

无人水面艇目标图像自适应分割算法

马忠丽, 梁秀梅, 文 杰

(哈尔滨工程大学 自动化学院, 150001 哈尔滨)

摘 要: 针对水面目标与海天背景对比度变化大、景深差异明显的特点, 提出一种改进的自适应 Mean-Shift 图像分割算法. 首先通过估计参考点领域灰度值分布, 自适应地得到空间域带宽, 然后结合叶斯准则, 自适应计算空间窗内灰度域带宽, 实现目标与背景的自适应分割. 分别抽取水面艇视频图像中, 目标远、近距离以及清晰对比度不同的视频帧进行仿真测试, 与传统分割算法对比研究, 结果表明该算法可以有效实现水面目标图像分割.

关键词: 目标分割; 水面艇; 自适应 Mean-Shift; 带宽

中图分类号: TH133; TP183

文献标志码: A

文章编号: 0367-6234(2014)07-0053-07

Image adaptive segmentation algorithm for unmanned surface vehicle targets

MA Zhongli, LIANG Xiumei, WEN Jie

(College of Automation, Harbin Engineering University, 150001 Harbin, China)

Abstract: Considering the large contrast changing of surface targets and sea-sky background and the obvious difference of field depth, an improved image segmentation algorithm based on self-adaptive Mean-Shift is proposed. Spatial bandwidths are adaptively computed according to the estimation of gray distribution around the reference point; then the gray-level bandwidths are adaptively computed with a novel Bayesian theory in the corresponding windows; and finally adaptive segmentation is obtained. In the experiment, both the close and distant target frames, as well as target frames of different contrast, are extracted respectively from the surface vehicle video sequence. Compared with the traditional segmentation algorithm, experimental results prove that the proposed algorithm can effectively complete segmentation of surface target images.

Keywords: target segmentation; surface vehicle; adaptive Mean-Shift; bandwidth

水面目标图像分割技术是水面舰船、舰艇等视觉侦查系统目标图像处理的一项关键技术, 是舰船等捕获、精确跟踪与识别目标的重要前提和基础. 水面视觉传感器采集的目标图像中, 一般以海水、天空为背景, 而图像由于受水面环境与天气的影响, 会附加很多噪声使图像目标细节模糊不清. 刘小霞等^[1]对红外水面舰船目标图像进行归一化投影后, 采用改进的 OTSU 阈值算法分割, 算法简单但运行不稳定. 汪成亮等^[2]提出应用二维

小波变换对江面船舶图像提取边缘轮廓, 算法抗噪能力强, 提取效果好, 但算法理论结构较为复杂. 李棉^[3]对陆地上含有不同目标的图像用迭代 OTSU 阈值分割算法与基于 Mean-Shift (均值漂移) 的分割算法进行分割, 实验结果表明基于 Mean-Shift 的图像分割算法运行速度快且结果稳定.

Mean-Shift 是一种无参数核密度估计的迭代算法, Brooks 等^[4]将该算法应用到图像分割、视觉跟踪等领域, 并证明了算法的有效性. Mean-Shift 算法通过非参数密度估计进行区域像素点聚类从而实现图像分割, 由图像特征空间中的空间域带宽与灰度域带宽参数决定图像分割效果^[5-6]. Zheng 等^[7]通过设定初始带宽, 然后按照带宽逐

收稿日期: 2013-03-29.

基金项目: 国家自然科学基金青年基金资助项目(51109047); 国家留学基金委留学基金资助项目(2011307358); 黑龙江省博士后基金资助项目(lbhq10140).

作者简介: 马忠丽(1974—), 女, 副教授, 硕士生导师.

通信作者: 马忠丽, mazhongli@hrbeu.edu.cn.

步增加的方式来寻找图像的理想带宽,从而实现图像的分割.Comaniciu 等^[8-9]图像分割研究中,运用动态和自适应选取带宽的方法降低了算法的迭代次数.Mayer 等^[10]通求求取参考点 K-最近邻距离得到带宽参数,但是当图像分辨率较高时,计算量较大.Mahmood 等^[11]根据改进的贝叶斯理论,自适应确定 Mean-Shift 算法中的灰度域带宽,然而空域带宽的设置直接影响图像的最终分割结果.

考虑水面目标图像特点,这里给出一种改进的自适应 Mean-Shift 算法,将其用于水面艇视觉系统的水面目标分割,仿真结果证明了该算法的可靠性.

1 Mean-Shift 图像分割算法

1.1 Mean-Shift 算法基本原理

文献[12]对 Mean-Shift 图像分割算法原理做了详细推导,其原理为

$$m_h(x) = \frac{\sum_{i=1}^n \frac{1}{h^{d+2}} G\left(\left\|\frac{x_i - x}{h}\right\|^2\right) x_i}{\sum_{i=1}^n \frac{1}{h^{d+2}} G\left(\left\|\frac{x_i - x}{h}\right\|^2\right)}. \quad (1)$$

其中: $m_h(x)$ 称为 Mean-Shift 迭代公式;在 d 维特征空间中, $G(x)$ 为核函数,决定了采样点 x_i 与中心点 x 之间的相似性; h 为带宽参数,带宽参数不但决定了参与迭代的采样点数量,而且还会影响算法的收敛速度和准确性.

令 $M_h(x) = m_h(x) - x$ 为 Mean-Shift 向量,模态点的搜索即是通过 $m_h(x)$ 的迭代计算寻求使 $m_h(x) \rightarrow x$ 的点,搜索过程也可以描述为,每次迭代计算都是从当前采样点指向密度较高的区域中的采样点,即

$$y_{j+1} = \frac{\frac{1}{h^{d+2}} G\left(\left\|\frac{y_j - x_i}{h}\right\|^2\right) y_j}{\frac{1}{h^{d+2}} G\left(\left\|\frac{y_j - x_i}{h}\right\|^2\right)}, j = 1, 2, \dots$$

算法在该点的收敛性已得到验证^[13].

Mean-Shift 算法的聚类运算是在一个联合空间范围域中进行,这种方式有利于对水面艇视觉系统获得的近距离与远距离目标图像进行处理.联合域内核是一种基于空间域与值域的对称核,表示为

$$K_{h_s, h_r}(x) = \frac{c}{h_s^p h_r^d} k\left(\left\|\frac{x^s}{h_s}\right\|^2\right) k\left(\left\|\frac{x^r}{h_r}\right\|^2\right). \quad (2)$$

其中: c 为对应的标准化常量; h_s 是 p 维空间域, h_r 是 d 维灰度域核带宽,实际应用中,这两个参数的

设定决定着最终目标分割效果; x^s 表示空间域; x^r 是特征向量的值域; $k(x)$ 表示空间域和值域共同的轮廓.

1.2 Mean-Shift 算法图像分割

Mean-Shift 算法图像分割基本思想是先利用式(1)进行模态搜索,得到模态点,从而对目标图像进行平滑滤波,然后对模态点包含的像素进行统计,将像素数量少的那些模态点聚合到邻近的模态中,从而实现目标图像分割.

给定 Mean-Shift 迭代式(1)的初始条件,包括模态搜索的起始位置,核函数 $G(x)$,带宽(h_s, h_r),以及误差 $\varepsilon = 0.01$ 和区域聚合的最小限参数 M . 给定初始条件后 Mean-Shift 算法主要分平滑滤波和区域聚合两步进行.其中平滑滤波步骤如下:

- 1) 令 $j = 1, y_{i,1} = x_i$, 对该像素点 x_i , 计算 $m_h(x_i)$;
- 2) 如果 $|m_h(x_i) - x_i| > \varepsilon$, 移动窗口中心到下一点,并且标记 $y_{i,j+1}$, 利用式(1)求得该点的 $m_h(x_i)$, 直到 Mean-Shift 向量满足 $|m_h(x_i) - x_i| < \varepsilon$, 表明初始点的模态点已找到,记录该模态点,将该模态点的像素坐标赋给 x_i , 且将其像素值保存为 $y_{i,c}$;

- 3) 将第 2) 步每次迭代运算得到的像素点 x_i 和收敛值 $y_{i,c}$ 保存在 z_k 中,即 $z_k = \{x_i^s, y_{i,c}^r\}$, s, r 分别表示像素点空间上的位置信息和灰度特征的值域信息.

将经过平滑滤波后的图像进行区域聚合处理,具体步骤如下:

- 1) 根据上一步平滑滤波图像中每个像素点的空域和值域信息,将模态点 z_k 中同时满足值域距离小于 h_r 和空域中距离小于 h_s 的点聚合在一起,即 $\{z_k \in C_p\}_{p=1,2,\dots,m}$;
- 2) 将模态点聚合后的区域中像素总数小于 M 的区域剔除.

2 改进自适应 Mean-Shift 分割算法

为解决传统 Mean-Shift 算法的全局固定带宽适用性不强的问题,本文结合 Mahmood 确定灰度域带宽的方法,通过估计中心点邻域的灰度分布,自适应确定空间域带宽从而实现 Mean-Shift 迭代算法中带宽参数的自动获取,达到自适应分割的目的.

2.1 空间域带宽自适应计算

在图像平滑滤波操作中,核函数的作用范围由空间域带宽决定,对图像平滑效果有着一定的影响.在利用固定带宽参数分别对水面艇视觉系统采集到的远、近距离目标视频帧进行处理时,通常会

出现一方过平滑或欠平滑的现象,带宽参数手动调节无法实现自适应目标分割效果,为解决这一问题,提出了一种自适应空间域带宽计算方法。

自适应空间域带宽计算方法如下:首先设定 1 个空域带宽初值 h_{s0} ,参考像素点 x_i ,假设该点灰度值为 T_i .在以 x_i 为中心,边长为 $(2 \times h_{s0} + 1)$ 的正方形窗内,统计窗口中与参考中心点 x_i 灰度值相近的像素点数目 m_i ,本文将满足 $|T_j - T_i| \leq 5$ 的像素点认为是灰度值相近的像素点,其中 T_j 为窗口内中心点以外的像素点的灰度值.当 $m_i / (2 \times h_{s0} + 1)^2 < 0.8$ 时认为 h_{s0} 为该像素点的自适应带宽,记为 h_i ,且将该带宽值存入矩阵 H 中.若不满足 $m_i / (2 \times h_{s0} + 1)^2 < 0.8$ 则令 $h_{s0} = h_{s0} + 1$,然后继续统计窗口大小更新以后的灰度值相近的比例,直到满足总像素数小于 80% 的条件为止.其算法流程如图 1 所示。

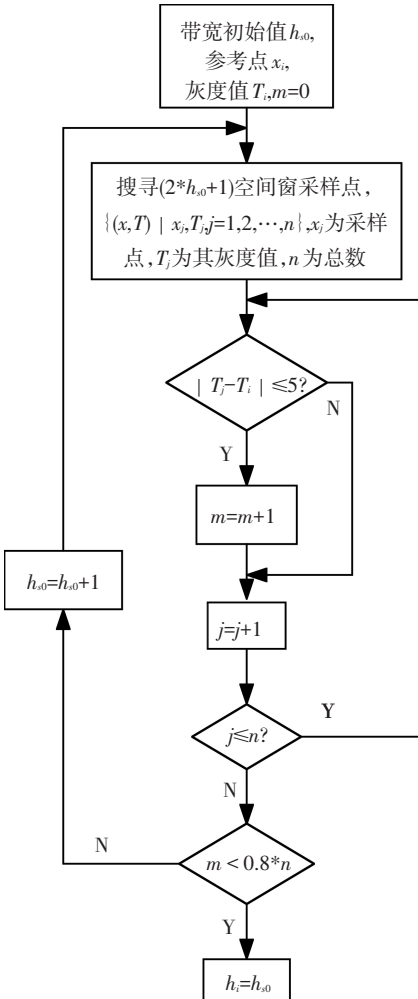


图 1 空域带宽自适应计算流程

2.2 灰度域带宽自适应计算

本文灰度域带宽的自适应计算思想如下:设局部数据类 s, x 为该类中的样本点,通过求解数据类 s 的后验概率密度函数 $P(s | x)$,从而得到灰度域带宽.假设在类 s 中点 x_i 的最近邻域内的数目

为 $K, K < n$,这里的最近邻域为前面所求的该参考点空间域带宽,计算空间窗口内所有除参考样本点 x_i 以外的点与 x_i 的欧几里得距离,并且将距离按照升序的方式排列,即

$$\|x_{i,(1)} - x_i\| < \dots < \|x_{i,(j)} - x_i\| < \dots < \|x_{i,(K-1)} - x_i\|.$$

其中 $x_{i,(j)} \neq x_i$ 且 $j = 1, 2, \dots, K - 1$.

由此带宽的概率密度函数定义为

$$P(s | x) = \prod_{j=1}^N P(s | x_{K_j}).$$

其中 $P(s | x_{K_j})$ 是局部数据类 s 对 x_{K_j} 的 K_j 最近邻域内样本点的条件概率, $\{K_j, j = 1, 2, \dots, N\}$ 是一组具有不同大小的 N 个邻域。

s 在 K_j 整个范围中的概率估计描述为

$$P(s | x_{K_j}) = \int P(s | K_j, x_{K_j}) P(K_j | x_{K_j}) dK_j.$$

由贝叶斯准则可知

$$P(K_j | x_{K_j}) = \frac{P(x_{K_j} | K_j) P(K_j)}{P(x_{K_j})}. \quad (3)$$

其中: $P(x_{K_j} | K_j)$ 表示数据样本基于 K_j 最近邻域的概率, K_j 服从均匀分布,定义其范围为 $[h_0, h_s(x_i)]$, $h_s(x_i)$ 对应于每次 Mean-Shift 迭代参考点 x_i 的空间窗带宽,令 $K_j = h_j$ 满足

$$h_j = h_0 + j \frac{h_s(x_i) - h_0}{N}, \quad (4)$$

则所包含的采样点数目为 $Z_j = (2 \times h_j + 1)^2 - 1$.而局部变量 s 可通过下面的表达式获得:

$$s_j = \frac{\sum_{i=1}^{Z_j} \|x_i - x_i\|^2}{K_j - 1}, i = 1, 2, \dots, n, j = 1, 2, \dots, N. \quad (5)$$

其中 x_i 为特征点 x_i 最近邻窗口中的像素点的灰度值

采用伽马分布对局部数据类 s 建模,伽马分布表示如下:

$$P(s | \alpha, \beta) = \frac{s^{\alpha-1}}{\beta^\alpha \Gamma(\alpha)} e^{-\frac{s}{\beta}}, s \geq 0, \alpha, \beta \geq 0. \quad (6)$$

其中: α 为形状参数, β 为尺度参数,利用极大似然估计的方法对其进行估计,通过求取局部数据类 s 伽马分布的期望从而得到灰度域带宽,即 $h_i(x_i) = \hat{\alpha} \hat{\beta}, i = 1, 2, \dots, n$.由此得到联合域的内核立体图如图 2 所示。

自适应 Mean-Shift 算法的伪代码如下所示。

输入:目标的灰度图像 A ;
输出:平滑滤波图像和分割后图像。

begin

$hs = hs_adaptive(A)$; %根据图 1 的流程图

确定每个像素点的空域带宽,

```
%hr = hr_adaptive(A,hs);  
for 按图像行列逐点搜寻  
判定每个参考像素点对应 hs 是否为 1:  
if(不为 1)  
则根据式(3) ~ (4) 计算对应的  $Z_j$  表现概率,选取最优概率的  $K_j$  值,由式(5) 确定  $s_j$ ;  
以  $s_j$  为一组样本数据类,根据式(6),由极大似然估计法求得参数  $\alpha$  和  $\beta$ ;从而求得对应参考像素点的灰度域带宽  $h_r(x_i) = \hat{\alpha}\hat{\beta}$ .  
if(为 1) 直接由式(5) 求得  $s_j$ ,代入式(6),运用极大似然估计法求取参数  $\alpha$  和  $\beta$ ;  
end  
for 图像的每一个参考像素点  
B = meanshiftsmooth (A(:,), hs(:,,:), hr(:,,:), gauss);% 根据自适应得到的带宽,利用核函数 kernelmatrix 以及式(3) 得到平滑滤波图像  
B_Seg = meanshiftseg(B)% 根据前面 1.2 节所述的方法,得到最后的目标分割结果.
```

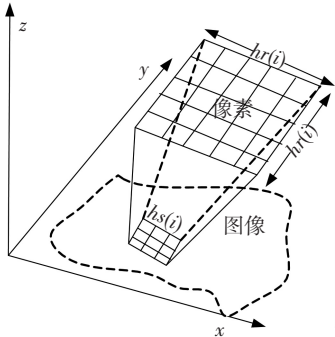


图 2 联合域核立体图

3 水面艇目标图像分割实验与分析

本文水面艇图像采集系统摄像器件为 CMOS 摄像头,动态分辨率 1 280×960,最大帧频 60 FPS,像素 500 万;算法的仿真实验在 Intel Core i5-3210M 双核 CPU、4 GB 内存,matlab7.6 软件环境下实现。

得到的水面图像分为近、远距离目标图像,仿真内容包括:1)空间域与灰度域带宽自适应计算分析;2)从视觉角度与分割误差两方面验证算法有效性和准确性;3)算法对水面目标处理的适用性验证。

将图像转换为 352×288 的灰度图像。图 3 (a)、(b) 是近距离水面目标,景深距离均为 20.52 m(艇上激光测距得到),图 3(a) 图像的背景比较简单,船只的对比度相对较高,而图 3(b) 中水面的波纹较为突出,图像中目标和背景的灰度相似,对比度不明显。图 3(c)、(d) 是由水面艇实际远距离拍摄的水面目标,图 3(c) 为远景图

像,其背景较清晰,图 3(d) 背景较暗,对比度低,景深距离分别为 151.45、190.32 m。

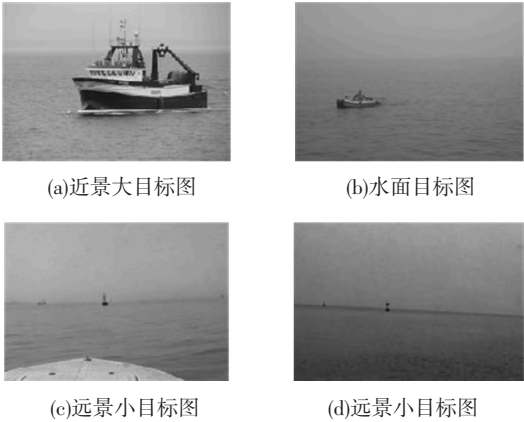


图 3 水面目标灰度图

图像的全局对比度公式为

$$c = \sum r(i,j) * r(i,j) * p(i,j).$$

式中 $r(i,j)$ 为相邻像素点灰度值的差值, $p(i,j)$ 为灰度值差为 r 的分布概率。图 3 中各图像的对比度如表 1 所示。

表 1 图 3 中各图像对比度

图像编号	(a)	(b)	(c)	(d)
全局对比度	180.00	12.25	12.63	3.05

3.1 空间域与灰度域带宽自适应计算分析

截取图 3(b) 中目标与背景的 1 个小区域图像如图 4(a),区域尺寸为 39×16,图 4(b) 为该子区域灰度分布图,对该区域进行平滑操作后的灰度分布如图 4(c) 所示,图 4(d) 为分割后的灰度分布图。

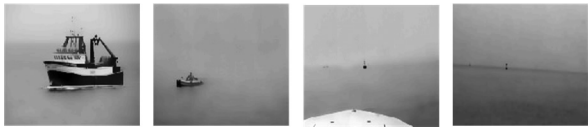
在图 3(b) 中目标、背景区域各选取 1 个像素点作为参考点,这里的参考像素点坐标选取为(89,38)、(9,22),带宽的自适应计算流程如下:

坐标为(9,22) 的像素点灰度值为 56,该点附近的灰度分布值如图 5(a) 所示,图 5(a) 中值 1 为满足 $|T_j - T_i| \leq 5$ 条件的像素点,值 0 表示不满足该条件的像素点,由此得到此像素点处空间域带宽的值为 3。则在 [1,3] 的范围内,利用贝叶斯准则得到该邻域内的 K 值分布结果如图 5(c),因此取 $K = 2$,此时对应的该像素点灰度域带宽值为 53。

在坐标为(89,38) 的像素点,其对应灰度值为 140,对其邻域的灰度分布估计值如图 5(b),从而得到空间域带宽值为 6。在 [1,6] 范围内,利用贝叶斯准则得到该像素点邻域内 K 的分布结果如图 5(d) 所示,从而得到 $K = 4$,此时其灰度域带宽为 109。

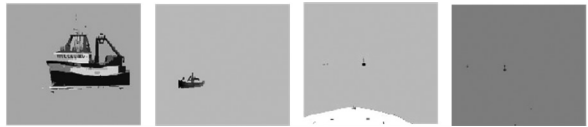
由以上的自适应带宽计算结果可以看出,本文自适应带宽计算方法保证了在密度较小的区域自动选取较小的空域带宽值,在密度较大的区域

图像的平滑操作过程中同时考虑了参考点的空间窗大小和其邻域中像素点的灰度值信息,在视觉上取得了更好的平滑效果.



(a)图3(a)结果 (b)图3(b)结果 (c)图3(c)结果 (d)图3(d)结果

图 8 本文自适应 Mean-Shift 算法的图像平滑效果



(a)图3(a)结果 (b)图3(b)结果 (c)图3(c)结果 (d)图3(d)结果

图 9 本文自适应 Mean-Shift 算法的图像分割效果

为说明本文算法的有效性,本文从客观实验的角度来进行验证.对图 3 中的 4 幅图分别进行手工分割,并作为该目标的标准分割图,将手工分割结果与本文算法分割结果二值化,计算本文自适应分割算法的分割结果与标准分割结果之间的误差.其中手工分割结果二值化图像如图 10~13 中图(a)所示,本文算法分割结果的二值化图像如图 10~13 中图(b)所示,分割误差的二值化图像如图 10~13 中图(c)所示,计算分割误差的公式为

$$e = \frac{|I_s - I_a|}{I_s} \tag{7}$$

式中 I_s 表示标准分割的二值化图像中目标区域(白色区域)所含的总像素数, I_a 表示本文算法分割后二值化图像中目标区域的总像素数.

根据式(7),本文算法对图 3 的分割误差如表 2 所示,对于近距离的水面目标图像,其分割误差小于 7%,对于远距离的水面目标图像的分割误差小于 10%,由表中数据以及结合图 6~9 的主观评价结果说明本文算法分割后没有造成严重的目标失真现象,达到了目标分割的目的,并且分割效果较好.

表 2 本文算法目标分割误差

图像编号	10	11	12	13
分割误差/%	6.7	5.8	9.4	8.9



(a)手工分割结果 (b)本文算法分割结果 (c)分割误差

图 10 图 3(a)分割对比



(a)手工分割结果 (b)本文算法分割结果 (c)分割误差

图 11 图 3(b)分割对比



(a)手工分割结果 (b)本文算法分割结果 (c)分割误差

图 12 图 3(c)分割对比



(a)手工分割结果 (b)本文算法分割结果 (c)分割误差

图 13 图 3(d)分割对比

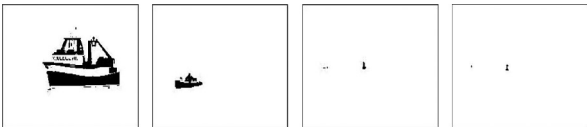
3.3 本文算法的适用性验证实验

对于水面目标图像,特别是远距离水面目标图像,通常目标和背景的对比度不明显,目前常用基于 OTSU 的自适应阈值分割算法来实现水面目标图像的分割,为了进一步说明本文算法适用于水面目标图像分割,将本文自适应 Mean-Shift 分割算法与 OTSU 分割方法进行对比分析,分割结果对比如图 14~15 所示.



(a)图3(a)结果 (b)图3(b)结果 (c)图3(c)结果 (d)图3(d)结果

图 14 基于 OTSU 的自适应阈值分割结果



(a)图3(a)结果 (b)图3(b)结果 (c)图3(c)结果 (d)图3(d)结果

图 15 本文算法分割结果

基于 OTSU 阈值分割算法的分割结果如图 14 所示,本文算法的分割结果如图 15 所示.从图 14 (c)、(d)可以看出基于 OTSU 的自适应阈值分割算法能检测出海天线处的目标,但是分割后得到完整的目标较为困难,分割后含有许多海面背景部分.从图 14(b)可以看出,当目标位于海面处而且当目标灰度与海面近似时,OTSU 分割方法分割后无法得到目标.而从图 15(b)中可以看出,本文算法能自动分割出目标,而且分割目标较为完整.从图 14~15 的整体对比也能明显看出本文算

法优于 OTSU 算法,说明本文算法适合于水面目标图像的分割。

4 结 论

1) 改进自适应 Mean-Shift 算法的水面图像分割技术,能很好实现空间域带宽与灰度域带宽参数的自适应计算。测试能够体现出在图像灰度密度较高的区域实现了较小空域带宽的选择,在图像灰度相对较小的区域实现了较大空间域带宽的选择。而灰度域带宽和空域带宽紧密联系,结合贝叶斯准则选择对应空间窗的灰度点。

2) 大量实验结果表明改进自适应 Mean-Shift 算法能够完成对水面目标图像实现较好的、整体度较高的分割。

3) 但研究也显示算法还存在分割准确度的不确定性、不可靠性,当图像信息量大时运行速度会下降、分割效果不理想等缺点和问题。因此,对算法中的选取采样点的策略以及分割区域合并过程中的参数选取方法是下一步研究重点。

参考文献

- [1] 刘小霞,徐贵力,嵇盛育.一种改进的舰船红外图像分割算法[J].传感器与微系统,2008,27(6):37-39.
- [2] 汪成亮,汪连伟.基于特征的江面轮船识别算法[J].计算机应用研究,2011,28(6):2352-2354.
- [3] 李棉.红外图像目标分割方法研究[D].西安:西安电子科技大学,2011.
- [4] SHEN C H, BROOKS M J. Fast global kernel density mode seeking: applications to localization and tracking [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2007,16(5):1457-1469.
- [5] PARK A, KIM J, MIN S, et al. Graph cuts-based automatic color image segmentation using mean shift analysis [C]//In: Proceedings of the Conference on Digital Image Computing: Techniques and Applications. Piscataway:IEEE, 2008:564-571.
- [6] LI P F, WANG S R, JING J F. The segmentation in textile printing image based on mean shift [C]//In: Proceedings of the 10th Conference on Computer-Aided Industrial Design and Conceptual Design. Piscataway: IEEE, 2009:1528-1532.
- [7] ZHENG L Y, ZHANG J T, WANG Q Y. Mean-Shift-based color segmentation of images containing green vegetation [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2009, 65(1): 93-98.
- [8] COMANICIU D. An algorithm for data-driven bandwidth selection [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2003,25(2): 281-288.
- [9] COMANICIU D, RAMESH V, MEER P. The variable bandwidth Mean-Shift and data-driven scale selection [C]//Proceedings of Eighth IEEE International Conference on Computer Vision, 2001. Piscataway: IEEE, 2001: 438-445.
- [10] MAYER A, GREENSPAN H. An adaptive Mean-Shift framework for MRI brain segmentation [J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2009,28(8):1238-1250.
- [11] MAHMOOD Q, CHODOROWSKI A, MEHNERT A. A novel Bayesian approach to adaptive mean shift segmentation of brain images [C]//2012 25th International Symposium on Computer-Based Medical Systems (CBMS).Piscataway:IEEE,2012: 1-6.
- [12] CHENG Y Z. Mean shift, mode seeking, and clustering [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence,1955,17(8):790-799.
- [13] 李乡儒,吴福朝,胡占义.均值漂移算法的收敛性[J].软件学报,2005,16(3):365-374.

(编辑 张 宏)