

# 基于改进脉冲耦合神经网络的图像分割方法

王 燕 许宪法

(兰州理工大学计算机与通信学院 兰州 730050)

**摘 要** 为了实现对多目标图像和灰度不均匀图像的分割,文中提出了基于区域生长的局部脉冲耦合神经网络(RG-LPCNN)图像分割方法。首先,利用显著性检测方法提取出原始图像的显著性图。然后,根据直方图阈值法对显著性图进行粗分割,得出目标与背景,并将目标的质心作为 RG-LPCNN 的初始种子点。其次,将高斯核与原始图像的卷积结果作为放大系数,使得动态阈值具有了局部特性。最后,利用 RG-LPCNN 对图像进行分割,实现对多目标图像以及灰度不均匀图像的分割。将 RG-LPCNN 和其他阈值分割方法在自然图像、灰度不均匀图像上进行了对比,结果表明:RG-LPCNN 在分割多目标图像和灰度不均匀图像方面具有较好的分割效果,验证了 RG-LPCNN 的有效性。

**关键词** 显著性,多目标,灰度不均匀,局部特性

**中图分类号** TP183 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2019.07.039

## Image Segmentation Method Based on Improved Pulse Coupled Neural Networks

WANG Yan XU Xian-fa

(College of Computer and Communication, Lanzhou University of Technology, Lanzhou 730050, China)

**Abstract** In order to implement segmentation of images with multi-object and images with intensity inhomogeneity, this paper proposed an image segmentation method based on region growing with local coupled neural networks (RG-LPCNN). Firstly, the saliency map of the original image is extracted by using saliency detection algorithm. Secondly, the object and the background of the saliency map are coarsely segmented by histogram thresholding method, and centroid of the object is taken as the initial seed point of RG-LPCNN. In addition, convolution results of Gauss kernel and original image are used as amplification coefficients to make the dynamic threshold have local characteristics. Finally, the proposed method is utilized to segment images, implementing the segmentation of the images with multi-object and the images with intensity inhomogeneity. The RG-LPCNN algorithm is compared with other thresholding segmentation algorithms in natural images and images with intensity inhomogeneity. The results demonstrate that the proposed method has superior segmentation effect for segmentation of the images with multi-object and the images with intensity inhomogeneity.

**Keywords** Saliency, Multi-object, Intensity inhomogeneity, Local characteristics

## 1 引言

图像阈值分割是图像分割中一类重要的分割方法,因效率高、方法简单而被广泛应用在各个领域。基于直方图的阈值分割方法是一种较为普遍的分割方法,它根据图像直方图的波峰与波谷确定阈值<sup>[1-2]</sup>,对于灰度级变化明显的图像分割能获得较为理想的效果。最大类间方差法(Ostu)是在 1979 年由 Ostu 所提出的一种阈值分割方法<sup>[3]</sup>,它通过最大化类间方差和最小化类内方差来寻找阈值<sup>[4-5]</sup>,可以较好地分割背景与目标对比明显的图像。基于信息熵的方法是一种流行的阈值分割方法<sup>[6-8]</sup>,它通过计算图像的目标与背景的最大信息熵获得阈值,方法简单有效。

脉冲耦合神经网络(PCNN)是由德国科学家 Eckhorn 等提出的<sup>[9]</sup>。他们发现猫的大脑皮层神经元所发出的脉冲可以引起相邻多个神经元同步发放脉冲。PCNN 的这种脉冲发放特性能够很快找到图像中的同质区域<sup>[10]</sup>,更好地处理图像的

分割、去噪、匹配和融合<sup>[11-14]</sup>。

针对 PCNN 图像分割,一些研究人员做出了改进。文献[11]提出利用局部图像活跃度自适应来确定 PCNN 模型的参数,并采用最大二维 Tallis 熵准则作为选择最佳结果准则。Kuntimad 和 Ranganath 将 PCNN 应用于图像分割中,详细阐述了 PCNN 的原理<sup>[15]</sup>。Robert 等提出 RG-PCNN,通过把区域生长的区域特性和 PCNN 的脉冲特性结合起来,提高了 PCNN 的区域分割效果<sup>[16]</sup>。文献[17]从原始图像与分割图像的目标背景之间的差异性出发,提出了一种基于交叉熵的 PCNN 图像分割方法,该方法可以自动确定 PCNN 循环迭代次数并自动选取最佳阈值。文献[18]提出一种基于连通域计算的边缘统计算法,该方法通过评价迭代结果的最大有效边缘来实现 PCNN 的最佳分割。Chen 等提出一种自动确定参数的简化 PCNN 模型,根据分析 PCNN 神经元的动态特性和输入图像的统计特性,最终实现 PCNN 参数的自动确定<sup>[19]</sup>。文献[20]改进了 PCNN 的动态阈值和连接系数,提高了脉冲

到稿日期:2018-05-07 返修日期:2018-10-06

王 燕(1971—),女,硕士,教授,主要研究方向为模式识别和图像处理,E-mail:wangyan@lut.cn(通信作者);许宪法(1992—),男,硕士,主要研究方向为图像处理。

输出的效率,并且通过结合 Bayes 聚类方法,提高了对灰度不均匀图像的分割效果。Zhan 等提出一种改进的快速连接模型 SCM(Spiking Cortical Model)。该模型优化了像素灰度值的表示范围,可以对稀疏图像实现更好的分割效果<sup>[21]</sup>。文献[22]首先利用图像关键点的分布估计出大概的目标与背景,然后通过超像素分割对图像进行过分割,最后利用基于 Canny 算子边缘检测的 PCNN 对彩色图像进行分割。

综上所述,PCNN 的研究主要是针对参数以及算法的改进,对 PCNN 分割多目标图像和灰度不均匀图像的研究较为缺乏。本文提出一种基于区域生长的局部脉冲耦合神经网络(Local Pulse Coupled Neural Networks Based on Region Growing, RG-LPCNN)图像分割方法。RG-LPCNN 可以总结为 3 个部分:1)结合基于全局对比度的显著性检测算法<sup>[23]</sup>与直方图阈值法将原始图像粗分割成目标区域和背景区域,然后计算目标区域的质心,并将其作为 RG-LPCNN 的初始种子点;2)把 RG-PCNN 中的衰减系数替换成线性衰减常数,加快了动态阈值的衰减速度,并且把高斯核与外部刺激进行卷积的结果作为动态阈值的放大系数,通过调节高斯核的尺度参数,可以提高对灰度不均匀图像的分割效果;3)执行 RG-LPCNN 方法,得到最终分割结果。

## 2 RG-PCNN 模型

PCNN 由 3 个部分组成,分别是输入域、连接域和脉冲产生器。神经元的基本工作原理如图 1 所示。

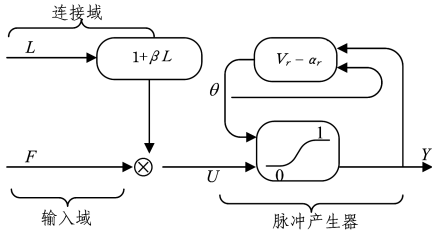


图 1 神经元的工作原理

Fig. 1 Working principle of neuron

PCNN 是在研究高级哺乳动物的视觉神经系统的过程中提出的,具有现实的生物学基础。

Robert 等把区域生长方法与 PCNN 相结合,提出 RG-PCNN 模型。该模型极大地提高了 PCNN 的脉冲区域特性,其可以用公式描述为:

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

$$L_{ij}[n] = V_L \sum_{kl} W_{ijkl} Y_{kl}[n-1] \quad (2)$$

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

$$Y_{ij}[n] = \begin{cases} 1, & \text{if } U_{ij}[n] > E_{ij}[n-1] \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4)$$

$$P_{ij}[n] = \begin{cases} n, & \text{if } Y_{ij}[n] = 1 \\ P_{ij}[n-1], & \text{otherwise} \end{cases} \quad (5)$$

$$E_{ij} = T_{ij}[n] = \begin{cases} \omega n_\tau, & \text{if } P_{ij}[n-1] = 0 \\ \Omega, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (6)$$

其中, $S_{ij}$ 是外部输入刺激,即输入图像像素 $(i, j)$ 所对应的灰度值, $F_{ij}$ 为神经元的反馈输入项, $L_{ij}$ 为神经元的连接输入项, $U_{ij}$ 为内部活动项, $Y_{ij}$ 为神经元的脉冲输出, $V_L$ 为连接输入项的放大系数, $\beta$ 为神经元之间的连接强度系数, $\alpha_E$ 和  $V_E$ 分别为动态阈值的衰减常数因子及放大系数, $W$ 为连接加权系

数矩阵, $P_{ij}$ 为存储在  $n$  时刻点的像素, $E_{ij}$ 为动态阈值,每个时刻都对一个阈值  $\omega n_\tau$ 。

## 3 RG-LPCNN 方法

RG-LPCNN 主要包括 6 个部分:输入原始图像,获得显著性图,利用直方图阈值法对显著性图进行粗分割并计算目标区域的质心,确定目标区域的质心为初始种子点,根据 RG-LPCNN 对图像进行分割,输出分割图像。RG-LPCNN 的实例流程图如图 2 所示。

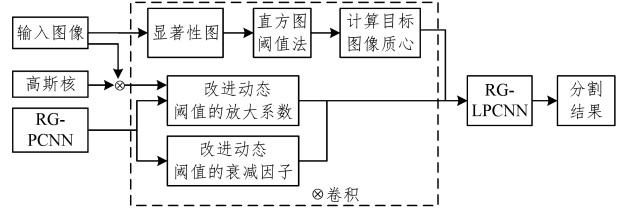


图 2 RG-LPCNN 的流程图

Fig. 2 Flow chart of RG-LPCNN

### 3.1 显著性检测

显著性检测技术是指通过算法模拟人类的感知特性,并计算图像中使得人类感兴趣的区域。Cheng 等提出了基于全局对比度的显著性检测算法<sup>[23]</sup>,其提高了显著性检测的效率和准确性。该算法将每个像素与图像中其他所有像素的 Lab 颜色向量之间的欧几里得距离之和作为该像素的显著值,其计算公式为:

$$S(I_k) = S(c_l) = \sum_{j=1}^n f_j D(c_l, c_j) \quad (7)$$

其中, $I_k$ 为输入图像, $c_l$ 为图像的彩色值, $n$ 是颜色的数目, $f_j$ 是图像中颜色值  $c_j$  的个数与总像素之比, $D(c_l, c_j)$ 是彩色值  $c_l$  和  $c_j$  之间的欧氏距离。

本文首先利用显著性检测方法获得显著性图,然后利用直方图阈值法把显著性图分为目标与背景区域。显著性图像的直方图存在明显的波峰与波谷,因此根据直方图阈值法可以把显著性图粗分割为多个区域,如图 3 所示。

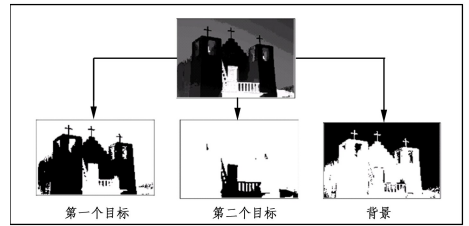


图 3 显著性图的粗分割结果

Fig. 3 Coarse segmentation result of saliency map

根据图 3 的分割区域可以计算目标区域的质心,并将其作为 RG-LPCNN 的初始种子点,如图 4 所示。



(a) 第一个种子点

(b) 第二个种子点

图 4 目标区域种子点

Fig. 4 Seeds of object region

### 3.2 RG-LPCNN 方法分析

本文对 RG-PCNN 方法进行改进和扩展,提出了基于区域生长的局部脉冲耦合神经网络(RG-LPCNN)图像分割方法。RG-LPCNN 可以用公式描述为:

$$F_{ij}[n] = S_{ij} \quad (8)$$

$$L_{ij}[n] = V_L \sum_{kl} W_{ijkl} Y_{kl}[n-1] \quad (9)$$

$$U_{ij}[n] = F_{ij}[n](1 + \beta L_{ij}[n]) \quad (10)$$

$$Y_{ij}[n] = \begin{cases} 1, & \text{if } (U_{ij}[n] > E_{ij}[n-1]) \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (11)$$

$$T_{ij}[n] = \begin{cases} 1, & \text{if } (Y_{ij}[n] = 0 \ \& \ (F_{ij}^{(k)}[n] - M_k) < \mu_k \ \& \ T_{ij}[n-1] = 0) \\ T_{ij}[n-1], & \text{otherwise} \end{cases} \quad (12)$$

$$E_{ij}[n] = E_{ij}[n-1] - \alpha + (K_\sigma * S_{ij}) Y_{ij}[n] \quad (13)$$

其中,  $k(k=1, 2, \dots, n)$  为目标区域个数,  $M_k$  为第  $k$  目标区域中种子点的均值,  $\mu_k$  为生长阈值,  $\alpha$  为动态阈值的衰减常数因子,  $K_\sigma$  为尺度参数为  $\sigma$  的高斯核函数。

本文对 RG-PCNN 中动态阈值放大系数和衰减因子进行了改进,利用高斯核与外部刺激进行卷积并将其作为动态阈值的放大系数,改善了以往 RG-PCNN 中动态阈值放大系数恒定不变的情况,提高了对灰度不均匀图像的分割效果。

同时,把 RG-PCNN 的动态阈值衰减机制改进为线性衰减,加快了衰减速度。另外,一些图像中包含多个目标,且每个目标的灰度级变化各不相同。因此,本文以脉冲输出作为生长区域,通过对不同目标区域的种子点进行迭代生长,达到多目标分割的目的。具体算法步骤如下:

Step1 初始化  $V_L, \beta, \mu_k, \alpha, \mathbf{W}, \sigma, Y_0$ ;

Step2 根据方程(7)计算输入图像  $S_{ij}$  的显著性图  $S(I_k)$ ;

Step3 利用直方图阈值法粗分割显著性图,获得种子点的个数  $k$ ,并把初始种子点对应的像素值作为初始均值;

Step4 根据方程(8)输入外部刺激  $S_{ij}$ ;

Step5 根据方程(9)计算连接输入  $L_{ij}[n]$ ;

Step6 根据方程(10)计算内部活动项  $U_{ij}[n]$ ;

Step7 根据方程(11)计算脉冲输出  $Y_{ij}[n]$ ;

Step8 判断是否满足种子点的生长条件,并根据方程(12)计算脉冲输出  $T_{ij}[n]$ ;

Step9 根据方程(13)计算动态阈值  $E_{ij}[n]$ 。

## 4 实验结果与分析

为了测试所提方法的有效性,本文选择用 Berkeley 自然图像库图像、MSRA10k 显著性图像库图像和灰度不均匀图像进行实验。测试使用的 PC 机配置为: Intel(R) CPU Core i5, 8 GB DDR3 内存, Windows7 操作系统, 使用 MATLAB R2016b 编程实现。

### 4.1 自然图像分割

本文把所提方法分别与最大类间方差法(Ostu)、最大熵方法和基于区域生长的脉冲耦合神经网络(RG-PCNN)方法进行对比。所提方法的相关参数设置为:

$$V_L = 0.2, \beta = 0.1, \mu_k = 0.3, \alpha = 0.01, \sigma = 3, \mathbf{W} =$$

$$\begin{bmatrix} 0.0277 & 0.111 & 0.0277 \\ 0.111 & 0.4452 & 0.111 \\ 0.0277 & 0.111 & 0.0277 \end{bmatrix}.$$

分割结果如图 5 和图 6 所示。

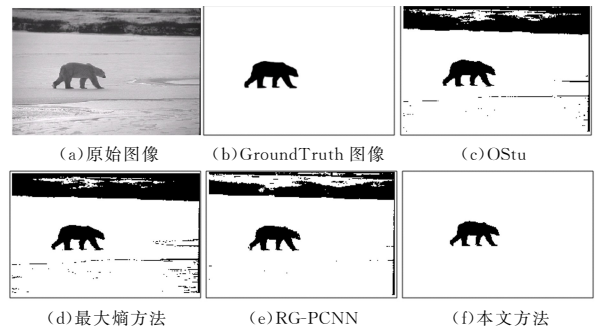


图 5 Bear 图像的分割结果

Fig. 5 Segmentation results of Bear image

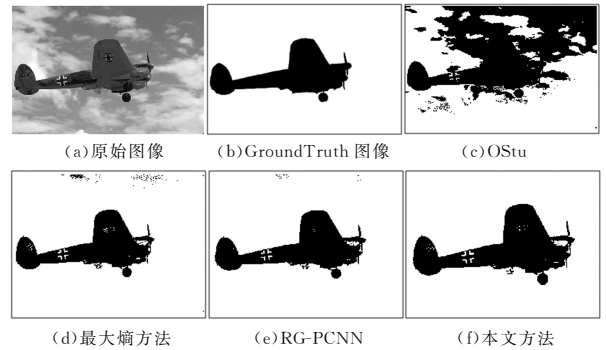


图 6 Plane 图像的分割结果

Fig. 6 Segmentation results of Plane image

对于自然图像的分割,分割结果往往受到背景的干扰。从图 5 中可以看出,Ostu、最大熵方法和 RG-PCNN 方法的分割结果都不同程度地受到背景的干扰。RG-LPCNN 完全排除了背景的干扰,对目标的分割较为理想,更接近人工标注的 GroundTruth 图像。在图 6 中,Ostu 的分割结果仍然受到背景的干扰,其他方法受背景的影响较小。另外, RG-LPCNN 对图像的细节分割以及在区域均匀性方面的效果比其他方法好。

为了进一步验证所提方法的有效性,选取 MSRA10k 显著性图像库中的图片进行对比。原始的彩色图像如图 7 所示,其中图 7(a)~图 7(c)为自然彩色图像,图 7(d)~图 7(f)为 GroundTruth 图像。从图 7 中可以看出:第一幅图像的目标含有较为复杂的纹理,且图像本身存在轻微的光照不均现象;第二幅图像的背景干扰较为严重,目标与背景中树木的对比度低;第三幅图像的目标存在严重的灰度不均匀性,且目标含有阴影。最终的对比结果如图 8 所示。

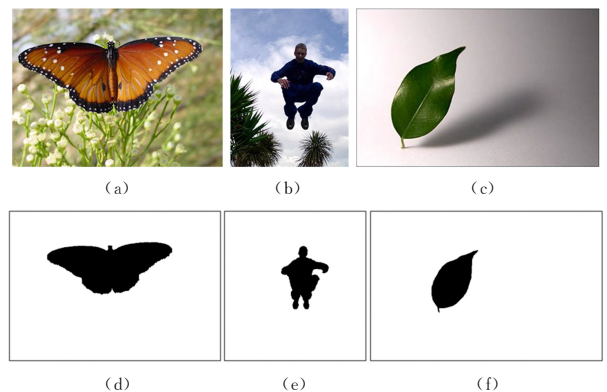


图 7 自然彩色图像及 GroundTruth 图像

Fig. 7 Natural color images and GroundTruth images

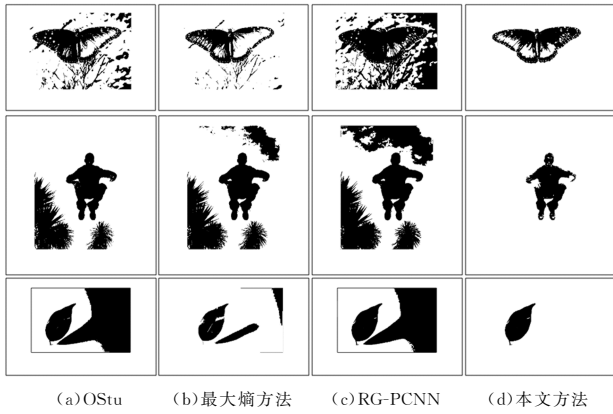


图 8 自然图像的分割结果

Fig. 8 Segmentation result of natural images

从图 8 中可以看出,OStu 虽然在一定程度上考虑了类内与类外的差异性,但是不能很好地刻画目标本身的差异性,因此产生了目标的欠分割现象。最大熵方法考虑了图像的均匀性,在一定程度上避免了目标的欠分割;然而,对于目标背景的对比度较低的图像,最大熵法不能完全排除背景的干扰。RG-PCNN 方法兼顾了区域生长和 PCNN 的区域特性,使得分割结果的区域连通性较好,但是由于区域生长方法对种子点的选取较为敏感,会影响最终的分割结果。本文方法通过显著性检测方法确定初始种子点,并且引入高斯核解决目标自身的灰度不均匀问题,获得了较为理想的分割效果。

#### 4.2 灰度不均匀图像分割

灰度不均匀图像通常是由成像仪器或光照不均匀造成的。传统的方法对灰度不均匀图像的分割效果不太理想,本文利用高斯核的局部特性改进 RG-PCNN 动态阈值的放大系数,提高了分割灰度不均匀图像的效果。从图 9 中可以看出,原始图像存在较严重的灰度不均匀现象,传统的分割方法容易产生误分割。图 10 展示了对比方法及本文方法的分割结果。从图 9(a)中可以看出,原始图像具有较强的灰度不均匀性,目标与背景的对比度较低。从图 10(a)~图 10(c)中可以看出,Ostu 方法、最大熵方法和 RG-PCNN 方法仅能分割出一部分的目标,受灰度不均匀的影响较大。从图 10(d)中可

以看出, RG-LPCNN 把高斯核的局部特性引入到 RG-PCNN 的动态阈值中,明显改善了对灰度不均匀图像的分割效果。

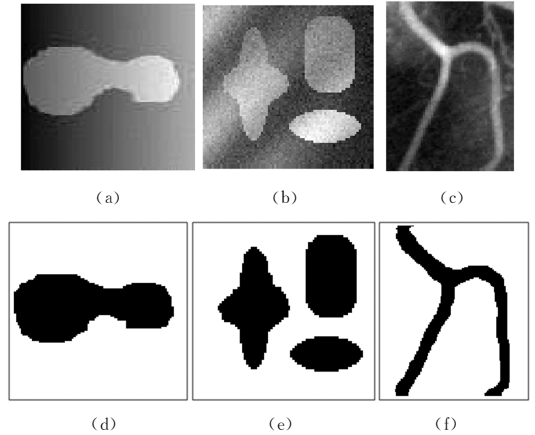


图 9 灰度不均匀图像及 GroundTruth 图像

Fig. 9 Image with intensity inhomogeneity and GroundTruth image

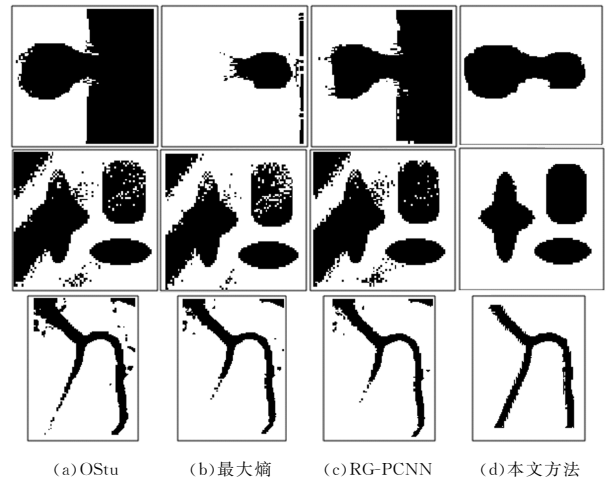


图 10 灰度不均匀图像的分割结果

Fig. 10 Segmentation results of image with intensity inhomogeneity

本文利用召回率 (Recall) 和一致性系数 (Conformity Coefficient, CC) 对图像分割效果进行客观评价<sup>[24-25]</sup>,具体结果如表 1 所列。

表 1 客观评价指标

Table 1 Objective evaluation index

图像	Recall				CC			
	Ostu	最大熵方法	RG-PCNN	本文方法	Ostu	最大熵方法	RG-PCNN	本文方法
图 6(a)	0.8071	0.7844	0.7391	0.9994	0.7591	0.7236	0.6460	0.9971
图 7(a)	0.6486	0.9951	0.7048	0.9991	0.4531	0.9843	0.5761	0.9887
图 8(a)	0.8375	0.9637	0.8564	0.9983	0.7133	0.8323	0.8180	0.9066
图 8(b)	0.8017	0.7184	0.8825	0.9975	0.7476	0.6038	0.7034	0.9818
图 8(c)	0.6172	0.9168	0.5467	0.9977	0.6051	0.9013	0.6195	0.9970
图 10(a)	0.5102	0.9754	0.5899	0.9981	0.0045	0.7428	0.2097	0.9890
图 10(b)	0.7850	0.8119	0.7696	0.9995	0.6885	0.7001	0.6757	0.9856
图 10(c)	0.9336	0.9638	0.9706	0.9927	0.8613	0.8744	0.8761	0.9266

假设图像分割结果为  $I$ , GroundTruth 图像为  $I_g$ ,  $N$  为图像像素的总数,则客观评价标准的公式可以被描述为:

$$Recall = \frac{\sum_{i=1}^N (I_i \cap I_{g_i})}{\sum_{i=1}^N I_{g_i}} \quad (14)$$

$$\begin{cases} dr = 2 * \left( \frac{\sum_{i=1}^N (I_i \cap I_{g_i})}{\sum_{i=1}^N I_i} + \frac{\sum_{i=1}^N I_{g_i}}{\sum_{i=1}^N I_i} \right) \\ CC = \frac{3dr - 2}{dr} \end{cases} \quad (15)$$

从表1中可以看出, RG-LPCNN的客观评价指标明显高于其他对比方法。召回率表示分割正确的目标像素数占有目标像素的比例。召回率越大, 表明分割结果越接近GroundTruth图像。一致性系数是描述图像区域一致性的评价指标, 对评价灰度不均匀图像的分割效果较为有效。从表1中还可以看出, RG-LPCNN的各客观评价指标最优, 而其他对比方法的指标均有不同程度的降低。结果表明, RG-LPCNN对灰度不均匀图像具有较好的分割结果, 保证了分割结果的一致性和准确性, 其有效性得到证明。

**结束语** 本文提出了一种基于区域生长的局部脉冲耦合神经网络(RG-LPCNN)方法。由于现实图像中存在大量的多目标图像以及灰度不均匀图像, 因此本文针对这两种图像进行了相应的研究。对于多目标图像, 通过结合显著性检测方法和直方图阈值法自动确定初始种子点, 然后利用基于区域生长的脉冲耦合神经网络分割图像; 对于灰度不均匀图像, 利用高斯核的局部特性改进了脉冲耦合神经网络中的动态阈值放大系数, 改善了分割效果。

### 参 考 文 献

- [1] DELON J, DESOLNEUX A, LISANI J L, et al. A Nonparametric Approach for Histogram Segmentation[J]. IEEE Transactions on Image Processing: A Publication of the IEEE Signal Processing Society, 2007, 16(1): 253-261.
- [2] KÜÇÜKKÜLAHLI E, ERDOĞMUŞ P, POLAT K. Histogram-based automatic segmentation of images[J]. Neural Computing and Applications, 2016, 27(5): 1445-1450.
- [3] OSTU N. A Threshold Selection Method from Gray-Level Histograms[J]. IEEE Transactions on Systems Man & Cybernetics, 2007, 9(1): 62-66.
- [4] HARB E B, ISA N A M, SALAMAH S A. Improved image magnification algorithm based on Ostu thresholding [J]. Computers & Electrical Engineering, 2015, 46: 338-355.
- [5] SHA C, HOU J, CUI H. A Robust 2D Ostu's Thresholding Method in Image Segmentation[J]. Journal of Visual Communication & Image Representation, 2016, 41: 339-351.
- [6] LEUNG C K, LAM F K. Image segmentation using maximum entropy method [C] // 1994 International Symposium on Speech, Image Processing and Neural Networks. 1994: 13-16.
- [7] ABDEL-KHALEK S, ISHAK A B, OMER O A, et al. A two-dimensional image segmentation method based on geneticalgorithm and entropy[J]. Optik- International Journal for Light and Electron Optics, 2017, 131: 414-422.
- [8] YIN S, QIAN Y, GONG M. Unsupervised Hierarchical Image Segmentation through Fuzzy Entropy Maximization[J]. Pattern Recognition, 2017, 68: 245-259.
- [9] ECKHORN R, REITBOECK H J, ARNDT M, et al. Feature linking via synchronization among distributed assemblies: Simulation of results from cat cortex [J]. Neural Comput, 1990, 2(3): 293-307.
- [10] ZHAN K, SHI J H, WANG H B, et al. Computational Mechanisms of Pulse-Coupled Neural Networks: A Comprehensive Review[J]. Archives of Computational Methods in Engineering, 2017, 24(3): 573-588.
- [11] ZHENG X, PENG Z M. Image segmentation based on activity degree with pulse coupled neural networks [J]. Optics and Precision Engineering, 2013, 21(3): 821-827. (in Chinese)
- [12] 郑欣, 彭真明. 基于活跃度的脉冲耦合神经网络图像分割[J]. 光学精密工程, 2013, 21(3): 821-827.
- [13] DENG X, MA Y, DONG M. A new adaptive filtering method for removing salt and pepper noise based on multilayered PCNN [J]. Pattern Recognition Letters, 2016, 79: 8-17.
- [14] WANG Y, YU Z J, ZHU L Q, et al. Study on stereo matching based on pulse-coupled neural network and Markov random field [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2013, 34(7): 1539-1545. (in Chinese)
- [15] 王尧, 余祖俊, 朱力强, 等. 基于脉冲耦合神经网络和 Markov 随机场的立体匹配研究[J]. 仪器仪表学报, 2013, 34(7): 1539-1545.
- [16] XUX Z, SHAND, WANG G Y, et al. Multimodal medical image fusion using PCNN optimized by the QPSO algorithm[J]. Applied Soft Computing, 2016, 46: 588-595.
- [17] KUNTIMAD G, RANGANATH H S. Perfect image segmentation using pulse coupled neural networks[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 1999, 10(3): 591-598.
- [18] ROBERT D STEWART, IRIS FERMIN, MANFRED OPPER. Region Growing With Pulse-Coupled Neural Networks: An Alternative to Seeded Region Growing [J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2002, 13(6): 1557-1562.
- [19] MA Y D, LIU Q, QIAN Z B. Automated Image Segmentation Using Improved PCNN Model Based on Cross-entropy [C] // Proceedings of 2004 International Symposium on Intelligent Multimedia, Video and Speech Processing. 2004: 20-22.
- [20] ZHAO S J, ZHANG T W, ZHANG Z H. A Study of a New Image Segmentation Algorithm Based on PCNN[J]. Acta Electronica Sinica, 2005, 33(7): 1342-1344. (in Chinese)
- [21] 赵峙江, 张田文, 张志宏. 一种新的基于 PCNN 的图像自动分割算法研究[J]. 电子学报, 2005, 33(7): 1342-1344.
- [22] CHEN Y, PARK S K, MA Y, et al. A New Automatic Parameter Setting Method of a Simplified PCNN for Image Segmentation[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2011, 22(6): 880-892.
- [23] GAO C, ZHOU D, GUO Y. Automatic iterative algorithm for image segmentation using a modified pulse-coupled neural network [J]. Neurocomputing, 2013, 119(16): 332-338.
- [24] ZHAN K, SHI J, LI Q, et al. Image segmentation using fast linking SCM [C] // International Joint Conference on Neural Networks. 2015: 12-17.
- [25] JIANG W, ZHOU H Y, SHEN Y, et al. Image segmentation with pulse-coupled neural network and Canny operators [J]. Computers and Electrical Engineering, 2015, 46: 528-538.
- [26] CHENG M, MITRA N J, HUANG X, et al. Global Contrast Based Salient Region Detection[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2015, 37(3): 569-582.
- [27] VIKAS THAD A, DR VIVEK JAGLA N. Comparison of Jacard, Dice, Cosine Similarity Coefficient To Find Best Fitness Value for Web Retrieved Documents Using Genetic Algorithm [J]. International Journal of Innovations in Engineering and Technology, 2013, 2(4): 202-205.
- [28] POWERS D, AILAB. Evaluation: From precision, recall and F-measure to ROC, informedness, markedness & correlation [J]. Journal of Machine Learning Technologies, 2011, 2(1): 37-63.