

# 一种改进型脉冲耦合神经网络及其图像分割<sup>1</sup>

张军英<sup>1,2</sup>, 樊秀菊<sup>2</sup>, 董继扬<sup>1</sup>, 石美红<sup>3</sup>

(1) 西安电子科技大学计算机学院, 陕西西安 710071;

2) 西安电子科技大学雷达信号处理国家重点实验室, 陕西西安 710071;

3) 西安工程科技学院信息与控制系, 陕西西安 710048)

**摘要:** 本文结合人类视觉系统(HVS)对图像信息含量区域敏感度不同这一特性,以神经元接近点火程度的一致性描述图像空间邻域所含的信息量,对通常的脉冲耦合神经网络模型(PCNN- Pulse Coupled Neural Network)进行了改进,提出了一种基于改进PCNN的图像自适应分割算法.该算法根据像素及其周边区域的信息量大小发放不同值的脉冲,从而自适应地将图像分为多个不同等级的高低信息区域,较好地仿真了人类视觉系统特性.最后对用这种方法进行图像分割的结果进行基于信息量的图像压缩,在压缩比和重建图像主观视觉感知质量上均达到了良好的性能,表明了本文算法的可行性和有效性.

**关键词:** 脉冲耦合神经网络; 图像分割; 图像信息; 图像压缩

**中图分类号:** TN911.73      **文献标识码:** A      **文章编号:** 0372-2112 (2004) 07-1223-04

## Image Segmentation Based on a Modified Pulse-Coupled Neural Network

ZHANG Junying<sup>1,2</sup>, FAN Xiujie<sup>2</sup>, DONG Jiyang<sup>1</sup>, SHI Meihong<sup>3</sup>

(1) Computer Institute, Xidian University, Xi'an, Shaanxi 710071;

2) National Key Lab for Radar Signal Processing, Xidian University, Xi'an, Shaanxi 710071;

3) Information & Control Department, Xi'an Engineering Science & Technology Institute, Xi'an, Shaanxi 710048, China)

**Abstract:** Based on the property of Human Vision System(HVS) that human eyes sensitivity to an image varies with different informative regions of the image, Pulse-Coupled Neural Network(PCNN) model is modified for image segmentation. The modified PCNN stimulated by an input image has pulse output with multiple pulse values rather than two, according to the local information rate of the input image. This results in segmentation of the image with respect to local information rate delivered by the image. Experiments on image segmentation with our method and image compression on the segmented images that the lower the information rate is, the higher the compression rate is, show much better performance in both compression rate and subjective perceptual quality of the reconstructed image compared to image segmentation with standard PCNN and image compression with an overall compression rate.

**Key words:** pulse-coupled neural networks; image segmentation; information; image compression

## 1 引言

图像分割是由图像处理进入到图像分析和理解的关键步骤,分割的好坏直接影响到后续图像分析的质量<sup>[7]</sup>.如何更有效、自适应地实现图像分割,一直是困扰人们的一个难题<sup>[6]</sup>.近年来,基于Eckhorn的猫视觉皮层模型<sup>[1]</sup>的脉冲耦合神经网络(PCNN) Pulse Coupled Neural Network)已被广泛应用于图像平滑、分割以及边缘检测等图像处理领域的研究中<sup>[2~4]</sup>,显示了其优越性.在用PCNN进行图像处理时,通常以每像素对应一个神经元,利用神经元的同步脉冲发放特性进行各种图像处理,这里,同步性是以像素的空间邻近和灰度相似为基础

的.一般地,采用阶跃函数作为神经元的激励函数,神经元的脉冲值与其前突触势的大小、邻近像素灰度梯度变化率等因素无关.这种模型虽然具有一定的生物学依据,却给其应用带来了固有的局限性.例如,在图像分割应用中,由于神经元的二值特性,分割结果也只能是一幅二值图像,无法进一步体现图像的层次性,并且由于未考虑到各分割区域信息量的大小,用此分割结果进行后续的图像分析将带来严重的信息丢失.

为此,本文结合人眼对图像各个区域敏感度不同这一视觉系统特性<sup>[5]</sup>,对通常的PCNN模型进行了改进,将PCNN的基于像素的空间邻近和灰度相似同步发放脉冲(仅为二值)改进为改进型PCNN的基于像素的空间邻近和信息量相似同步

发放脉冲(可为多值),使神经元的输出脉冲等级体现了相应像素邻近区域的信息量等级,实现了基于信息量的自适应图像分割.通过对分割结果进行基于信息量的图像压缩,与运用通常的 PCNN 进行图像的二值分割和压缩相比,在压缩比和重建图像的主观视觉感知上均获得了良好的性能.

本文第二节给出 PCNN 一般模型的描述,并指出这种二值型输出函数的网络在图像分割应用中的不足;第三节结合人类视觉系统(HVS- Human Vision System)特性,提出一种改进型的 PCNN 模型,使得神经元能够根据象素周边区域的信息量大小发放不同值的脉冲,从而自适应地将图像分为多个不同等级的高、低信息区域;第四节给出了图像分割和压缩的实验和结果,并对结果进行讨论;第五节对本文工作进行总结.

## 2 脉冲耦合神经网络

脉冲耦合神经网络是在生物模型启发下产生的一种图像处理算法,它是基于 Eckhorn 提出的猫视觉皮层模型的一种拓展,用数学方程描述为<sup>[2]</sup>:

$$F_{ij}(n) = e^{-A_F S} F_{ij}(n-1) + S_{ij} + V_F \sum_{k,l} M_{ijkl} Y_{kl}(n-1) \quad (1)$$

$$L_{ij}(n) = e^{-A_L S} L_{ij}(n-1) + V_L \sum_{k,l} W_{ijkl} Y_{kl}(n-1) \quad (2)$$

$$U_{ij}(n) = F_{ij}(n) + B L_{ij}(n) \quad (3)$$

$$H_{ij}(n) = e^{-A_H S} H_{ij}(n-1) + V_H Y_{ij}(n-1) \quad (4)$$

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

其中,下标  $ij$  为神经元的标号,  $S_{ij}$  为相应神经元的外部刺激,  $F_{ij}$  为馈送输入,  $L_{ij}$  为链接输入,  $U_{ij}$  为内部激活,即前突触势,  $H_{ij}$  为动态阈值,  $M$  和  $W$  为连接权矩阵,  $V_F$ 、 $V_L$ 、 $V_H$  为幅度常数,  $A_F$ 、 $A_L$ 、 $A_H$  为相应的衰减系数,  $S_i$  为时间常数,  $B$  为链接系数,  $n$  为迭代次数,  $Y_{ij}$  为输出.

将一个二维网络的  $M \times N$  个神经元分别与二维输入图像的  $M \times N$  个像素相对应,象素  $j$  的灰度值作为网络神经元  $ij$  的外部刺激  $S_{ij}$ .若将所有神经元的初始值设为 0,则在第一次迭代时,神经元的内部激活  $U_{ij}$  就等于外部刺激  $S_{ij}$ ,这时该神经元输出为 1,称其发生了自然点火.当一神经元  $j$  点火 ( $Y_{ij} = 1$ ) 时,其阈值  $H_{ij}$  将急剧增大,然后随时间指数衰减.当阈值衰减到小于或等于相应的内部激活  $U_{ij}$  时,该神经元再次点火,同时其阈值再一次增大.随着这一过程的继续,神经元的输出就生成了一个脉冲序列信号.在脉冲产生的过程中,点火的神经元就会通过与相邻神经元的相互连接作用激励邻近的神经元点火,称该神经元被捕获点火,邻近的神经元点火后又会捕获其邻近的神经元点火,从而在激活区中就会产生一个自动波向外传播.因此,如果有一个神经元集群接近点火阈值,则任一个神经元的点火都会触发整个集群的集体点火.由于这些神经元集群对应于图像中具有相似性质的一些小区域,因此,应用这种同步性便可进行图像分割.

因此,用这样的脉冲耦合神经网络进行图像分割,它将是基于图像象素强度邻近相似性的图像二值分割.由于网络的变阈值特性(阈值的指数衰减特性),使得图像在亮度大的区域相对分割得较为粗糙,符合人眼对亮度响应的非线性特性,

即,人眼在平均亮度大的区域对灰度误差不敏感.这种分割方法具有很好的自适应性,某一神经元的点火不仅与该神经元所受到的外部刺激(对应象素亮度)有关,还与其邻近神经元的点火情况有关,从而其分割结果比传统的阈值分割方法具有更高的准确性.

由于在模型中采用阶跃函数作为神经元的激活函数,神经元的输出是二值的,所得到的分割结果是一幅二值图像.这使得图像本身的层次性受到了很大的限制,特别是对于复杂的图像,这种二值分割结果将会丢失很多信息,不利于后续的图像分析.例如,在图像压缩中,二值的分割结果使得信息高低的区分标准难于确定,从而不能把图像内容和压缩比结合起来,对整个图像一概而论,将导致图像的压缩率太小或者信息损失太大.若能用多值的分割图像表征不同的信息含量等级,则图像的压缩率和信息损失率容易得到平衡,从而达到满意的压缩结果.这就需要一种多值的以信息量的大小为标准的图像分割算法.下面我们提出一种改进型的 PCNN 模型对图像进行多级分割,并有效运用分割结果进行图像压缩.

## 3 改进型 PCNN 及其图像分割

我们知道,在一幅图像中,图像块内部的特性和周围区域的特性存在一定的差异.人类视觉系统(HVS)对每一区域的敏感度也有所不同<sup>[5]</sup>,一般地,HVS 的敏感区域为灰度变化不规则或灰度变化大的区域,在这些区域中包含的信息量大,为图像的高信息区域,对人们理解图像特别重要;而灰度变化较规则或灰度变化较小的区域中所包含的信息量较少,为图像的低信息区域,HVS 对这些区域敏感性较差.

显然,对图像依据其高信息区和低信息区进行图像分割具有重要意义,仅就图像压缩而言,图像的高信息区和低信息区采取不同的压缩策略可有效提高整个图像压缩的效率就可明显看到这一点.为此,我们将 PCNN 神经元的激活函数改进为

$$\begin{cases} D_{ijc}(n) = U_{ijc}(n) - H_{ijc}(n) \quad icj \in I \#_j \\ \ddot{D}_{ij}(n) = \sum_{icj \in I \#_j} |D_{ij}(n) - D_{ijc}(n)| \\ Y_{ij} = \left[ \frac{\ddot{D}_{ij}(n)}{\max \ddot{D}(n) - \min \ddot{D}(n)} \right] @L \end{cases} \quad (5)$$

其中,  $[\ ]$  为向上取整算符,  $L$  为信息量等级参数;  $U_{ij}(n)$  为第  $n$  次迭代时神经元  $ij$  内部行为,  $H_{ij}(n)$  为相应神经元的阈值,  $D_{ij}(n)$  为两者之差;  $\ddot{D}_{ij}(n)$  反映了图像在以神经元  $ij$  为中心的窗口  $\#_j$  (实验中为  $3 \times 3$  窗口)内神经元内部激励和阈值之差变化的激烈程度;  $\max \ddot{D}(n)$  和  $\min \ddot{D}(n)$  分别为  $\ddot{D}(n)$  的最大、最小矩阵元,这里  $\max \ddot{D}(n) - \min \ddot{D}(n)$  起归一化作用.采用式(5.)作为神经元的激活函数后,神经元的脉冲共有  $L+1$  个可能值  $0, 1, 2, \dots, L$ . 称以式(5.)为神经元激活函数的 PCNN 为改进型 PCNN.

由式(5.)可以看到,网络神经元的输出不再是二值的,而是由  $\ddot{D}_{ij}$  的  $L+1$  级阶跃函数所给出的  $L+1$  级输出,其输出值为  $0, 1, 2, \dots, L$ .  $\ddot{D}_{ij}$  描述了在以神经元  $ij$  为中心的窗口  $\#_j$  内神经元的内部行为  $U_{ijc}$  与阈值  $H_{ijc}$  之差的平均变化情况.显

然,这个平均变化并不正好是图像像素亮度  $S_{ijc}$  在同一窗口内的平均梯度

$$\bar{S}_{ij}(n) = \sum_{i \in \Omega_{ij}} |S_{ij}(n) - S_{ijc}(n)|$$

实际上,对于用 PCNN 进行图像分割而言,我们认为,窗口内神经元接近点火的程度越一致(即  $\bar{D}_{ij}$  越小),图像在该窗口内的信息量越小,该窗口越属于低信息区,反之,信息量越大,该窗口越属于高信息区,而神经元的内部行为  $U_{ijc}$  与阈值  $H_{ijc}$  之差则反映了神经元  $ijc$  接近点火的程度。

注意到神经元  $j$  的内部行为  $U_{ij} = F_{ij}(1 + B_{ij})$  是对应神经元的馈送输入  $F_{ij}$ (与对应像素亮度有关,还与周围神经元的点火情况有关)经过与其链接的神经元的点火刺激  $L_{ij}$  的结果,而神经元的输出可为多个数值,因此神经元  $ij$  邻域神经元  $ijc$  的输出值越大,所造成的对神经元  $j$  的点火刺激和捕获的贡献就越强,使神经元  $ij$  越接近于与神经元  $ijc$  同时点火。

因此,这里所提出的基于改进型 PCNN 的图像分割是一种自适应的图像分割,即(1)以窗口内由神经元的点火接近程度变化大的区域/小的区域作为图像的高/低信息区;(2)神经元的点火接近程度不仅与对应像素的亮度有关,还与邻域像素对应神经元的输出强度(信息量等级)有关。

尽管改进型 PCNN 网络的工作原理与通常的 PCNN 一样,都是利用网络的脉冲捕获特性,以图像像素的邻近相似性为集群产生同步脉冲发放,但所针对的邻近相似性含义不同。通常的 PCNN 所针对的是像素在图像中的亮度邻近相似性,而改进 PCNN 所针对的则是像素在图像中所包含信息量的邻近相似性。神经元与其邻域神经元的内部激励和阈值之差变化的激烈程度在一定程度上反映了相应像素点在图像中所包含的信息量。由于神经元的输出为多值,所以网络的输出为不同信息含量等级的多值分割图像,解决了传统 PCNN 进行图像分割输出仅为二值图像和不能依据信息量大小对图像进行分割的不足。在实际应用中,  $L$  的数值可根据实际需要适当选取。

#### 4 实验结果与讨论

我们以大小为  $256 @ 256$  的 24 位真彩色 Lena 图像为对象,见图 1(a),构造一个  $256 @ 256$  的二维神经网络,将 Lena 彩色图像转化为亮度图像并以其灰度值作为网络的外部刺激输入到网络中。用通常的 PCNN 模型进行分割的结果见图 1(b)。对于改进型的 PCNN 模型,我们选取  $L=3$  和  $L=6$  两种不同的参数分别对 Lena 图像进行分割,所得的结果如图 1(c)和(d)所示。网络中每一神经元只与欧氏距离小于等于  $r$  ( $r=3$ ) 的相邻神经元链接,即式(1)和(2)中的  $M$  和  $W$  的模板取为

$$\begin{bmatrix} 1/\sqrt{2} & 1 & 1/\sqrt{2} \\ 1 & 1 & 1 \\ 1/\sqrt{2} & 1 & 1/\sqrt{2} \end{bmatrix}, \text{其它参数分别取为: } B=0.02, V_i=50, V_f=$$

$$V_L=11.0, A_f=0.1, A_i=0.2, A_e=0.3.$$

基于人类视觉系统的图像压缩目标是在保持一定的重建图像主观视觉感知质量的前提下,达到尽可能高的压缩比。基于这种思想,我们在基于信息量的图像分割基础上进行图像

压缩,对于不同的信息区域采用不同的压缩比。我们采用了 DCT 变换结合动态 Huffman 编码的顺序编码方法,在编码时对不同的区域分配不同的质量等级。高信息区域即人类视觉敏感的区域对人们理解整个图像和对恢复图像的质量起决定作用<sup>[5]</sup>,要求编码有最小的失真,为此我们减小了量化的步长,以得到好的图像质量;对于低信息区域即人类视觉不敏感的区域,增大了量化的步长,以提高压缩比。此分割压缩方法在压缩比和重建图像的主观感知质量上达到了较好的平衡,如图 1(f)所示为在改进型 PCNN 在  $L=3$  时的分割结果基础上压缩重构的图像结果,压缩比  $C_R=361.71$ 。图 1(e)为在通常的 PCNN 分割结果基础上压缩重构的图像结果,由于各个分割区域不能代表图像的信息含量等级,所以在此分割的基础上我们无法采用基于图像内容(这里指图像信息量)的图像压缩,而是对于整幅图像采用统一的量化步长进行图像压缩,这时所获得的压缩比为  $C_R=201.31$ 。比较图 1(b)的基于通常 PCNN 的图像二值分割、图 1(c)的基于改进 PCNN 的图像三值分割和图 1(d)的基于改进 PCNN 的图像六值分割结果,可以看到,



图 1 基于 PCNN 的图像分割结果。(a)为 Lena 原始图像;(b)为通常的 PCNN 的分割结果;(c)为改进型 PCNN 在  $L=3$  时的分割结果;(d)为改进型 PCNN 在  $L=6$  时的分割结果;(e)为在图 1(b)的分割结果基础上压缩重构的图像(压缩比为 201.31);(f)为在改进型 PCNN 在  $L=3$  时的分割结果的基础上压缩重构的图像(压缩比为 361.71)

图 1(b)中几乎没有头发细节和左侧脸庞的信息,图 1(c)中保留了大部分头发细节和部分左侧脸庞的信息,而图 1(d)中则保留了更多的头发细节和左侧脸庞的信息,这也就是图 1(f)的重建图像与图 1(e)的重建图像在视觉上的主观质量相当、而压缩比却有明显提高(20131 提高到 36171)的原因所在,表明了本文所提出的改进型 PCNN 及基于此的图像分割方法的有效性。

对比通常的 PCNN 和改进型 PCNN 的图像分割结果可以看到:

(1)通常的 PCNN 神经元的脉冲发放与否仅考虑自身内部激活  $U_j$  与阈值  $U_j$  之差,忽略了周边象素灰度的变化。周边象素的灰度变化虽然可以通过反馈作用影响神经元的感受野,在一定程度上影响网络的脉冲捕获特性,但这种影响并不是决定神经元脉冲发放的主要因素,而且周边象素灰度变化的激烈程度也不能得到充分的体现。因此,利用通常的 PCNN 进行图像分割,虽与传统阈值分割相比有一定的自适应性,但仍未反映图像区域信息量特征,它只基于空间邻近和灰度相似性集群象素获得图像的二值分割,如图 1(b)。况且,神经元输出的二值性,使分割结果无法很好体现图像的层次性,也反应不了图像信息量的分布状况,故无法根据所分割的区域进行基于不同分割区域采用不同压缩比的图像压缩。

(2)改进型 PCNN 以空间邻近神经元接近点火程度的一致性反映图像像素的信息量大小,并基于空间邻近和信息量相似来集群象素,获得对图像的多值分割,从而分割结果能很好体现图像的层次性和图像中信息量的分布状况,如图 1(c)和(d)中灰度值的大小反映的是图像象素区域信息含量的大小。同时,改进型 PCNN 仍具有原 PCNN 所具有的对图像的自适应分割能力,所实现的不是图像的自适应二值分割,而是图像基于信息量的自适应多值分割。

(3)信息量等级  $L$  可根据实际需要进行调整。一般地,  $L$  越大,神经元发放的脉冲等级越多,分割的图像信息量的级别也越多,分割结果就较为精细,层次性较好;  $L$  越小,分割的图像信息量的级别也越少,分割结果就较为粗糙。图 1(c)和(d)表明了这一点。通常对应越大的  $L$ , 图像压缩的质量越好,但相应的图像压缩和重构过程较复杂。因此需要利用  $L$  的可调性,根据不同图像的分割要求选择合适的  $L$  值。

(4)基于改进型 PCNN 的图像分割,以图像象素及其邻域象素所包含的信息量作为图像分割的依据,在此基础上进行图像压缩,对不同信息含量区域采用不同的压缩比,有效提高了压缩比,并保证压缩后的重构图像具有高的主观感知质量;而用通常的 PCNN 进行图像分割,其分割依据为图像象素的灰度邻近相似性,各分割区域不能代表图像信息含量的大小,从而无法针对不同信息量的区域采用不同压缩比,只能对整个图像一概而论地用同一压缩比,导致图像的压缩比太小或者信息损失太大,而在改进型 PCNN 图像分割的基础上进行

的基于图像信息量的图像压缩,在获得同等重建图像主观感知质量情况下,可以获得高得多的压缩比。

## 5 结论

本文结合人类视觉特性,以信息量大小作为图像的分割标准,提出了一种改进型的 PCNN 及基于此的图像自适应分割方法,解决了通常 PCNN 对图像处理能力的不足,对于对比度不明显的图像也能做到很好的分割,分割的结果较好地仿真了人类视觉特性。鉴于此分割方法的通用性和对人类视觉特性的模拟,应用于图像压缩,有效地提高了压缩比并使压缩后的图像具有很高的主观感知质量。

## 参考文献:

- [1] R Eckhorn, H J Reibock, M Arndt, P W Dicke. A neural networks for feature linking via synchronous activity, results from cat visual cortex and from simulations[A]. In Models of Brain Function[C]. R M J Co2terill, Ed Cambridge, U K: Cambridge Univ. Press, 1989.
- [2] J L Johnson, M L Padgett. PCNN models and applications[J]. IEEE Trans, Neural Networks, May 1999, 10(3):
- [3] G Kuntimad, H S Ranganath. Perfect image segmentation using pulse coupled neural networks[J]. IEEE Trans, Neural Networks, May 1999, 10(3):
- [4] Thomas Lindblad, Jason M Kinsler. Image Processing Using Pulsed Coupled Neural Networks[M]. Springer-Verlag, 1998.
- [5] 单志广,魏涛,扬扬.一种基于视觉熵的图像分割压缩方法[J].北京科技大学学报,2000,22(2):182-189.
- [6] C C Hung. Knowledge based image segmentation[D]. Ph D dissertation, Dept. Comput. Sci, Univ, Alabama. Huntsville. 1990.
- [7] 章毓晋.图像处理与分析[M].北京:清华大学出版社,1999.

## 作者简介:

张军英 女,1961年生,博士,教授,博导,中国电子学会高级会员,IEEE会员,西安电子科技大学学科带头人。目前主要从事人工神经网络、智能信息处理、生物信息学、遗传算法、模式识别、信号处理等方面的研究工作,已发表学术论文80余篇。

E-mail: jyzhang\_zxx@yahoo.com

樊秀菊 女,1979年生,2000年毕业于西安电子科技大学计算机应用专业,现为西安电子科技大学计算机应用专业研究生,主要研究兴趣为图像处理、智能信息处理、脉冲耦合神经网络。

E-mail: xjl\_fan@263.net

董继扬 男,1974年生,西安电子科技大学电子工程研究所博士后,主要从事人工神经网络、图像处理、遗传算法以及混沌数据处理等方面的研究。

石美红 女,教授,1957年生,1982年毕业于西安理工大学自动控制专业,现为西安工程科技学院信控系计算机与技术专业教研室主任。目前主要从事数据库应用、模式识别、人工神经网络等方面的教学与科研工作,已发表学术论文多篇。