

基于超像素聚类的侧扫声呐图像分割算法

盛蕴霞¹, 霍冠英^{1,2}, 刘 静¹

(1. 河海大学 物联网工程学院, 江苏 常州 213022;

2. 常州市传感网与环境感知重点实验室, 江苏 常州 213022)

摘 要: 针对传统超像素分割对声呐图像存在抗噪性能较差、分割后区域难以准确合并等问题, 提出一种以超像素聚类方式实现侧扫声呐图像分割的方法。采用快速双边滤波对待分割的侧扫声呐图像进行降噪处理, 以降低后续分割的困难。对降噪后的侧扫声呐图像提取亮度特征和纹理特征, 计算两者相似性, 并进行加权融合, 以融合后的相似性作为像素与聚类中心间的距离度量准则, 从而生成超像素。基于亮度特征对超像素进行显著性检测, 标记显著性超像素, 并基于最大流-最小割方法对超像素进行聚类。计算类内显著性超像素占比, 将其与预设阈值进行比较, 将大于阈值的标记为前景类, 反之则为背景类, 以得到最终的分割结果。实验结果表明, 与模糊局部信息 C 均值算法和简单线性迭代聚类算法相比, 该算法的分割准确率较高、过分割和欠分割率较低。

关键词: 超像素分割; 聚类; 侧扫声呐图像; 最大流-最小割; 显著性

中文引用格式: 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, 232.

英文引用格式: SHENG Yunxia, HUO Guanying, LIU Jing. Side-scan sonar image segmentation algorithm based on super-pixels clustering[J]. Computer Engineering, 2018, 44(6): 219-225, 232.

Side-scan Sonar Image Segmentation Algorithm Based on Super-pixels Clustering

SHENG Yunxia¹, HUO Guanying^{1,2}, LIU Jing¹

(1. College of Internet of Things Engineering, Hohai University, Changzhou, Jiangsu 213022, China;

2. Changzhou Key Laboratory of Sensor Networks and Environmental Perception, Changzhou, Jiangsu 213022, China)

[Abstract] Traditional super-pixels segmentation method has problems of poor anti-noise performance, inaccurate merging and other issues. To solve these problems, a method of segmentation of side-scan sonar images by super-pixel clustering is proposed. The fast bilateral filter is used to perform the noise reduction processing to reduce the difficulty of subsequent segmentation. The luminance and texture features of the de-noised side-scan sonar images are extracted, and the similarities of the two features are calculated. These similarities are combined with weights to give the distance metric between the pixels and the cluster centers to generate the super-pixels. The saliency super-pixels are labeled based on the luminance feature, and all super-pixels are clustered by the maximum flow and minimum cut method. The proportions of the super-pixels with saliency within the clusters are calculated, and they are compared with the preset threshold. Clusters with proportion which is larger than the threshold are marked as foreground; otherwise, they are marked as background. As a result, the final segmentation is obtained. Experimental results show that compared with Fuzzy Local Information C-Means (FLICM) algorithm and Simple Linear Iterative Clustering (SLIC) algorithm, the segmentation accuracy of the proposed algorithm is high, and over-division rate and under-division rate are low.

[Key words] super-pixel segmentation; clustering; side-scan sonar image; maximum flow-minimum cut; saliency

DOI: 10.19678/j.issn.1000-3428.0048300

0 概述

作为海洋测绘和水下目标探测的主要声学成像

设备之一, 侧扫声呐在海洋探测的应用日益广泛^[1-2]。在进行水下目标探测时, 为准确识别目标, 通常需要将侧扫声呐图像中的目标高亮区及阴影区

基金项目: 国家自然科学基金(41306089); 江苏省自然科学基金(BK20130240); 中央高校基本科研业务费专项资金(2017B43114)。

作者简介: 盛蕴霞(1992—), 女, 硕士研究生, 主研方向为声呐图像分割、水下三维重建; 霍冠英(通信作者), 副教授、博士; 刘 静, 硕士研究生。

收稿日期: 2017-08-09

修回日期: 2017-10-26

E-mail: 29257057@qq.com

从复杂的海底混响背景中分割出来^[2-3]。然而,由于声波的传播特性和海底环境的复杂性,侧扫声呐图像往往具有混响强、对比度低、目标边缘模糊等特点,目标及其阴影的分割极为困难^[3-4]。目前,针对侧扫声呐图像的分割算法大致可以分为边缘检测分割^[5]、阈值分割^[6]、基于马尔可夫随机场(Markov Random Field, MRF)模型分割^[7]、水平集分割^[8]、聚类分割^[9]等。

超像素分割算法可有效降低图像后续处理复杂度,因此,被广泛应用于图像分割、目标识别、目标跟踪等计算机视觉处理领域^[10]。目前超像素分割算法主要分为 2 类:基于图论^[11-13]和基于梯度上升法^[14]。前者将分割问题转化为能量函数最小化问题,采用各类分割准则将像素进行划分,从而形成超像素;后者基于初始聚类中心,通过梯度法不断迭代更新,直至满足收敛条件,从而生成超像素^[15]。文献[16]提出的简单线性迭代聚类(Simple Linear Iterative Clustering, SLIC)算法在召回率、分割准确率、计算存储效率等方面均具有优势。文献[17-18]通过改变传统 SLIC 算法中的聚类准则提高算法效率及分割准确性,但聚类中心更新条件复杂。文献[19]采用非稳态测量方式,自适应地计算样像素与各聚类中心之间的相似性,但该算法只适用于彩色图像。文献[20]的研究结果表明,传统 SLIC 算法对于噪声强度较大的图像分割效果较差。因此,文献[21]提出引入纹理特征,并优化搜索策略,较好地抑制了图像中的斑点噪声,提高了图像分割精确性。

鉴于侧扫声呐图像的亮度特征所含信息量较少,但纹理特征丰富的特点^[22],本文提出一种基于超像素聚类的侧扫声呐图像分割算法。对滤波去噪后的图像进行特征提取,计算所提取特征的相似性,并对其进行加权融合,再将融合后的相似性作为聚类度量准则,以生成超像素。

1 相关算法

1.1 双边滤波

在普通高斯滤波器中,目标像素点的值由周围邻域内的像素值的加权平均和确定,对应的高斯权重由像素间的空间距离决定,因此,会丢失重要的边缘信息。双边滤波器采用 2 个高斯核函数,一个由像素间的空间距离决定,另一个则由像素值之间的相似性决定^[23]。双边滤波器的表达式定义如下:

$$h(x) = k^{-1}(x) \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} f(x) c(x, \xi) s(f(x), f(\xi)) d\xi \quad (1)$$

$$k(x) = \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} c(x, \xi) s(f(x), f(\xi)) d\xi \quad (2)$$

其中, $f(x)$ 为滤波器输入图像, $h(x)$ 为滤波后输出图

像, $k(x)$ 为归一化函数。定义如下:

对数字图像,需要将式(1)离散化:

$$h(x) = k^{-1}(x) \sum_{\xi} f(x) c(x, \xi) s(f(x), f(\xi)) \quad (3)$$

其中, $c(x, \xi)$ 为空间距离高斯权重函数,定义如式(4)所示, $s(f(x), f(\xi))$ 为像素值相似性高斯权重函数,定义如式(5)所示。

$$c(x, \xi) = e^{-\frac{1}{2} \left(\frac{\|x - \xi\|}{\sigma_d} \right)^2} \quad (4)$$

$$s(x, \xi) = e^{-\frac{1}{2} \left(\frac{\|f(x) - f(\xi)\|}{\sigma_r} \right)^2} \quad (5)$$

相比于传统的普通高斯滤波器,双边滤波器具有保持边缘的特性,可以在去噪的同时更好地保护目标的边缘细节信息,这为后续的目标准确完整分割奠定了基础。

1.2 SLIC 算法

在 SLIC 算法中,以 CIELab 颜色空间的 l 、 a 、 b 值和像素坐标 x 、 y 组成特征空间,在该特征空间中进行局部聚类^[1,17-19]。聚类时需要采用新的距离度量准则,并通过这种度量准则控制超像素生成的规则性和紧密度。基于颜色空间的相似性和位置空间的相近度,将两者进行归一化组合,构成超像素生成的相似性距离度量准则^[20]。具体步骤如下:

1) 初始化聚类中心。按照步长 $S = \sqrt{N/K}$ 将聚类中心向量 $C_k = [l_k, a_k, b_k, x_k, y_k]$, $k = 1, 2, \dots, K$ 均匀分布于网格点。其中, N 为图像像素总数, K 为超像素总数的预设值。

2) 优化聚类中心分布。分别计算各聚类中心及其 8 邻域内所有像素点的 Lab 颜色梯度,将邻域内各像素颜色梯度与其聚类中心颜色梯度进行比较,将聚类中心移至相应的最小梯度值处。

3) 计算距离度量 D 。在聚类中心周围 $2S \times 2S$ 范围内,分别计算各像素点与聚类中心间的距离度量 D :

$$d_c = \sqrt{(l_i - l_k)^2 + (a_i - a_k)^2 + (b_i - b_k)^2} \quad (6)$$

$$d_s = \sqrt{(x_i - x_k)^2 + (y_i - y_k)^2} \quad (7)$$

$$D = \sqrt{d_c^2 + \left(\frac{N_c}{N_s} \cdot d_s \right)^2} \quad (8)$$

其中, d_c 和 d_s 分别为亮度距离和空间距离, N_s 为最大类内空间距离,且 $N_s = S$, N_c 为最大颜色距离,随图像不同而不同,一般为一个固定常数。

4) 分配类标。根据最小距离原则,将每个像素分配至距离度量最小的聚类中,并重新计算和更新聚类中心,重复这一过程,直至聚类中心不发生变化。

5) 优化像素聚类。利用连通性,将多连通、区域面积过小等聚类与相邻聚类合并。至此,图像被分为多个像素聚类,每个聚类即为一个超像素。

2 算法框架与超像素域

2.1 算法框架

本文算法整体框图如图1所示。首先对侧扫声呐图像进行双边滤波去噪,对预处理后的图像进行亮度特征和纹理特征提取,并分别计算两类特征的相似性。将纹理特征相似性量级规范化,将其与亮度特征相似性加权融合。基于SLIC算法,将融合相似性作为像素与聚类中心的相似性度量准则,生成超像素。以超像素为基本单元,根据提取的亮度特征对超像素进行显著性检测,标记显著性超像素。采用最大流-最小割方法,对超像素进行聚类,并计算类内显著性超像素占比,将其与预设阈值进行比较,大于阈值标记为前景类,反之则为背景类,最终得到分割结果图像。

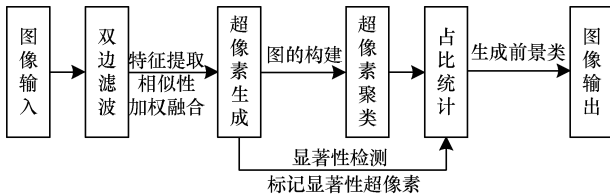


图1 本文算法整体框图

2.2 超像素生成

由于海底底质散射,侧扫声呐图像的灰度变化在局部空间上呈现不规则性,但在整体空间上形成重复性的纹理特征^[1,22]。此外,单一的亮度特征对图像噪声极为敏感,单一的纹理特征无法有效处理前景和背景纹理存在一致性的情况^[24],因此,本文将纹理特征与亮度特征相结合,提高超像素分割算法的鲁棒性。

2.2.1 特征提取

特征提取主要分为:

1) 亮度特征提取。传统SLIC算法的相似性度量准则基于Lab颜色空间,而侧扫声呐图像为灰度图像,借鉴SLIC算法思想,将亮度特征相似性 D 表示为:

$$D = \|C_i - C_k\| = \sqrt{d_c^2 + \left(\frac{m}{S} \cdot d_s\right)^2} \quad (9)$$

其中, S 为步长, m 为超像素紧凑性控制参数。 m 越大,生成的超像素越规则紧密。

2) 纹理特征提取。基于灰度共生矩阵的纹理特征能有效描述局部结构排列与周围环境之间的关联特性,本文选取其中4个常用纹理特征,即能量、对比度、熵和相关性。

(1) 能量是图像灰度分布均匀程度和纹理粗细的一个度量。当图像纹理较细、灰度分布均匀时,能量值较大,反之较小。

(2) 对比度是图像的清晰度和纹理沟纹深浅度的度量。纹理沟纹越深,其对比度越大,视觉效果越清晰,反之,则对比度小,视觉效果越模糊。

(3) 熵是描述图像信息量的度量,表明图像的复

杂程度。当复杂程度越高,熵值较大,反之则较小。

(4) 相关性是空间灰度共生矩阵元素在行或列方向上相似度的度量。当矩阵元素值均匀相等时,相关值较大,反之,当矩阵像元值相差很大时,相关值则较小。

其计算公式分别如下:

$$T_1 = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} P(i, j, d, \theta)^2 \quad (10)$$

$$T_2 = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} (i-j)^2 P(i, j, d, \theta) \quad (11)$$

$$T_3 = - \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} P(i, j, d, \theta) \lg(P(i, j, d, \theta)) \quad (12)$$

$$T_4 = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} \frac{ijP(i, j, d, \theta) - \mu_i \mu_j}{\sigma_i \sigma_j} \quad (13)$$

上述4个特征计算公式分别代表能量、对比度、熵、相关性特征向量,在式(10)~式(13)中, $P(i, j, d, \theta)$ 为灰度共生矩阵 (i, j) 位置上元素的值, d 为生长步长, θ 为生长方向, i 和 j 分别为像素对应的灰度值, L 为灰度级。 $\mu_i, \mu_j, \sigma_i, \sigma_j$ 的定义如下:

$$\mu_i = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} iP(i, j, d, \theta) \quad (14)$$

$$\mu_j = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} jP(i, j, d, \theta) \quad (15)$$

$$\sigma_i = \sqrt{\sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} (i - \mu_i)^2 P(i, j, d, \theta)} \quad (16)$$

$$\sigma_j = \sqrt{\sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} (j - \mu_j)^2 P(i, j, d, \theta)} \quad (17)$$

纹理提取算法步骤为:

1) 确定参数:生长步长 d (通常取1)、生长方向 $\theta(0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ)$ 、滑窗大小 $\omega(7 \times 7)$ 。

2) 压缩图像灰度级,并对图像进行边缘填充。

3) 以当前像素为中心,计算该窗口的灰度共生矩阵,并根据式(10)~式(13)计算得到各特征值,组成像素的特征向量,存储该特征向量。

4) 从原图像的第二个像素开始,执行第3个步骤,直至遍历整幅图像。

遍历整幅图像后,原图像 I 中每一个像素均获得其对应的纹理特征向量 $T_i = [T_{i1}, T_{i2}, T_{i3}, T_{i4}]^T$, $i \in I$ 。将这些特征向量按行形式排列,形成原图像的纹理特征矩阵 T 。为避免特征分量差异过大造成相似性度量失衡,对纹理特征矩阵按列归一化处理:

$$T(i, j) = \frac{T(i, j) - \min(T(j))}{\max(T(j)) - \min(T(j))} \quad (18)$$

由此,纹理特征相似度可以通过以下公式计算得到:

$$d_t = \sqrt{\sum_{j=1}^n (T(a, j) - T(b, j))^2} \quad (19)$$

其中,矩阵 T 为纹理特征矩阵, a 和 b 为像素对, n 为纹理特征向量维数。由此可知, d_t 越小,2个像素间的纹理特征越相似。

2.2.2 特征相似性融合

为提高本文算法的抗噪性能及分割准确性,

将亮度特征相似性和纹理特征相似性的加权融合作为超像素生成的距离度量准则。由于两者量级差异较大,对纹理特征相似性进行量级规范化:

$$d_{t_Norm} = d_t \times (2^L - 1) \quad (20)$$

其中, L 为灰度级,则有相似性度量融合模型^[25]:

$$Dist = \lambda \cdot d_{t_Norm} + (1 - \lambda) \cdot D \quad (21)$$

其中, $Dist$ 为相似性度量参数, $Dist$ 越小,像素间的相似性越大。 λ 为权值控制参数。 λ 越大,纹理特征对相似性度量的影响越大,反之,亮度特征对相似性度量的影响越大。

2.2.3 SLIC 算法改进

针对侧扫声呐图像富含纹理信息的特点,本文对传统 SLIC 算法提出改进,将纹理特征引入相似性度量机制,算法步骤如下:

1) 初始化聚类中心矩阵 $C'_k = [I_k, T_k]$, 将其均匀分布于格点,初始化特征融合权值控制参数 λ 及迭代次数 $Iter$ 。

2) 计算聚类中心及其 8 邻域内每个像素的亮度梯度,并将聚类中心移至亮度梯度最小值处。

3) 在每个聚类中心 $2S \times 2S$ 范围内,基于融合特征,计算每个像素点与聚类中心之间的相似性距离 $Dist$ 。

4) 根据最小距离准则,为每个像素分配最近邻聚类中心类标,更新聚类中心。

5) 重复第 4 个步骤,直至完成迭代 $Iter$ 次。

6) 连通性处理,优化像素聚类,生成最终超像素。

2.3 超像素聚类

为实现超像素分割后的区域合并,对生成的超像素进行聚类。采用最大流-最小割方法,对超像素分割后的图像构建 Graph 图 G ,将超像素视为图节点,将超像素间的亮度特征差距视为对应边权值。首先计算单个超像素的亮度特征 B_θ ,计算公式如下:

$$B_\theta = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n I_i, \theta = 1, 2, \dots, K \quad (22)$$

其中, θ 表示单个超像素区域, i 为该超像素内的像素点, n 为该超像素内的像素点总数。

聚类算法借鉴文献[26],将最小割的求解转化为能量函数最小化的求解,本文采用 Potts 模型,其能量函数定义为:

$$E(G) = \sum_{B_u \in G} D_{B_u}(B_u) + K_{Potts} \Gamma \cdot \sum_{(B_u, B_v) \in \mathbb{N}} V_{B_u, B_v}(B_u, B_v) \quad (23)$$

其中, $K_{Potts} \Gamma$ 为权重系数,当 $l_{B_u} \neq l_{B_v}$ 时, $\Gamma(\cdot)$ 为 1,否则 $\Gamma(\cdot)$ 为 0, \mathbb{N} 为超像素对邻域, D_{B_u} 为数据项,表示超像素节点与源、汇点之间的边权重(源点为前景类 S , 汇点为背景类 T), V_{B_u, B_v} 为平滑项,表示超像素节点间的边权重, K_{Potts} 为 Potts 模型参数,用于控制两类边权重在能量函数中的占比, K_{Potts} 越大平滑项因素影响越大,图像分割边缘约光滑,本文采用 $K_{Potts} = 100$ 。2 类边权重的计算公式如下:

$$D_{B_u} = (B_u - B_{l_k})^2, l_k \in L \quad (24)$$

$$V_{B_u, B_v} = e^{-\frac{(B_u - B_v)^2}{2\sigma^2}} \quad (25)$$

其中, L 为聚类类标集合 $\{l_1, l_2, \dots, l_k\}$, k 为聚类数。对于侧扫声呐图像,聚类数一般取 2 或 3。在式(25)中, σ 为超像素亮度特征标准差。 B_u 和 B_v 为图像 G 中超像素对。

2.4 占比统计

为快速获得前景目标,采用显著性检测方法,首先基于超像素的亮度特征,计算图像的全局亮度均值特征 E_B :

$$E_B = \frac{1}{K} \sum_{i=1}^K B_{\theta_i}, \theta = 1, 2, \dots, K \quad (26)$$

其中, K 为超像素总数, B_{θ} 为单个超像素的亮度特征。基于全局和局部亮度特征,提取图像 G 的对比度特征矩阵 $S = [S_1, S_2, \dots, S_K]^T$, 单个超像素 θ 的显著性表示为:

$$S_\theta = \|B_\theta - E_B\|^2 \quad (27)$$

$$F_\theta = \frac{S_\theta}{\tau} \quad (28)$$

其中, S_θ 表征超像素显著度,值越大,该超像素的显著性越强。 τ 为显著性参考系数,本文取 $\tau = 2 \times \frac{1}{K} \sum_{i=1}^K S_i$ 。 F_θ 为显著性超像素判别式,若 $F_\theta > 1$,则标记超像素 θ 为显著性超像素。

通过超像素聚类,每个超像素获得相应类标,针对每个聚类,计算类内超像素总数 sm_{l_k} 和显著性超像素总数 sa_{l_k} ,最终获得显著性超像素在类内的占比 η :

$$\eta = \begin{cases} \frac{sa_{l_k}}{sm_{l_k}} > T_{th}, l_k \in \text{Foreground} \\ \frac{sa_{l_k}}{sm_{l_k}} < T_{th}, l_k \in \text{Background} \end{cases} \quad (29)$$

其中, T_{th} 为预设阈值,本文取 $T_{th} = 0.5$ 。若显著性超像素在该聚类中的占比大于预设阈值,则标记该类 l_k 为目标前景类,反之则为背景类。

3 实验结果与分析

本文所有实验结果均通过 Intel(R) Core(TM) i5-2467M 处理器,4 GB 内存,CPU 主频为 1.6 GHz, windows 7 系统的 PC 机获得,编译环境为 MATLAB 2012b。

图 2 给出了未进行区域合并的超像素分割的实验结果对比。由图 2 可以看出,传统 SLIC 算法对于目标轮廓特征较模糊的区域,易出现边缘定位不准确的问题。此外,传统 SLIC 算法受噪声影响较大,在高噪声条件下,易将目标细节丢失。通过减小超像素尺寸虽可解决部分边缘定位不准确问题,但随着超像素数量的增加,不仅导致运算时间的增加,同时还扩大了噪声对超像素亮度特征的影响,极大地降低了后续超像素聚类的分割准确率。本文算法在相似性距离

度量中引入纹理特征,将其与图像亮度特征有效结合,从而优化了像素聚类过程中的相似性度量准则,使得超像素生成具有抗噪性能好、局部边缘定位精确等优点,有利于提高最终分割的准确性。

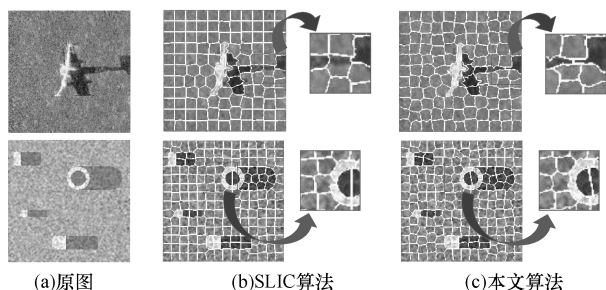


图 2 超像素分割实验结果对比

图 3 ~ 图 7 给出了不同分割算法针对模拟和真实侧扫声呐图像的分割结果。图 3 为实验原图,从上到下依次为模拟侧扫声呐图像,失事飞机 1 和失事飞机 2 侧扫声呐图像,沉船残骸侧扫声呐图像,水雷 1 和水雷 2 侧扫声呐图像;图 4 为图割 (Graph-Cut, GC) 算法的分割结果;图 5 为基于局部信息的模糊 C 均值聚类 (Fuzzy Local Information C-means, FLICM) 算法的分割结果;图 6 为 SLIC 算法的分割结果;图 7 为本文算法的分割结果。在图 3 ~ 图 7 中,第 1 列和第 2 列为模拟侧扫声呐图,噪声标准差分别为 0.2 和 0.4,第 3 列 ~ 第 7 列为真实侧扫声呐图。图 8 为本文算法分割实验图像对应的理想分割结果。

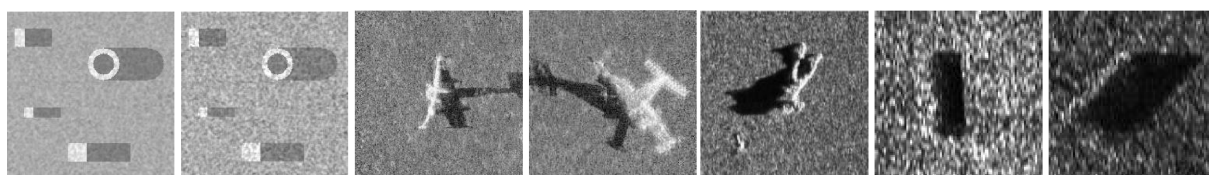


图 3 侧扫声呐原图

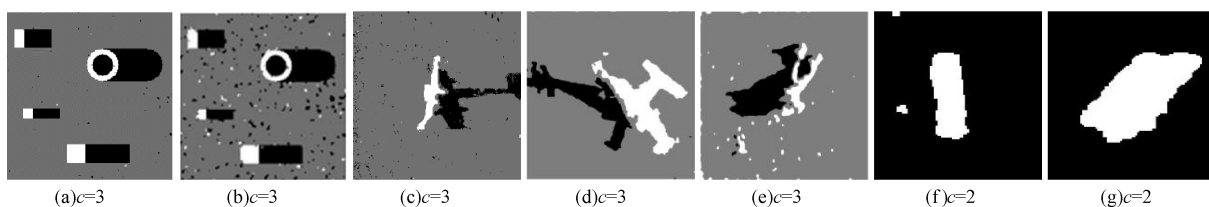


图 4 Graph-Cut 算法实验结果

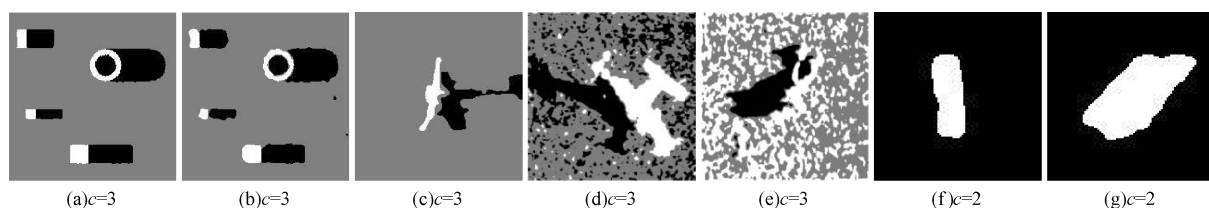


图 5 FLICM 算法实验结果

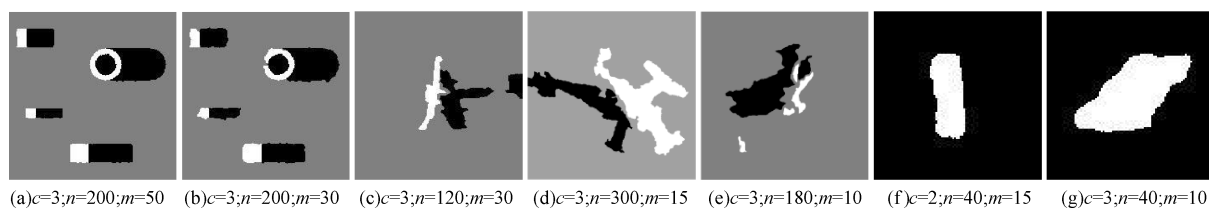


图 6 SLIC 算法实验结果

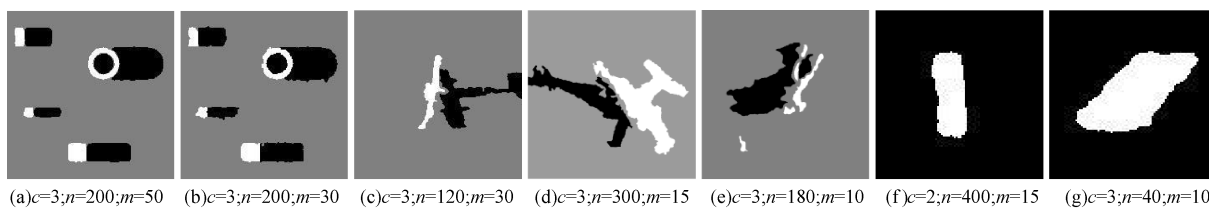


图 7 本文算法实验结果



图 8 理想分割结果

由于图像分割准确率和运算时间均受超像素数目和尺寸影响,超像素数目越多,其尺寸越小,算法整体运算时间越长。适当增加超像素数目有利于提高目标边缘定位准确性和算法最终分割准确率。但超像素尺寸过小会导致超像素分割的准确率受噪声影响越大,最终降低算法分割准确率。因此,针对不同的分割目标采用不同的控制参数,本文根据经验值选取分割控制参数,不同算法实验参数设置如表 1 所示。

表 1 不同算法实验参数设置

序号	Graph-Cut FLICM 算法	SLIC 算法
1	$c = 3$	$c = 3, n = 200, m = 50$
2	$c = 3$	$c = 3, n = 200, m = 50$
3	$c = 3$	$c = 3, n = 200, m = 50$
4	$c = 3$	$c = 3, n = 200, m = 50$
5	$c = 3$	$c = 3, n = 200, m = 50$
6	$c = 2$	$c = 3, n = 200, m = 50$
7	$c = 2$	$c = 3, n = 200, m = 50$

表 1 的各参数分别为聚类数 c 、超像素数目 n 和紧密度控制参数 m 。实验结果表明,当图像噪声较强或目标形状较复杂时,适当减小紧密度控制参数 m 有利于边缘的准确定位,提高目标分割准确率。

为更客观有效地评价不同算法的分割性能,本文采用分割准确率 AC 、欠分割率 US 和过分割率 OS 3 项性能指标进行说明。假设 S 表示分割图像, R 表示其对应的理想分割结果,则各项分割性能指标的计算公式分别如下:

$$\begin{cases} AC = \frac{S \cap R}{R} \times 100\% \\ US = \frac{|R - S \cap R|}{R} \times 100\% \\ OS = \frac{|S - S \cap R|}{R} \times 100\% \end{cases} \quad (30)$$

表 2 为本文算法和几种不同图像分割算法的性能对比,除本文算法外,各算法均存在特差实验数据,表中以加粗数据表示。

表 2 不同算法分割性能对比

%

图像 序列	Graph-Cut 算法			FLICM 算法			SLIC 算法			本文算法		
	AC	US	OS	AC	US	OS	AC	US	OS	AC	US	OS
1	97.43	2.57	7.30	94.02	5.98	2.52	96.41	3.59	3.38	96.36	3.64	3.37
2	94.38	5.62	60.26	92.34	7.66	4.20	95.25	4.75	6.03	95.33	4.67	5.46
3	94.06	5.94	38.01	86.47	13.53	7.42	86.79	13.21	9.03	89.33	10.67	7.81
4	98.06	1.94	15.24	99.83	0.17	180.93	93.31	6.69	20.67	93.90	6.10	12.10
5	98.39	1.61	24.72	99.12	0.88	360.36	91.15	8.85	9.84	94.81	5.19	9.49
6	99.70	0.30	0.56	84.62	15.38	5.90	89.74	10.26	6.03	90.00	10.00	6.15
7	92.27	7.73	9.59	87.45	12.55	3.40	89.75	10.25	1.53	91.73	8.27	2.36
均值	96.33	3.67	22.24	91.98	8.02	80.68	91.77	8.23	8.07	93.07	6.93	6.68

针对模拟声呐图像,由表 2 可知,当噪声系数为 0.2 时,Graph-Cut 算法的分割准确率为 97.43%,分割的准确率最高;但随着噪声系数增大至 0.4,其分割准确率下降至 94.38%,较 SLIC 算法的 95.25% 和本文算法的 95.33%,分割准确率下降明显,受噪声影响较大;而本文算法在噪声系数增大过程中,其分割准确率均大于 95%,具有较好的鲁棒性。在欠分割率方面,FLICM 算法的表现最差;Graph-Cut 算法的欠分割率在低噪条件下略有优势,但较之 SLIC 算法和本文算法,受噪声影响大,鲁棒性差;SLIC 算

法和本文算法的欠分割率随噪声变化波动较小,均保持低于 5%。在过分割率方面,较之其余 3 种算法,Graph-Cut 算法的表现最差,在强噪声条件下,其过分割率高达 60.26%。

对于真实的侧扫声呐图像,由表 2 可知,分割准确率均值从高到低依次为 Graph-Cut 算法、本文算法、SLIC 算法和 FLICM 算法。在欠分割率方面,Graph-Cut 算法表现最佳,本文算法结果略优于 FLICM 算法和 SLIC 算法。在过分割率方面,除本文算法外,其他 3 种算法均存在超过 20% 的超高分

分割率,Graph-Cut 算法的最高过分割率达 38.01%,FLICM 算法甚至多次出现大于 100% 的过分割率。

根据模拟和真实侧扫声呐图像分割实验的性能指标可知,与本文算法相比,虽然 Graph-Cut 算法在低噪条件下可获得较佳的分割准确率和欠分割率,但由于该算法依赖于单像素点亮度特征相似性聚类准则,因此对噪声敏感,在低对比度、强噪声条件下,背景区域的噪点易被误分为目标类,从而出现密集的小面积误分割区域现象,导致过分割现象严重。本文算法由于以超像素为基本处理单元,由超像素内所有像素点的亮度特征均值作为该超像素的亮度特征值,有效避免了噪点对单个像素点亮度特征的影响,提高了算法的抗噪性和鲁棒性。

表 3 为不同分割算法运算时间的对比,实验图像大小均为 200 像素 × 200 像素。在条件相同情况下,Graph-Cut 算法、FLICM 算法、SLIC 算法和本文算法的平均运算时间分别为 5.60 s、5.84 s、0.87 s 和 0.99 s。显然,本文算法和 SLIC 算法的运算时间远远快于 Graph-Cut 算法和 FLICM 算法,平均运算时间均小于 1 s。

表 3 不同算法运算时间对比

图像序号	Graph-Cut 算法	FLICM 算法	SLIC 算法	本文算法
1	7.87	6.34	0.80	0.95
2	5.46	5.13	0.86	1.07
3	5.06	5.18	0.84	1.02
4	5.14	7.89	0.99	1.05
5	5.18	5.59	0.85	0.91
6	5.32	5.75	0.88	0.92
7	5.18	4.98	0.89	0.98
均值	5.60	5.84	0.87	0.99

综上可知,本文算法由于引入纹理特征,使得超像素生成过程中避免了单一相似性度量准则导致边缘定位不准确的问题,提高了算法的分割准确率。同时,以超像素代替单个像素点作为基本处理单元,有效抑制了噪点对超像素聚类的影响,提高了算法的抗噪性和鲁棒性。此外,本文算法继承了超像素分割算法时间复杂度低的优点,能够实现快速有效分割。因此,本文算法不仅具有运算速度快的优点,而且其抗噪性和鲁棒性较好,在强噪声情况下仍能取得较高的分割准确率,算法过分割率和欠分割率也始终处于较低水平。

4 结束语

针对强噪声、低对比度侧扫声呐图像分割困难的问题,本文提出一种超像素聚类图像分割算法。利用特征提取、特征相似性融合等方法生成超像素,并通过最大流-最小割方法实现超像素聚类。实验结果表明,该算法不仅能够取得较为准确的分割结

果,符合人类的视觉认知,而且运算速度较快。但在不同控制参数(如超像素数目、超像素尺寸、紧密度、聚类数等)的自适应性方面仍然存在不足,今后将进一步研究根据图像局部结构特征,自适应地调节控制参数,提高算法在实际应用中的实用性。

参考文献

- [1] HUO G Y, 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, 2017, 47(4): 855-872.
- [2] 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.
- [3] 赵建虎,王 晓,张红梅,等. 侧扫声呐图像分割的中性集合与量子粒子群算法[J]. 测绘学报, 2016, 45(8): 935-942.
- [4] 乔 冰,杜国威. 水下小目标声呐图像分割算法研究[J]. 水雷战与舰船防护, 2013, 21(1): 80-83.
- [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.
- [6] 卞红雨,沈郑燕,张志刚,等. 基于雁群优化的声呐图像快速阈值分割方法[J]. 声学及电子工程, 2011, 103(3): 1-3.
- [7] 叶秀芬,张元科. 基于马尔可夫随机场的非监督声呐图像分割方法[J]. 哈尔滨工程大学学报, 2015, 36(4): 516-521.
- [8] 王兴梅,印桂生,刘光宇,等. Chan-Vese 模型两相自适应窄带的阴影区检测方法[J]. 声学学报, 2015, 40(6): 816-826.
- [9] KRINIDIS S, CHATZIS V. A robust fuzzy local information C-means clustering algorithm[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2010, 19(5): 1328-1337.
- [10] REN X, MALIK J. Learning a classification model for segmentation[C]//Proceedings of IEEE International Conference on Computer Vision. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2003: 10-17.
- [11] SHI J, MALIK J. Normalized cuts and image segmentation[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2000, 22(8): 888-905.
- [12] MOORE A P, PRINCE S J D, WARRELL J, et al. Superpixel lattices[C]//Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2008: 1-8.
- [13] ZHANG Y, HARTLEY R, MASHFORD J, et al. Superpixels via pseudo-boolean optimization[C]//Proceedings of IEEE International Conference on Computer Vision. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2011: 1387-1394.
- [14] LEVINSHTAIN A, STEREA, KUTULAKOS K N, et al. Turbopixels: Fast superpixels using geometric flows[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2009, 31(12): 2290-2297.
- [15] 宋熙煜,周利莉,李中国,等. 图像分割中的超像素方法研究综述[J]. 中国图象图形学报, 2015, 20(5): 599-608.

(下转第 232 页)

参考文献

- [1] 柳欢欢, 姚明海, 王宪保. 基于小波变换的 GrabCut 图像分割[J]. 计算机系统应用, 2014, 23(8): 154-157.
- [2] 牛文斐, 汪西莉. 基于形状先验和图割的彩色图像分割[J]. 计算机工程与应用, 2015, 51(1): 162-166.
- [3] 黄朝兵. 彩色图像分割方法综述[J]. 中国图象图形学报, 2009, 10(1): 1-10.
- [4] 霍迎秋, 秦仁波, 邢彩燕, 等. 基于 CUDA 的并行 K-means 聚类分割算法优化[J]. 农业机械学报, 2014, 45(11): 47-53.
- [5] WANG S, WANG D, LI C, et al. Comment on clustering by fast search and find of density peaks [EB/OL]. [2017-05-21]. <https://www.researchgate.net>.
- [6] LUXBURG U. A tutorial on spectral clustering [M]. [S. l.]: Kluwer Academic Publishers, 2007.
- [7] FREY B J, DUECK D. Clustering by passing messages between data points [J]. Science, 2007, 315 (5814): 972-976.
- [8] 王开军, 张军英, 李 丹, 等. 自适应仿射传播聚类[J]. 自动化学报, 2007, 33(12): 1242-1246.
- [9] 许晓丽, 卢志茂, 张格森, 等. 改进近邻传播聚类的彩色图像分割[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2012, 24(4): 514-519.
- [10] 张亚亚, 刘小伟, 刘福太, 等. 基于改进 SLIC 方法的彩色图像分割[J]. 计算机工程, 2015, 41(4): 205-209.
- [11] 韩守东, 赵 勇, 陶文兵, 等. 基于高斯超像素的快速 Graph Cuts 图像分割方法[J]. 自动化学报, 2011, 37(1): 11-20.
- [12] FULKERSON B, VEDALDI A, SOATTO S. Class segmentation and object localization with superpixel neighborhoods[J]. Computer Vision, 2009, 30(2): 670-677.
- [13] LEVINSHTEIN A, STERE A, KUTULAKOS K N, et al. TurboPixels: fast superpixels using geometric flows[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2009, 31(12): 2290-2297.
- [14] SHI J, MALIK J. Normalized cuts and image segmentation[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2000, 22(8): 888-905.
- [15] 戴庆焰, 朱仲杰, 段智勇, 等. 基于超像素和改进迭代图割算法的图像分割[J]. 计算机工程, 2016, 42(7): 220-226.
- [16] 杨凡稳, 曾志高, 刘 强, 等. 基于 AP 聚类算法的图像分割应用与研究[J]. 计算技术与自动化, 2015(3): 88-91.
- [17] 王开军, 李 健, 张军英, 等. 半监督的仿射传播聚类[J]. 计算机工程, 2007, 33(23): 197-198.
- [18] 于 剑, 程乾生. 模糊聚类方法中的最佳聚类数的搜索范围[J]. 中国科学: 技术科学, 2002, 32(2): 274-280.
- [19] 熊 平, 白云鹏. 带宽自适应 Mean Shift 图像分割算法[J]. 计算机工程与应用, 2013, 49(23): 174-176.
- [20] 高尚兵, 周静波, 严云洋. 一种新的基于超像素的谱聚类图像分割算法[J]. 南京大学学报(自然科学), 2013, 49(2): 169-175.
- [21] 依玉峰, 高立群, 郭 丽. 基于 Mean Shift 随机游走图像分割算法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2011, 23(11): 1875-1881.
- [22] BORJI A, CHENG M M, JIANG H, et al. Salient object detection: a benchmark[J]. IEEE Transactions on Image Processing: A Publication of the IEEE Signal Processing Society, 2015, 24(12): 670-677.
- [16] ACHANTA R, SHAJI A, SMITH K, et al. SLIC superpixels compared to state-of-the-art superpixel methods[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2012, 34(11): 2274-2282.
- [17] NEUBERT P, PROTZEL P. Compact watershed and preemptive slic: on improving trade-offs of superpixel segmentation algorithms[C]//Proceedings of Conference on Pattern Recognition. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2014: 996-1001.
- [18] ALEXANDRE E B, CHOWDHURY A S, FALCAO A X, et al. IFT-SLIC: a general framework for superpixel generation based on simple linear iterative clustering and image foresting transform[C]//Proceedings of Conference on Graphics, Patterns and Images. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2015: 337-344.
- [19] JIA S, GENG S, GU Y, et al. NSLIC: SLIC superpixels based on nonstationarity measure[C]//Proceedings of Conference on Image Processing. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2015: 4738-4742.
- [20] QIN F, GUO J, LANG F. Superpixel segmentation for polarimetric SAR imagery using local iterative clustering[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2015, 12(1): 13-17.
- [21] 南柄飞, 穆志纯. 基于 SLIC0 融合纹理信息的超像素分割方法[J]. 仪器仪表学报, 2014, 35(3): 527-534.
- [22] 李庆武, 石 丹, 霍冠英. 基于 Contourlet 变换的海底声纳图像特征提取与分类[J]. 海洋学报, 2011, 33(5): 163-168.
- [23] 梁广顺, 汪日伟, 温显斌. 基于双边滤波与非局部均值的图像去噪研究[J]. 光电子·激光, 2015, 26(11): 2231-2235.
- [24] 周治平, 李文慧. 颜色和纹理特征的运动目标检测[J]. 智能系统学报, 2015, 10(5): 729-735.
- [25] YAO J, ODOBEZ J M. Multi-layer background subtraction based on color and texture[C]//Proceedings of IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2007: 1-8.
- [26] BOYKOV Y, VEKSLER O, ZABIH R. Fast approximate energy minimization via graph cuts [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2001, 23(11): 1222-1239.

编辑 索书志

编辑 刘 冰

(上接第 225 页)