

基于抑制性突触多层神经元群放电编码的图像边缘检测

廖进文 范影乐* 武 薇 高云园 李 轶

(杭州电子科技大学模式识别与图像处理实验室, 杭州 310018)

摘 要: 图像边缘检测所获得的目标轮廓细节质量, 对于后续图像分析或理解过程具有重要作用。提出一种基于视觉机制的图像边缘检测新方法: 构建抑制性突触连接的多层神经元群, 在待检测图像的激励下, 分析 7×7 像素视觉感受野窗口内互连接神经元的脉冲放电过程, 记录发放时刻进行次序编码; 同时考虑神经元之间的侧向抑制作用, 在选择注意机制作用下获得增强图像; 之后利用 Log-Gabor 滤波器模拟视觉系统中的方向选择特性, 获取 8 个方向的滤波结果, 经过输出层神经元群的融合处理并经灰度映射到 0 ~ 255 的范围后获得边缘图像。对含有丰富边缘细节特性的 24 幅菌落图像进行处理, 其处理结果的 ROC 评价指标均值为 0.698 4, 优于 PCNN 法的 0.659 3; 从评价指标的均方差来看, 该结果具有更好的一致性。另外, 从信息熵评价指标来看, 该方法同样具有一定的优势, 能够有效提取图像的边缘信息, 而且也能反映更多层次的图像细节。所提出的方法为利用视觉生理特性进行图像处理提供了崭新而有效的思路。

关键词: 边缘检测; 神经元群; 抑制性突触; 选择注意机制; ROC 指标

中图分类号 R318 文献标志码 A 文章编号 0258-8021(2014) 05-0513-012

Image Edge Detection Based on Spike Coding of Multilayer Neuronal Population with Inhibitory Synapse

LIAO Jin-Wen FAN Ying-Le* WU Wei Gao Yun-Yuan LI Yi

(Laboratory of Pattern Recognition and Image Processing, Hangzhou DianZi University, Hangzhou 310018, China)

Abstract: Details of objects' contour can be acquired from the edge detection, which are considered important for image analysis and understanding correctly. In this paper, a new method for image edge detection was proposed based on vision mechanism. Multilayer neuronal population with inhibitory synapse was constructed to receive the stimuli from an awaited image, and the process of pulse spiking from connected neurons in the 7×7 window of visual receptive field was analyzed, spiking times were recorded for rank coding. Considering the effect of lateral inhibition between neurons, images with the mechanism of selective attention were enhanced; then Log-Gabor filter was adopted to stimulate the orientation selectivity of visual system for obtaining the filtering results of 8 orientations, the edge map could be acquired through integration processing of the output neuron layer and gray mapping to the range between 0 and 255. Taken the colony images with abundant edge details for processing, the mean value of ROC index for the results was 0.698 4, better than that of PCNN, which was 0.659 3; the results of the new method were better in the view of consistency in terms of the mean square deviation. Additionally, the new method also owning certain advantages in terms of information entropy, indicating the method proposed could extract edge information effectively and reflect image details in more levels. The method of edge detection proposed in the paper provides a new and effective idea for the image processing based on visual physiological characteristics.

Key words: edge detection; neuronal population; inhibitory synapse; selective attention mechanism; ROC index

doi: 10.3969/j.issn.0258-8021.2014.05.01

收稿日期: 2014-04-28, 录用日期: 2014-07-04

基金项目: 国家自然科学基金(61201300); 浙江省教育厅科研项目(Y201328513); 浙江省人事厅留学回国人员科研启动基金

* 通信作者 (Corresponding author), E-mail: fan@hdu.edu.cn

引言

图像边缘是指图像的灰度或色彩值发生跃变的区域,它提供了目标轮廓、纹理以及光线明暗等图像的关键信息,在自动化机器视觉和医学图像辅助诊断等应用的特征提取、目标识别甚至对象感知过程中都发挥着重要的作用。传统的图像边缘检测方法主要有两类。

一类为基于梯度的方法^[1],常见的有 Sobel 边缘算子等,由于是从一阶微分等纯数学角度来衡量阶跃响应,因此对图像边缘定位比较准,但边缘平滑性不高,而且在简单的阈值化过程中会丢失许多细节信息。另一类为基于视觉系统认知特性的方法,常见的有 Log 滤波法^[2],具有无方向二阶微分特性,其定位精度以及边缘连续性较好。但由于 Log 滤波法需要进行图像平滑的预处理,因此在边缘检测中存在着噪声消除与细节丢失的矛盾。

考虑到大脑在视觉信息提取与感知、运动目标检测与识别等方面具有强大的功能,而视觉轮廓感知是实现这些高智能行为的基础,因此从生物视觉机制出发,利用具有神经电生理特性的神经元网络实现图像的边缘检测^[3-5]一直是计算神经科学的研究热点之一。例如,采用经过微分进化算法优化后的细胞神经网络 (cellular neural network, CNN) 对图像边缘进行检测^[6],与传统的 Sobel 算子等方法相比获得的边缘更加平滑。再如,基于脉冲神经网络 (spiking neural networks) 考虑动作电位的发放时间,同时结合基于 winner-take-all 学习方法的赫布学习律 (Hebbian learning),对图像进行分割以及对边缘进行检测^[5],并且获得了有效的结果。最近,还有研究者利用脉冲耦合神经网络 (pulse coupled neural network, PCNN) 的参数自动调节特性,对彩色图像进行边缘检测^[7]。虽然上述方法构建了神经网络对图像边缘进行检测,与传统方法相比也具有一定的优势,但它们基本上是对视觉机制的黑箱模拟,忽视了突触连接在实现神经网络功能中的显著作用,并且丢失了诸如神经元放电编码方式、选择注意、侧向抑制以及方向选择等视觉机制的重要特性。因此,笔者提出一种基于神经元群放电编码的图像边缘检测方法,并以具有丰富细节的微生物菌落边缘检测作为具体应用,充分考虑神经网络及视觉机制的作用,检测出的图像边缘不仅清晰而且也较完整,尤其在弱小细节的检测方面具有较大的优势,从而为利用视觉机制进行图像处理提供

了一种新的思路。

1 材料与方法

1.1 神经元群网络

利用抑制性突触形成多层互连的神经元群,结合各神经元首次放电的先后次序,实现对输入信息的快速编码处理,通过神经元侧向抑制增强对图像边缘信息的识别,在此基础上实现选择注意机制获取包含受关注区域的显著性图像;采用 Log-Gabor 滤波器模拟视皮层方向的选择特性,使其符合视觉认知特性,并减少冗余数据对后续处理的影响。

1.1.1 抑制性突触

神经元群网络是由各个神经元及负责神经元之间信息交流的突触组成的,其中神经元模型对于构建神经网络具有关键的作用。考虑到各种神经元电生理模型的计算效率以及数学分析性能^[8-9],笔者选择 izhikevich 神经元模型^[10]用于构建神经元群网络,该模型的数学表达式如下:

$$\begin{cases} \frac{dv}{dt} = 0.04v^2 + 5v + 140 - u + I_{\text{ext}} \\ \frac{du}{dt} = a(bv - u) \\ \text{(如果 } v \geq v_{\text{thresh}}, \text{ 则 } c \leftarrow c, u \leftarrow u + d) \end{cases} \quad (1)$$

式中, v 为细胞膜电位, u 为细胞膜恢复变量, I_{ext} 为输入刺激, a 、 b 、 c 和 d 为模型参数, v_{thresh} 为阈值。

设置 $a = 0.02$, $b = 0.2$, $c = -65$, $d = 6$, $v_{\text{thresh}} = 30$ 。如果 $v \geq v_{\text{thresh}}$, 神经元发放脉冲,同时 v 被重新设定为 c , u 被重置为 $u + d$; 如果 $v < v_{\text{thresh}}$ 那么神经元不发放动作电位。

神经元通过突触相互连接构成神经元网络,突触负责神经元之间的信息交换。大脑的学习与记忆功能很大一部分是由于突触的作用^[11-12],同时考虑到神经抑制的存在为邻近神经元提供了必要的自治性以及独立性,对神经元网络的稳定性具有重要作用^[13],因此为了更好地利用视觉机制实现图像边缘检测的功能,在本研究所构建的神经元群中引入了突触的作用,提出采用基于距离因素的抑制性突触实现神经元的互连。通常一个神经元对其余神经元产生抑制作用的强度会随着距离的增大而逐渐减弱,因此设置一个 $N \times N$ 大小的连接窗口作为神经元抑制作用范围,定义距离 $d(k, l)$ 表示连接窗口内位于 (m, n) 处的神经元到 (k, l) 位置神经元的距离,计算如下:

$$\begin{aligned} d(k, l) &= \sqrt{(k - m)^2 + (l - n)^2} \\ (k, l &= 1, 2, \dots, N; m, n = 1, 2, \dots, N) \end{aligned} \quad (2)$$

记 $d(k, l)$ 的最大值为 d_{\max} , $d(k, l)$ 的最小值为 d_{\min} 。考虑到神经元网络的非线性,同时为避免抑制性突触作用发生较大的波动,对 $d(k, l)$ 进行幂指数转换,转换后的结果如下:

$$\text{nlinear}(k, l) = e^{(\lg d_{\max} - \lg d(k, l))}, d(k, l) \neq 0 \quad (3)$$

设 $\text{nlinear}(k, l)$ 的最大值为 nlinear_max , 最小值为 nlinear_min , 可以定义抑制性突触的作用如下:

$$\begin{cases} \text{synapse_inhibi}(k, l) = \\ 1 + \frac{\text{nlinear}(k, l) - \text{nlinear_min}}{\text{nlinear_max} - \text{nlinear_min}} \times \text{weight}, & (4) \\ (d(k, l) = 0) \\ (d(k, l) \neq 0) \end{cases}$$

式中, weight 为抑制权重, $\text{synapse_inhibi}(k, l)$ 为位于连接窗口 (m, n) 处的神经元对连接窗口 (k, l) 位置神经元的抑制性突触作用大小。

1.1.2 选择注意机制

当一幅图像出现在视野中时,大脑会将注意力迅速地导向视觉环境当中感兴趣的目标,对这些目标施加更多的关注,而忽略其他的背景因素,这就是选择注意机制^[14]。通过场景的颜色、方向、纹理以及其他特征得到显著性图像,也就是基于场景的自底向上方法(bottom-up)^[15-16],在实现过程中不需要先验知识而是基于场景特征来处理的,所以相对而言处理速度较快^[17],符合快速处理的需求。

当然,与其他基于场景的自底向上经典方法^[18]并不完全相同,在本研究中,并非先对原始场景进行特征提取、然后对各种特征进行重构叠加,这主要是考虑特征提取的方式仅能够处理部分场景的特征,并且场景特征信息在提取过程中会有损失,在后续对各种特征进行重构时又需要考虑特征的权重,在权重计算时又不可避免地产生偏差。因此,本研究先将原图像通过上述神经元群网络,从而尽量完整地保留原始场景特征,避免了特征重构过程中产生的信息偏差;之后充分利用视觉感受野、次序编码、侧向抑制等视觉机制来对选择注意区域进行获取,即在上述视觉机制作用的基础上实现选择注意机制,获取包含受关注区域的显著性图像。

通过输入层神经元群网络对输入图像进行处理,将像素信息转换为神经元放电信息,其中采用的神经元数学模型如式(1)所示,抑制性突触的作用如式(2)~式(4)所示。同时,在构建的神经元群网络基础上,对输入信息进行次序编码,以实现快

速处理作用(具体如下所述)。之后,引入神经元侧向抑制作用将图像边缘信息进行凸显,从而最终实现对输入图像受关注区域的选择注意作用。

1.1.2.1 放电编码

传统的观点认为,神经编码信息隐含在神经元放电序列(spike train)中^[19],分析过程实际上是一种点处理操作。由于神经元放电过程涉及离子通道的闭合以及恢复,因此其具有一定的时间尺度,而这很难满足神经系统在视觉轮廓感知中的快速性需求。目前有研究表明,在神经元群或网络中,各个神经元在接受激励后产生首次放电先后次序,就可能已经有效地对输入进行快速的编码和处理^[20-21]。因此,笔者尝试采取次序编码的方式,对感受野中神经元的响应进行处理,根据响应时刻的先后设置相应的权值,以此来表示先产生的响应对后续处理步骤产生较大的影响,从而利用了各神经元的首次放电先后次序,实现对输入信息的快速编码处理。通过构造一个 $M \times M$ 的感受野窗口,与经过输入层神经元群处理后得到的时间矩阵 $T_1(i, j)$ 的 $M \times M$ 局部区域对应,对感受野窗口中对应的时间元素进行升序排序,记录在数组 $\text{templet}(i)$ ($i = 1, 2, \dots, M \times M$) 中,然后对该感受野窗口的时间元素计算改进后的方差,其中,时间元素 $\text{templet}(i)$ 对应的权值为 $e^{(-i)}$, 有

$$\begin{cases} \text{average} = (\sum_{i=1}^{M \times M} \text{templet}(i)) / (M \times M) \\ \text{sum} = \sum_{i=1}^{M \times M} ((\text{templet}(i) - \text{average})^2 \times e^{(-i)}) \end{cases} \quad (5)$$

式中, average 是感受野窗口中各个时间元素的平均值; sum 是对感受野窗口中各个时间元素排序并进行加权后得到的改进方差,将其赋值给感受野窗口的中心点。

1.1.2.2 神经元侧向抑制

在构建神经网络互连时,还引入了大脑皮层神经元之间的侧向抑制作用,也就是处于同一区域的神经元具有相似的功能,但是相互之间处于竞争状态。当一个神经元产生兴奋时,会抑制该区域内其他神经元的兴奋^[22-23],这个特性能够显著加强视觉系统在目标识别时的辨识度,采用神经元侧向抑制以增强对图像边缘信息的识别。神经元侧向抑制的实现如图1所示,其中图1(a)表示当感受野中心的神经元兴奋时会抑制其他神经元的兴奋。

笔者对图 1(a)所描述的侧抑制方式进行了改进,考虑了神经元放电的先后顺序,这样不仅能够凸显图像边缘点,而且能够对不同层次的信息进行针对性的处理,从而表现更丰富的图像边缘信息;采取如图 1(b)所示的神经元侧向抑制方式,若感受野中心点的神经元比其他神经元早兴奋,就会对相应神经元产生抑制作用,反之中心点的神经元会被抑制;图 1(c)为图 1(b)所对应的神经元兴奋性,横轴表示感受野内神经元的编号,纵轴表示神经元的兴奋强度,条形柱越高表示对应的神经元兴奋性越强,越容易兴奋,那么其放电次序就越靠前,如果其兴奋性强度大于中心点,那么就会对中心点的放电活动产生抑制作用。

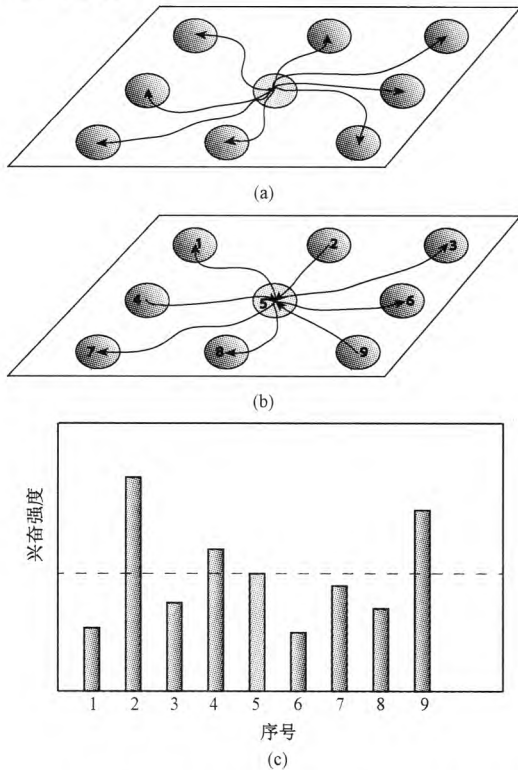


图 1 神经元侧向抑制示意图。(a)传统的侧抑制方式;(b)改进的侧抑制方式;(c)与(b)所对应的神经元兴奋性

Fig.1 Lateral inhibition between neurons. (a) Traditional method of lateral inhibition; (b) Improved method of lateral inhibition; (c) Neuronal excitability described in (b)

1.1.3 方向选择

研究表明,视皮层中的不同神经元对于特定方向的图像边缘会产生优先响应^[24],而对于其他方向的响应不如特定方向强烈,这是由感受野的几何排列所决定的,因此视皮层神经元对于输入刺激具有方向选

择性。考虑到 Log-Gabor 滤波器能够提取特定方向的图像信息,使得检测到的图像特征符合人类视觉系统的认知特性,因此在经过选择注意机制作用及获取图像的受关注区域后,引入 Log-Gabor 滤波器来模拟视皮层方向选择特性,对叠加了选择注意区域的图像边缘进行方向提取,这不仅符合视觉认知特性,而且能够减少冗余数据对后续处理的影响,之后再经过输出层神经元群网络获取边缘图像。

由于 Log-Gabor 滤波器函数在原点的奇异性,所以不能直接得到解析表达式,其频域数学表达式如下:

$$H(f,\theta)=\exp\left(\frac{-\left(\ln(f/f_0)\right)^2}{2\left(\ln(\sigma_f/f_0)\right)^2}\right)\cdot\exp\left(\frac{-\left(\theta-\theta_0\right)^2}{2\sigma_\theta^2}\right)\tag{6}$$

式中, f 和 θ 为待滤波图像的频率和方向, f_0 为中心频率, θ_0 为滤波器方向, σ_f 为径向带宽, σ_θ 为方向带宽。

1.2 图像边缘检测算法

本研究构建了具有抑制突触互连的多层神经元群网络,实现了次序编码、神经元侧向抑制特性,并通过选择注意机制增强了图像的边缘区域信息,之后结合 Log-Gabor 多方向滤波结果以及输出层神经元群网络的作用,有效地获取了边缘图像。程序执行流程如图 2 所示,具体检测算法如下所述。

步骤 1:将原始数字图像 $I_{old}(i,j)$ 输入到输入层互连神经元群 $Neuron_1(i,j)$, 其中神经元与图像像素一一对应,像素值作为对应各神经元的输入。上述 i 和 j 的取值范围分别为: $i=1,2,\cdots,M;j=1,2,\cdots,N$ 。神经元模型如式(1)所示。

首先记录各神经元首次放电的时间,形成时间矩阵 $T_temp(i,j)$ ($i=1,2,\cdots,M;j=1,2,\cdots,N$);之后通过构造一个 7×7 的连接窗口 $W(p,q)$ ($p=1,2,\cdots,7;q=1,2,\cdots,7$),与时间矩阵 $T_temp(i,j)$ 的 7×7 局部区域对应;根据连接窗口内 49 个神经元的放电顺序,决定各神经元之间抑制性突触作用的先后,设置的规则如下:放电在前的神经元先对其他神经元产生抑制作用,放电在后的神经元后对其他神经元产生抑制作用。例如,假设目前已考虑到连接窗口中的放电顺序为第 Z 的神经元,其位置为连接窗口的 $(1,1)$ 处,那么该神经元会对连接窗口内的其余神经元产生抑制作用,具体机制如式(2)~式(4)所述。其中,式(2)的 $m=1,n=1$;式(4)中的抑制权重 $weight$ 可设置为 0.25,

$\text{synapse_inhibi}(k,l)$ 表示放电顺序为第 Z 的神经元对连接窗口 (k,l) 位置神经元的抑制性突触作用。在连接窗口中,其他神经元的抑制性突触作用按上述规则亦可获得。

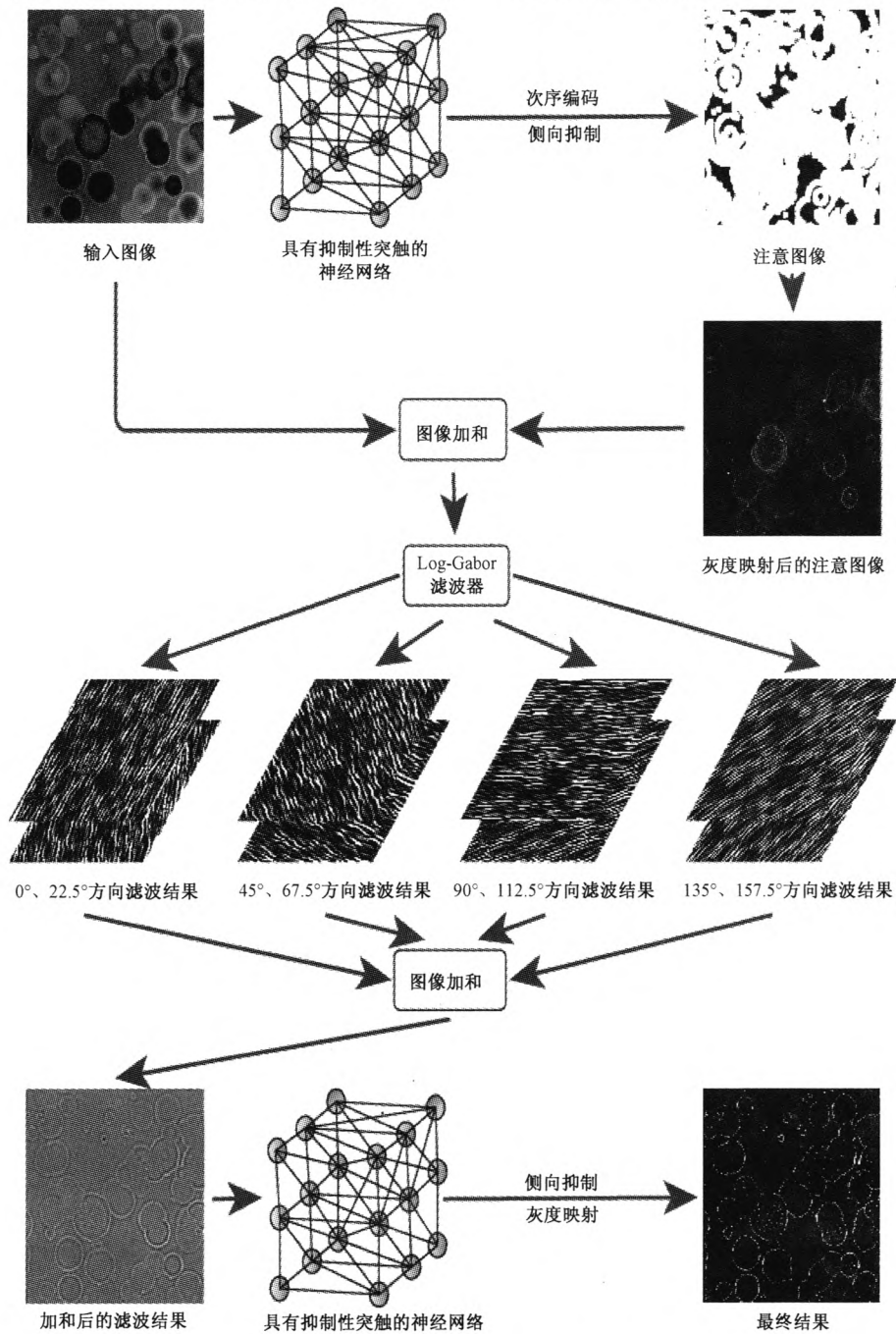


图 2 图像边缘检测算法流程

Fig. 2 The flow diagram of image edge detection

将连接窗口依次滑过时间矩阵 $T_temp(i,j)$, 对每个连接窗口中的时间元素进行同样的处理, 最终完成对所有神经元在相应 7×7 的连接窗口中的相互连接, 最后获得的时间矩阵记为 $T_1(i,j)$, 有。

$$T_1(i,j) = T_temp(i,j) \times \text{synapse_inhibi}(k,l) \tag{7}$$

步骤 2: 构造一个 3×3 的感受野窗口与时间矩

阵 $T_1(i,j)$ 的 3×3 局部区域对应, 对感受野窗口中对应的时间元素进行次序编码操作, 具体如式 (5) 所示。之后将感受野窗口依次滑过时间矩阵 $T_1(i,j)$, 对每个时间元素进行同样的处理, 就得到方差矩阵 $D(i,j) (i = 1, 2, \dots, M; j = 1, 2, \dots, N)$ 。

步骤 3: 利用步骤 2 构造的 3×3 的感受野窗口, 使其与方差矩阵 $D(i,j)$ 的 3×3 局部区域对应,

在感受野窗口中根据下式实现神经元的侧向抑制机制,即

$$w'_0 = \begin{cases} w_0 \times e^{-(w_0/w_1)} & (w_0 < w_1) \\ w_0 \times e^{(w_1/w_0)} & (w_0 > w_1) \\ w_0 & (w_0 = w_1) \end{cases}$$
$$w'_1 = \begin{cases} w_1 \times e^{(w_0/w_1)} & (w_0 < w_1) \\ w_1 \times e^{-(w_1/w_0)} & (w_0 > w_1) \\ w_1 & (w_0 = w_1) \end{cases}$$

(8)

式中, w_0 、 w'_0 分别为感受野窗口中更新前后的中心元素, w_1 、 w'_1 分别为感受野窗口中更新前后的非中心元素。

将感受野窗口依次滑过方差矩阵 $D(i,j)$, 对每个方差元素进行同样的处理, 重叠部分的元素会被不断更新, 这样依次处理就可得到注意矩阵 $V_1(i,j) (i = 1, 2, \dots, M; j = 1, 2, \dots, N)$ 。在输入神经元群网络结构的基础上, 通过次序编码以及侧向抑制特

性的作用, 实现了选择注意机制, 该矩阵即是选择注意后的处理结果。

以菌落图像为例, 通过对 6 幅菌落图的处理获得各自对应的显著性图像, 如图 3 所示。其中第 1 列是原始的菌落彩图, 第 2 列是经过灰度化处理后的灰度图, 第 3 列是经过输入层神经元群网络时各神经元首次放电时间形成的图像, 第 4 列是经过选择注意机制后获取的显著性图像。

步骤 4: 将注意矩阵数据映射到 $0 \sim \text{weight_mapping}$ 的范围内, 有

$$V_2(i,j) = \frac{(V_1(i,j) - \text{value_min})}{(\text{value_max} - \text{value_min})} \times \text{weight_mapping}$$

(9)

式中, value_min 和 value_max 分别为注意矩阵 $V_1(i,j)$ 中的最小值和最大值; weight_mapping 表示映射权值, 可设置为 15; $V_2(i,j)$ 表示经映射后的结果矩阵。

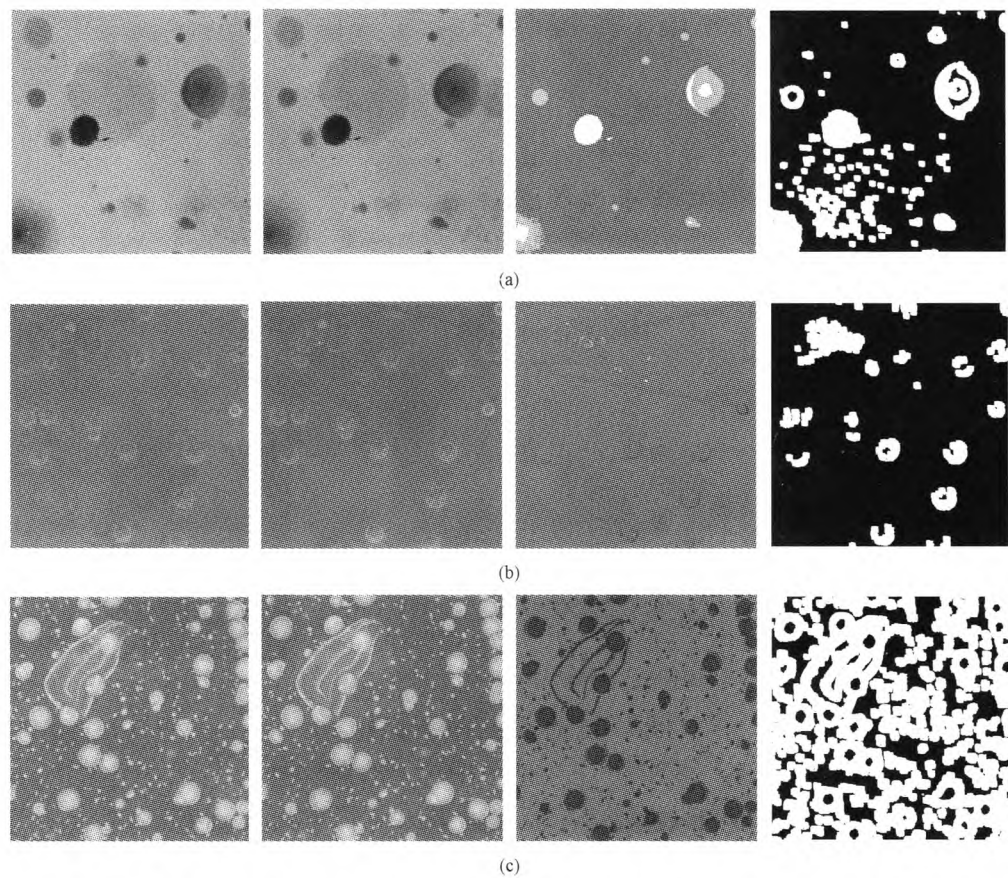


图3 选择注意图像(每行从左至右分别为对应于原图的彩图、经过灰度化后的菌落图、经过输入神经元群后的首次放电图像以及获取的选择注意图像)。(a)稀疏菌落;(b)含内部杂色稀疏菌落;(c)粘连菌落
Fig.3 Selective attention image (The maps from left to right in every row correspond to the colorful colony, the colony grayed, the map of first spike time acquired from the input neuronal population and the acquired selective attention map). (a) Sparse colony;(b) Sparse colony with motley colonies;(c) Colony adhered.

步骤 5: 将得到的矩阵 $V_2(i,j)$ 和原始图像 $I_{old}(i,j)$ 相加, 并进行灰度映射, 得到范围在 $0 \sim 255$ 的临时矩阵 $I_{temp}(i,j)$ ($i = 1, 2, \dots, M; j = 1, 2, \dots, N$)。

步骤 6: 将临时矩阵 $I_{temp}(i,j)$ 通过模拟初级视皮层神经元方向选择特性的 Log-Gabor 滤波器进行预处理, 获取角度为 θ_i ($\theta_i = 22.5^\circ; i = 0, 1, \dots, 7$) 的 8 个方向结果, 记为 $f_k(i,j)$ ($k = 0, 1, \dots, 7$)。然后, 重构图像的边缘信息, 有

$$\text{result}(i,j) = \sum_{k=0}^7 f_k(i,j)$$

(10)

$$(i = 1, 2, \dots, M; j = 1, 2, \dots, N)$$

步骤 7: 将步骤 6 中的重构结果 $\text{result}(i,j)$ 输入到输出层神经元群 $\text{Neuron}_2(i,j)$ ($i = 1, 2, \dots, M; j = 1, 2, \dots, N$) 进行增强输出, 同步骤(1), 记录输出层各神经元首次放电时间, 并经抑制性突触作用后获得新的时间矩阵 $T_2(i,j)$ ($i = 1, 2, \dots, M; j = 1, 2, \dots, N$)。

步骤 8: 利用前述 3×3 的感受野窗口, 使其与时间矩阵 $T_2(i,j)$ 的 3×3 局部区域对应在感受野窗口中, 根据式(8)实现神经元的侧向抑制机制, 通

过将感受野窗口依次滑过时间矩阵 $T_2(i,j)$, 对每个时间元素进行同样的处理就可以得到边缘矩阵 $F(i,j)$ ($i = 1, 2, \dots, M; j = 1, 2, \dots, N$)。

步骤 9: 对步骤中获得的边缘矩阵 $F(i,j)$ 进行灰度映射, 将其映射至 $0 \sim 255$ 的范围, 这样就得到了最终的结果矩阵 $I_{new}(i,j)$, 即为图像边缘的检测结果。

1.3 算法验证

菌落图像具有丰富的细节信息, 对边缘检测算法有着较高的要求, 并且菌落图像的边缘检测是实现菌落分析的基础, 因此本研究以菌落图的边缘检测为例, 将所提方法与 PCNN 法进行结果的比较, 最后采用 ROC (receiver operating characteristic) 曲线指标^[25-28]以及信息熵 (information entropy)^[29-30]对实验结果进行评价。

菌落图根据本实验室的常规微生物学实验需要而采集, 采用仿自然光悬浮式暗视野系, 以 F/1.4 大光圈镜头, 对培养后皮氏培养皿上所生长的菌落进行了千万像素级的成像, 共获取 24 幅图像, 部分典型菌落如图 4 所示。

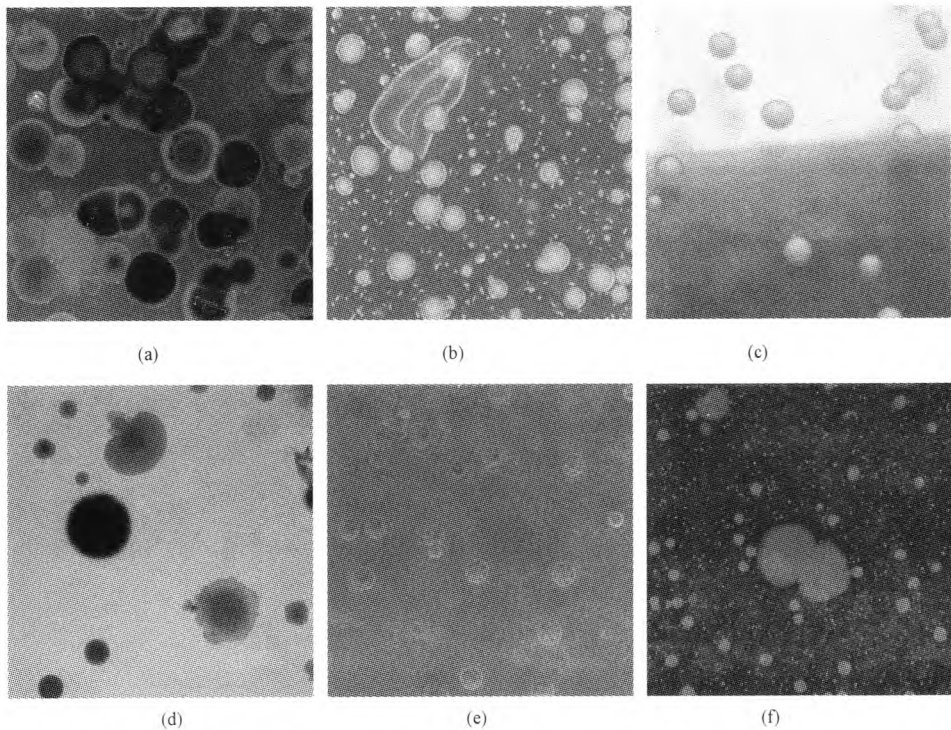


图 4 部分典型菌落。(a)多颜色层次菌落;(b)粘连菌落;(c)非一致背景菌落;(d)强弱边缘共存菌落;(e)含内部杂色稀疏菌落;(f)大量微小尺寸菌落

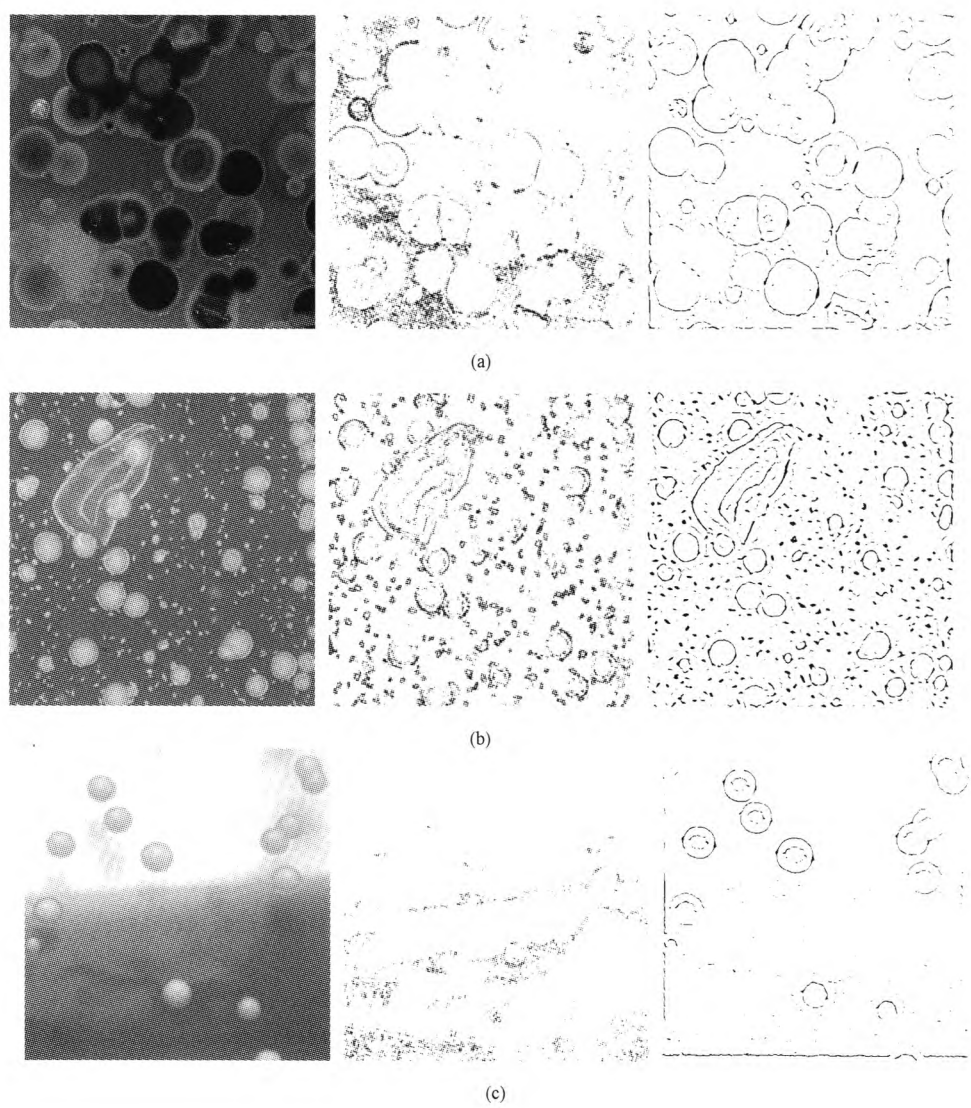
Fig.4 The schematic diagram of colony. (a) Colony with multi color layers;(b) Colony adhered;(c) Colony with inconsistent background;(d) Colony with strong and weak edges coexisting;(e) Sparse colony with motley colonies;(f) Colony with numbers of minute colonies

将所获取的 24 幅菌落图的 ROC 指标进行 t 检验,对 PCNN 法及本方法进行比较;将所获取的 24 幅菌落图的 ROC 指标进行 Wilcoxon 符号秩检验,对 PCNN 法及本方法进行比较。 $P < 0.05$ 被认为具有显著性差异。

3 结果

图 5 是对图 4 所示菌落进行处理后的边缘图像。观察图 5 可以发现本方法可以有效地检测出图像的边缘。比如,对于图 4(a)所示的多颜色层次菌落分布情形,本方法检测出的菌落边缘清晰完整,而 PCNN 的处理结果丢失了相当部分的边缘细节信息,无法形成有效的菌落边缘;对于图 4(b)所示的粘连菌落分布情形,PCNN 的处理在边缘细节的表现方面也不如本方法,原因可能在于 PCNN 虽然考虑了神经元脉冲发放以及网络结构在神经编码中的作用,但忽视了视觉神经系统的内在特性,因此

对于复杂图形的轮廓感知无法取得理想的效果;对于图 4(c)所示背景非一致的菌落情形,PCNN 的处理结果受背景变化的影响比较大,丢失了较多的菌落边缘信息;对于图 4(d)所示强弱边缘共存的菌落情形,本方法与 PCNN 的处理结果相比,检测出的菌落边缘更加完整清晰;对于图 4(e)含有内部杂色的稀疏菌落,本方法相比 PCNN 方法有一定的优势,能够检测出菌落最外层的弱边缘,并且能够区分出边缘的强弱。对于图 4(f)具有大量微小尺寸菌落的情形,与 PCNN 方法相比,本方法在菌落边缘完整性上有一定优势。总体而言,本方法能够有效地检测出菌落边缘,表现出了更丰富的细节信息;尤其对于背景变化明显的菌落分布情形以及强弱边缘共存的菌落情形,本方法与 PCNN 方法相比优势明显;对于多颜色层次菌落分布情形,本方法具有较大的优势;对于具有内部杂色等特点的菌落分布情形,本方法与 PCNN 方法相比,具有一定优势或效果相



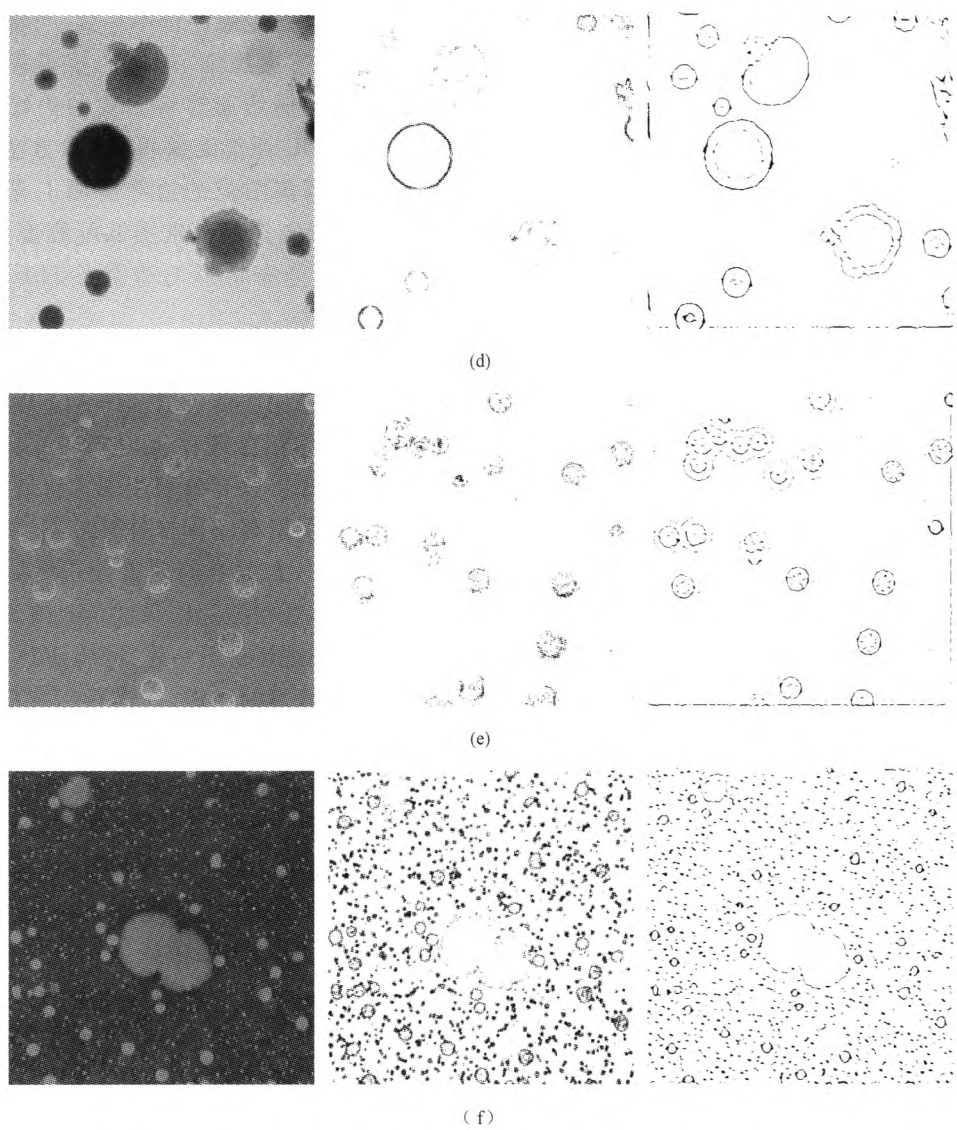


图5 以图4中各子图为原图,本方法与PCNN边缘检测结果(每行从左至右分别对应于原图经过灰度化后的菌落图、经过PCNN边缘检测算法获得的边缘结果图以及采用本方法获得的边缘图像),(a)~(f)分别对应于图4中(a)~(f)

Fig.5 Edge maps (The maps from left to right in every row correspond to the colony grayed, the edge map processed with PCNN, the edge map processed with proposed method respectively) with proposed method and PCNN, and the sub graphs in Fig 4 are regarded as the original maps, the maps of (a) ~ (f) correspond to that of (a) ~ (f) in Fig 4 respectively

近。因此,本方法在菌落图像的边缘检测上具有较大的优势,同时具有较好的适应性。

为了对边缘检测结果进行定量分析,将采集获取的24幅菌落图(其中6幅如图4所示)进行了处理,并通过计算ROC曲线下的面积AUC(area under the curve)^[25,28]以及信息熵指标来反映本方法的有效性。由于篇幅的原因,为了不失一般性,表1给出了图4所示6幅菌落图的评价结果。

由表1可见,总体上相对于PCNN法,本方法在

ROC评价以及信息熵评价上具有较大优势,表明根据本方法获取的边缘检测结果与真实的边缘更为接近,同时能够保留更多的边缘细节。信息熵指标是一种对边缘检测结果进行绝对评价的方式,从表1中也可以看出,不同图像的信息熵指标差异非常大;与之相反,AUC值是一种相对边缘基准图的评价方式,因此进一步对24幅菌落图的AUC结果进行了统计分析。其中,PCNN方法AUC结果的均值和均方差分别为0.6593和0.0714;本方法对应

的数据分别为 0.698 4 和 0.030 0。这表明,本方法整体上也具有较好的边缘检测效果,更接近边缘基准图,同时又具有较多的边缘细节;相对于 PCNN 法而言,边缘检测上的稳定性具有一定的优势。另外,对获取的 24 幅菌落图的 ROC 指标数据进行 t 检验,可以获得 PCNN 法及本方法在 ROC 指标上的 P 值为 0.009 4,小于 0.01 的显著性水平,从而表明 PCNN 法及本方法的 ROC 指标数据具有显著性差异;对获取的 24 幅菌落图的信息熵指标数据进行 Wilcoxon 符号秩检验,可以获得 PCNN 法及本方法在信息熵指标上的 P 值为 0.007 2,小于 0.05 的显著性水平,从而表明 PCNN 法及本方法的信息熵指标数据也具有显著性差异。

表 1 不同检测算法下边缘图像的 AUC 值及信息熵值
Tab. 1 AUC and information entropy of edge images proceed by different algorithms

Item	AUC		信息熵	
	PCNN	本方法	PCNN	本方法
图 4(a)	0.606 8	0.668 4	0.493 0	0.512 3
图 4(b)	0.717 6	0.724 6	0.332 3	0.407 1
图 4(c)	0.614 2	0.728 8	0.091 1	0.100 2
图 4(d)	0.600 9	0.691 1	0.062 5	0.104 6
图 4(e)	0.589 5	0.729 6	0.086 9	0.146 9
图 4(f)	0.867 1	0.695 2	0.428 1	0.302 0

4 讨论

首先分析表 1 的 ROC 评价指标。其中,图 4(a)所示多颜色层次菌落的检测结果,本方法具有较大优势,原因在于 PCNN 方法的检测结果丢失了相当部分的边缘信息;图 4(b)所示的粘连菌落分布情形,本方法与 PCNN 方法相比具有一定优势,可能的原因是 PCNN 考虑到了视觉神经系统的作用,但仅仅是对其进行了黑箱模拟,并未真正实现内部视觉机制的特性;对于图 4(c)所示具有非一致背景的菌落以及图 4(d)所示强弱边缘共存的菌落,本方法在处理结果的 ROC 评价上优势明显,这与主观评价一致,表明本方法根据视觉机制能够较完整地检测出菌落边缘,与边缘基准图匹配程度较高;对于图 4(e)所示含有内部杂色的稀疏菌落情形,本方法优势明显,虽然在主观评价中本方法不具有明显优势,但是观察图 5 中的相应结果可以发现,相比 PCNN 法的处理结果,本方法在菌落外边缘的检测上较为充分,并且能够区分外边缘的强弱;图 4(f)所示大量微小尺寸菌落的处理结果,本方法的 ROC 评价不如 PCNN 法的

ROC 评价,这与主观评价不一致,可能是本方法在加强微小菌落边缘细节时,产生了程度不大的过检现象,但是仍然能够将图像的边缘有效地表现出来。由 ROC 评价结果可见,本方法与 PCNN 方法相比,在菌落图像的边缘检测上具有较大的优势,检测结果与边缘基准图匹配程度较高,同时对于不同菌落分布情形的边缘检测具有较好的适应性。

再分析表 1 中的信息熵评价指标。在图 4(a)所示的多颜色层次菌落以及图 4(b)所示的粘连菌落处理结果的信息熵评价中,本方法具有优势,表明采用本方法可以充分利用视觉机制的特性,获得的边缘图像保留有较多的图像细节;对于图 4(c)所示的具有非一致背景的菌落分布情形,相比 PCNN 法而言,本方法在处理结果的信息熵评价上优势不明显,这与主观评价不一致,可能是 PCNN 的处理结果中包含了较多的噪声,在进行信息熵评价时将噪声误检为真实的边缘;对于图 4(d)所示菌落情形的信息熵评价,由于 PCNN 处理丢失了较多的边缘信息,因此在信息熵评价上不如本方法;对于图 4(e)所示菌落处理结果的信息熵评价,本方法具有优势,可能是 PCNN 法的处理结果在不同程度上丢失了菌落边缘,且未反映边缘强弱信息;对于图 4(f)所示具有大量微小尺寸的菌落情形,信息熵的评价本方法不如 PCNN 法,这与主观评价不一致,可能是 PCNN 法未具体考虑视觉机制作用,在某些局部区域对微小菌落产生了漏检,导致将整个微小菌落作为边缘,在另外某些局部区域又将非边缘信息判断为边缘,因此检测结果包含了较多的无关信息。由表可见,本方法与 PCNN 方法相比,在菌落图像的边缘检测上具有一定优势,能够保留较多的菌落边缘细节,同时对于不同菌落分布情形的边缘检测具有较好的适应性。

由以上分析可以发现,从生物视觉机制角度出发,利用多层神经元群对图像边缘进行检测,可以获得比传统方法更好的结果,这对于后续的目标识别、对象感知等领域的深入研究具有重要意义。本研究主要考虑了抑制性突触、次序编码、选择注意等视觉机制特性,后续还可以在此基础上考虑更多的神经特性,比如 STDP、颜色视觉机制等特性,进而获取更优的结果。

5 结论

本研究改变了采用脉冲神经网络对视觉机制

进行黑箱模拟的思路,提出并实现了一种基于视觉机制的图像边缘检测新方法,利用神经元群抑制性突触、侧向抑制以及方向选择等视觉特性,通过多层神经网络响应的群编码方法,对视觉轮廓信息进行了提取。通过与其他常用方法的结果比较和分析,表明本方法能够有效地检测出图像边缘,并且能够保留更多的细节,同时对于不同图像的边缘检测具有较好的适应性。以菌落图检测为例,本方法检测出的菌落边缘更加清晰完整,相比其他方法对于细节的呈现更加丰富;同时,对于不同菌落的边缘检测,本方法具有较好的适应性。因此,本研究提出的基于抑制性突触多层神经元群放电编码的图像边缘检测方法,将为图像边缘检测技术提供新的思路。

参考文献

- [1] Maini R, Aggarwal H. Study and comparison of various image edge detection techniques [J]. *International Journal of Image Processing (IJIP)*, 2009, **3**(1): 1–11.
- [2] Juneja M, Sandhu PS. Performance evaluation of edge detection techniques for images in spatial domain [J]. *Methodology*, 2009, **1**(5): 614–621.
- [3] Kerr D, Coleman S, McGinnity M, *et al.* Biologically inspired edge detection [C]// 2011 11th International Conference on Intelligent Systems Design and Applications (ISDA). Cordoba: IEEE, 2011: 802–807.
- [4] Wu Qingxiang, McGinnity M, Maguire L, *et al.* Edge detection based on spiking neural network model [M]// *Advanced Intelligent Computing Theories and Applications. With Aspects of Artificial Intelligence*. Berlin: Springer Berlin Heidelberg, 2007: 26–34.
- [5] Meftah B, Lezoray O, Benyettou A. Segmentation and edge detection based on spiking neural network model [J]. *Neural Processing Letters*, 2010, **32**(2): 131–146.
- [6] Baştürk A, Günay E. Efficient edge detection in digital images using a cellular neural network optimized by differential evolution algorithm [J]. *Expert Systems with Applications*, 2009, **36**(2): 2645–2650.
- [7] Zhou Liang, Sun Yu, Zheng Jianguo. Automated color image edge detection using improved PCNN model [J]. *WSEAS Transactions on Computers*, 2008, **7**(4): 184–189.
- [8] Coombes S, Thul R, Wedgwood KCA. Nonsmooth dynamics in spiking neuron models [J]. *Physica D: Nonlinear Phenomena*, 2012, **241**(22): 2042–2057.
- [9] Izhikevich EM. Which model to use for cortical spiking neurons? [J]. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 2004, **15**(5): 1063–1070.
- [10] Izhikevich EM. Simple model of spiking neurons [J]. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 2003, **14**(6): 1569–1572.
- [11] Clopath C, Büsing L, Vasilaki E, *et al.* Connectivity reflects coding: a model of voltage-based STDP with homeostasis [J]. *Nature Neuroscience*, 2010, **13**(3): 344–352.
- [12] Nessler B, Pfeiffer M, Maass W. STDP enables spiking neurons to detect hidden causes of their inputs [C]// *Advances in Neural Information Processing Systems*. Vancouver: NIPS, 2009: 1357–1365.
- [13] Jonas P, Buzsaki G. Neural inhibition [J]. *Scholarpedia*, 2007, **2**(9): 3286.
- [14] Bruce NDB, Tsotsos JK. Saliency, attention, and visual search: An information theoretic approach [J]. *Journal of Vision*, 2009, **9**(3).
- [15] Itti L, Koch C. Computational modelling of visual attention [J]. *Nature Reviews Neuroscience*, 2001, **2**(3): 194–203.
- [16] Fix J, Rougier N, Alexandre F. A dynamic neural field approach to the covert and overt deployment of spatial attention [J]. *Cognitive Computation*, 2011, **3**(1): 279–293.
- [17] Itti L, Koch C, Niebur E. A model of saliency-based visual attention for rapid scene analysis [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1998, **20**(11): 1254–1259.
- [18] Ramirez-Moreno DF, Schwartz O, Ramirez-Villegas JF. A saliency-based bottom-up visual attention model for dynamic scenes analysis [J]. *Biological Cybernetics*, 2013, **107**: 141–160.
- [19] Avila-Akerberg O, Chacron MJ. Nonrenewal spike train statistics: causes and functional consequences on neural coding [J]. *Experimental Brain Research*, 2011, **210**(3–4): 353–371.
- [20] Thorpe SJ, Gautrais J. Rapid visual processing using spike asynchrony [J]. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 1997: 901–907.
- [21] Thorpe SJ. Spike-based image processing: can we reproduce biological vision in hardware? [C]// *Proceedings of the 12th International Conference on Computer Vision*. Berlin: Springer Berlin Heidelberg, 2012: 516–521.
- [22] Isaacson JS, Scanziani M. How inhibition shapes cortical activity [J]. *Neuron*, 2011, **72**(2): 231–243.
- [23] Alitto HJ, Dan Y. Function of inhibition in visual cortical processing [J]. *Current Opinion in Neurobiology*, 2010, **20**(3): 340–346.
- [24] Sadagopan S, Ferster D. Feedforward origins of response variability underlying contrast invariant orientation tuning in cat visual cortex [J]. *Neuron*, 2012, **74**(5): 911–923.
- [25] Bowyer K, Kranenburg C, Dougherty S. Edge detector evaluation using empirical ROC curves [J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 2001, **84**(1): 77–103.
- [26] Yitzhaky Y, Peli E. A method for objective edge detection evaluation and detector parameter selection [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2003, **25**(8): 1027–1033.
- [27] Fernández-García NL, Carmona-Poyato A, Medina-Carnicer R,

- et al.* Automatic generation of consensus ground truth for the comparison of edge detection techniques[J]. Image and Vision Computing, 2008, 26(4): 496–511.
- [28] Fawcett T. An introduction to ROC analysis [J]. Pattern Recognition Letters, 2006, 27(8): 861–874.
- [29] Brink AD. Using spatial information as an aid to maximum entropy image threshold selection [J]. Pattern Recognition Letters, 1996, 17(1): 29–36.
- [30] Verma OP, Hanmandlu M, Kumar P, *et al.* A novel bacterial foraging technique for edge detection [J]. Pattern recognition letters, 2011, 32(8): 1187–1196.