数。

SCFFCM 与 MRF 相结合的侧扫声呐图像分割方法

的具体步骤如下:

1) 用 SCFFCM 算法对声呐图像进行初始分割,并获取模糊场 U ;

2) 由 SCFFCM 算法的分割结果为开始,由式(9)求得约束场 P ;

3) 由式(20)计算 SCFFCM 与 MRF 结合的权值矩阵 α ;

4) 由式(19)求出 SCFFCM-MRF 的联合场 S ,并基于最大概率准则求出联合场的分割结果。

3.5 基于形态学运算的分割图像后处理

利用形态学开、闭运算对侧扫声呐图像的分割结果进行优化,开、闭运算是在膨胀和腐蚀的基础上进行的。设 A 为待处理图像, B 为结构元素, z 为 A 中的任一点,膨胀,腐蚀分别定义为:

$$A \oplus B = \{z | (\hat{B})_z \cap A \neq \phi\} \quad (21)$$

$$A \ominus B = \{z | (B)_z \in A\} \quad (22)$$

式中: $(\hat{B})_z$ 表示 B 关于原点的映射集按点 z 平移后的集合, ϕ 表示空集, $(\hat{B})_z$ 与 A 交集不为空的平移点 z 属于集合 $A \oplus B$ 。式(22)可以解释为如果将 B 相对于 A 平移 z 以后, B 的所有点仍在 A 内,那么这个平移点 z 就属于集合 $A \ominus B$ 。

记 3.4 节分割结果为 S , 结构元素为 B , 形态学开、闭运算分别定义为:

$$S \circ B = (S \ominus B) \oplus B \quad (23)$$

$$S \cdot B = (S \oplus B) \ominus B \quad (24)$$

先腐蚀后膨胀的开运算主要用来消除图像上的细小噪声、断开较窄的颈颈并消除细的突出物;先膨胀后腐蚀的闭运算用于弥合较窄的间断,消除细小孔洞,填补轮廓线中的断裂。

4 实验结果与分析

为验证所提出的算法的有效性,用该算法分别对一组添加了瑞利分布乘性斑点噪声的仿真图(噪声标准差分别为 0.2、0.4、0.6)以及真实的侧扫声呐图像进行分割,并将本文算法的分割结果与 FCM 算法、快速 FCM 算法^[17]、FLICM 算法^[14]、以及 FCM 与 MRF 相结合的 FCM-MRF^[19] 算法的实验结果进行对比。由于声呐图像斑点噪声较强,为保证分割比较的公平性,参与比较的所有分割方法均采用 3.2 节所述的去噪算法对待分割的声呐图像进行预处理。实验环境为 Intel(R) Core(TM) i3 处理器,4 GB 内存,CPU 主频为 2.3 GHz,windows 7 系统的 PC 机,采用 MATLAB(R2010b) 编译语言实现。实验中模糊加权指数 $m = 2$,迭代终止阈值 $\varepsilon = 10^{-4}$,各种模糊聚类算法聚类数 $c = 3$ 。

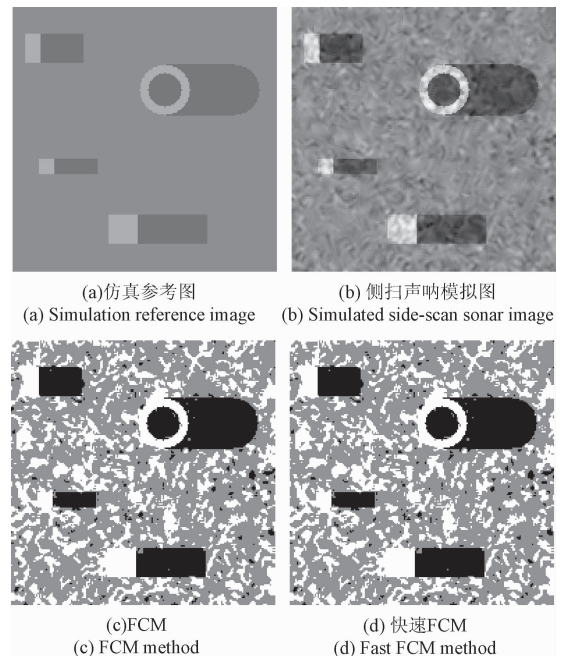
图像分割结果评价一般可分为主观评价和客观评价:主观评价很大程度上取决于观察者的经验、视觉特性以及观察条件,评价方式简单直观,但具有很大的不确定性因素,不能对图像质量进行定量描述;客观评价则是一种定量评价方式,通过一些指标函数对分割后的图像进行计算,比较计算出的各指标函数对应的函数值来衡量分割结果的优劣。本文对分割结果采用主、客观相结合的综合评价方式,客观评价选用分割准确度(segmentation accuracy, SA)^[14] 以及算法运行时间这两个指标对分割结果进行定量分析。SA 定义为正确分类的像素点占总像素的比例,定义如下:

$$SA = \frac{\sum_{i=1}^c \frac{A_i \cap C_i}{\sum_{j=1}^c C_j}}{\sum_{j=1}^c C_j} \quad (25)$$

式中: c 为聚类数, A_i 代表分割算法求得的属于第 i 类的像素集合, C_i 表示参考分割图像中属于第 i 类的像素集合。

4.1 模拟侧扫声呐图像分割

图 2 中,图(a)为侧扫声呐图像的仿真参考图,图(b)是图(a)的参考图像加入标准差为 0.4 的斑点噪声得到的模拟侧扫声呐图像,图(c)~(h)分别为采用 FCM、快速 FCM、SCFFCM、FCM-MRF、FLICM 及本文算法得到的分割结果图像。需要注意的是,为了分析说明本文中提出的 SCFFCM 的作用,其中的图(e)给出了仅采用 SCFFCM 算法(未结合 MRF 信息和进行后处理)得到的分割结果(该结果作为本文整个算法的初始分割)。同时,为了比较不同算法和 MRF 结合的性能,还给出了 FCM-MRF(FCM 算法和 MRF 结合)的分割结果。



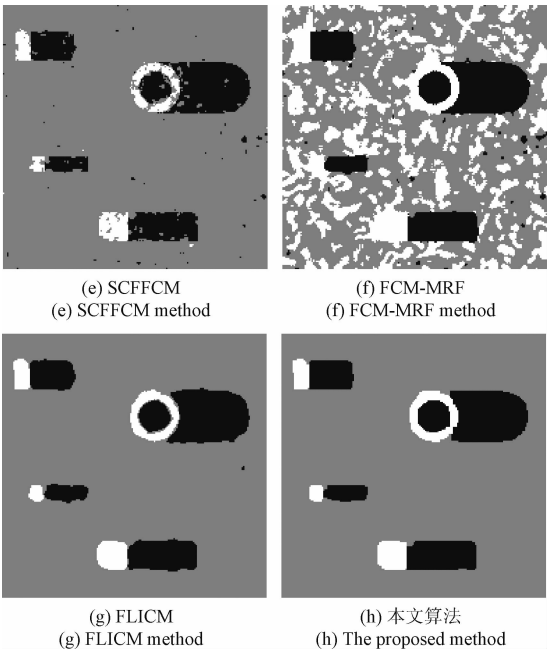


图 2 模拟侧扫声呐图像不同方法分割效果图
Fig.2 Segmentation effect diagrams of simulated side-scan sonar image for different methods

从图 2 中可以看出,SCFFCM 算法的分割结果明显优于 FCM、快速 FCM 及 FCM-MRF 算法。同 FLICM 相比,SCFFCM 的分割结果相对较差,但时间代价远小于 FLICM 算法(见表 1)。作为一种初始分割方法,SCFFCM 以较小的时间代价提供了较好的初始分割。由于 FCM 及快速 FCM 算法得到的分割结果较差,在之后结合 MRF 进行修正,几乎没有明显的效果提升。在 SCFFCM 初始分割的基础上,通过与 MRF 模型结合及形态学后处理后,本文算法的分割准确度得到进一步提高:由图 2(e)和(h)对比可见,相比于图(e),图(h)的背景部分的孤立的噪点都被滤除了,目标和阴影部分的“空洞”现象也有了明显改善;对比图 3(g)和(h)可知,结合后的本文算法的分割效果要优于 FLICM 算法。同时,由表 1 可知,这种组合并没有大幅度增加算法的时间复杂度,结合后的算法对声呐图像进行分割时,算法的运行时间仍远小于 FLICM 算法。

表 1 为一组添加不同噪声标准差的声呐仿真图各分割算法的定量比较,从表 1 可见,随着噪声强度的增大,FCM、快速 FCM 及 FCM-MRF 算法的分割准确度迅速下

降。特别值得注意的是,当噪声强到一定程度时(如表 1 中噪声标准差超过 0.4 时),此类方法会过早停止迭代,从而收敛于局部最优解,导致分割精度较低。由于强噪声情况下分割算法迭代的过早终止,FCM、快速 FCM 及 FCM-MRF 算法的运行时间反而会出现下降的“反常”现象。

相比于 FCM、快速 FCM 及 FCM-MRF 算法,FLICM 和本文算法受噪声影响较小,分割准确度相对较为稳定,其中,本文算法的分割精确度略高于 FLICM 算法。另外,从表 1 中还可以看出,FLICM 算法运行时间随着噪声增强迅速增加,而本文算法的运行时间随噪声增强平稳增加,且明显低于 FLICM 算法。

表 1 侧扫声呐模拟图像分割精度与运算时间对比
Table 1 The comparison of the segmentation precision and operation time for simulated side-scan sonar images

算法	评价 指标	噪声标准差		
		0.2	0.4	0.6
FCM	SA/%	99.95	74.07	66.93
	t/s	20.02	62.74	58.11
快速 FCM	SA/%	99.95	74.07	66.93
	t/s	0.14	0.402	0.289
SCFFCM	SA/%	99.38	97.76	93.8
	t/s	2.312	2.783	3.709
FCM - MRF	SA/%	99.81	80.86	69.88
	t/s	20.75	64.54	60.07
FLICM	SA/%	99.72	98.62	97.41
	t/s	7.493	19.68	37.38
本文算法	SA/%	99.73	99.22	97.43
	t/s	3.889	4.404	5.006

4.2 真实侧扫声呐图像分割

在对真实侧扫声呐图像进行分割时,以手动分割的结果作为正确分割率的参考标准,对各分割结果进行定量分析。通过选取不同大小(图 3 为 262 × 262,图 4 为 281 × 231,图 5 为 147 × 285,图 6 为 293 × 314)、不同目标的侧扫声呐图像进行大量实验,对比分析各算法的分割精度以及运行时间,以说明本文算法的优越性。

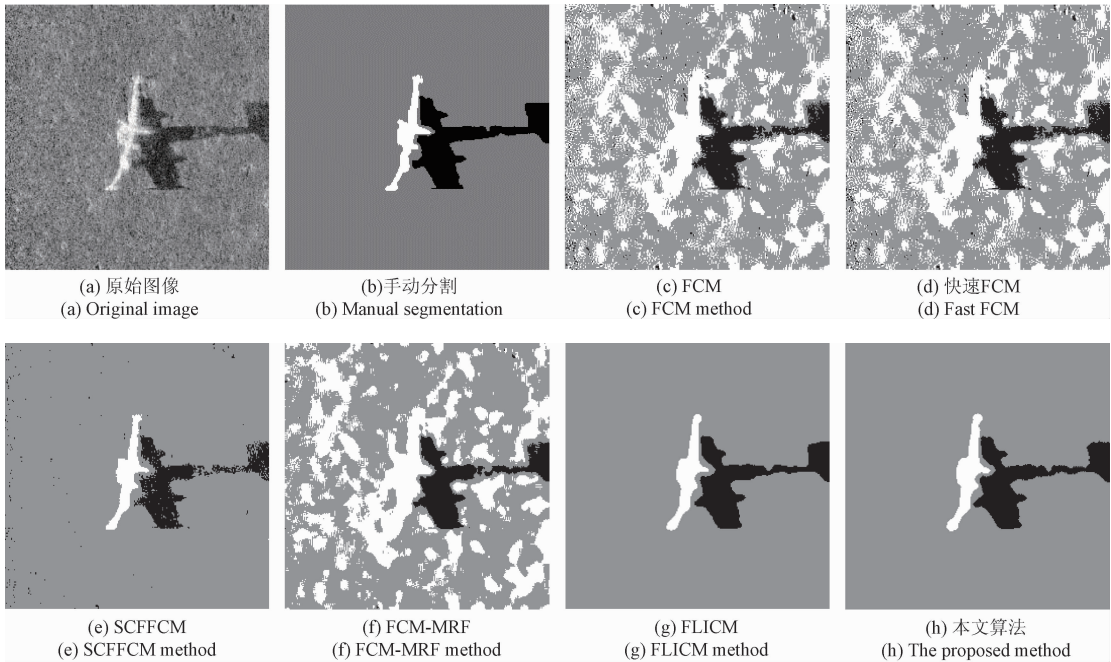


图 3 不同算法分割结果比较(262 × 262)

Fig. 3 The comparison of the segmentation results for different methods(262 × 262)

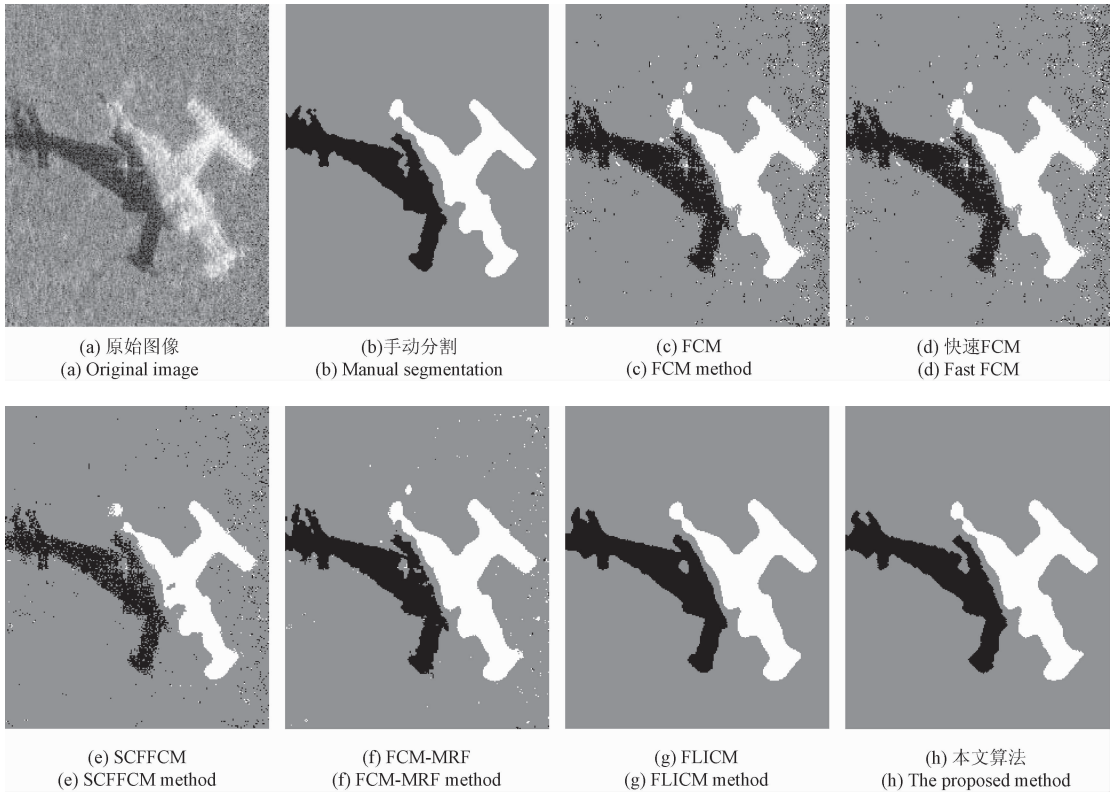


图 4 不同算法分割结果比较(281 × 231)

Fig. 4 The comparison of the segmentation results for different methods(281 × 231)

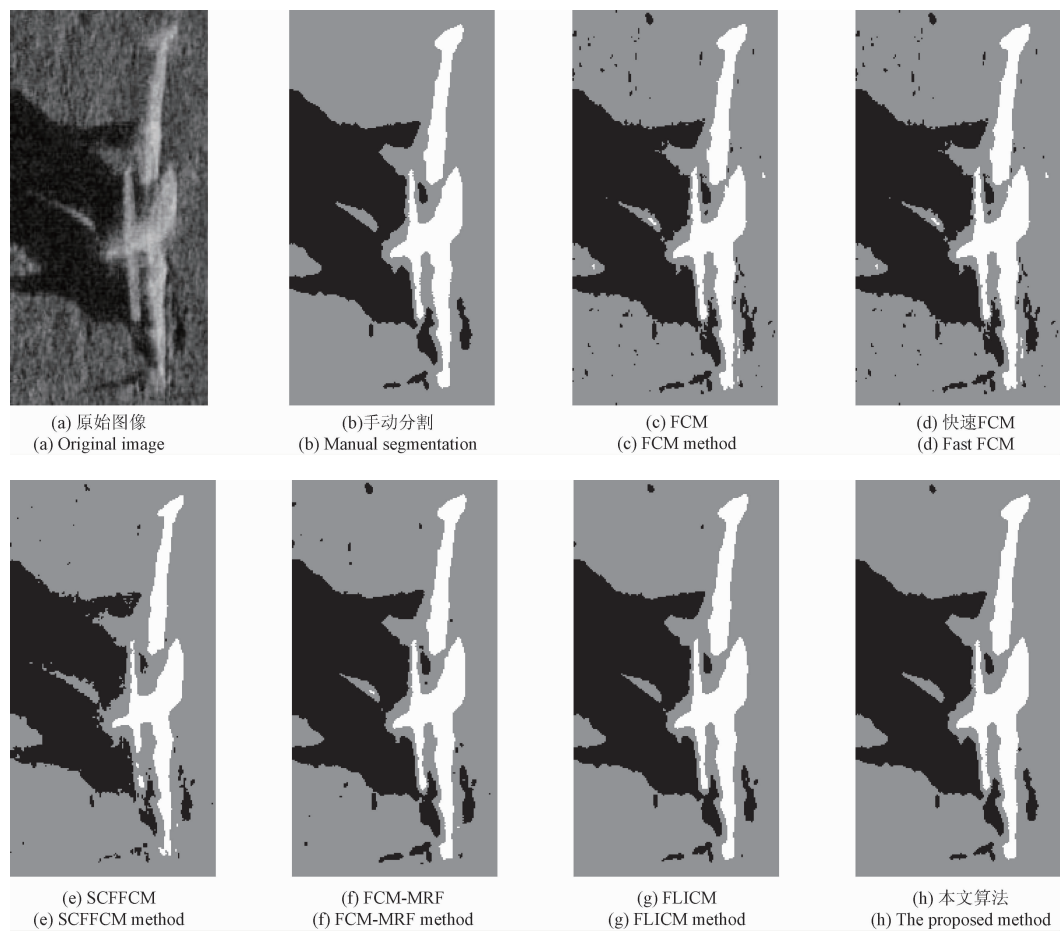


图 5 不同算法分割结果比较(147 × 285)

Fig. 5 The comparison of the segmentation results for different methods(147 × 285)

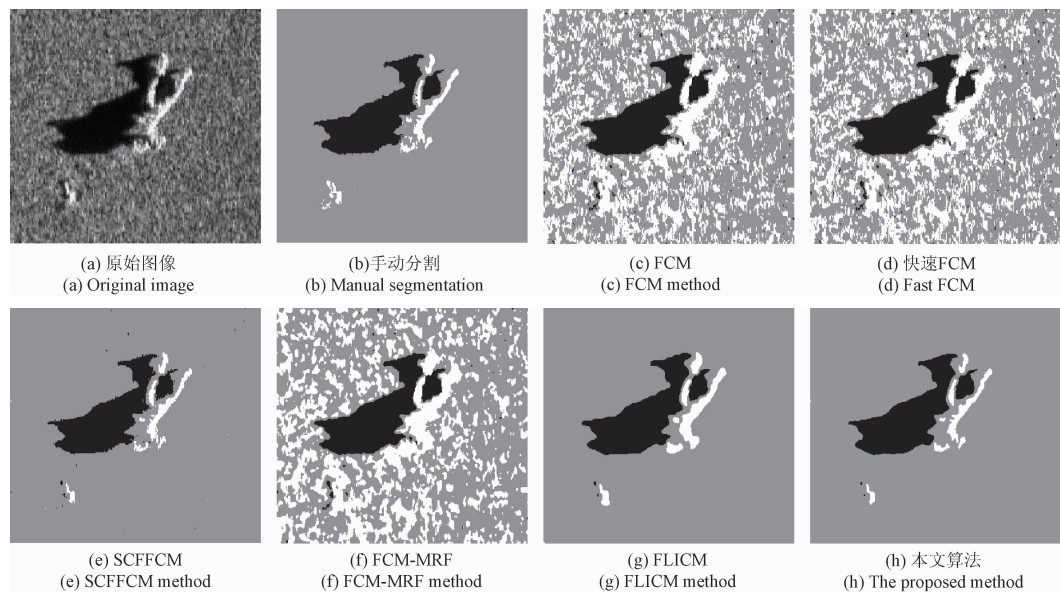


图 6 不同算法分割结果比较(293 × 314)

Fig. 6 The comparison of the segmentation results for different methods(293 × 314)

图 3~6 分别为大小不同的真实声呐图像,图(a)为原始图像,图(b)为手动分割效果图,图(c)~(h)分别为采用 FCM、快速 FCM、SCFFCM、FCM-MRF、FLICM 及本文算法得到的分割结果图。从图 3~6 中的图(e)可知,SCFFCM 在各种情况下均能以较快的速度(见表 2)提供一个不错的初始分割结果,而 FCM、快速 FCM 以及 FCM-MRF 算法只对噪声相对较弱的部分图像具有较好的分割效果,算法的鲁棒性有待提高。FLICM 算法及本文算法鲁棒性较好,在各种情况下均能够取得较好的分割效果。较之 FLICM 算法,本文算法在显著降低运算时间的同时,分割精度也略有提升。表 2 为不同声呐图像各分割结果的定量比较,从表 2 中的定量指标可以看出,本文算法在保证较高分割精度的同时大大降低了算法的运行时间,算法快速而准确。

表 2 侧扫声呐图像分割精度与运算时间对比

Table 2 The comparison of the segmentation precision and operation time for side-scan sonar images

算法	评价指标	图 3	图 4	图 5	图 6
FCM	SA/%	69.49	93.97	97.67	69.48
	t/s	95.15	50.85	25.29	109.6
快速 FCM	SA/%	69.49	93.97	97.67	69.48
	t/s	0.228	0.179	0.172	0.537
SCFFCM	SA/%	98.18	96.15	96.54	98.02
	t/s	5.474	4.963	2.79	7.267
FCM-MRF	SA/%	71.16	97.34	98.34	72.81
	t/s	98.77	54.32	27.64	114.4
FLICM	SA/%	98.98	97.71	98.86	98.47
	t/s	57.21	42.04	9.48	88.99
本文算法	SA/%	98.99	98.04	99.94	99.39
	t/s	9.627	7.684	4.754	11.62

5 结 论

针对侧扫声呐图像分割问题,提出了一种基于空间约束的快速 FCM 与 MRF 的分割算法。该算法充分考虑了图像的灰度及空间信息,通过引入直方图对聚类数据空间进行压缩,大大降低了算法的计算复杂度。通过与 MRF 模型结合进一步提高算法抗噪性,最后通过引入形态学后处理优化分割结果。实验结果表明,所提算法在对侧扫声呐图像进行分割时,不仅速度较快,而且精度也较高。

参考文献

[1] CELIK T, TIAHJADI T. A novel method for sidescan

sonar image segmentation[J]. IEEE Journal of Oceanic Engineering, 2011, 36(2):186-193.

[2] YE X F, ZHANG Z H, LIU P X, et al. Sonar image segmentation based on GMRF and level-set models[J]. Ocean Engineering, 2010, 37(10): 891-901.

[3] HUO G, YANG S X, LI Q, et al. A robust and fast method for sidescan sonar image segmentation using nonlocal despeckling and active contour model[J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2016:1-18.

[4] 郭海涛, 刘丽媛, 赵亚鑫, 等. 基于 MAR 与 FCM 聚类的声呐图像分割[J]. 仪器仪表学报, 2013, 34(10): 2322-2327.

GUO H T, LIU L Y, ZHAO Y X, et al. Sonar image segmentation based on MAR and FCM clustering [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2013, 34(10): 2322-2327.

[5] 李庆武, 马国翠, 霍冠英, 等. 基于 NSCT 域边缘检测的侧扫声呐图像分割新方法[J]. 仪器仪表学报, 2013, 34(8): 1795-1801.

LI Q W, MA G C, HUO G Y, et al. New segmentation method of side -scan sonar image based on edge detection in NSCT domain [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2013, 34(8): 1795-1801.

[6] 翟厚曦, 江泽林, 张鹏飞, 等. 一种合成孔径声呐图像目标分割方法[J]. 仪器仪表学报, 2016, 37(4): 887-894.

ZHAI H X, JIANG Z L, ZHANG P F, et al. Object segmentation method for synthetic aperture sonar images[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2016, 37(4): 887-894.

[7] 田杰, 张春华. 基于分形的水声图像目标探测[J]. 中国图象图形学报, 2005, 10(4): 479-483.

TIAN J, ZHANG CH H. Fractal-based detection of objects in underwater images [J]. Journal of Image and Graphics, 2005, 10(4): 479-483.

[8] 郭海涛, 田坦, 王连玉, 等. 利用二维属性直方图的最大熵的图像分割方法[J]. 光学学报, 2006, 26(4): 506-509.

GUO H T, TIAN T, WANG L Y, et al. Image segmentation using the maximum entropy of the two-dimensional bound histogram [J]. Acta Optica Sinica, 2006, 26(4): 506-509.

[9] 张虎重, 康志伟. 融合模糊聚类的变分水平集图像分割模型[J]. 电子测量与仪器学报, 2011, 25(4): 325-330.

ZHANG H CH, KANG ZH W. Variational level set model integrated with fuzzy clustering for image segmentation[J]. Journal of Electronic Measurement and

- Instrument, 2011, 25(4): 325-330.
- [10] 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.
- WANG L, YE X F, WANG T. Segmentation algorithm of fuzzy clustering on side scan sonar image [J]. Journal of Huazhong University of Science and Technology :Natural Science Edition, 2012, 40(9): 25-29.
- [11] AHMED M N, YAMANY S M, MOHAMED N, et al. A modified fuzzy c-means algorithm for bias field estimation and segmentation of MRI data[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2002, 21(3): 193-199.
- [12] CHEN S C, ZHANG D Q. Robust image segmentation using FCM with spatial constraints based on new kernel-induced distance measure [J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B Cybernetics, 2004, 34(4): 1907-1916.
- [13] 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.
- LI Y, PANG Y J, SHENG M W. Side-scan sonar image segmentation via fuzzy clustering with spatial constraints [J]. Journal of Image and Graphics, 2015, 20(7): 865-870.
- [14] KRINIDIS S, CHATZIS V. A robust fuzzy local information C-means clustering algorithm [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2010, 19(5): 1328-1337.
- [15] DA CUNHA A L, ZHOU J, DO M N. The nonsubsampling contourlet transform: theory, design, and applications [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2006, 15(10): 3089-3101.
- [16] 霍冠英, 李庆武, 王敏, 等. Curvelet 域贝叶斯估计侧扫声呐图像降噪方法[J]. 仪器仪表学报, 2011, 32(1): 170-177.
- HUO G Y, LI Q W, WANG M, et al. Side-scan sonar image despeckling based on Bayesian estimation in Curvelet domain [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2011, 32(1): 170-177.
- [17] 陈科尹, 邹湘军, 熊俊涛, 等. 基于视觉显著性改进

的水果图像模糊聚类分割算法[J]. 农业工程学报, 2013, 29(6): 157-165.

CHEN K Y, ZOU X J, XIONG J T, et al. Improved fruit fuzzy clustering image segmentation algorithm based on visual saliency [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2013, 29(6): 157-165.

- [18] 叶秀清, 顾伟康, 肖强. 快速模糊分割算法[J]. 模式识别与人工智能, 1996, 9(1): 66-70.

YE X Q, GU W K, XIAO Q. A fast fuzzy segmentation algorithm [J]. PR&AI, 1996, 9(1): 66-70.

- [19] 余黎煌, 钟华, 张石. 结合马尔可夫随机场与模糊 C-均值聚类的脑 MRI 图像分割[J]. 中国图象图形学报, 2012, 17(12): 1554-1560.

SHE L H, ZHONG H, ZHANG SH. Fuzzy C-means clustering algorithm combined with markov random field for brain MR image segmentation [J]. Journal of Image and Graphics, 2012, 17(12): 1554-1560.

作者简介



霍冠英(通讯作者), 分别在 2001 年和 2004 年于西安电子科技大学获得学士学位和硕士学位, 2012 年于河海大学获得博士学位, 现为河海大学物联网工程学院副教授, 主要研究方向包括多分辨率图像处理、声呐图像处理和多传感器融合。

E-mail: huoguanying@163.com

Huo Guanying (Corresponding author) received his B. Sc. and M. Sc. degrees both from Xidian University in 2001 and 2004, respectively, and received his Ph. D. degree from Hohai University in 2012. He is currently an associate professor in College of Internet of Things Engineering, Hohai University. His current research interest includes multi-resolution image processing, sonar image processing, and multi-sensor fusion.



刘静, 2015 年于河海大学获得学士学位, 现为河海大学硕士研究生, 主要研究方向为声呐图像处理。

E-mail: 1057367295@qq.com

Liu Jing received her B. Sc. degree from Hohai University in 2015. Now, she is a master student in Hohai University. Her main research interest focuses on sonar image processing.