

基于自适应脉冲耦合神经网络的水下激光图像分割方法

王 博 万 磊 李 晔 张 铁 栋

哈尔滨工程大学水下机器人技术重点实验室, 黑龙江 哈尔滨 150001

摘要 距离选通式水下激光成像技术是一种能够有效抑制水介质的后向散射效应的探测技术,在海洋研究、深海探测和 underwater 作业领域中拥有广阔的应用前景。然而在水下激光图像中出现的散斑噪声和灰度不均匀现象使得实现目标的准确分割较为困难。通过分析散斑噪声形成的机理,提出了一种水下激光图像的有效分割方法。该方法根据像素的噪声响应和灰度分布特性自适应确定各神经元的关键参数,并对噪声位置的神经元的行为进行抑制,基于最大二维 Renyi 熵准则采用梯度下降法确定了神经元的动态阈值,通过实验结果的分析说明该方法明显优于 Normalized Cut、模糊 C 均值、均值漂移和分水岭分割方法,而运行时间约为常规脉冲耦合神经网络的五分之一。

关键词 图像处理;水下激光图像分割;脉冲耦合神经网络;动态阈值

中图分类号 TP183 文献标识码 A

doi: 10.3788/AOS201535.0410004

Underwater Laser Image Segmentation Method based on Adaptive Pulse Coupled Neural Networks

Wang Bo Wan Lei Li Ye Zhang Tiedong

*Key Laboratory of Science and Technology on Underwater Vehicle, Harbin Engineering University,
Harbin, Heilongjiang 150001, China*

Abstract Range gated underwater laser imaging technology, which has broad application prospects in oceanic research, deep sea exploration and under water operation field, is one of the most effective methods to decrease the backward scattering effect of water medium. However, the special features of underwater laser images, such as speckle noise and non-uniform illumination, bring great difficulty for image segmentation. By analyzing the formation principle of speckle noise, an effective underwater laser image segmentation method is proposed. On the basis of noise response and intensity distribution, the proposed method determines the certain key parameters of neurons adaptively, while suppresses the behavior of neurons located in speckle noise. A gradient descent algorithm based on criterion of maximum two-dimensional Renyi entropy is applied to determine the dynamic threshold of neurons. Experimental results demonstrate that the method is significantly superior to Normalized Cut, fuzzy C means, mean shift and watershed methods, while the consumed time of this method is about one-fifth of conventional pulse coupled neural networks.

Key words image processing; underwater laser image segmentation; pulse coupled neural networks; dynamic threshold

OCIS codes 100.2000; 100.2960; 110.2960

1 引 言

在水下环境中获取目标信息的手段十分有限,传统的水下目标探测方法是声探测与光成像,但是声探

收稿日期: 2014-10-31;收到修改稿日期: 2014-12-12

基金项目: 国家自然科学基金(51009040)、国家 863 计划(2011AA09A106)

作者简介: 王 博(1985—),男,博士研究生,讲师,主要从事水下成像与机器视觉方面的研究。E-mail: wb@hrbeu.edu.cn

导师简介: 万 磊(1964—),男,硕士,研究员,主要从事水下无人系统控制方法与系统集成方面的研究。

E-mail: wanlei@hrbeu.edu.cn

测的分辨能力较差,而光成像受水体衰减和散射效应的影响,探测距离受到限制,并且在自然光无法到达的深水环境中,需要使用辅助光源照射目标,产生的大量后向散射光严重降低了图像质量^[1],目前针对以上问题比较有效的解决途径之一是采用距离选通式水下激光成像技术。

海水对 470~580 nm 波段内的蓝绿光的衰减比其他波段的可见光的衰减要弱得多。距离选通式水下激光成像技术采用蓝绿光脉冲激光器作为照射光源,利用选通门控制技术在时域上屏蔽掉大部分后向散射光,有效探测距离可达到普通水下摄像机的 4~6 倍,图像质量也得到了显著改善^[2],可以由水下机器人搭载并自主进行海洋探测。图像分割是实现水下机器人对水下激光图像信息自动理解的关键环节,直接关系到对目标进行特征提取与识别的准确性和有效性,但少量后向散射光在图像中形成了散斑噪声^[3],并且由于水介质的散射图像中出现了明显的灰度不均匀^[4],因此实现目标的准确分割较为困难。基于统计理论、能量理论、区域特性和图论之类的传统的分割方法对噪声较为敏感,对水下激光图像进行分割的结果往往不准确^[5-6];一些结合了噪声消除的混合性方法能够提高分割的准确程度,但噪声消除往往会使图像模糊更严重,细节特征和边缘信息损失,并且带来计算复杂度高的问题^[7-9]。基于上述问题提出一种基于自适应脉冲耦合神经网络(PCNN)的图像分割方法,该方法能够自适应确定各神经元的链接输入权值和调制参数,实现了对噪声位置神经元的行为抑制,并基于最大二维 Renyi 熵准则采用梯度下降法确定神经元的动态阈值,使 PCNN 快速收敛到最优分割结果,并通过实验验证了该方法的有效性和快速性。

2 距离选通式水下激光成像系统

距离选通式水下激光成像系统主要由 Nd³⁺:YAG 固态脉冲激光器和选通式电荷耦合器件(CCD)两部分组成,脉冲激光器发射波长为 530 nm,脉冲宽度为 10 ns 的蓝绿激光脉冲,激光脉冲在水下传播的过程中被目标反射回来,当选通门接收到系统指令开启时,返回的包含水下目标信息的激光脉冲进入 CCD 增强感光器件形成了水下激光图像。激光图像处理计算机通过控制器与水下激光成像系统进行通讯,传输图像数据与控制指令(图 1),通过调整选通门开启与关闭的时刻,可以控制成像的区域范围,即图 1 中所示的选通层距离 L 和选通层景深 ΔL 。

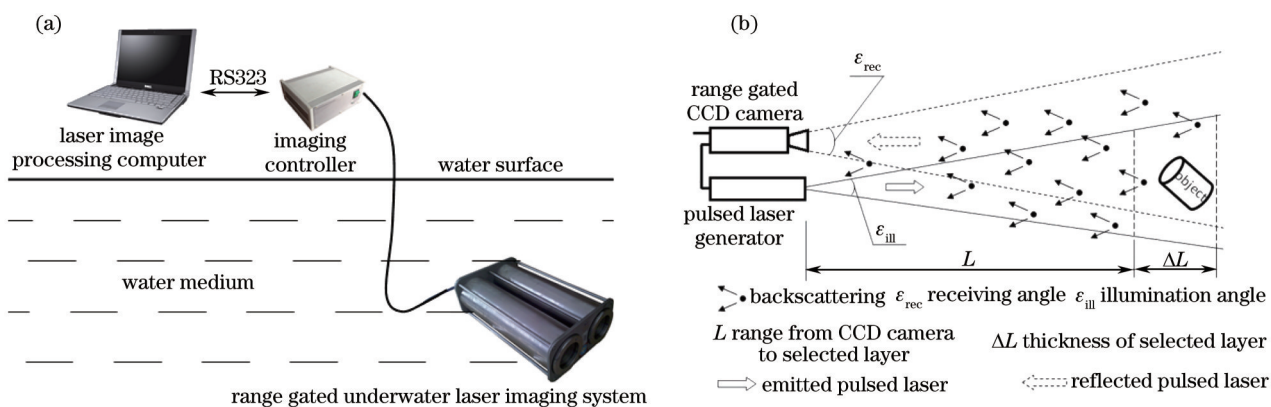


图 1 距离选通式水下激光成像系统。(a) 工作示意图; (b) 工作原理图

Fig.1 Range gated underwater laser imaging system. (a) Working diagram; (b) working principle

激光脉冲在水下传输的过程中会受到水体和悬浮微粒的散射作用,形成后向散射和前向散射,其中后向散射对成像质量的影响最大。通过控制选通门开启和关闭的时刻,可以屏蔽大量的后向散射,但是仍然有部分后向散射随着包含水下目标信息的激光脉冲进入 CCD 摄像机,在图像中形成了散斑噪声。图 2 是选通式水下激光成像系统在水池中采集的三棱柱的水下激光图像,在远离目标的位置噪声比较稀少,离目标越近,噪声就越密集,这是由于在图像中靠近目标的位置,其水下的实际位置靠近激光脉冲的主传输路径,发生散射形成噪声的概率较高。由于散射的影响,还可以观察到图像中出现了明显的灰度不均匀现象。

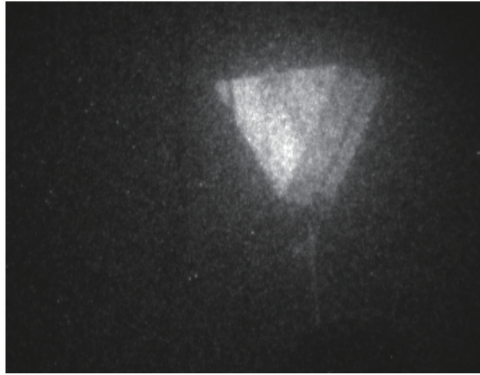


图2 三棱柱的水下激光图像

Fig.2 Underwater laser image of triangular prism

3 基于自适应PCNN的分割方法

3.1 自适应PCNN神经元模型

20世纪90年代Eckhorn在研究猫的视觉皮层神经元的脉冲同步震荡现象的基础上,建立了哺乳动物视觉神经元的模型^[10],Johnson与Kuntimad对Eckhorn神经元模型进行了改进,并称其为脉冲耦合神经元模型。若干个脉冲耦合神经元相互链接形成的神经网络称为PCNN^[11]。

自适应脉冲耦合神经元模型如图3所示,每个脉冲耦合神经元由输入部分、链接调制部分和脉冲发生部分组成。

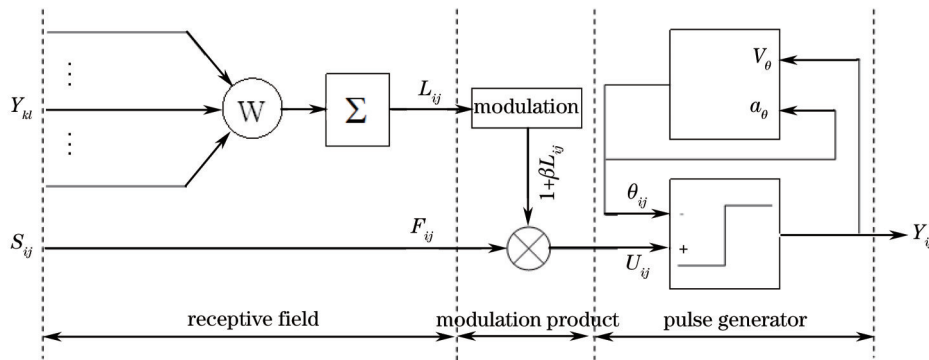


图3 自适应脉冲耦合神经元模型

Fig.3 Model of adaptive pulse coupled neuron

图中 S_{ij} 与 Y_{ij} 分别是神经元 (i,j) 的外部输入激励与神经元输出, Y_{kl} 是与神经元 (i,j) 相互链接的神经元 (k,l) 的输出, W 是链接输入权值矩阵, θ_{ij} 是动态阈值, V_{θ} 与 α_{θ} 分别是幅值系数和动态阈值的衰减步长, 链接输入 L_{ij} 经过调制后与反馈输入 F_{ij} 耦合形成了神经元 (i,j) 的内部行为 U_{ij} , β 是链接输入 L_{ij} 的调制参数, 当内部行为 U_{ij} 大于动态阈值 θ_{ij} 时, 神经元处于点火状态输出 $Y_{ij} = 1$, 否则神经元处于抑制状态输出 $Y_{ij} = 0$ ^[12]。PCNN 神经元运行行为的离散数学描述为

$$F_{ij}(n) = S_{ij}, \quad (1)$$

$$L_{ij}(n) = \sum_{k,l} w_{ij,kl} Y_{kl}(n-1), \quad (2)$$

$$U_{ij}(n) = F_{ij}(n)[1 + \beta L_{ij}(n)], \quad (3)$$

$$\theta_{ij}(n) = \theta_{ij}(n-1) + \alpha_{\theta}(n-1) + V_{\theta} Y_{ij}(n-1), \quad (4)$$

$$Y_{ij}(n) = \text{step}[U_{ij}(n) - \theta_{ij}(n)], \quad (5)$$

式中 n 为离散运行时间, $\text{step}[U_{ij}(n) - \theta_{ij}(n)]$ 为单位阶跃函数, $w_{ij,kl}$ 为神经元 (k,l) 对于神经元 (i,j) 的链接输入权值。在神经元 (i,j) 处于抑制状态时, 若与神经元 (i,j) 链接的神经元 (k,l) 发生点火, 其输出对神经元 (i,j) 链

接输入 L_{ij} 的反馈使得神经元 (i,j) 的内部活动项 U_{ij} 增强,若神经元 (i,j) 与 (k,l) 的外部输入激励相差足够小,则神经元 (i,j) 就会提前点火,这就是脉冲耦合神经元的同步脉冲发放特性。

用于水下激光图像分割的PCNN是由与像素一一对应的脉冲耦合神经元互相链接而形成的二维单层神经网络,将像素值作为神经元的外部输入激励。针对水下激光图像中典型的散斑噪声和灰度不均匀,PCNN应该能够对亮度较高的目标区域产生准确的响应,而对散斑噪声则具有一定程度的不敏感性。

3.2 链接输入权值的设置

PCNN神经元的链接输入权值可通过计算水下激光图像的局部灰度分布特性进行自适应设定,水下激光图像中像素 (x,y) 的相关矩阵 M 为

$$M = \begin{bmatrix} \sum I_x^2 & \sum I_x I_y \\ \sum I_x I_y & \sum I_y^2 \end{bmatrix}, \quad (6)$$

式中 I_x 与 I_y 分别为 x 与 y 方向上灰度值的偏微分。像素 (x,y) 处的灰度分布特性可以通过计算矩阵 M 的Harris响应 R 得到^[13]:

$$R(x,y) = \det M - k \cdot \text{tr} M^2, \quad (7)$$

式中 $\det M$ 和 $\text{tr} M$ 分别是矩阵 M 的行列式和迹,经验系数 k 的取值范围为0.04~0.13。当 R 为较大的正数时,像素可能处于散斑噪声的位置;当 R 为较大的负数时,像素位于边缘上;在其他情况下像素位于灰度变化平缓的区域。定义噪声响应函数 $H(x,y)$ 为

$$H(x,y) = \begin{cases} \exp[-c_1 \cdot R(x,y)], & R(x,y) \geq T \\ 1, & R(x,y) < T \end{cases}, \quad (8)$$

式中 c_1 为噪声响应函数的调节参数,一般情况下取正整数值, T 为响应阈值。散斑噪声所包含的像素的噪声响应是一个较小的正数,而其他位置的噪声响应取值为1。

神经元 (k,l) 对于神经元 (i,j) 的链接输入权值定义为

$$w_{ij,kl} = g(k-i, l-j, \sigma) \cdot H(k,l), \quad (9)$$

式中 g 是二维高斯函数,

$$g(k-i, l-j, \sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\{-[(k-i)^2 + (l-j)^2]/2\sigma^2\}. \quad (10)$$

链接输入权值实际上由两个因素决定:1)神经元之间的欧氏距离,这符合生物学中视觉神经元之间通过突触进行链接传导的活动机制;2)与神经元对应像素的噪声响应,通常散斑噪声所在区域的灰度变化剧烈,噪声响应可实现对神经元的链接行为的抑制。这种自适应设置方法使PCNN的链接输入对散斑噪声具有一定程度的不敏感性。

3.3 调制参数的设置

在常规的PCNN应用于图像处理时,其调制参数 β 通常是固定的常数,这不符合生物学中视觉神经元的活动特性,并且对图像的灰度值变化的自适应性较差^[14]。调制参数 β 反映了神经元和与其链接的周围神经元的耦合强度,应根据链接输入区域的灰度分布特性进行自适应设置^[15]。神经元的调制参数定义为

$$\beta = \exp[-c_2 \cdot \sqrt{D(I_{ij})}], \quad (11)$$

式中 c_2 为取值是正整数的调节参数, $D(I_{ij})$ 为神经元 (i,j) 的链接输入区域内的灰度分布 I_{ij} 的方差。在水下激光图像中散斑噪声所在区域的灰度变化较剧烈,计算得到的对应神经元的调制参数 β 较小,从而实现了对神经元的内部行为 U 的抑制,使PCNN神经元对散斑噪声具有一定程度的不敏感性。

3.4 动态阈值的自学习方法

常规的PCNN的动态阈值通常采用固定比例或者固定步长的衰减方式^[16],以便于对PCNN的运行特性进行分析计算,但同时也带来两个问题:1)收敛到较优分割结果的速度不够理想;2)容易引起欠分割或者过分割现象。针对这种不足,提出基于二维Renyi熵的梯度下降方法确定动态阈值的衰减步长,使PCNN快速收敛到最优分割结果,同时避免出现欠分割或者过分割现象。

熵用来定量地衡量一个系统的信息量大小,假设一个系统具有 n 种可能的状态,每种状态的概率密度分布为 p_i ,其中 $i = \{1, 2, \dots, n\}$,则该系统的熵(即 Shannon 熵)定义为^[17]

$$S = - \sum_{i=1}^n p_i \ln p_i. \quad (12)$$

Renyi 熵是 Shannon 熵的广义形式,能够为混杂或非可加性系统提供灵活的信息度量,因此比传统的 Shannon 熵更适合评价水下激光图像中的信息量。Renyi 熵定义为

$$S = \frac{1}{1-\alpha} \ln \sum_{i=1}^n p_i^\alpha, \quad (13)$$

式中 α 是 Renyi 熵的阶数,当 $\alpha = 1$ 时 Renyi 熵与 Shannon 熵等价。一般情况下,Renyi 熵可借助图像的直方图进行计算,但直方图只反映了灰度级的概率分布而丢失了空间信息,因此水下激光图像中的散斑噪声会对 Renyi 熵的计算产生严重的干扰,进而影响目标分割结果的准确性。为了解决这一问题,提出一种新的基于二维 Renyi 熵的信息度量方法。假设 PCNN 某次运行结束后,水下激光图像的像素集合被划分为目标集合 O 与背景集合 B ,则该划分的二维 Renyi 熵可定义为

$$S = S_o + S_b, \quad (14)$$

式中 S_o 与 S_b 分别是目标集合 O 与背景集合 B 的二维 Renyi 熵,定义为

$$S_o = \frac{1}{1-\alpha} \ln \sum_i \sum_j [h_o(i,j)]^\alpha$$

$$S_b = \frac{1}{1-\alpha} \ln \sum_i \sum_j [h_b(i,j)]^\alpha, \quad (15)$$

式中 h_o 与 h_b 分别是目标集合 O 与背景集合 B 的二维联合概率密度分布,且有:

$$h(i,j) = P\{f(x,y) = i, m(x,y) = j\}, \quad (16)$$

式中 $f(x,y)$ 和 $m(x,y)$ 分别是像素 (x,y) 的灰度值和链接输入区域的灰度中值。与一般的计算灰度值和邻域均值的联合概率密度的方法相比较,联合概率密度计算方法能够有效抑制散斑噪声的影响,使二维 Renyi 熵具有较好的抗噪声性能。

文献[18]认为,图像分割的最优结果具有最多的信息量,因此可以确定 PCNN 对水下激光图像分割的最大二维 Renyi 熵准则,动态阈值的衰减步长可定义为

$$\alpha_\theta = -\eta \frac{\partial S}{\partial t}, \quad (17)$$

式中 η 与 t 分别是速率系数和 PCNN 的运行时间,取 $\eta = 23$ 。(17)式可转化为离散形式:

$$\alpha_\theta(n) = -\eta[S(n) - S(n-1)]. \quad (18)$$

当 $|\alpha_\theta|$ 足够小时,可认为得到了水下激光图像的最优分割结果。

3.5 算法描述

自适应 PCNN 在完成所有参数的初始化后开始迭代运行,在每次迭代中计算每个神经元的内部行为并与动态阈值进行比较,从而判断每个神经元是否发生点火。所有神经元的输出状态形成了一个二维的点火矩阵,可将其作为本次迭代输出的二值图像分割结果。该点火矩阵在下次迭代开始时将作为链接输入的反馈直接对各神经元的内部行为产生影响。自适应 PCNN 终止迭代运行的必要条件是二维 Renyi 熵达到了极大值,此时输出的点火矩阵即为最优分割结果。用于水下激光图像分割的自适应 PCNN 算法的完整描述如下:

Algorithm: 基于自适应 PCNN 的水下激光图像分割算法

Input: 水下激光图像 I

Output: 二值图像 $B(n)$

Initialize: 链接输入权重 $w_{ij,kl}$, 调制参数 β , 动态阈值 $\theta_{ij}(0)$, 衰减步长 $\alpha_\theta(0)$, 二维 Renyi 熵 $S(0)$

Do

计算各神经元的内部行为 $U_{ij}(n)$

生成点火矩阵 $B(n)$

根据点火矩阵 $B(n)$ 计算 $S(n)$

计算衰减步长 $\alpha_\theta(n)$

While $\alpha_\theta(n) > \varepsilon$ (ε 为较小正数,取值为 3)

以一幅典型的水下激光图像为例,自适应PCNN对其进行图像分割的过程如图4所示。

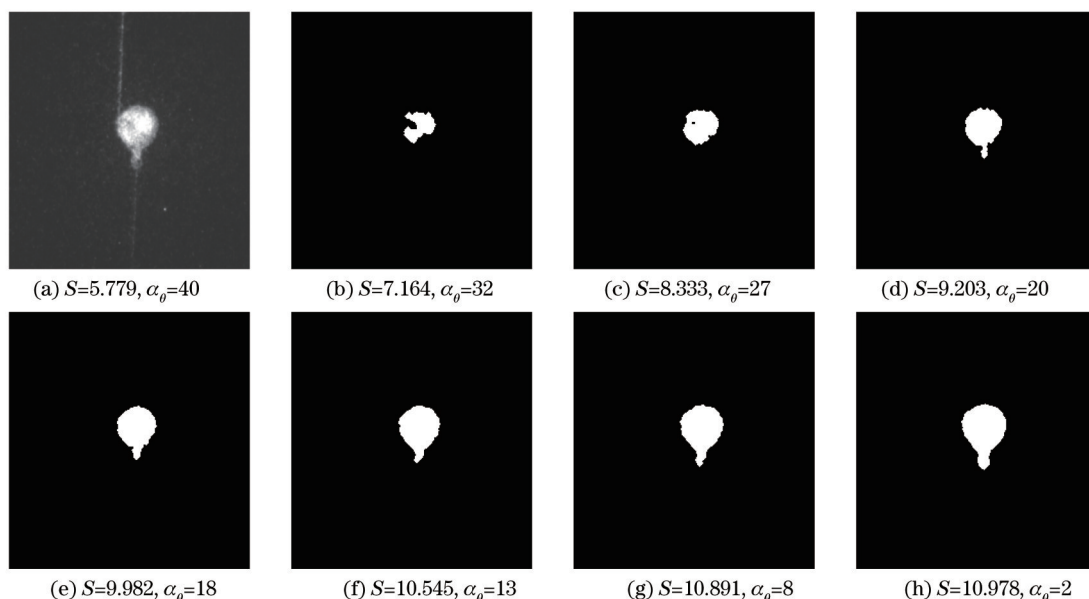


图4 自适应PCNN分割过程。(a) 原始图像;(b) 第1次迭代;(c) 第2次迭代;(d) 第3次迭代;(e) 第4次迭代;(f) 第5次迭代;(g) 第6次迭代;(h) 第7次迭代

Fig.4 Segmentation process of adaptive PCNN. (a) Original image; (b) iteration 1; (c) iteration 2; (d) iteration 3; (e) iteration 4; (f) iteration 5; (g) iteration 6; (h) iteration 7

由图4可知,原始图像的二维Renyi熵具有较小的初值,在初始阶段随着迭代过程的进行其熵值逐渐升高,根据熵值的增量可确定动态阈值的衰减步长。当衰减步长取得足够小的值时,即满足最大二维Renyi熵准则,PCNN终止运行,如若不然PCNN将输出过分割的结果,相应的熵值将迅速减小。

4 实验结果与讨论

为验证基于自适应PCNN的水下激光图像分割方法的有效性,将该方法的分割结果与目前常用Normalized Cut、均值漂移、模糊C均值和分水岭四种图像分割方法的结果进行对比讨论。用于分割的水下激光图像的测试数据集是采用TURN LLC研制的LSV-W距离选通式水下激光成像系统在无自然光照明的水池环境中,水下5 m深处,以0.5 m的间隔在3~26 m的距离范围内,选通时间设置为10 ns的情况下,对球

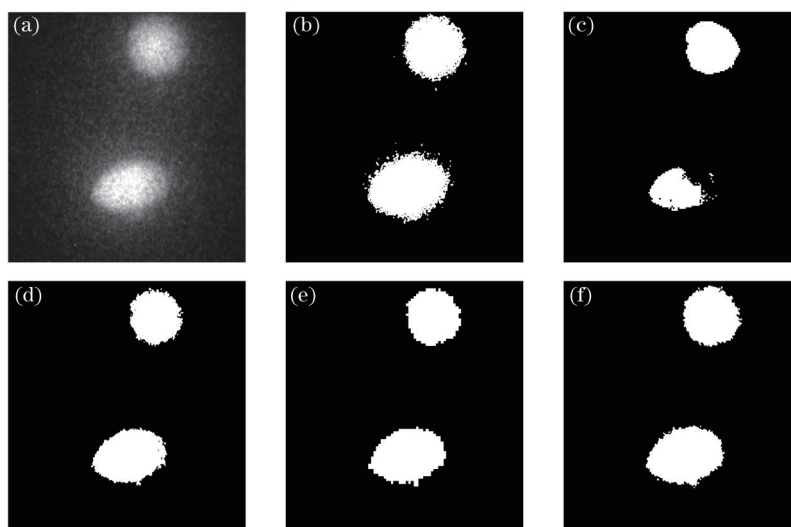


图5 球体与椭球体分割结果。(a) 原始图像1;(b) 分水岭方法;(c) Normalized Cut;(d) 均值漂移;(e) 模糊C均值;(f) 本文方法

Fig.5 Segmentation results of sphere and ellipsoid. (a) Original image 1; (b) watershed method; (c) Normalized Cut; (d) mean shift; (e) fuzzy C means; (f) proposed method

体、三棱柱和椭球体进行成像而获取的,共包含 2000 幅图像(图 5~8),用于算法评价分析的标准分割结果是由相关专家精确标注得到的。采用峰值信噪比定量评价图像中的噪声干扰程度,以图 5~8 为例,原始图像的峰值信噪比分别为 24.24dB, 15.73 dB, 15.30 dB 和 17.74 dB,噪声对图像质量的影响较明显。在采用四种对比方法对水下激光图像进行分割之前,先使用 5×5 窗口的中值滤波对图像进行去噪处理,以便对实验结果进行客观的对比分析,最终获得五种方法的分割结果如图 5~8 的(b)~(f)所示。

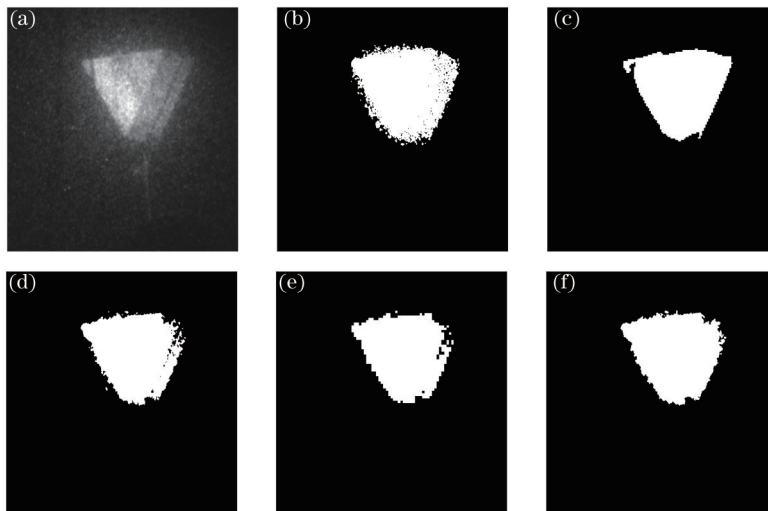


图 6 三棱柱分割结果。(a) 原始图像 2; (b) 分水岭方法; (c) Normalized Cut; (d) 均值漂移; (e) 模糊 C 均值; (f) 本文方法
Fig.6 Segmentation results of triangular prism. (a) Original image 2; (b) watershed method; (c) Normalized Cut; (d) mean shift; (e) fuzzy C means; (f) proposed method

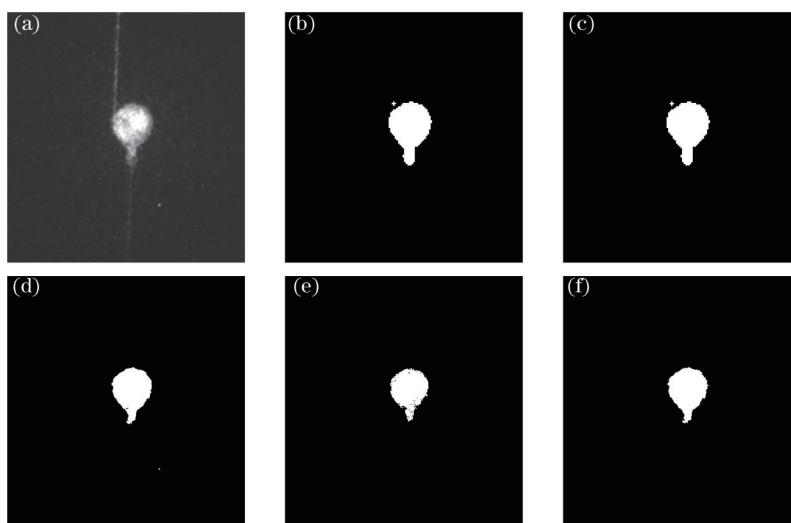


图 7 椭球体分割结果。(a) 原始图像 3; (b) 分水岭方法; (c) Normalized Cut; (d) 均值漂移; (e) 模糊 C 均值; (f) 本文方法
Fig.7 Segmentation results of ellipsoid. (a) Original image 3; (b) watershed method; (c) Normalized Cut; (d) mean shift; (e) fuzzy C means; (f) proposed method

对四幅水下激光图像的分割结果进行主观视觉上的对比分析,可以看到即使经过了中值滤波处理,模糊 C 均值和分水岭方法依然对图像中的噪声较为敏感,在分割结果中出现了噪声形成的虚假的目标区域;均值漂移方法对噪声具有一定程度的稳健性,但是水下激光图像中由于散射引起的局部灰度不均匀现象影响了分割的效果;Normalized Cut 方法得到了明显的欠分割或过分割的结果。因此在主观视觉效果上,本文方法的分割效果优于其他四种方法。

为了对以上五种方法的分割结果进行量化的比较分析,采用交叉熵(CE)、区域重叠度(AOM)、Hausdorff 距离(HD)和平均最小欧拉距离(AMED)作为对水下激光图像分割结果的客观评价指标。CE 的计算方式为

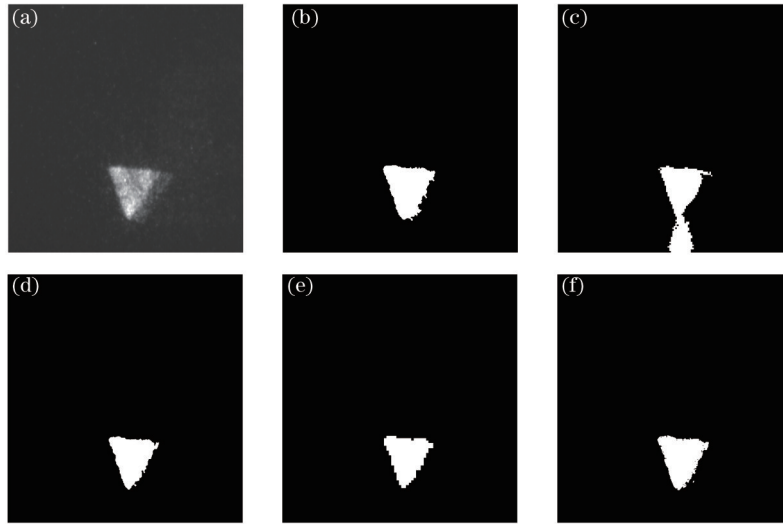


图8 三棱柱分割结果。(a) 原始图像4;(b) 分水岭方法;(c) Normalized Cut;(d) 均值漂移;(e) 模糊C均值;(f) 本文方法
Fig.8 Segmentation results of triangular prism. (a) Original image 4; (b) watershed method; (c) Normalized Cut; (d) mean shift;
(e) fuzzy C means; (f) proposed method

$$S_{CE} = \sum_{f \in B} f \cdot h(f) \ln \frac{f}{\mu_B} + \sum_{f \in O} f \cdot h(f) \ln \frac{f}{\mu_O}, \quad (19)$$

式中 f 为像素灰度值, $h(f)$ 为灰度值的概率密度分布函数, μ_B 与 μ_O 分别为背景集合 B 与目标集合 O 的灰度均值。

AOM可以衡量分割结果与标准结果的目标区域之间的相似性,其计算方式为

$$A_{AOM} = \frac{A_1 \cap A_2}{A_1 \cup A_2}, \quad (20)$$

式中 A_1 与 A_2 分别为分割结果和标准结果的目标区域的集合。

HD和AMED可以衡量分割结果与标准结果中目标区域的边缘之间的差异,计算方式为

$$D_{HD} = \max \left\{ \max_{a_i \in A} \min_{b_j \in B} \|a_i - b_j\|, \max_{b_j \in B} \min_{a_i \in A} \|a_i - b_j\| \right\}, \quad (21)$$

$$D_{AMED} = \left\{ \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \min_{b_j \in B} \|a_i - b_j\| + \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \min_{a_j \in A} \|b_i - a_j\| \right\} / 2, \quad (22)$$

式中 $A = \{a_1, a_2, \dots, a_n\}$ 与 $B = \{b_1, b_2, \dots, b_m\}$ 分别代表分割结果和标准结果的轮廓点的集合, $\|a_i - b_j\|$ 表示 a_i, b_j 间的欧拉距离。

水下激光图像的分割结果越准确有效,计算得到的 A_{AOM} 越大,而 S_{CE} 、 D_{HD} 和 D_{AMED} 则越小。这五种分割方法对以上四幅水下激光图像的分割结果的评价指标如表1~4所示,综合分析可以得到,即使 Normalized Cut、模糊C均值、均值漂移方法和分水岭分割方法都预先进行了中值滤波,本文提出的方法的分割效果仍然明显优于这四种图像分割方法。

表1 五种水下激光图像分割方法的交叉熵

Table 1 CE of five underwater laser image segmentation methods

Segmentation method	Image 1	Image 2	Image 3	Image 4
Watershed method	2.74	2.13	0.29	0.25
Normalized Cut	3.13	2.13	0.33	0.30
Mean shift	2.98	2.16	0.30	0.23
Fuzzy C means	2.90	2.18	0.31	0.24
Proposed method	2.71	2.11	0.28	0.23

表 2 五种水下激光图像分割方法的区域重叠度

Table 2 AOM of five underwater laser image segmentation methods

Segmentation method	Image 1	Image 2	Image 3	Image 4
Watershed method	0.86	0.83	0.86	0.66
Normalized Cut	0.77	0.86	0.78	0.61
Mean shift	0.87	0.85	0.87	0.65
Fuzzy C means	0.85	0.80	0.81	0.62
Proposed method	0.88	0.87	0.88	0.69

表 3 五种水下激光图像分割方法的 Hausdorff 距离

Table 3 HD of five underwater laser image segmentation methods

Segmentation method	Image 1	Image 2	Image 3	Image 4
Watershed method	21.1	29.1	15.9	31.3
Normalized Cut	45.3	29.8	25.6	34.2
Mean shift	16.0	31.0	95.5	27.3
Fuzzy C means	20.1	37.6	21.3	35.9
Proposed method	19.2	28.1	13.0	26.9

表 4 五种水下激光图像分割方法的平均最小欧拉距离

Table 4 AMED of five underwater laser image segmentation methods

Segmentation method	Image 1	Image 2	Image 3	Image 4
Watershed method	3.25	12.2	5.10	8.29
Normalized Cut	6.87	6.00	4.73	9.58
Mean shift	3.27	5.89	13.3	8.42
Fuzzy C means	4.32	8.95	4.83	9.67
Proposed method	2.83	5.28	2.68	7.75

采用以上五种分割方法对测试数据集中的所有图像样本进行分割,以 $A_{AOM} > 0.85$ 作为准确分割的判定标准,对结果进行统计,自适应 PCNN 分割方法的准确率为 87.9%,而 Normalized Cut,均值漂移,模糊 C 均值和分水岭方法的准确率分别为 61.4%,74.5%,67.7%和 78.1%,自适应 PCNN 方法的性能明显优于其他四种方法。综合分析其原因,对于均值漂移方法,当在某较宽的带宽范围内缺乏足够样本点时,均值漂移向量函数的收敛性引起部分目标区域无法被有效分割;模糊 C 均值方法的分割效果在很大程度上取决于其初始聚类中心,并且受散斑噪声和滤波方法的影响较大;Normalized Cut 方法产生了欠分割或过分割结果,这是由于噪声和局部灰度不均匀增加了无向加权图中的类间相似性,从而得到了不准确的节点间边缘,并且该方法还被证明有 NP-hard 问题;分水岭分割方法的漫水填充过程受到散斑噪声和局部灰度不均匀的影响较大而产生过度分割,产生了虚假的目标区域。

为了验证本文方法收敛到最优分割结果的快速性,在同样的硬件配置条件(2.5 GHz 双核 CPU,2 G 内存)下将该方法与常规 PCNN^[18]对四幅水下激光图像进行有效分割所需的运行时间进行了对比(表 5)。常规 PCNN 运行的点火周期为 22.0 ms,自适应 PCNN 的点火周期为 22.5 ms,单次运行所消耗的时间基本相同,但动态阈值的衰减步长计算方法能够有效减少运行次数,所以自适应 PCNN 的运行时间约为常规 PCNN 的五分之一。

表 5 本文方法与常规 PCNN 的运行时间

Table 5 Consumed time of the proposed method and conventional PCNN

Segmentation method	Image 1	Image 2	Image 3	Image 4
Conventional PCNN /s	0.892	0.823	0.837	0.875
Proposed method /s	0.177	0.160	0.169	0.171

5 结 论

提出了一种基于自适应 PCNN 的水下激光图像分割方法。该方法根据水下激光图像中像素的噪声响应

和局部灰度分布特性,自适应地确定各神经元的链接输入权值和调制参数,实现了对散斑噪声位置的神经元的行为抑制,使PCNN对散斑噪声具有一定程度的不敏感性。针对传统的基于直方图的Renyi熵受噪声干扰严重的问题,采用一种基于灰度和区域灰度中值的联合概率密度分布的二维Renyi熵,根据最大二维Renyi熵准则采用梯度下降法确定了神经元动态阈值的衰减步长,使自适应PCNN能够尽快收敛到最优分割结果。通过将该方法 and 四种常用方法的分割结果进行主观效果和客观量化指标对比,结果表明本文方法对水下激光图像中的散斑噪声和局部灰度不均匀具有较好的稳健性,分割结果的准确性和有效性明显优于其他四种方法。另外,该方法的快速性也得到了有效的验证。

参 考 文 献

- 1 H M Tulldahl, P Anderson, A Olsson. Experimental evaluation of underwater range-gated viewing in natural waters [C]. SPIE, 2006, 6395: 639506.
- 2 W Ge, X Zhang. Design and implementation of range-gated underwater laser imaging system [C]. SPIE, 2014, 9142: 914216.
- 3 H Lu, S Nakashima, Y Li. Underwater laser images denoising using Bayesian contourlet estimator of Bessel K form [J]. ICIC Express Letters, 2013, 4(3): 533-539.
- 4 Y Huang, F Cao, W Jin, *et al.*. Underwater pulsed laser range-gated imaging model and its effect on image degradation and restoration [J]. Opt Eng, 2014, 53(6): 061608.
- 5 Yang Xiukun, Zhong Mingliang, Jing Xiaojun, *et al.*. Near-infrared microscopic image segmentation based on W2DPCA-FCM [J]. Acta Optica Sinica, 2013, 33(8): 0811002.
杨秀坤, 钟明亮, 景晓军, 等. 基于W2DPCA-FCM的近红外显微图像分割[J]. 光学学报, 2013, 33(8): 0811002.
- 6 Tian Yilong, Zhou Wei, Wang Weihua, *et al.*. A method of dim and small target detection in large field-of-view from coarse to fine [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2013, 50(1): 011104.
田毅龙, 周 伟, 王卫华, 等. 一种由粗到精的大视场弱小目标检测方法[J]. 激光与光电子学进展, 2013, 50(1): 011104.
- 7 He Feiyue, Tian Zheng, Fu Huijing, *et al.*. Efficient segmentation of SAR images using Markov random field models with edge penalties and an adaptive weighting parameter [J]. Acta Optica Sinica, 2013, 33(8): 0811004.
贺飞跃, 田 铮, 付辉敬, 等. 带边缘惩罚和自适应权马尔科夫随机场的合成孔径雷达图像快速分割[J]. 光学学报, 2013, 33(8): 0811004.
- 8 Li Qingzhong, Zang Fengni, Zhang Yang. Ship target detection for moving video maritime surveillance [J]. Chinese J Lasers, 2014, 41(8): 0814001.
李庆忠, 臧凤妮, 张 洋. 动态视频监控中海上舰船目标检测[J]. 中国激光, 2014, 41(8): 0814001.
- 9 Xu Zhitao, Liu Jinguo, Long Kehui, *et al.*. Ship targets detection of ocean surveillance satellite images based on visual attention[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2013, 50(12): 121001.
许志涛, 刘金国, 龙科慧, 等. 基于视觉注意机制的海洋监视卫星图像舰船目标检测[J]. 激光与光电子学进展, 2013, 50(12): 121001.
- 10 R Eckhorn, H J Reitboeck, M Arndt. Feature linking via synchronization among distributed assemblies: Simulation of results from cat cortex [J]. Neural Comput, 1990, 2(3): 293-307.
- 11 J Dayhoff, O Omidvar. Neural Networks and Pattern Recognition[M]. New York: Academic Press, 1998: 1-56.
- 12 Ma Yide, Li Lian, Wang Yafu, *et al.*. The Principle of Pulse Coupled Neural Networks and its Application [M]. Beijing: Science Press, 2006.19.
马义德, 李 廉, 王亚馥, 等. 脉冲耦合神经网络原理及其应用[M].北京: 科学出版社, 2006. 19.
- 13 C Harris, M J Stephens. A Combined corner and edge detector [C]. Alvey Vision Conference, 1988. 147-152.
- 14 Yang Na. Study on Vehicle Image Segmentation Based on Pulse Coupled Neural Networks [D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2013. 16-25.
杨 娜. 基于脉冲耦合神经网络的车辆图像分割研究[D]. 北京: 北京交通大学, 2013. 16-25.
- 15 Li Meili, Li Yanjun, Wang Hongmei, *et al.*. A new image fusion algorithm based on adaptive PCNN [J]. Journal of Optoelectronics & Laser, 2010, 21(5): 779-782.
李美丽, 李言俊, 王红梅, 等. 基于自适应脉冲耦合神经网络图像融合新算法[J]. 光电子·激光, 2010, 21(5): 779-782.
- 16 C Gao, D Zhou, Y Guo. Automatic iterative algorithm for image segmentation using a modified pulse-coupled neural networks [J]. Neurocomputing, 2013, 119: 332-338.
- 17 Zhang Yudong, Wu Lenan. Image segmentation based on 2D Tsallis entropy with improved pulse coupled neural networks [J]. Journal of Southeast University (Natural Science), 2008, 38(4): 579-584.
张煜东, 吴乐南. 基于二维Tsallis熵的改进PCNN图像分割[J]. 东南大学学报/自然科学版, 2008, 38(4): 579-584.
- 18 Ma Yide, Dai Ruolan, Li Lian. Automated image segmentation using pulse coupled neural networks and image's entropy [J]. Journal of China Institute of Communications, 2002, 23(1): 46-51.
马义德, 戴若兰, 李 廉. 一种基于脉冲耦合神经网络和图像熵的自动图像分割方法[J]. 通信学报, 2002, 23(1): 46-51.

栏目编辑: 苏 岑