

## 结合多特征赋权的谱聚类水下多目标分割技术

刘光宇<sup>1</sup>, 曹禹<sup>1†</sup>, 曾志勇<sup>1</sup>, 赵恩铭<sup>2</sup>, 邢传玺<sup>3</sup>

- (1. 大理大学 工程学院, 云南 大理 671003;  
2. 哈尔滨工程大学 物理与光电工程学院, 黑龙江 哈尔滨 150001;  
3. 云南民族大学 电气信息工程学院, 云南 昆明 650031)

**摘要:** 由于声呐图像受噪声污染严重, 导致水下多目标分割存在精度低的问题. 为此, 提出一种自调整谱聚类结合熵权法进行多特征赋权的水下多目标分割技术. 该技术首先通过自调整谱聚类对声呐图像的像素点进行聚类处理, 使图像划分为多个独立的区域, 然后根据多特征的互补性和冗余性统计每个区域的信息熵、亮度、对比度和狭长度等特征, 利用熵权法对多特征进行赋权并筛选出最优的一个目标区域, 再将该最优目标区域和所有区域进行多特征相似度匹配, 最后根据相似度的匹配结果使用自适应阈值迭代法自动分割出所有的目标区域. 实验结果表明没有对噪声干扰区域误分割, 分割出的目标区域精度更高, 验证了所提方法的有效性.

**关键词:** 目标; 图像分割; 聚类; 特征选择; 熵权法

**中图分类号:** TP391

**文献标志码:** A

## Underwater Multi-object Segmentation Technology Based on Spectral Clustering with Multi-feature Weighting

LIU Guangyu<sup>1</sup>, CAO Yu<sup>1†</sup>, ZENG Zhiyong<sup>1</sup>, ZHAO Enming<sup>2</sup>, XING Chuanxi<sup>3</sup>

- (1. School of Engineering, Dali University, Dali 671003, China;  
2. College of Physics and Optoelectronic Engineering, Harbin Engineering University, Harbin 150001, China;  
3. School of Electrical and Information Technology, Yunnan Minzu University, Kunming 650031, China)

**Abstract:** Sonar image is seriously polluted by noise, which leads to the problem of low precision in underwater multi-target segmentation. Therefore, this paper proposes an underwater multi-object segmentation technique based on self-adjusting spectrum clustering, combined with the entropy weight method. The technology firstly clusters through self-tuning spectral clustering of sonar image pixel clustering processing, so that the image is divided into multiple independent areas. According to the complementarity and redundancy of multiple features, the information entropy, brightness, contrast and narrow length of each region are calculated. The entropy weight method is used to weight multiple features and select the optimal target region. Then, the optimal target region is matched with all re-

\* 收稿日期:2021-11-24

**基金项目:** 国家自然科学基金项目(61761048), National Natural Science Foundation of China (61761048); 云南省地方本科高校基础研究联合专项资金项目[2019FH001(-066)], Special Basic Cooperative Research Programs of Yunnan Provincial Undergraduate Universities Association [2019FH001(-066)]; 黑龙江省自然科学基金项目(LC2018026), Natural Science Foundation of Heilongjiang Province (LC2018026)

**作者简介:** 刘光宇(1982—), 男, 黑龙江哈尔滨人, 大理大学副研究员, 工学博士

† 通信联系人, E-mail: dlu\_cy@163.com

gions by multi-feature similarity. Finally, all target regions are segmented automatically by the adaptive threshold iterative method according to the matching results of similarity. Experimental results show that there is no over-segmented of noise interference regions, and target regions segmented have higher accuracy, which verifies the effectiveness of the proposed method.

**Key words:** objective; image segmentation; clustering; feature selection; entropy method

水下声呐图像目标分割的目的是从复杂背景区域中提取出显著性的目标,如提取水雷、矿产以及鱼群等显著性的目标并保留目标区域的原始边缘信息<sup>[1]</sup>.受复杂水下环境和声呐设备性能的影响,声呐图像普遍存在分辨率低及噪声污染严重的问题<sup>[2]</sup>,给水下多目标物体的分割带来了巨大的挑战<sup>[3]</sup>.因此,研究有效可行的水下声呐图像多目标分割技术具有十分重要的意义.

基于机器学习的聚类方法是近年来声呐图像目标分割领域中的研究热点.本文作者在2012年将数字抠图与归一化割相结合,构建了谱抠图理论模型<sup>[4]</sup>,并通过形态学开闭运算进行了图像的预处理,然后应用到了声呐图像的分割中,得到了更为精确的声呐图像目标分割效果.2018年,盛蕴霞等人<sup>[5]</sup>提出了一种以超像素聚类方式实现侧扫声呐图像分割的方法,有效地解决了传统超像素分割对声呐图像的噪声敏感和分割后的多区域难以准确合并的问题,得到了准确率较高的分割效果.2019年,王涛等人<sup>[6]</sup>提出了一种K-means聚类与数学形态学相结合的声呐图像分割方法,实现了目标轮廓自动提取的效果.但以上基于机器学习的聚类分割方法应用在声呐图像的目标分割中,存在控制参数自适应性不足的问题,如:聚类数的确定、形态学预处理阶段的膨胀和腐蚀参数的设置等.为有效解决基于机器学习分割方法的自适应性不足等问题,本文提出了一种自调整谱聚类<sup>[7]</sup>结合熵权法进行多特征赋权的声呐图像多目标分割技术(STSC-EWM).通过仿真实验将本文方法与其他方法进行了对比,结果表明本文方法在含有严重噪声干扰的多目标声呐图像中,也能够得到精确度更高的分割效果,从而验证了所提方法的可行性和有效性.

## 1 理论方法

### 1.1 自调整谱聚类理论(STSC)

自调整谱聚类(STSC)能够利用局部尺度参数 $\sigma_i$

进行自适应来选择最佳 $\sigma$ 值,得到较理想的数据聚类<sup>[8]</sup>.局部尺度参数即分别对每个顶点 $v$ 定义相应的局部尺度 $\sigma_i = d(v_i, v_j)$ ,其中 $d$ 表示距离函数, $v_i$ 到 $v_j$ 的距离度量为 $d(v_i, v_j)/\sigma_i$ , $v_j$ 到 $v_i$ 的距离度量为 $d(v_j, v_i)/\sigma_j$ ,相似度函数为:

$$A_{ij} = \begin{cases} \exp\left(\frac{-d(v_i, v_j)}{\sigma_i \sigma_j}\right) & , i \neq j \\ 0 & , i = j \end{cases} \quad (1)$$

自调整谱聚类算法对最佳分类数估计时,能够自适应地对每种可能出现的分类数寻找合适的旋转矩阵 $R$ ,使得特征向量矩阵 $X$ 的列能够达到最佳排列模式.若旋转后的矩阵为 $Z = XR$ , $M_i = \max_j Z_{ij}$ ,那么相应的最佳排列就是要使下面的代价函数值达到最小:

$$J = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \frac{Z_{ij}^2}{M_i^2} \quad (2)$$

对于不同的分类数,如果它们的代价都一样小,那么最终的分类型可以选择其中较大的那个.

假设给定 $R$ 中的 $n$ 点集合为 $V = \{v_1, v_2, \dots, v_n\}$ ,自调整谱聚类算法的步骤如下.

第一步:对于每一点 $v_i \in V$ ,计算其相应的局部尺度参数 $\sigma_i = d(v_i, v_k)$ ,根据式(1),计算相似度矩阵 $A \in R^{n \times n}$ .

第二步:定义对角阵 $D$ ,并有

$$D_{ii} = \sum_{j=1}^n A_{ij} \quad (3)$$

由此可以构造标准化的相似度矩阵

$$A_N = D^{-\frac{1}{2}} A D^{-\frac{1}{2}} \quad (4)$$

第三步:计算 $A_N$ 的特征向量,将前 $k$ 个特征向量组成矩阵

$$X = [x_1, x_2, \dots, x_k] \in R^{n \times k} \quad (5)$$

式中最大的分类数是 $k$ .

第四步:通过梯度下降法获取旋转矩阵 $R$ ,将 $X$ 的列达到最佳排列模式,并计算出在不同分类数下排列代价的值,最终分类数是代价为最小时对应的

分类数,记为 $c$ ;记旋转后的矩阵为 $Z$ ,其中 $Z \in R^{n \times c}$ .

第五步:当且仅当 $\max_j(z_{ij}^2) = z_{ic}^2$ 时,对应点 $v_i$ 被归为 $c$ 类.

第六步:若数据为高噪声数据,可将上一步的结果进行期望最大化算法或通过K-means算法,进一步对 $Z$ 的行进行聚类处理.

## 1.2 多特征的提取

本文利用声呐图像中的亮度、对比度、灰度分布直方图、信息熵、形状以及纹理等多特征互补性和冗余性的优点对多目标分割的准确性进行提升.

由于巴氏距离(Bhattacharyya distance)能够根据两个概率分布的重叠量得出二者的相似性<sup>[9]</sup>,所以本文通过计算灰度分布直方图概率分布之间的巴氏距离来判断目标区域与每个区域的相似度,公式为:

$$B(D_X, D_Y) = \sum_{i=1}^N \sqrt{D_X(i)D_Y(i)} \quad (6)$$

式(6)为离散分布函数,其中 $D_X(i)$ 和 $D_Y(i)$ 分别是目标区域与匹配区域的灰度直方图进行归一化的数据,该归一化是直方图中每个灰度值的采样点个数占总采样点个数的比值, $i$ 的取值范围是1到255,式(6)得出的值越大越相似.

声呐图像目标区域具有相对规则性的特点,所以对形状特征选取了狭长度、周径比以及7个Hu不变矩等特征进行分析.

狭长度( $N$ )的计算公式为:

$$N = l/s \quad (7)$$

式中: $l$ 是目标区域的长轴, $s$ 是目标区域的短轴.

周径比( $M$ )的计算公式为:

$$M = P/l \quad (8)$$

式中: $P$ 是目标区域的周长.

7个Hu不变矩特征具有平移、旋转和尺度不变性等特点,所以本文利用该特征计算最优目标区域匹配其他区域的相似度.

灰度共生矩阵(Grey Level Co-occurrence Matrix, GLCM)的纹理特征具有旋转不变性及对噪声有较强的抵抗能力<sup>[10]</sup>,所以本文提取该特征用于最优目标区域匹配所有区域的相似度.GLCM纹理特征的二次统计量<sup>[11]</sup>计算如下.

惯性矩 $G_\alpha$ :

$$G_\alpha = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n (i-j)^2 p(i,j) \quad (9)$$

式中 $(i-j)$ 表示像素对的灰度差, $n$ 是灰度压缩级.由于灰度压缩级为16时的实验效果较好,所以本文

设置的灰度压缩级 $n$ 为16. $p(i,j)$ 表示特定位置关系下的像素对的频数.

角二阶矩阵 $G_\beta$ (能量):

$$G_\beta = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n p(i,j)^2 \quad (10)$$

局部均匀性 $G_\gamma$ (逆差矩):

$$G_\gamma = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \frac{1}{1+(i-j)^2} p(i,j) \quad (11)$$

相关性 $G_\delta$ :

$$G_\delta = \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n (i-\bar{x})(j-\bar{y}) p(i,j)}{\sigma_x \sigma_y} \quad (12)$$

欧氏距离(Euclidean Distance)能够体现个体数值特征的绝对差异,所以本文利用两个区域的周径比、7个Hu不变矩和GLCM纹理等数值特征的欧式距离进行相似度的衡量,计算公式为:

$$\mu(X, Y) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2} \quad (13)$$

通常对公式(13)的计算结果进行归一化到0和1之间,结果越大越相似,公式如下:

$$U(X, Y) = \frac{1}{1 + \mu(X, Y)} \quad (14)$$

## 1.3 熵权法理论(EWM)

熵权法(EWM)的基本思路是根据指标变异性的确定来准则指标的权重<sup>[12]</sup>,步骤如下.

第一步:将各个指标的数据进行标准化处理.给定 $k$ 个指标 $X_1, X_2, X_3, \dots, X_k$ ,其中 $X_i = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ , $i \in [1, n]$ ,则对各指标数据标准化后的值为 $Y_1, Y_2, Y_3, \dots, Y_k$ ,其中:

$$Y_{ij} = \frac{X_{ij} - \min(X_i)}{\max(X_i) - \min(X_i)}, i \in [1, n], j \in [1, k] \quad (15)$$

第二步:求各指标的熵值.根据信息熵的公式,一组数据的熵值为:

$$E_j = -\frac{1}{\ln(n)} \sum_{i=1}^n p_{ij} \ln p_{ij} \quad (16)$$

式中: $p_{ij} = \frac{Y_{ij}}{\sum_{i=1}^n Y_{ij}}$ , $n$ 为数据的个数,如果 $p_{ij} = 0$ ,则定义:

$$\lim_{p_{ij} \rightarrow 0} p_{ij} \ln(p_{ij}) = 0.$$

第三步:确定各指标权重.根据公式(16)计算出各个指标的熵值为 $E_1, E_2, E_3, \dots, E_k$ ,最后通过熵值计算各指标的权重:

$$W_j = \frac{1 - E_j}{k - \sum_{j=1}^k E_j} \quad (17)$$

## 2 本文 STSC-EWM 技术

### 2.1 STSC-EWM 技术的基本结构

STSC-EWM 技术流程如图 1 所示. 该技术首先

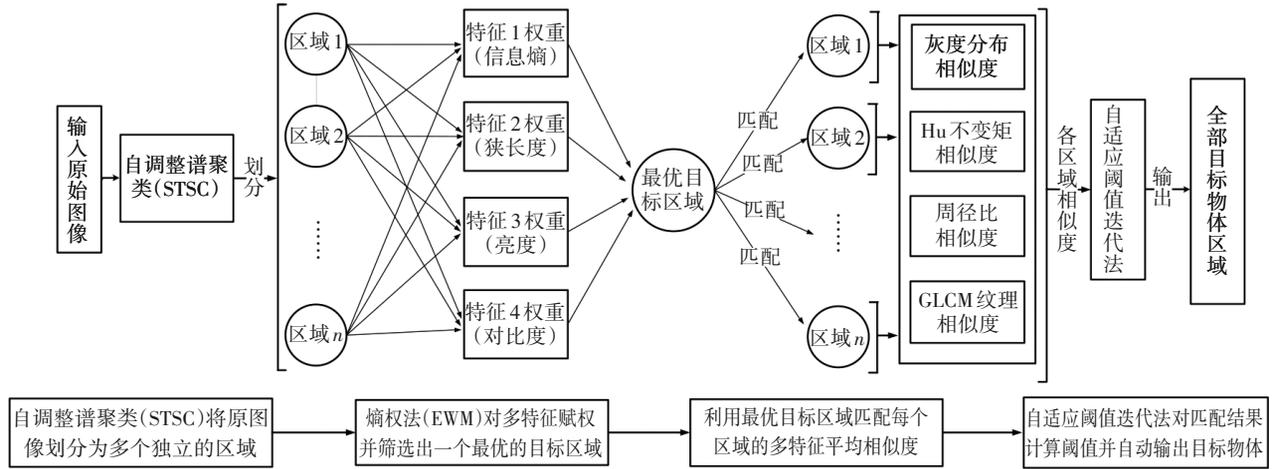


图 1 STSC-EWM 技术流程图

Fig.1 Flow chart of STSC-EWM technology

### 2.2 STSC 掩膜区域的特征提取

假定 STSC 对原图像聚类后的最大分类数为  $c$ , 设 STSC 聚类后的掩膜图像为  $L(i, j)$ , 划分多个独立区域的区域标识可表示为  $a_m$ , 其中  $a_m = \{a_1, a_2, \dots, a_c\}, m \in [1, c]$ , 即  $a_m = m$ , 掩膜图像如图 2 所示.

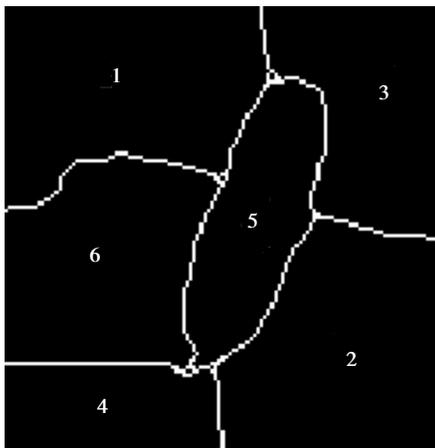


图 2 STSC 聚类后的掩膜图像

Fig.2 Mask image after STSC clustering

根据掩膜图像中的各区域像素点的位置坐标, 可对应原灰度图像中的各区域进行特征提取, 具体

对输入的原始图像使用自调整谱聚类(STSC)划分为多个独立的区域, 并分别提取各区域的灰度、信息熵、形状和纹理等特征. 然后根据每个区域在特征值上的差异性, 利用熵权法(EWM)对多特征进行赋权并筛选出一个最优的目标区域. 再将该最优目标区域和所有区域进行多特征的相似度匹配, 最后根据各区域相似度匹配的结果使用自适应阈值迭代法自动分割出所有的目标区域.

计算过程如下.

设  $a_m$  区域的像素点坐标为  $(I, J)$ , 原灰度图像各点的像素值为  $g(i, j)$ , 若掩膜图像中的像素值满足  $L(i, j) = a_m$ , 则原灰度图像  $a_m$  区域的亮度为:

$$b(a_m) = \frac{\sum_{i \in I} \sum_{j \in J} g(i, j)}{\sum_{i \in I} \sum_{j \in J} \mathbb{I}[L(i, j) = a_m]} \quad (18)$$

式中:  $\sum_{i \in I} \sum_{j \in J} \mathbb{I}[L(i, j) = a_m]$  计算的是原灰度图像  $a_m$  区域中的像素点总数;  $\mathbb{I}(\cdot)$  为指示函数, 在  $\cdot$  为真和假时分别取值为 1, 0.

原灰度图像  $a_m$  区域的对比度为:

$$O(a_m) = \sqrt{\frac{\sum_{i \in I} \sum_{j \in J} [g(i, j) - b(a_m)]^2}{\sum_{i \in I} \sum_{j \in J} \mathbb{I}[L(i, j) = a_m]}} \quad (19)$$

原灰度图像  $a_m$  区域的信息熵为:

$$F(a_m) = - \sum_{k \in g(I, J)} p(k_{I, J}) \cdot \log_2 p(k_{I, J}) \quad (20)$$

式中:  $p(k_{I, J})$  是原灰度图像  $a_m$  区域的像素值为  $k_{I, J}$  的像素点数占  $a_m$  区域中总像素点数的概率.

公式(7)和公式(8)可直接用于原灰度图像  $a_m$  区域的狭长度和周径比的特征提取.

由 7 个 Hu 不变矩的原理, 设二值图像函数为  $f(x, y)$ , 可得到原灰度图像  $a_m$  区域的  $(p + q)$  阶几何矩  $m_{pq}$  为:

$$m_{pq} = \sum_{x \in I} \sum_{y \in J} x^p y^q f(x, y) \quad (21)$$

式中:  $p, q = 0, 1, 2, \dots$

原灰度图像  $a_m$  区域的中心矩为:

$$\mu_{pq} = \sum_{x \in I} \sum_{y \in J} (x - x_0)^p (y - y_0)^q f(x, y) \quad (22)$$

式中:  $(x_0, y_0)$  表示  $a_m$  区域的质心坐标。

为解决中心矩的平移和缩放不变性, 计算归一化的中心矩:

$$y_{pq} = \frac{\mu_{pq}}{\mu_{00}^r}, r = \frac{p + q + 2}{2}, p + q = 2, 3, \dots \quad (23)$$

利用二阶和三阶归一化的中心矩就可以组成 7 个 Hu 不变矩  $I_1 \sim I_7$ . 本文根据这 7 个 Hu 不变矩构造原灰度图像  $a_m$  区域的矩阵为:

$$H_m = (I_1 I_2 I_3 I_4 I_5 I_6 I_7) \quad (24)$$

由公式(9)、(10)、(11)和(12)分别计算原灰度图像  $a_m$  区域的纹理二次统计量即可得到不同区域的 GLCM 纹理特征。

### 2.3 EWM 的多特征赋权

根据图 4 的技术流程图, 利用 EWM 理论分别对原灰度图像  $a_m$  区域提取的信息熵、狭长度、亮度和对比度等特征进行赋权, 计算过程如下。

根据公式(20)、(19)、(18)和(7)可对原灰度图像中的所有区域构造多特征数据矩阵:

$$\eta = [F(a_m), N(a_m), b(a_m), O(a_m)] \quad (25)$$

利用公式(15)对公式(25)的数据矩阵进行标准化处理, 最后使用熵权法的公式(16)和公式(17)分别对数据矩阵中的信息熵、狭长度、亮度和对比度等特征计算权重  $w_f$ 、 $w_n$ 、 $w_b$  和  $w_o$ , 其中  $w_f + w_n + w_b + w_o = 1$ 。

由各特征的权重可构造每个区域的综合分数加权公式, 如下:

$$Q(a_m) = w_f \cdot F(a_m) + w_n \cdot N(a_m) + w_b \cdot b(a_m) + w_o \cdot O(a_m) \quad (26)$$

所以最优目标区域  $a_p$  可定义为:

$$a_p = \arg \max_m [Q(a_m)] \quad (27)$$

### 2.4 匹配相似度和自适应性分割的实现

本文设计的最优目标区域  $a_p$  与每个区域匹配的多特征平均相似度公式如下:

$$S(a_p, a_m) = [B(D_p, D_m) + U(M_p, M_m) + U(H_p, H_m) + U(\lambda_p, \lambda_m)]/4 \quad (28)$$

式中:  $\lambda_m$  是原灰度图像  $a_m$  区域的 GLCM 纹理特征,  $\lambda_m = (G_\alpha G_\beta G_\chi G_\gamma)$ ; 同理,  $\lambda_p$  是最优目标区域  $a_p$  的 GLCM 纹理特征。

由于自适应阈值迭代法是一种借助逐次逼近思想的分割方法, 该方法往往经历 1~2 次迭代分割后即可满足终止条件<sup>[13]</sup>. 所以本文将公式(28)各区域匹配的相似度结果使用自适应阈值迭代法, 实现快速自动分割的目的. 该算法的步骤和具体参数设计如下。

第一步: 定义每次迭代的估计阈值与下一次估计的新阈值之间的差别最小精度  $\delta$  的取值为 0.001; 然后从匹配的相似度结果中选取一个初始估计值  $T$ , 在未给数据先验知识的前提下, 通常对该估计值  $T$  取数据全局中的最大值与最小值之和的平均值, 即

$$T = \frac{\max [S(a_p, a_m)] + \min [S(a_p, a_m)]}{2} \quad (29)$$

第二步: 用初始  $T$  值分成两组相似度的集合, 即第一组由匹配的相似度  $S(a_p, a_m)$  中所有大于  $T$  值的相似度组成; 第二组由匹配的相似度  $S(a_p, a_m)$  中所有小于或等于  $T$  值的相似度组成。

第三步: 分别对两组中所有相似度计算各自的平均值  $u_1$  和  $u_2$ 。

第四步: 定义一个新的阈值  $T_1$ :

$$T_1 = \frac{u_1 + u_2}{2} \quad (30)$$

第五步: 计算  $|T_1 - T|$  的值, 若结果大于精度  $\delta$ , 则将  $T_1$  赋值给  $T$ , 然后重复步骤二到步骤四, 直到  $|T_1 - T|$  的值小于事先定义的精度  $\delta$  或计算到最小值为止, 此时最佳阈值即为当前的  $T_1$  值。

第六步: 判断  $S(a_p, a_m)$  中的值是否大于等于第五步计算的最佳阈值  $T_1$ , 如果大于等于  $T_1$  则视为目标区域, 否则视为非目标区域。

## 3 仿真实验与验证

### 3.1 仿真实验与结果分析

实验选取了大小为  $128 \times 128$  的具有两个目标物体的 Fish 声呐图像, 如图 3 所示。

使用 STSC 理论对该图像进行聚类, 可以得到该图像的掩膜图像. 这里用每个掩膜区域中的分类标签数字来标识每个区域, 如图 4 所示. 然后利用公式(20)、(19)、(18)和(7)对该图像中的不同掩膜区域进行多特征的提取, 即统计各区域的信息熵、狭长度、亮度和对比度的特征值, 然后用公式(25)构造多

特征的数据矩阵,结果如表 1 所示.

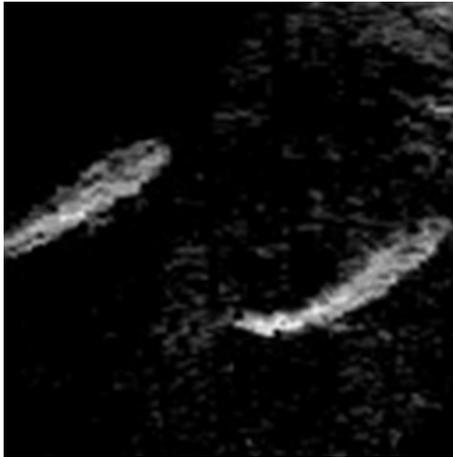


图3 Fish 声呐图像  
Fig.3 Fish sonar image

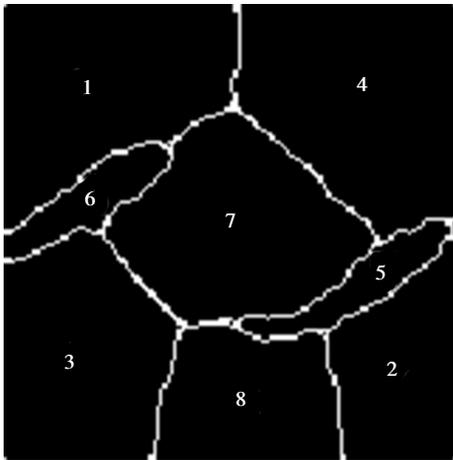


图4 Fish 图像的掩膜区域示意图  
Fig.4 Schematic diagram of the mask area of Fish image

表 1 Fish 图像多特征的数据矩阵结果

Tab.1 Multi-feature data matrix results of Fish images

图像区域	信息熵	狭长度	亮度	对比度
区域 1	0.735	1.560	0.392	1.975
区域 2	4.303	1.584	8.610	12.658
区域 3	1.763	1.329	1.535	5.236
区域 4	4.768	1.321	14.484	22.349
区域 5	7.272	4.859	124.278	48.043
区域 6	7.113	4.031	102.621	43.912
区域 7	3.696	1.227	6.749	11.908
区域 8	3.770	1.339	6.344	11.652

对表 1 中的数据使用公式(15)标准化后,再将

该处理的数据利用熵权法公式(16)和(17)计算 4 个特征指标的权重,结果见表 2.

表 2 4 个特征指标的权重结果

Tab.2 Weight results of four characteristic indicators

图像	信息熵	狭长度	亮度	对比度
Fish	0.10	0.37	0.36	0.17

由表 2 的权重计算结果和熵权法的基本思路可知,若某个特征指标在所有区域中的数值变化差异越大,则该指标在影响最终决策结果中的重要性也越大.因此,权重较大的特征与其他特征相比,权重大的特征可以更好地描述目标物体的特点,且在区分目标物体和背景区域方面也具有更显著的作用.

由表 2 的结果利用公式(26)计算各区域的综合分数.为了更直观地观察各区域综合得分情况,统计了每个区域综合分数在全部区域中的比例,如图 5 所示.

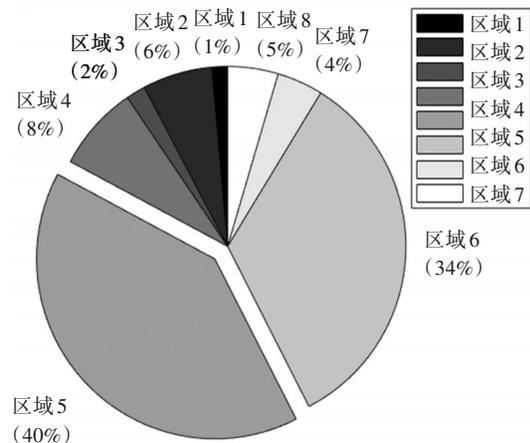


图 5 Fish 图像中各区域综合分数在全部区域中的比例

Fig.5 Proportion of comprehensive scores of each region in all regions in Fish image

由图 5 和公式(27)都可以得出最优目标区域是区域 5.因 Fish 图像具有两个目标物体,所以可用最优目标区域 5 进行匹配各区域的多特征平均相似度的做法,准确地找到相似度较高的其他目标区域.最优目标区域 5 匹配各区域灰度分布的巴氏距离相似结果如图 6 所示.

从图 6 可以看出,图像中的每个区域都有各自的灰度分布特点,且都存在不同程度的灰度相互重叠的部分.因此,若只用最佳阈值估计的方法来分离目标区域和背景区域<sup>[14]</sup>,会造成将某些灰度重叠部分的区域归类出错.针对该问题,可利用公式(6)计算目标区域与各区域的灰度分布巴氏距离相似度,

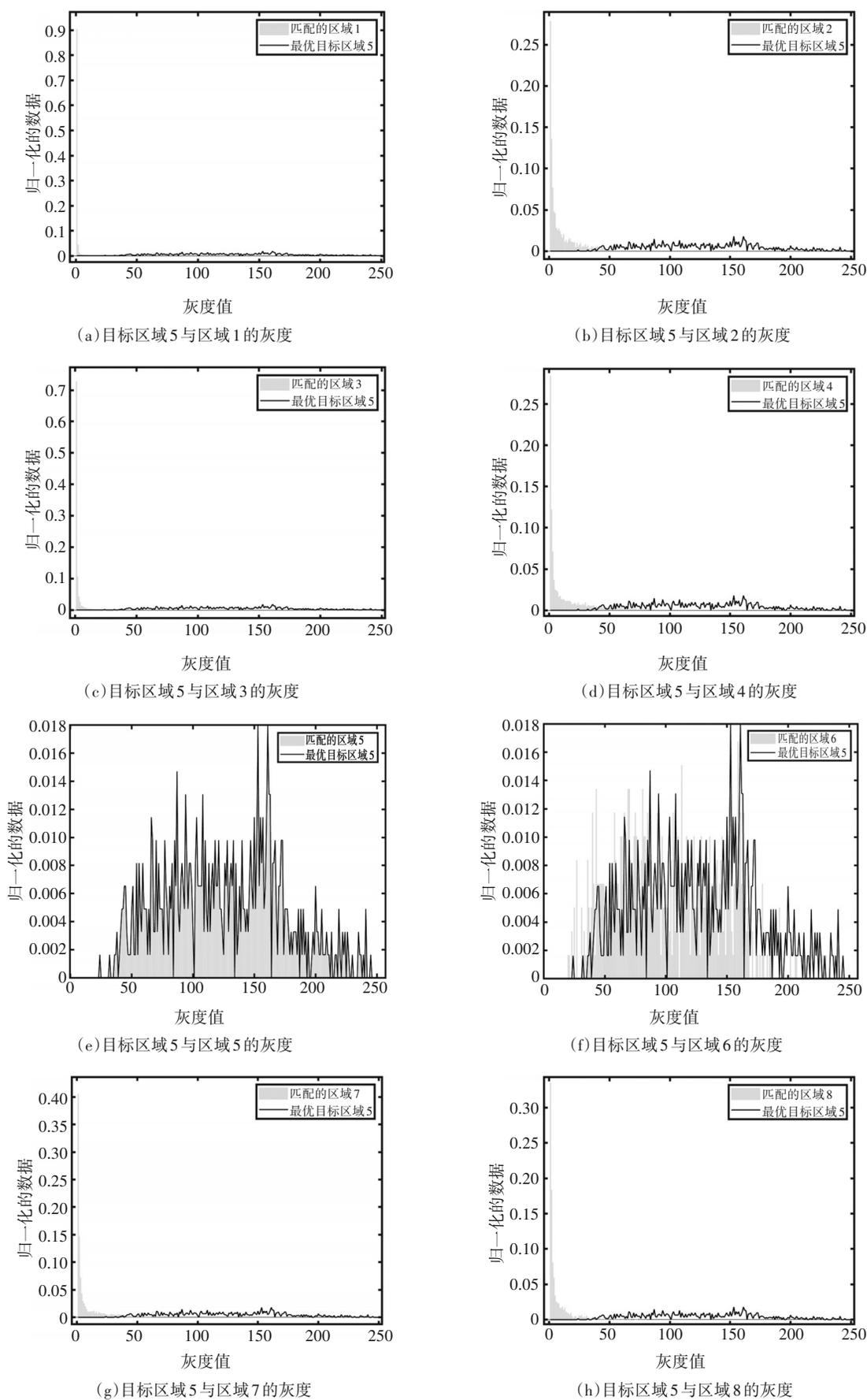


图6 Fish图像最优目标区域5与各区域的巴氏距离灰度分布

Fig.6 The grayscale distribution of the Bhattacharya distance between target region 5 and each region in Fish image

再根据相似度结果分析哪些区域可以划分为一类。同理,利用最优目标区域5与所有区域匹配7个Hu不变矩、周径比和GLCM纹理的欧式距离相似度,由公式(28)得出多特征的平均相似度,结果见表3。

表3 最优目标区域5与各区域的多特征相似度结果

Tab.3 Results of multi-feature similarity between optimal target region 5 and each region

图像区域	相似度结果/%				
	灰度分布	7个Hu不变矩	周径比	GLCM纹理	平均相似度
区域1	0.08	72.35	74.73	24.52	42.92
区域2	8.24	72.19	78.71	25.34	46.12
区域3	1.58	71.09	73.86	24.62	42.79
区域4	22.21	71.34	71.07	27.06	47.92
区域5	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00
区域6	83.83	84.04	80.66	75.60	81.03
区域7	7.49	70.99	52.26	25.36	39.02
区域8	6.97	71.32	64.91	24.95	42.04

由表3中的数据可以看出,目标区域5与区域6在灰度分布和GLCM纹理特征上具有明显的相似性。而在统计的7个Hu不变矩和周径比相似度中虽然不如灰度分布和GLCM纹理特征的区分度明显,但依然可以利用多特征的互补性和冗余性提升对多目标分割的准确性。

最后对表3中的平均相似度使用自适应阈值迭代法,仅迭代了1次就得到了最佳的分割阈值为66.99%。因表3中只有区域5和区域6的平均相似度大于该阈值,所以Fish声呐图像最终的目标分割结果即为区域5和区域6。整个分割过程的总运算时间为9.423 s,最终分割的结果如图7所示。

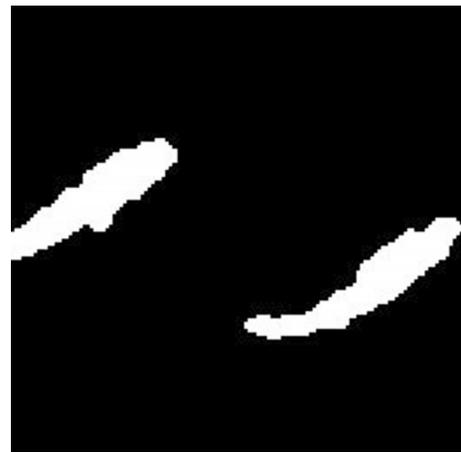


图7 Fish声呐图像的分割结果

Fig.7 Segmentation results of Fish sonar images

为验证本文方法的鲁棒性,选用了其他6幅具有多目标物体的声呐图像进行测试,结果如图8所示。其中原图的前3幅图像为前视声呐图像,后3幅图像为侧扫声呐图像。

统计了图8中的各图像平均相似度的迭代次数,按从左到右的顺序分别为:1次、1次、1次、1次、1次和2次,均达到了文献[13]所描述的迭代1~2次就可满足终止条件的预期效果。分别对图8各图像分割的总运算时间进行统计,结果为:12.503 s、20.912 s、20.674 s、16.676 s、18.327 s和20.467 s。可以看出,本文方法的运算时间较慢,这是由于本文方法在利用自调整谱聚类时,要根据图像中的各像素顶点之间的局部距离和位置关系建立邻接关系矩阵,需要的计算量较大,所以花费的时间较长。

由以上各图像分割的结果可以看出,本文的方法对多目标声呐图像的背景干扰区域没有误分割,取得了准确和完整的目标分割效果。

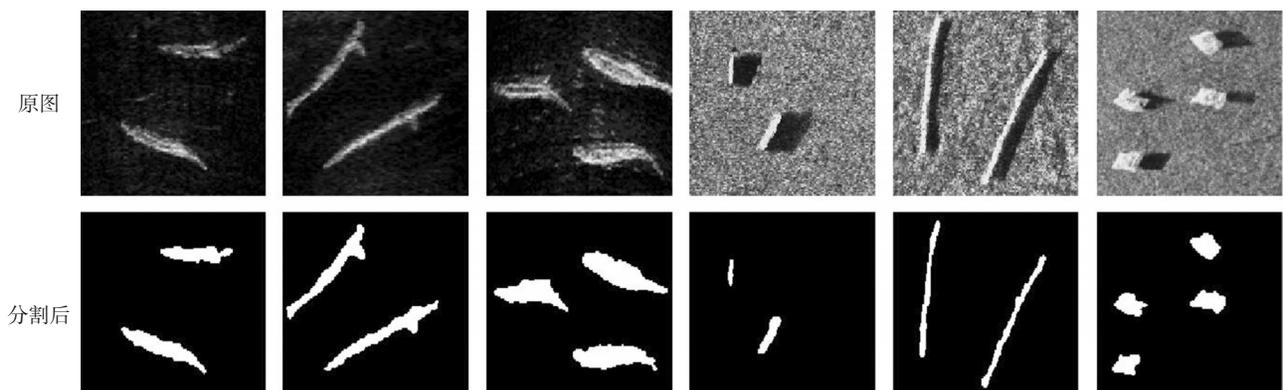


图8 实验原图和分割后的结果

Fig.8 The original image of the experiment and the result of segmentation

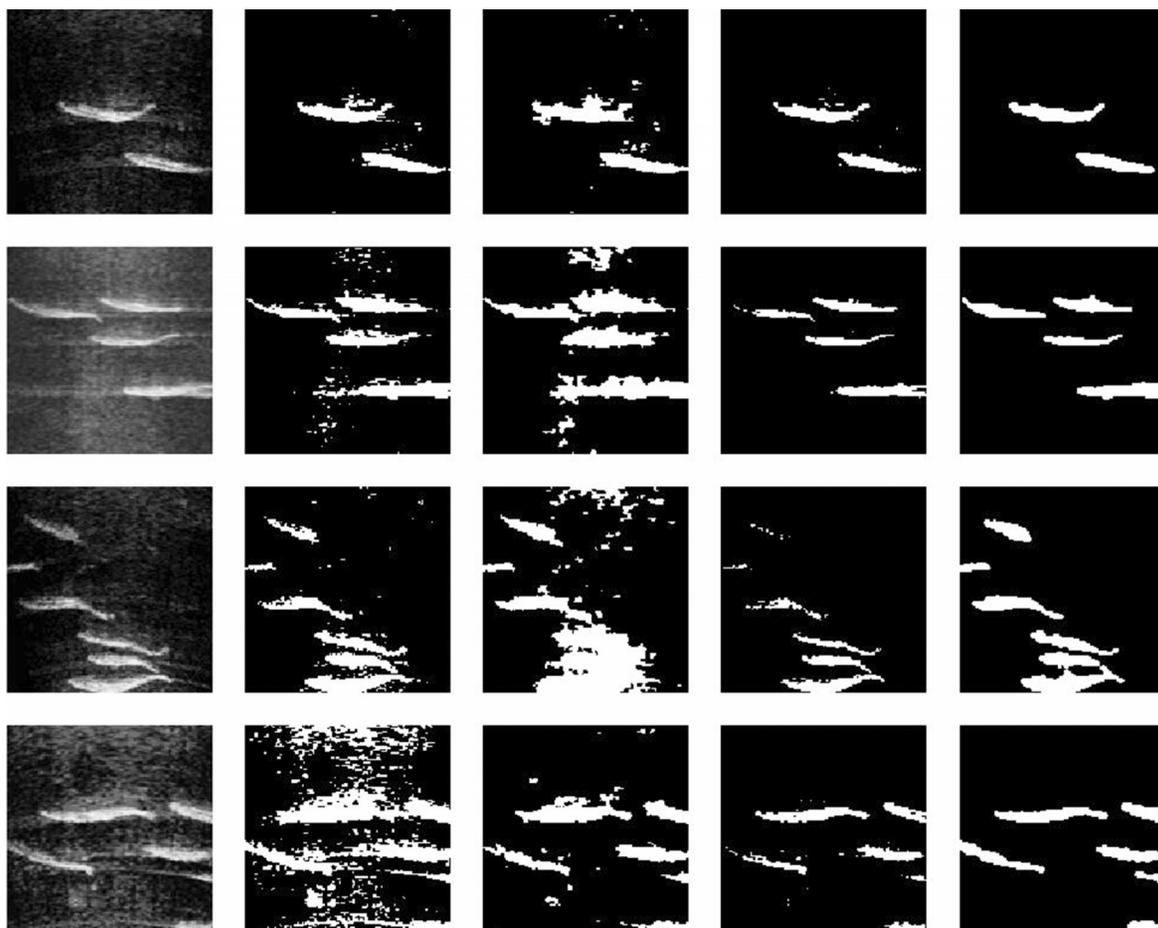
### 3.2 对比分析与验证

为比较和验证本文方法的分割性能,分别与最大类间方差法<sup>[15]</sup>、马尔科夫随机场法<sup>[16]</sup>、结合形态学运算的谱抠图方法进行比较,分割结果见图9.

图9对比了不同分割方法的分割结果,其中按列排序依次为:(a)原始图像、(b)最大类间方差法、(c)马尔科夫随机场法、(d)结合形态学运算的谱抠图方法、(e)本文的STSC-EWM方法.对这四种方法的平均运算时间进行统计,分别为:1.388 s、4.356 s、7.098 s和29.363 s.其中最大类间方差法的平均运算时间最快,这是因为它是一种直接对图像数据寻找类间差达到最大时的阈值分割方法,算法的复杂度较低且易于实现,所以运算时间最快.而声呐图像的灰度分布非常集中,且目标区域与背景区域存在相互混叠的灰度值,如图9(b)列所示的结果,即该方法很难寻找到声呐图像中的准确分类阈值,所以分割效果不够理想.对于马尔科夫随机场法,它是一种根据无向图节点之间的随机变量关系划分类别的分割方法,分割结果如图9(c)列所示.该方法在使用时需

要人工干预它的迭代次数和分类数的设置,且对噪声比较敏感.结合形态学运算的谱抠图方法在抑制背景噪声的干扰方面,优于图9(b)和(c)的方法,但该方法对目标物体的整体轮廓有一定程度的削弱、掩埋,并会存留少量的噪声干扰,如图9(d)列结果所示.

本文方法的分割结果如图9(e)列所示,其中对四幅实验图像的相似度阈值迭代次数分别为:1次、1次、2次和3次,且都实现了准确分割目标的效果.而在运算时间方面,本文方法的平均运算时间较长,这是因为本文方法在利用自调整谱聚类进行聚类时,不仅要建立像素顶点之间的邻接关系矩阵,而且还要通过梯度下降法获取合适的旋转矩阵来确定最佳的分类数,所以花费的时间较长.与其他3种方法相比,在多目标分割的准确性方面,本文方法对噪声干扰区域均没有误分割,且在提取目标轮廓的完整性和多目标区域的分割精度方面也是最好的,验证了所提方法的可行性和有效性.



(a)原始图像 (b)最大类间方差法 (c)马尔科夫随机场法 (d)结合形态学运算的谱抠图方法 (e)本文的STSC-EWM

图9 不同分割方法对具有多目标的声呐图像分割结果

Fig.9 Segmentation results of sonar images with multiple objects by different segmentation methods

## 4 结 论

本文对声呐图像多目标物体的分割进行了研究,提出了一种自调整谱聚类结合熵权法进行多特征赋权的水下多目标分割技术(STSC-EWM),该研究可总结为:

1)将自调整谱聚类(STSC)与熵权法(EWM)相结合,并应用在声呐图像的目标分割中,有效地实现了最优目标区域的选择。

2)设计了一种最优目标区域匹配所有区域多特征相似度的方法,然后利用自适应阈值迭代法判断相似度匹配的结果是否为目标区域,能够有效避免对噪声干扰区域的误分割,达到自动分割多目标区域的效果。

3)通过与其他分割方法对比,本文所提方法分割的精度更高,且在含有严重噪声干扰的多目标声呐图像中,也能够得到更准确和更完整的目标分割结果,证明了本文方法的优越性。

另外,本文方法对多目标分割的准确性和完整性的优势进行了论述,但从测试的结果中能够发现,本文方法在实时处理方面效果欠佳,所以今后的研究工作可以从优化算法的时间效率方面进行探索,以便得出实时性更快的目标分割方法。

## 参考文献

- [1] TUELLER P, KASTNER R, DIAMANT R. Target detection using features for sonar images [J]. *IET Radar, Sonar & Navigation*, 2020, 14(12): 1940-1949.
- [2] KARIMANZIRA D, RENKEWITZ H, SHEA D, *et al.* Object detection in sonar images [J]. *Electronics*, 2020, 9(7): 1180.
- [3] ZHAO J H, MAI D X, ZHANG H M, *et al.* Automatic detection and segmentation on gas plumes from multibeam water column images [J]. *Remote Sensing*, 2020, 12(18): 3085.
- [4] 刘光宇, 卞红雨, 石红. 结合形态学运算的谱抠图声呐图像分割法 [J]. *吉林大学学报(工学版)*, 2012, 42(1): 228-233.  
LIU G Y, BIAN H Y, SHI H. Sonar image segmentation based on spectral matting using morphological operations [J]. *Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition)*, 2012, 42(1): 228-233. (In Chinese)
- [5] 盛蕴霞, 霍冠英, 刘静. 基于超像素聚类的侧扫声呐图像分割算法 [J]. *计算机工程*, 2018, 44(6): 219-225.  
SHENG Y X, HUO G Y, LIU J. Side-scan sonar image segmentation algorithm based on super-pixels clustering [J]. *Computer Engineering*, 2018, 44(6): 219-225. (In Chinese)
- [6] 王涛, 潘国富, 张济博. 基于K-means聚类与数学形态学的侧扫声呐图像目标轮廓自动提取方法 [J]. *海洋科学*, 2019, 43(8): 80-85.  
WANG T, PAN G F, ZHANG J B. Automatic extracting target contour of side-scan sonar images by uniting K-means clustering with mathematical morphology [J]. *Marine Sciences*, 2019, 43(8): 80-85. (In Chinese)
- [7] WEN G Q. Robust self-tuning spectral clustering [J]. *Neuro-computing*, 2020, 391: 243-248.
- [8] ZELNIK M L, PERONA P. Self-tuning spectral clustering [J]. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 2005, 17: 1601-1608.
- [9] BHATTACHARYYA A. On a measure of divergence between two multinomial populations [J]. *Sankhya*, 1946 (10): 401-406.
- [10] 杜妍开, 龚丽霞, 李强, 等. 基于多纹理特征融合的震后SAR图像倒塌建筑物信息提取 [J]. *遥感技术与应用*, 2021, 36(4): 865-872.  
DU Y K, GONG L X, LI Q, *et al.* Earthquake induced building damage assessment on SAR multi-texture feature fusion [J]. *Remote Sensing Technology and Application*, 2021, 36(4): 865-872. (In Chinese)
- [11] CHEN H, LI W, ZHU Y Y. Improved window adaptive gray level co-occurrence matrix for extraction and analysis of texture characteristics of pulmonary nodules [J]. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 2021, 208: 106263.
- [12] LI D W, CHEN J B, QIU M L. The evaluation and analysis of the entropy weight method and the fractional grey model study on the development level of modern agriculture in Huizhou [J]. *Mathematical Problems in Engineering*, 2021, 2021: 5543368.
- [13] 张军, 贺婷婷, 侯谨毅, 等. 基于形态结构特征的对流单体自动分割方法研究 [J]. *湖南大学学报(自然科学版)*, 2021, 48(10): 93-104.  
ZHANG J, HE T T, HOU J Y, *et al.* Research on automatic segmentation method of convective cell based on morphological structure characteristics [J]. *Journal of Hunan University (Natural Sciences)*, 2021, 48(10): 93-104. (In Chinese)
- [14] WANG X M, LI Q M, YIN J W, *et al.* An adaptive denoising and detection approach for underwater sonar image [J]. *Remote Sensing*, 2019, 11(4): 396.
- [15] 张丽, 李潇, 吴皓天, 等. 基于最大类间方差的图像分割算法研究 [J]. *科技创新与应用*, 2021(8): 39-41.  
ZHANG L, LI X, WU H T, *et al.* Research on image segmentation algorithm based on maximum inter-category variance [J]. *Technology Innovation and Application*, 2021(8): 39-41. (In Chinese)
- [16] 王玉祥. 基于马尔科夫随机场模型的图像分割算法研究 [D]. 成都: 成都理工大学, 2020.  
WANG Y X. Research on image segmentation algorithm based on Markov random field model [D]. Chengdu: Chengdu University of Technology, 2020. (In Chinese)