

基于显著性与脉冲耦合神经网络的图像分割

王 燕 许宪法

(兰州理工大学计算机与通信学院 兰州 730050)

摘 要 针对复杂图像易受背景干扰的问题,提出一种基于显著性与脉冲耦合神经网络(Saliency and Pulse Coupled Neural Network,SPCNN)的图像分割方法。首先,利用显著性检测算法和最大类间方差法获得显著性图以及目标图像,排除了背景对初始种子点选取的干扰;然后,计算出显著性图的质心,并将其作为初始种子点;最后,采用改进的基于区域生长的脉冲耦合神经网络对目标图像进行分割。在 Berkeley 图像库和 Ground truth Database 图像库上对 SPCNN 模型进行了验证。实验结果表明,在一致性系数 CC、相似性系数 SC、综合指标 IC 3 个方面,SPCNN 模型均优于所对比的 PCNN 模型、区域生长模型和 RG-PCNN 模型。

关键词 种子点,显著性,脉冲耦合神经网络,图像分割

中图分类号 TP183 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2018.07.045

Image Segmentation Based on Saliency and Pulse Coupled Neural Network

WANG Yan XU Xian-fa

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

Abstract Aiming at the problem that complicated images are interfered by background,an image segmentation method based on saliency and pulse coupled neural network (SPCNN) was proposed. Firstly,with the saliency filtering algorithm and the method of maximum between-class variance,the saliency map and the object image are obtained. Based on this,the interference which comes from the background for the initial seed point selection is eliminated. Secondly,according to saliency values in saliency map,the most saliency region is captured and the initial seed points are produced. Finally,the operations of object image segmentation are achieved via the improved RG-PCNN model. The experimental segmentation results of the gray natural images are obtained from the Berkeley segmentation dataset and ground truth database. There are three evaluating indicators:consistency coefficient(CC),similarity coefficient(SC) and integrate coefficient(IC). The experiment results show that the proposed model has better performance in terms of CC,SC and IC comparing with pulse coupled neural network (PCNN),region growing model (RG) and SPCNN.

Keywords Seed points,Saliency,Pulse coupled neural network,Image segmentation

1 引言

图像分割就是把图像分成若干个特定的、具有独特性质的区域并提取出感兴趣目标的过程,它是图像处理的底层部分。分割后的结果被广泛应用于图像理解、语义识别、图像搜索等领域。

脉冲耦合神经网络(PCNN)最早是由德国科学家 Eckhorn 等人在进行猫的大脑皮层实验时发现的,猫的大脑皮层视觉神经元的兴奋所发出的脉冲可以引起相邻多个神经元同步发放脉冲。PCNN 的生物理论基础,使得其被广泛应用到图像分割、目标识别和边缘检测中。目前,PCNN 的研究主要集中在两个方面:1)参数优化;2)PCNN 与分割准则相结合的应用。文献[1]的 SCM 模型是基于视觉皮层机理的简化 PCNN,该方法减少了 PCNN 的参数设置,提高了算法的运行效

率。文献[2-3]对基本的 PCNN 进行了简化,研究了脉冲耦合神经网络中神经元的点火行为。文献[4]利用局部图像活跃度来自适应地确定 PCNN 模型参数,并采用最大二维 Tallis 熵准则作为选择最佳结果的准则。文献[5]探讨了 PCNN 模型参数的简化问题,利用图像本身的空间和灰度特性实现了链接系数的自动确定。文献[6]简化了 PCNN 模型,并且根据图像灰度直方图求出灰度期望均值作为图像分割的阈值,只需一次点火就能实现图像分割。文献[7]结合脉冲耦合神经网络和匹配滤波器,实现了对视网膜血管图像的分割,该方法对于低对比度图像具有较好的分割效果。文献[8]将 PCNN 与 Canny 边缘检测器相结合,获得了较好的分割结果;但是该方法未考虑到背景像素对目标像素的干扰。文献[9]提出了一种结合有监督和无监督方法的高分辨率图像分割方案,其首先根据 Shift Invariant Shearlet Transform (SIST)把

到稿日期:2017-05-16 返修日期:2017-08-06

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。

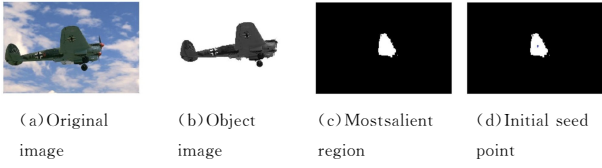


图 2 初始种子点的确定

Fig. 2 Determination of initial seed point

本文对 PCNN 的神经元进行了分析^[3],结果显示,亮度值越大,脉冲的发放时间就越短。由于图像的亮度值与显著性成正比,因此显著性值越大,脉冲发放时间就越短。

PCNN 神经元的脉冲行为如图 3 和图 4 所示。

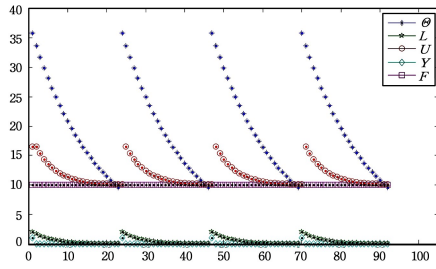


图 3 亮度值为 10 的神经元的脉冲行为

Fig. 3 Pulse behavior of neurons with intensity of 10

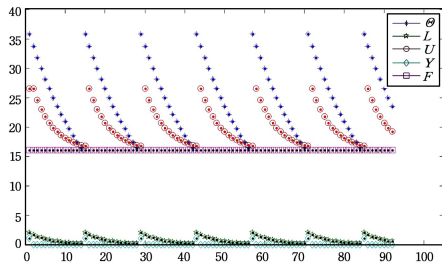


图 4 亮度值为 16 的神经元的脉冲行为

Fig. 4 Pulse behavior of neurons with intensity of 16

3.2 改进生长规则

RG-PCNN 将点火之前与点火之后的像素均值差作为生长规则,忽略了像素之间的空间特性。本文根据 PCNN 中像素之间具有的耦合特性,把每个被捕获的像素与点火区域种子点之间的欧氏距离 $d(I_{cap}, I_{cen})$ 作为生长规则的一个约束条件。同时,把点火之前的区域平均亮度值 M_o 和点火之后的区域平均亮度值 M_n 之间的差值 $|M_o - M_n|$ 作为另一生长规则的约束条件。

$$\begin{cases} |M_o - M_n| < M_{threshold} \\ d(I_{cap}, I_{cen}) < d_{threshold} \end{cases} \quad (12)$$

其中, $M_{threshold}$ 和 $d_{threshold}$ 分别表示区域均值差的阈值与耦合距离的阈值。 $M_{threshold}$ 的取值主要根据图像的统一程度进行人工调整。当待分割图像较为均匀时, $M_{threshold}$ 应该取较小的值;当待分割图像不均匀时, $M_{threshold}$ 应该取较大的值。本文采用图像信息熵描述图像的统一性。信息熵的定义如式(13)所示:

$$E = \sum_0^{255} p_i \log p_i \quad (13)$$

其中, p_i 表示灰度值 i 在图像中出现的概率。

阈值 $d_{threshold}$ 的取值可以根据被捕获像素的邻域灰度均

值与生长种子点的灰度值的近似程度进行自适应调整。当被捕获种子点的邻域灰度均值与生长种子点的灰度值接近时, $d_{threshold}$ 取较大的值,这样可使生长种子点迅速捕获像素及其邻域像素;当被捕获像素的邻域灰度均值与生长种子点的灰度值差异较大时, $d_{threshold}$ 取较小的值,以避免出现过分割现象。

$$\begin{cases} I_a = R * I_i \\ d_{threshold} = \alpha \frac{1}{|I_i - I_a|} \end{cases} \quad (14)$$

其中, I_i 表示像素 i , I_a 表示像素 i 的邻域灰度均值, $*$ 表示卷积操作, α 表示阈值系数, R 表示 3×3 的均值滤波模板。

3.3 SPCNN 模型

结合 RG-PCNN 算法与显著性滤波算法,本文提出 SPCNN (Region Growing Pulse Coupled Neural Network Based on Saliency) 模型。算法描述如下:

1) 首先,利用显著性滤波算法提取原始图像的显著性图;然后,提取最显著区域,计算最显著区域的质心,并将其作为初始种子点。

2) 利用显著性图提取目标图像,并将其作为 PCNN 的初始图像。

3) 执行式(6)一式(9),获得点火矩阵 Y_i 。

4) 从初始种子点开始,判断邻域像素是否已经点火。若已经点火,则判断式(12)是否成立。如果式(12)成立,那么把邻域像素加入到与种子点相同的区域中;否则转步骤 6)。

5) 在式(8)中设置 β_{max} , $M_{threshold}$ 和 $d_{threshold}$ 。

6) 修改矩阵 P , 并令 $t = t + 1$ 。

7) 利用形态学平滑边缘,并去除图像中的孔洞。

算法的具体流程如图 5 所示。

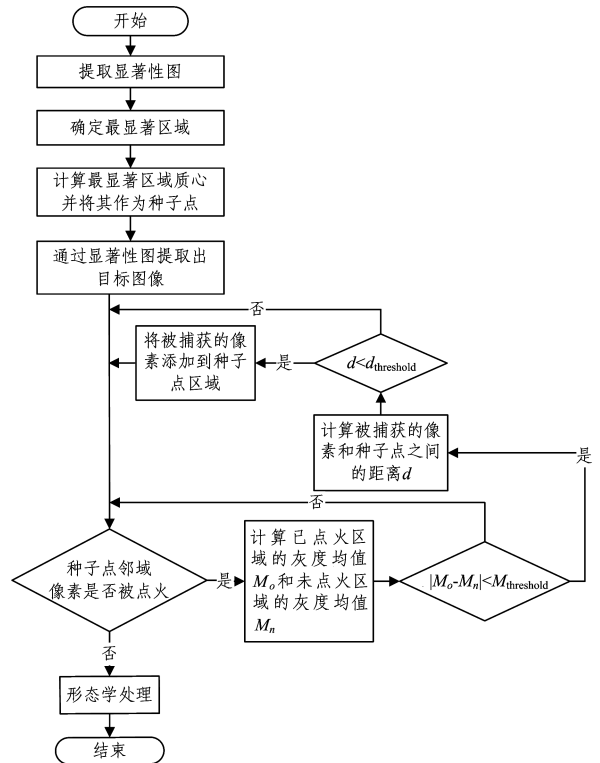


图 5 算法流程图

Fig. 5 Flowchart of proposed algorithm

4 实验与分析

4.1 图像分割结果的对比

为了验证所提方法的有效性和正确性,本文在 Intel(R) Core(TM) i5-4460、主频为 3.20 GHz 的 CPU 和内存为 4GB 的 PC 上进行实验。操作系统为 Windows 7,具体程序采用 MATLAB R2014a 编写。图像来源于 Berkeley 图像库和 Ground truth Database 图像库,对比图像采用人工标注的金标准图像。本文实验的相关参数设置如表 1 所列。

表 1 实验图像的参数设置

Table 1 Parameters setting of experimental images

分割图像	E	$M_{\text{threshold}}$	α
图 6(a)	7.3401	0.28	2.3
图 6(b)	7.3490	0.25	2.0
图 6(c)	7.6638	0.20	1.8
图 6(d)	7.0877	0.30	1.5
图 6(e)	7.7343	0.18	3.0

本文方法及对比方法的分割结果如图 6—图 10 所示。

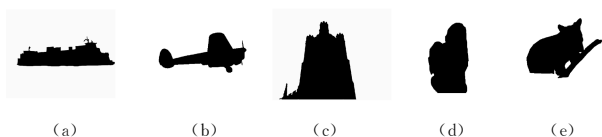


图 6 金标准图像

Fig. 6 Gold standard images



图 7 PCNN 的分割结果

Fig. 7 Segmentation results of PCNN



图 8 区域生长的分割结果

Fig. 8 Segmentation results of region growing



图 9 RG-PCNN 的分割结果

Fig. 9 Segmentation results of RG-PCNN



图 10 SPCNN 的分割结果

Fig. 10 Segmentation results of SPCNN

从图 7(a)—图 10(a)可以看出,由于海水和船的颜色较为相近,因此几种对比方法均受到背景的影响,出现了过分割。本文方法对目标图像的分割效果较好。在图 7(c)—图 10(c)中,本文方法对塔图像中门的细节分割更为理想。总体来说,PCNN^[3]和区域生长算法^[15]对边缘的分割不理想。由于区域生长对初始种子点的选取较为敏感,因此容易出现过分割和欠分割。RG-PCNN^[10]对图像边缘分割的效果较好,但是对初始种子点敏感。此外,PCNN、区域生长算法和 RG-PCNN 算法对目标的分割结果明显受到背景的干扰,使得背景与目标图像相融合,降低了分割的效果。本文所提方法排除了背景图像对目标图像的干扰,而且对边缘的分割效果也比较理想。通过分割结果可以看出,SPCNN 方法的分割效果明显优于其他几种算法。

4.2 图像的客观评价标准

本文采用一致性系数 CC 、Jaccard 相似性系数 SC 、综合指标 IC 作为客观的评价标准^[16],其计算公式分别如式(15)~式(17)所示。3 个评价指标的计算结果分别如表 2—表 4 所列。

1) 一致性系数 CC

$$\begin{cases} d = \frac{2\sum(x_i \cap y_i)}{\sum(x_i \cup y_i)} \\ CC = \frac{3d - 2}{d} \end{cases} \quad (15)$$

其中, d 为 Dice 重合率, x_i 和 y_i 分别表示分割结果和金标准图像。

2) Jaccard 相似性系数 SC :

$$JI = \frac{\sum(x_i \cap y_i)}{\sum(x_i \cup y_i)} \quad (16)$$

Jaccard 相似性系数主要用于计算符号度量或布尔值度量的个体间的相似度。

3) 综合指标 IC

$$IC = CC * SC \quad (17)$$

对于 CC 和 SC 来说,其中一个的取值很大并不意味着分割结果理想,必须综合考虑两者的情况,因此采用 IC 代表两者的综合性能指标。

表 2 图像的一致性系数 CC 的对比

Table 2 Comparison of image consistency coefficient CC

分割图像	PCNN	Region Growing	RG-PCNN	SPCNN
图 6(a)	0.5149	0.5676	0.5789	0.9187
图 6(b)	0.8094	0.9068	0.9060	0.9106
图 6(c)	0.7265	0.7262	0.7266	0.7315
图 6(d)	0.6935	0.4596	0.4094	0.9043
图 6(e)	0.7459	0.7883	0.8692	0.8713

表 3 图像的 Jaccard 相似性系数 SC 的对比

Table 3 Comparison of image Jaccard similarity coefficient SC

分割图像	PCNN	Region Growing	RG-PCNN	SPCNN
图 6(a)	0.6733	0.6526	0.6574	0.9248
图 6(b)	0.8399	0.9148	0.9141	0.9180
图 6(c)	0.7852	0.7851	0.7862	0.7884
图 6(d)	0.5850	0.6492	0.6287	0.9126
图 6(e)	0.7974	0.8253	0.8844	0.8859

表 4 图像的综合指标 IC 的对比

Table 4 Comparison of image integrate coefficient IC

分割图像	PCNN	Region Growing	RG-PCNN	SPCNN
图 6(a)	0.6467	0.6052	0.6149	0.8496
图 6(b)	0.6789	0.8295	0.8282	0.8359
图 6(c)	0.5705	0.5701	0.5726	0.5767
图 6(d)	0.6057	0.6983	0.6574	0.8253
图 6(e)	0.5948	0.6506	0.7687	0.7719

从表 2—表 4 可以看出,几种分割方法对图像(b)的分割效果较好,这主要是由于图像(b)的背景与目标对比度较大,区域具有良好的一致性。将本文方法及对比方法的分割结果与金标准图像进行对比。从客观评价结果来看,PCNN 方法忽略了图像像素的区域性与空间特性,容易造成过分割,因此 PCNN 的一致性系数较差,图像分割后的区域均匀性较低。Region Growing 方法考虑了图像之间的均匀性;但是对背景与目标对比度低的图像容易造成过分割,降低了分割的相似性。RG-PCNN 方法结合区域生长的区域性和 PCNN 的耦合特性,提高了 PCNN 方法的均匀性;但是对背景及噪声较为敏感。本文方法通过结合显著性滤波算法,消除了背景的干扰,提高了分割结果与 Berkeley 金标准图像的相似性。另外,本文通过引入耦合距离避免了过分割现象,保证了分割图像的区域一致性。与 PCNN,Region Growing 和 RG-PCNN 方法相比,本文方法的一致性系数、相似性系数和综合指标均得到了较大的提升。

结束语 本文提出一种基于显著性和脉冲耦合神经网络(SPCNN)的图像分割方法。首先,根据显著性图像自动确定初始种子点,并且通过显著性图像,采用最大类间方差法分离出目标图像,然后结合 PCNN 的耦合特性对目标图像进行分割。本文的 SPCNN 主要有以下 3 个优点:1)SPCNN 模型能够根据显著性图像提取出目标图像,直接对目标图像进行分割,大大减少了误分割现象;2)与其他基于区域生长的算法相比,SPCNN 模型可以自动确定初始种子点,避免了繁琐的人工交互过程;3)通过对生长规则的改进,防止了像素在区域生长过程中的过分割现象,且其对图像边缘的分割较为理想。受计算机视觉中的视觉焦点的启发,可以把种子点与视觉焦点相结合。首先,迭代计算移动的视觉焦点,把获得的视觉焦点当作初始种子点;其次,根据每个视觉焦点与每个像素之间的距离确定区域生长的范围;最后,获得分割图像。下一步的研究侧重于图像分割与人类视觉机理的结合,这是一个重要的研究方向。

参 考 文 献

- [1] ZHAN K, SHI J H, LI Q Q, et al. Image Segmentation using Fast Linking SCM[C]//International Joint Conference on Neural Networks. Ireland:IEEE Press, 2015:1-8.
- [2] CHEN Y L, PARK S K, MA Y D, 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.
- [3] ZHOU D, ZHOU H, GAO C, et al. Simplified parameters model of PCNN and its application to image segmentation[J]. Pattern Analysis and Applications, 2016, 19(4):939-951.
- [4] 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)
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.
- [5] AN Q, LI M, HE Y J, et al. Novel PCNN model and its application on imagesegmentation [J]. Computer Science, 2014, 41(6A):215-217. (in Chinese)
安琦,李敏,何玉杰,等.一种优化脉冲耦合神经网络模型及在图像分割中的应用[J].计算机科学, 2014, 41(6A):215-217.
- [6] WANG A W, SONG Y J. Image segmentation based on pulse coupled neural network[J]. Computer Science, 2017, 44(4):317-322. (in Chinese)
王爱文,宋玉阶.基于脉冲耦合神经网络的图像分割[J].计算机科学, 2017, 44(4):317-322.
- [7] XU G Z, ZHANG L, ZOU Y B, et al. Retinal blood segmentation with adaptive PCNN matched filter[J]. Optics and Precision Engineering, 2017, 25(3):756-764. (in Chinese)
徐光柱,张柳,邹耀斌,等.自适应脉冲耦合神经网络与匹配滤波器相结合的视网膜血管分割[J].光学精密工程, 2017, 25(3):756-764.
- [8] 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(C):528-538.
- [9] HELMY A K, EL-TAWEEL G S. Image segmentation scheme based on SOM-PCNN in frequency domain[J]. Applied Soft Computing, 2016, 40:405-415.
- [10] STEWART R D, FERMIN I, OPPER M. Region Growing With Pulse-Coupled Neural Networks: An Alternative to Seeded Region Growing [J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2002, 13(6):1557-1562.
- [11] LU Y, MIAO J, DUAN L J, et al. A new approach to image segmentation based on simplified region growing PCNN[J]. Applied Mathematics and Computation, 2008, 205(2):807-814.
- [12] TONG N, LU H C, ZHANG L H. Saliency Detection with Multi-Scale Superpixels[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2014, 21(9):1035-1039.
- [13] JOHNSON J L, PADGETT M L. PCNN Model and Applications[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 1999, 10(3):480-497.
- [14] WANG Z B, MA Y D, CHENG F Y. Review of pulse-coupled neural networks[J]. Image and Vision Computing, 2010, 28(5):5-13.
- [15] ADAMS R, BISCHOF L. Seeded region growing[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 1994, 16(6):641-647.
- [16] CHANG H H, ZHUANG A H, VALENTINO D J, et al. Performance measure characterization for evaluating neuroimage segmentation algorithms [J]. Neuroimage, 2009, 47(1):122-135.