

杭州电子科技大学

硕士学位论文

题 目： 基于视觉编码机制的图像弱边缘
检测技术及其应用研究

研 究 生 廖进文

专 业 模式识别与智能系统

指导教师 范影乐 教授

完成日期 2015年3月

杭州电子科技大学硕士学位论文

**基于视觉编码机制的图像弱边缘
检测技术及其应用研究**

研 究 生：廖 进 文

指导教师：范 影 乐 教 授

2015 年 3 月

Dissertation Submitted to Hangzhou Dianzi University
for the Degree of Master

**Weak Image Edge Detection Technique
and Its Research on Application
Based on Visual Encoding Mechanism**

Candidate: Liao Jinwen

Supervisor: Prof. Fan Yingle

March, 2015

杭州电子科技大学

学位论文原创性声明和使用授权说明

原创性声明

本人郑重声明： 所呈交的学位论文，是本人在导师的指导下，独立进行研究工作所取得的成果。除文中已经注明引用的内容外，本论文不含任何其他个人或集体已经发表或撰写过的作品或成果。对本文的研究做出重要贡献的个人和集体，均已在文中以明确方式标明。

申请学位论文与资料若有不实之处，本人承担一切相关责任。

论文作者签名： 日期： 年 月 日

学位论文使用授权说明

本人完全了解杭州电子科技大学关于保留和使用学位论文的规定，即：研究生在校攻读学位期间论文工作的知识产权单位属杭州电子科技大学。本人保证毕业离校后，发表论文或使用论文工作成果时署各单位仍然为杭州电子科技大学。学校有权保留送交论文的复印件，允许查阅和借阅论文；学校可以公布论文的全部或部分内容，可以允许采用影印、缩印或其它复制手段保存论文。（保密论文在解密后遵守此规定）

论文作者签名： 日期： 年 月 日

指导教师签名： 日期： 年 月 日

摘 要

图像边缘包含了图像丰富的细节信息，这对于后续的特征提取、目标识别等关键任务具有重要意义。而传统的边缘检测方法对于细节较为丰富的图像会丢失较多的边缘信息，考虑到视觉系统对于图像边缘具有良好的处理效果，本文尝试采用视觉编码机制的方法对图像边缘进行检测。目前虽然已有许多研究人员从视觉机制的角度出发对边缘检测进行探索与实验，但多数是对视觉机制的黑箱模拟，并未真正实现内部的视觉编码特性。因此本文首先针对视觉感受野、方向选择等视觉编码特性进行研究，同时构建点阵神经元群网络，并结合上述视觉编码特性，以具有丰富边缘细节的菌落图作为应用对象，解释视觉编码特性在边缘检测中的作用；之后考虑突触 STDP 机制以及颜色编码特性，充分发挥视觉编码机制对边缘检测的作用；最后本文采用抑制性突触作为突触的数学模型以改善计算性能，同时引入选择注意机制的作用对边缘进行检测，经 ROC 及信息熵指标评价，本文方法获得了优于传统边缘检测的结果。本文主要工作及研究成果如下：

- (1) 提出了一种基于点阵神经元响应时空信息的边缘检测方法。研究了视觉感受野、方向选择、次序编码等视觉编码机制对边缘检测的作用，给出了实现步骤，同时利用 Log-Gabor 滤波器模拟视皮层的方向选择特性，通过构建的点阵神经元群实现了对图像边缘的检测。实验结果表明，本文方法对图像边缘进行了有效检测并能对边缘强弱进行表示。
- (2) 考虑到突触对于神经元网络的信息处理具有重要作用，本文研究了突触的 STDP 机制，同时由于原始图像的颜色特征包含丰富的边缘细节，因此提出一种基于视皮层突触 STDP 机制的边缘检测方法，结合颜色编码机制对图像边缘进行检测。实验结果表明，本文方法获得的边缘细节更加丰富，更符合人的视觉认知规律。
- (3) 针对突触 STDP 机制模型计算效率较低，以及原始图像中其它包含边缘信息的特征未被充分利用的情况，本文提出了一种基于抑制性突触多层神经元群放电编码的边缘检测方法。采用抑制性突触为神经元之间进行信息交互，同时利用选择注意机制获取视觉受关注区域作为主要的边缘检测目标，继而通过构建的多层神经元群对图像边缘进行检测。实验结果表明，本文方法能够获得优于传统边缘检测的结果，经 ROC 及信息熵定量指标评价，本文方法在边缘检测的完整性及丰富性上具有更明显的效果。

关键词：视觉机制，边缘检测， Log-Gabor 滤波器，抑制性突触， ROC 指标

ABSTRACT

Rich details are contained in the image edge which is significant to subsequent crucial tasks, such as feature extraction, object recognition and so forth. While the edge results will lose amounts of information if the images with abundant details are processed by the traditional methods, considering the excellent processed effect by the visual system for the image edge, we try to detect the edge with the visual encoding mechanism. Recently, though lots of researchers have explored and experimented in the field of edge detection from the perspective of the visual encoding mechanism, many stimulate the visual mechanism in the black box without implementing the inner visual encoding characteristics. Hence, we study the characteristics of visual receptive field, orientation selectivity and so on first, then construct the network of the lattice neuron populations with incorporating the visual encoding characteristics mentioned above, and the colony images with rich edge details are taken as the application object for explaining the effect of visual encoding characteristics in edge detection; afterwards the STDP mechanism and the color encoding mechanism are considered to play a role in the edge detection; last, inhibitory synapse is adopted as the synapse's mathematical model for improving the computing performance, meanwhile we introduce the mechanism of selective attention to serve for the edge detection, and we get better results than the traditional methods through the edge images being weighed by the indexes of ROC and information entropy. The main tasks and research results are listed as follows:

- (1) A method of edge detection in colony images based on spatial and temporal information of responses from the lattice neurons was proposed. We studied the effect imposed by visual encoding mechanism including visual receptive field, orientation selectivity, rank order and so forth on the edge detection, implementation steps were given, and Log-Gabor filter was employed to stimulate the characteristic of orientation selectivity in the visual cortex, finally we got the results of edge detection through the constructed lattice neuron populations. The results showed that the image edge was detected effectively, whose strength could be represented by the method proposed.
- (2) Considering the importance of synapses to the information processing in the network of neuron populations, we studied the STDP mechanism of synapses, moreover, the color feature of the original image contains abundant edge details, a method of edge detection based on the STDP mechanism of synapses in the visual cortex was proposed to detect the edge with the

mechanism of color encoding. The results showed that edge acquired reveled abundant details, which were in accordance with the human's perception laws.

- (3) Due to the inefficiency of the model for the STDP mechanism, and the situation that many characteristics which contains edge information hasn't been made fully use of, a method of edge detection based on spike coding of multilayer neuronal population with inhibitory synapse was proposed. Inhibitory synapse was applied for interaction among neurons, meanwhile, the mechanism of selective attention was adopted to get focused areas as the prime objects of the edge detection, and then edge detection could be accomplished with the constructed multilayer neuronal population. The results showed that we could get better edge images than that of processed by the traditional methods, meanwhile, the integrity and the abundance in the edge images were weighed better through the quantitative indexes of ROC and information entropy.

Keywords: visual mechanism, edge detection, Log-Gabor filter, inhibitory synapse, ROC index

目 录

摘 要.....	I
ABSTRACT	II
目 录.....	IV
第 1 章 绪论	1
1.1 研究目的与意义.....	1
1.2 国内外研究现状.....	2
1.3 本文主要工作及创新点	4
1.4 论文的组织结构.....	5
第 2 章 神经元模型及神经编码特性.....	7
2.1 神经元模型.....	7
2.1.1 Hodgkin-Huxley 神经元模型	8
2.1.2 Integrate-and-Fire 神经元模型	9
2.1.3 izekivich 神经元模型	9
2.2 视觉感受野.....	10
2.3 方向选择.....	11
2.4 次序编码.....	11
2.5 侧向抑制.....	11
2.6 小结	12
第 3 章 基于点阵神经元响应时空信息的边缘检测技术及应用	13
3.1 基于点阵神经元响应时空信息的边缘检测技术概述	13
3.2 图像边缘检测算法	13
3.3 实验结果.....	15
3.4 讨论与分析.....	17
3.5 小结	19
第 4 章 基于视皮层突触 STDP 机制的边缘检测技术及应用.....	20
4.1 基于视皮层突触 STDP 机制的边缘检测技术概述	20
4.2 基本原理.....	20
4.2.1 STDP 机制	20
4.2.2 视皮层颜色编码	22
4.3 图像边缘检测算法	23
4.4 实验结果.....	24

4.5 讨论与分析.....	28
4.6 小结	30
第 5 章 基于抑制性突触多层神经元群放电编码的边缘检测技术及应用	31
5.1 基于抑制性突触多层神经元群放电编码的边缘检测技术概述	31
5.2 基本原理.....	31
5.2.1 抑制性突触	31
5.2.2 选择注意机制	32
5.3 图像边缘检测算法	33
5.4 实验结果	36
5.5 讨论与分析.....	39
5.6 小结	40
第 6 章 总结与展望.....	41
6.1 总结	41
6.2 展望	42
致谢.....	43
参考文献	44
附 录:.....	49

第 1 章 绪论

1.1 研究目的与意义

图像的边缘是指颜色或灰度值发生跃变的地方，它通常反映了图像的主要信息，包括深度上的不连续、表面方向不连续、物质属性变化和场景照明变化，通过对图像进行边缘检测从而大幅度地减少了数据量，并且剔除了可以认为不相关的信息，保留了图像重要的结构属性^[1]。边缘检测是图像处理和计算机视觉中，尤其是特征提取^[2]中的一个重要研究领域，边缘检测通常是机器视觉系统处理图像的首个阶段，处理结果的重要性与可靠性将直接影响到对客观对象的正确理解，同时边缘检测的结果对于模式识别以及目标跟踪^[3]等至关重要。近年来随着互联网的迅速发展，尤其是移动互联网的兴起^[4,5]，图片社交方兴未艾^[6,7]，人们在网上分享的图片数据呈爆发式增长，如何快速准确地对海量图像进行检索日益成为一个极具挑战性的课题，其中图像的边缘特征由于包含了图像的大部分信息，同时减少了冗余数据而使得图像边缘检测技术对图像的有效检索而言意义重大。

传统的图像边缘检测方法主要包括(1) 基于梯度的方法^[8]：常见的有 Roberts 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一些细节信息；(2) 基于视觉系统认知特性的方法，常见的有 Log 滤波法^[9,10]，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。虽然传统的边缘检测方法对于一般图像的检测已经基本满足要求，但是对于具有弱边缘、细节丰富、纹理复杂的图像，检测效果难以满足机器视觉系统中对于边缘检测的需求，并且随着对检测精度要求的提高，传统边缘检测方法的弊端日益凸显。

随着神经科学的不断发展，以及相应生理实验与理论探索的不断深入^[11-15]，研究人员对于人类视觉系统的认知逐步进入到一个新的阶段。考虑到人类视觉具有几乎完美的图像边缘检测效果，并且具有快速、稳定的特点，因此针对传统的图像边缘检测方法的不足，尤其是对于图像弱边缘的检测许多研究人员结合神经生理学的研究结果，从视觉机制的角度出发在图像边缘尤其是弱边缘的检测方面做了许多探索，产生了一系列成果，与传统边缘检测方法相比显示出了较明显的优势。目前对于利用视觉机制进行边缘检测主要集中在简单神经网络对于边缘的检测作用上，对于视觉机制特性，比如视觉感受野、侧向抑制、次序编码、方向选择等视觉特性的实现对边缘检测的作用研究较少，而且大部分也未使用定量指标对检测结果进行有效评价，因此本文主要研究基于视觉机制的图像弱边缘检测，并利用多个定量指标对检测结果进行统计评价，希望获得的结果具有更丰富的边缘细节，更符合人的视觉认知规律，并优于传统边缘检测方法的结果。

1.2 国内外研究现状

人类的视觉系统能够对外界图像进行良好地感知，能够对图像的颜色、边缘、纹理、空间位置、图像内容等进行非常好的理解，这是目前图像处理技术所无法匹及的，可以说人类的视觉系统是完美的图像处理器，因此考察人类的视觉机制并加以利用对于图像边缘尤其是弱边缘的提取具有重要意义。

随着神经工程实验手段和计算能力的提高，视觉神经系统受到了越来越多的关注。一方面研究从心理或生理实验的角度，来评估视觉神经系统在目标检测或理解中的能力，例如视觉感受野以及边缘方向选择与神经元群体放电特性之间的关联，Rokem 等人从视觉感受野及运动方向与神经元群体放电特性角度提出了对视觉系统中运动方向信息的编码与解码数学模型，并对精神物理学领域的主要发现做了解释^[16]，Raudies 等人研究了方向选择与 V1, MT, MSTd 三个皮层区域的神经元群体放电特性之间的关系，并提出相应的神经模型对运动进行检测^[17]，Webb 等人研究了运动信号与神经元群体放电特性的关系，认为神经元群体的视觉解码能够更好地解释运动信号的空间位置而不是以往所认为的基于图像的统计数据^[18]。另一方面一些研究人员着重通过对神经网络中产生的 spike 序列进行数学分析，希望能够对 spike 序列，神经网络基本结构以及视觉等外部信号的神经处理机制有更清晰的认识，比如 Cofré 等人研究了在拥有化学突触和电突触的 IF 神经网络当中的动态特性以及 spike 序列的统计学特性，研究结果表明当神经网络中的噪声比较微弱时，spike 序列的统计特性就能够用吉布斯分布进行描述，其中吉布斯的电势能够用确定的公式进行近似^[19]，Masud 等人介绍了分析多个 spike 序列功能性连接的统计学方法，该方法基于改进的更新过程理论，并且估计了从参考 spike 序列到目标 spike 序列的影响权重矢量^[20]，Koyama 等人对 spike 序列的贝叶斯解码进行了研究，尝试采用基于点过程状态空间表示的贝叶斯方法对手势运动进行解码重构^[21]，Sacerdote 等人利用数学工具 copulas 研究了一对神经元所产生的 spike 序列之间的依赖性，从而为研究神经元所在的神经网络结构做出了铺垫^[22]，Alberto 等人通过自然视觉的仿真研究了初级视皮层的神经响应动态特性，发现视觉信息是通过 LFP 响应的两个频带进行编码的^[23]，Warland 等人通过记录分析神经节细胞的 spike 序列如何表达视觉激励，从而对视网膜上神经节细胞所传递的视觉信息的解码进行了研究^[24]。

现在许多研究人员则是将神经信息群体编码应用于传统的图像处理问题。Baştürk 等人采用经过微分演进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，与传统的 Sobel 算子等方法相比获得的边缘更加平滑^[25]，但是并未有效利用神经编码的机制与特性；Dingran Lu 等人通过构建人工神经网络(artificial neural network, ANN)对医学图像进行处理，与 Sobel 算子以及 Laplace 算子的处理结果进行比较，发现所提出的方法取得了较好的效果，同时该方法可应用于膀胱癌的初步自动诊断^[26]，但是在构建的人工神经网络中并未真正利用神经编码机制，而仅仅进行了黑箱模拟；也有研究基于脉冲神经网络(spiking neural networks, SNN)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,并且获得了有效的结果^[27],但是在该模型中需要仔细调整参数以适应不同的图像,因此其应用具有一定的局限,并且该模型主要针对图像分割,对于边缘检测的研究并不深入;Zhou Liang 等人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^[28],并获得了较好的效果,但是并未克服 PCNN 模型忽视视觉系统本身内在神经编码特性的缺点;Waldemark 等人采用脉冲耦合神经网络 (PCNN)对经过预处理后的卫星图像进行分割和边缘检测,从而将陆地的边缘信息从海洋当中提取出来^[29],但是该模型的参数是固定的,并不具备自适应的特点,并且模型本身并未从视觉神经编码的角度出发,因此与真实的神经网络具有一定的差距;Kerr 等人采用基于六边形感受野的脉冲神经网络 (SNN) 来对图像边缘进行检测,发现当采用尺度为 37 的六边形时效果比低尺度的感受野以及标准的矩形感受野包含更多的细节信息^[30],但是算法执行所耗费的时间增加了,并且该模型过于依赖感受野的形状,并未充分发挥视觉神经编码的作用;QingXiang Wu 等人构建了包含视觉注意机制的分层视觉系统^[31],目的是获得灰度图像的注意图像,即人脑真正感兴趣的部分,该系统包含三层神经网络,第一层采用基于视网膜的 SNN 模型,主要负责从原始灰度图像中提取图像边缘、颜色、纹理以及其它特征,第二层是分解层,主要将图像水平、垂直信息,颜色分量信息提取出来,第三层在上一层基础上结合相应控制信号将图像最终的受关注区域提取出来,虽然获得了较好的效果但是模型过于复杂,在应用上具有一定的局限性。国内杜馨瑜等人提出了一种采用小波域多尺度马尔柯夫随机场模型模拟视觉机制的图像分割模型^[32],并在对生物医学图像的处理上取得了优于传统分割算法的结果,但是很明显并未利用生物视觉及神经编码机制对图像进行分割处理;黄敏等人采用基于脉冲神经网络的方法,对人眼图像进行处理,较准确地获取到了虹膜的内外边缘^[33],但是并未对神经编码特性进行研究;崔文博等人对脉冲神经网络图像分割中的编码问题进行了讨论,认为非线性编码在图像分割时具有更大的取值空间,更容易对参数进行选择,因此优于线性编码^[34],但是对获取的分割图像只采用香农熵进行结果的评价,缺乏一定的客观性。

可以看出国内外的研究有向生物智能发展的趋势,其中一方面侧重于微观的理论研究,比如对 spike 序列的统计学研究,希望借助 spike 序列的编码特性获得对外部激励比如视觉等的神经编码机制的理解,或者希望获取神经网络结构信息,另一方面主要侧重于应用研究,比如利用神经网络进行图像分割、边缘检测,但是目前相当一部分的研究主要对视觉神经网络进行黑箱模拟,并没有考虑到其内在蕴含的视觉机制,例如视觉感受野、方向选择,侧抑制特性以及选择注意机制等,即使考虑到了视觉机制特性,也仅仅做了简单处理并未真正从生物视觉机制的角度进行数学建模,所以本文研究基于视觉编码机制的图像弱边缘检测技术及方法,通过实现视觉感受野、方向选择、次序编码以及选择注意机制等视觉特性来对图像弱边缘进行检测,希望获得的边缘图像能够优于传统边缘检测方法的结果。

1.3 本文主要工作及创新点

本文研究的主要内容是围绕基于视觉编码的图像弱边缘检测技术来进行展开。一方面结合神经元模型对视觉编码机制，比如视觉感受野、方向选择、次序编码、侧向抑制等特性进行探讨，另一方面结合神经编码机制将其应用于图像的弱边缘检测并通过多个评价指标对检测结果进行评价。首先，对神经元模型及各神经编码特性如次序编码等进行论述，并提出相应的数学模型。其次，构建点阵神经元群并结合论述的神经编码特性对图像边缘进行检测，获得了较好的效果^{*}。然后，为充分利用视觉编码特性获取图像弱边缘，考虑神经元之间突触的 STDP (Spike-Time Dependent Plasticity) 机制以及颜色编码作用，尝试通过建立具有突触的神经元群，并利用图像的颜色特征对边缘进行检测。最后，考虑到神经抑制作用为神经元群的稳定性提供了重要保障，而突触的 STDP 计算模型过于复杂，同时单一的颜色特征并不能充分反映图像的边缘信息，因此构建抑制性突触连接的多层神经元群，考虑神经抑制作用并简化突触计算模型，结合选择注意机制充分利用原始图像特征对图像边缘进行检测，经评价指标评价获得了良好的效果^{**}。

论文具体研究内容包括以下几个方面：

- (1) 本文对神经元模型、视觉感受野、方向选择、次序编码、侧向抑制特性进行了充分的探讨。考虑到 HH (Hodgkin-Huxley) 神经元模型的计算复杂性以及 IF (Integrate-and-Fire) 神经元模型丢失较多神经元特性，决定采用 izhikevich 神经元模型用于后续构建神经元群；为反映视觉感受野生理特性，同时简化感受野在构造和处理上的复杂性，引入矩形感受野窗口来代替圆形感受野；为模拟视觉编码过程中对于特定方向的选择特性，选择符合视觉感知特性的 Log-Gabor 滤波器来实现方向选择作用；考虑到对神经元响应信息传递的快速性需求，采用次序编码方式对神经元输入进行处理；为增强对图像边缘信息的识别，利用神经元侧向抑制处理神经元的响应。
- (2) 本文充分考虑了神经元模型及神经编码特性，提出了一种基于点阵神经元响应时空信息的图像边缘检测方法。构造视觉感受野窗口在经过 Log-Gabor 滤波器重构后的图像上滑动，对感受野内点阵神经元的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，最后经灰度逆映射获取边缘图像。经 ROC 及信息熵评价，基于点阵神经元响应时空信息的图像强弱边缘检测方法能够有效提取图像的边缘信息，并能对边缘的强弱进行检测。
- (3) 由于基于点阵神经元群的边缘检测方法并未充分考虑神经元之间突触的作用，而突触在神经信息的传递及处理中起到重要作用，并且原始图像本身的颜色特征并未被有效利用，而颜色特征包含了丰富的边缘信息。因此提出一种基于视皮层突触 STDP 机制的边缘检测方法。将原始图像分为三个颜色分量，并使得各颜色分量通过模拟初级视皮层神

^{*} 基于点阵神经元响应时空信息的菌落图像边缘检测，航天医学与医学工程，一级期刊，第一作者。

^{**} 基于抑制性突触多层神经元群放电编码的图像边缘检测，中国生物医学工程学报，一级期刊，第一作者。

经元方向选择特性的 Log-Gabor 滤波器进行预处理；利用神经元群对重构后的图像进行编码处理，其中神经元之间的突触作用基于 STDP 机制；最后对三个分量的处理结果进行融合，并经灰度逆映射获得边缘图像。由 ROC 及信息熵评价指标定量评价，检测结果有效地对边缘进行了提取，获取了较好的效果。

- (4) 针对基于视皮层突触 STDP 机制的边缘检测方法中突触的 STDP 计算模型过于复杂，并且考虑到神经抑制对于神经元群的稳定性具有重要作用，同时图像本身除颜色特征外其它特征并未被充分利用，因此提出一种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。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，获得了较理想的效果。

1.4 论文的组织结构

本文的主要结构及各章节内容安排如下：

第一章绪论，首先介绍了图像边缘的基本概念，以及图像边缘检测对于目标识别等领域的重要作用，揭示了传统边缘检测方法的不足，对本文的研究目的、背景及国内外研究现状进行了概述；阐述了利用视觉机制对图像弱边缘进行检测的国内外研究现状及进展；给出了本文主要研究内容以及创新点；最后列出了论文的组织结构以及各章节的内容安排。

第二章对常用的神经元模型，比如 HH 神经元模型、IF 神经元模型等进行了详细介绍，接着介绍了目前被研究人员讨论较多的常用神经编码特性，主要包括视觉感受野、方向选择、次序编码、侧向抑制特性。

第三章在第二章介绍的神经元模型以及神经编码特性的基础上构建点阵神经元群，提出了基于点阵神经元响应时空信息的图像边缘检测方法。利用神经元首次放电信息，通过构造视觉感受野在经过 Log-Gabor 滤波器重构后的图像上滑动，充分发挥次序编码、侧向抑制的作用。经信息熵及 ROC 评价指标评价，最终结果与传统方法相比对边缘的检测效果更明显，并且能够将边缘的强弱体现出来。

第四章考虑到神经元之间的突触在神经电信息传递方面具有重要作用，并且图像本身的颜色特征就已包含丰富的图像边缘信息，因此构造神经元群网络，提出一种基于视皮层突触 STDP 机制的边缘检测方法。将图像依据颜色分为三通道处理，利用神经元的放电编码，考虑突触的 STDP 机制，并通过对三个分量的融合处理获取边缘图像。经信息熵及 ROC 指

标评价，基于视皮层突触 **STDP** 机制的边缘检测结果相较于传统方法获得的图像边缘包含了更多的图像细节，具有更好的边缘检测效果。

第五章针对基于视皮层突触 **STDP** 机制的边缘检测方法中突触的 **STDP** 计算模型过于复杂，并且考虑到神经抑制对于神经元群的稳定性具有重要作用，同时图像的原始特征并未被充分利用，因此构建多层神经元群，提出一种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。利用输入层神经元群的放电编码以及图像原始特征，经选择注意机制作用获取图像显著性区域信息，通过 **Log-Gabor** 滤波器重构及输出层神经元群放电编码获取边缘图像。经信息熵及 **ROC** 指标评价，基于抑制性突触多层神经元群放电编码的图像边缘检测结果与传统方法相比能够获取更多的边缘细节，具有更好的边缘检测效果。

第六章对本文的研究内容进行了归纳与总结，并对后续进一步的研究进行了展望。

第2章 神经元模型及神经编码特性

人类通过自身视觉系统可以感知外界物体的移动，光线的强弱，距离的远近，颜色的深浅，纹理的变化等，通过视觉系统可以判断物体的空间位置，预测行进轨迹进行趋利避害，还可以对获取的图像进行分析与理解，判断其中蕴藏的含义，并进行相关的联想与推断，这一切都源于人类视觉系统的作用，而神经网络是视觉系统运行的结构基础，神经网络的机理特性为视觉系统的正常工作提供了重要保障，为视觉系统各项功能的正常发挥提供了重要基础。其中神经元是神经网络构成的基本元素，神经元通过突触相互连接，相互作用形成了功能强大、运行高效的神经网络，神经元通过放电活动传递神经电信号对输入信息进行编码，通过突触作用与周围神经元协作完成信息的分析与传递，同时功能相同或类似的神经元所构成的功能区块呈现出相应的视觉编码特性，例如视觉感受野，方向选择，次序编码，侧向抑制等，通过这些功能区块的作用，外界信息被以神经元为结构基础，多种神经编码特性为功能的神经网络层层处理，最终在大脑皮层高级区域形成视觉，完成对外界视觉信息的理解并做出合适的反映。可以看出，神经元以及相应的神经编码特性在其中起到了至关重要的作用，因此许多研究人员对神经元模型以及重要的神经编码特性进行了深入探索与实践。视觉信息处理流程如图 2.1 所示，其中视网膜上存在视觉感受野，LGN 区域存在次序编码机制，V1 区含有方向选择、侧向抑制等较高级神经编码机制。

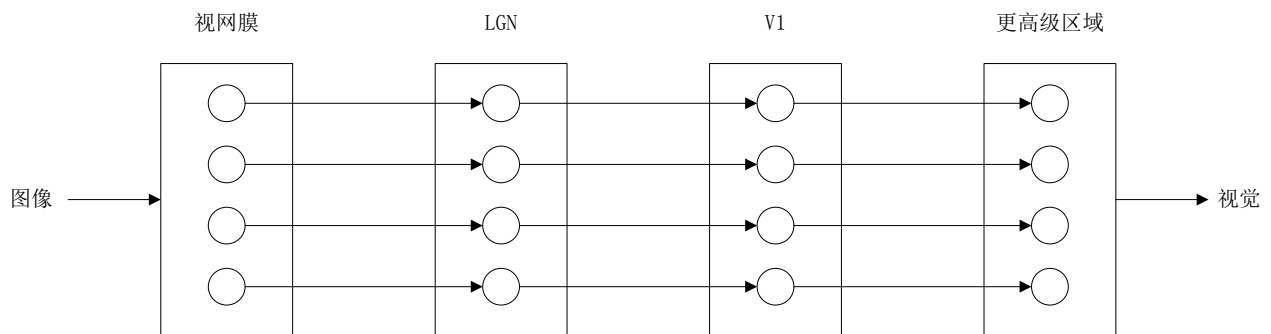


图 2.1 视觉信息处理流程示意图

2.1 神经元模型

在神经科学的发展过程中诞生了许多神经元模型。它们或是精确地描述神经元的放电活动，而被用于研究微观的神经编码特性，典型的比如HH神经元模型，该模型对神经元活动进行了精确的数学建模，为神经编码机制的研究奠定了重要的数学基础；或是因具有良好的计算性能而被大规模地应用于构建神经网络以研究宏观层面的神经活动，IF神经元模型¹便是其中具有代表性的一种，该模型在HH神经元模型基础上进行了简化，只考虑主要

¹ 最初的 IF 神经元模型是由 Lapique 于 1907 年提出，此处讨论的 IF 神经元模型是在 HH 神经元模型提出后，由许多研究人员在原始 IF 神经元模型基础上进行改进后的 IF 神经元模型。

的神经元放电特性，因此该模型具有良好的数学计算性能；或是兼顾上述两者的优点，既考虑生物合理性同时又保证良好的计算性，其中典型的比如izhikevich神经元模型。下面针对上述三种典型的神经元模型进行介绍。

2.1.1 Hodgkin-Huxley 神经元模型

1963年Hodgkin和Huxley因对神经细胞膜外围及中间部分兴奋和抑制活动的离子机制的发现而共同获得诺贝尔生理学或医学奖，通过描述神经元细胞膜上电压、电流与时间的变化关系，提出第一个定量的数学模型，该数学模型简称为HH神经元模型^[35]，HH神经元模型精确地描述了神经元的生理活动，有效地解释了神经元膜电位与电流刺激之间的关系，为后续对神经元活动的分析，以及视觉编码机制的研究奠定了良好的数学基础，为神经元群的实现提供了可能。HH神经元模型的数学解析表达式如(2.1)所示：

$$\begin{cases} C_m \frac{dV}{dt} = I_{ext} - g_{Na} m^3 h (V - V_{Na}) - g_K n^4 (V - V_K) - g_L (V - V_L) \\ \frac{dm}{dt} = \frac{(m_\infty(V) - m)}{\tau_m(V)} \\ \frac{dh}{dt} = \frac{(h_\infty(V) - h)}{\tau_h(V)} \\ \frac{dn}{dt} = \frac{(n_\infty(V) - n)}{\tau_n(V)} \end{cases} \quad (2.1)$$

其中 I_{ext} 为外部电流输入； V 为膜电压； C_m 为膜电容； g_{Na} 、 g_K 、 g_L 分别表示钠离子、钾离子和漏电流通道电导最大值， V_{Na} 、 V_K 、 V_L 分别表示相应通道的逆转电位； m 和 h 为钠离子通道的门控变量， n 为钾离子通道的门控变量； $m_\infty(V)$ 、 $h_\infty(V)$ 、 $n_\infty(V)$ 和 $\tau_m(V)$ 、 $\tau_h(V)$ 、 $\tau_n(V)$ 分别表示 m 、 h 、 n 的饱和值以及时间常数。 $I_{ext} = I_0 + S(t) + \xi(t)$ 。 I_0 为恒定刺激，用以模拟周围环境对该神经元的一种总和输入； $S(t)$ 是神经元的检测对象； $\xi(t)$ 为高斯白噪声，满足条件： $\langle \xi(t) \rangle = 0$ ， $\langle \xi(t_1) \xi(t_2) \rangle = 2D\delta(t_1 - t_2)$ ， D 为噪声强度。图2.2是HH神经元模型动作电位发放示意图。

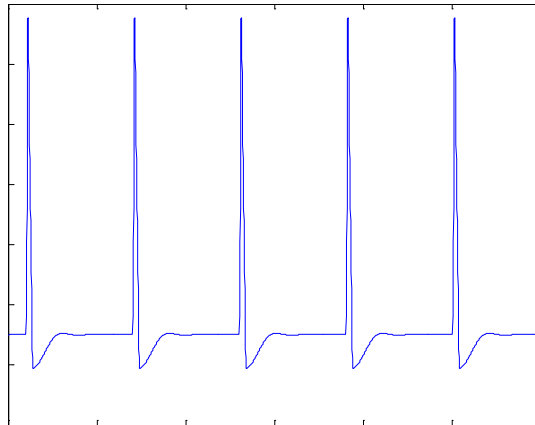


图 2.2 HH 神经元模型动作电位发放示意图

2.1.2 Integrate-and-Fire 神经元模型

IF 神经元模型忽略了次要的神经元特性，比如绝对不应期、相对不应期等，而只考虑主要的神经元放电特性，比如阈值放电等^[36]，该模型具有简洁的数学表达式，在实际的研究工作当中由于其良好的计算效率获得了广泛的应用，并且根据研究目的的不同产生了许多版本，该模型的基本数学表达式如(2.2)所示：

$$\begin{cases} \frac{dv}{dt} = I_{ext} + a - bv \\ \text{if } v \geq v_{thresh}, \text{ then } v \leftarrow c \end{cases} \quad (2.2)$$

其中， v 是细胞膜电位， I_{ext} 是输入刺激， a 、 b 、 c 为模型参数， v_{thresh} 为阈值。如果 v 大于等于 v_{thresh} ，神经元就发放脉冲，同时 v 被重新设定为 c ，如果 v 未超过阈值 v_{thresh} ，那么神经元不发放动作电位。图 2.3 是 IF 神经元模型动作电位发放示意图。

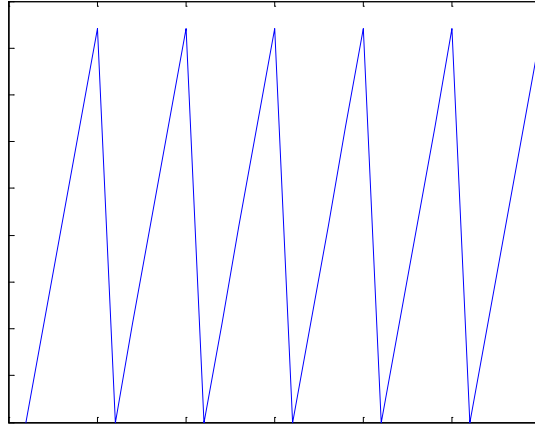


图 2.3 IF 神经元模型动作电位发放示意图

2.1.3 izhikevich 神经元模型

izhikevich 神经元模型是 izhikevich 在 2003 年提出的^[37]，该模型能够保留较多真实的神经元特性，而且在进行仿真时计算量也不是太大，该模型是对 HH 神经元模型和 IF 神经元模型的折中，因此该模型在一定程度上既拥有 HH 神经元模型所具有的生物合理性同时又拥有 IF 神经元模型所具有的计算高效性^[38]，该模型的数学表达式如(2.3)所示：

$$\begin{cases} \frac{dv}{dt} = 0.04v^2 + 5v + 140 - u + I_{ext} \\ \frac{du}{dt} = a(bv - u) \\ \text{if } v \geq v_{thresh}, \text{ then } v \leftarrow c \quad u \leftarrow u + d \end{cases} \quad (2.3)$$

其中， v 是细胞膜电位， u 代表细胞膜恢复变量， I_{ext} 是输入刺激， a 、 b 、 c 和 d 为模型参数， v_{thresh} 为阈值。如果 v 大于等于 v_{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 未超过阈值 v_{thresh} 那么神经元不发放 spike。图 2.4 是 izhikevich 神经元模型动作电位发放示意图。

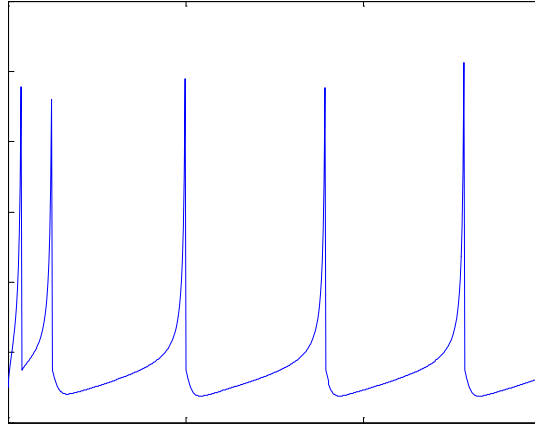


图 2.4 izhikevich 神经元模型动作电位发放示意图

虽然 HH 神经元模型对神经元的生理活动进行了精确的描述，对神经元放电与信息传递进行了良好的数学解释，但是由于其过于复杂难以应用，尤其在构建神经网络时计算量巨大，并不适用于大规模的集群计算。IF 神经元模型简化了许多神经元特性，只保留了主要的神经元放电机制，因此 IF 神经元模型非常简单，在计算上非常便捷，适用于构建大规模的神经网络并模拟实现特定的视觉机制特性，尽管 IF 神经元模型具有良好的数学计算性能，但是却丢失了许多神经元特性，缺乏生物合理性。而 izhikevich 神经元模型兼顾了 HH 神经元模型的生物合理性，同时又考虑了在构建大规模神经网络时所需的数学计算性能，因此本文采用 izhikevich 神经元模型构建神经元群对视觉编码特性在图像弱边缘检测中的作用进行探索与研究。

2.2 视觉感受野

在视网膜上存在特定的区域，当其受到刺激时会改变相应神经元的放电活动，上述区域称为视觉感受野。视觉感受野一般由两部分组成，一部分是兴奋区域，另一部分是抑制区

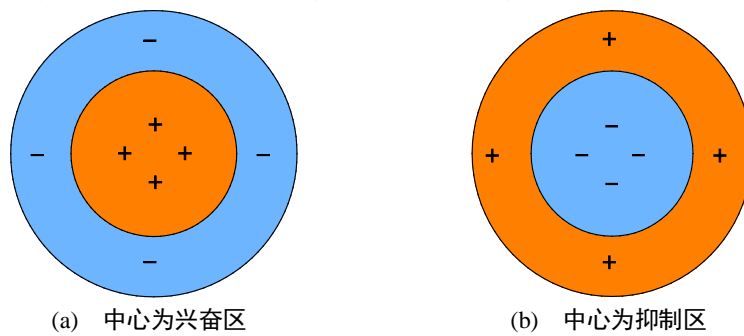


图 2.5 视觉感受野

域，如图 2.5 所示，“+”表示的是兴奋区域，“-”表示的是抑制区域。根据兴奋区域与抑制区域在空间相对位置上的差异，视觉感受野可分为图 2.5(a)和(b)两种情况^[39]。为反映该视觉生理特性，同时简化感受野在构造和处理上的复杂性，本文采用图 2.5(a)所示的情形，并引入矩形感受野窗口来代替圆形感受野。

2.3 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^[40],而对于其它方向的响应不如特定方向的强烈,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,因此本文引入 Log-Gabor 滤波器对原图像边缘进行方向提取。

由于 Log-Gabor 滤波器函数在原点的奇异性,不能直接得到解析表达式,其频域数学表达式如式(2.4)所示:

$$H(f, \theta) = \exp\left\{\frac{-[\ln(f / f_0)]^2}{2[\ln(\sigma_f / f_0)]^2}\right\} \exp\left\{\frac{-(\theta - \theta_0)^2}{2\sigma_\theta^2}\right\} \quad (2.4)$$

其中, f 、 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。

2.4 次序编码

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^[41],分析过程实际上是一种点处理操作。但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的首次放电先后次序,可能就已经能有效地对输入进行快速编码和处理^[42,43]。因此本文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。在编码过程中,综合考虑到 HH 神经元模型的神经生理特性以及 IF 神经元模型的计算效率,本文选择 izhikevich 神经元模型作为神经元群结构基础。该神经元模型的数学表达式如(2.3)所示。

2.5 侧向抑制

在大脑皮层中,处于同一区域的神经元具有相似的功能,它们对于外部输入信号具有相同的发放响应,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它神经元的兴奋,这种现象称为神经元的侧向抑制^[44,45]。本文考虑了这种侧向抑制作用,如图 2.6 所示。其中图 2.6(a)表示当感受野中心的神经元兴奋时会抑制其它神经元的兴奋;而本文对图 2.6(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,采取如图 2.6(b)所示的神经元侧向抑制方式,当感受野中心点的神经元比其它神经元早兴奋,就会对相应神经元产生抑制作用,反之中心点的神经元则会被抑制;图 2.6(c)为图 2.6(b)中各神经元兴奋性示意图,横轴表示感受野内神经元的编号,纵轴表示神经元兴奋强度,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。

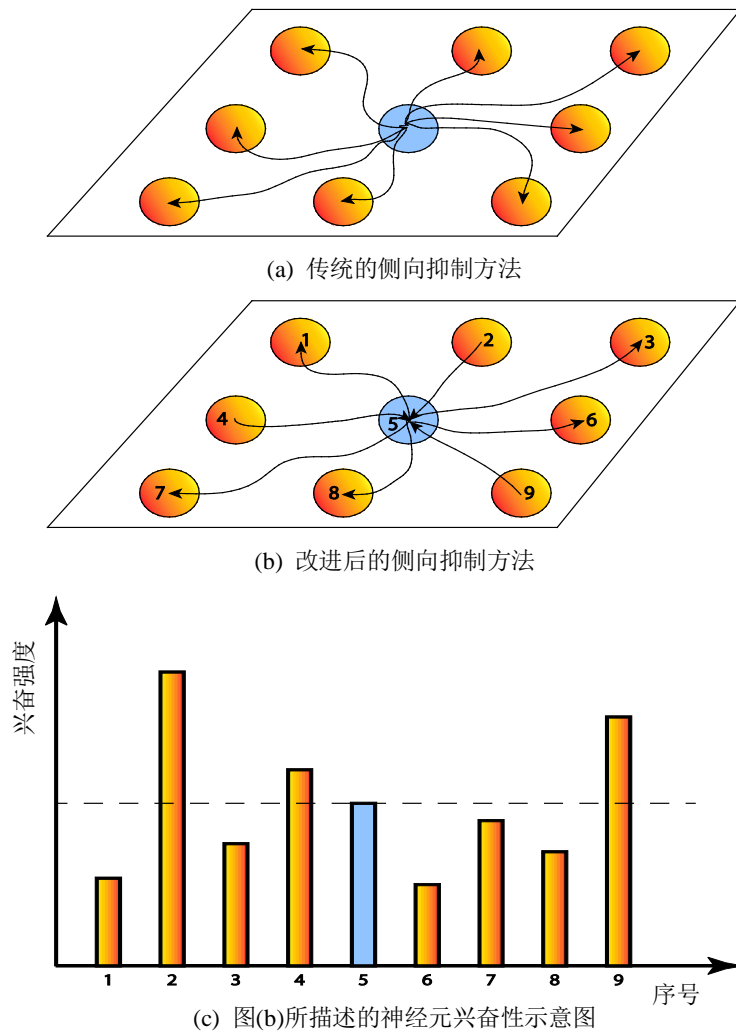


图 2.6 神经元侧向抑制示意图

2.6 小结

本章主要介绍了神经元模型及重要的神经编码特性。其中神经元模型主要介绍 HH 神经元模型, IF 神经元模型以及 izhikevich 神经元模型。HH 神经元模型精确地描述了神经元的放电活动,但是由于数学计算的复杂性而难以大规模应用,IF 神经元模型尽管丢失了许多神经元特性,但是简单的数学表达式赋予了 IF 神经元模型良好的计算性能,使其得到了广泛应用,izhikevich 神经元模型在两者之间进行了折中,使其既具有一定的生物合理性又具有一定的数学计算性。随后介绍了重要的神经编码特性,主要有视觉感受野,方向选择,次序编码,侧向抑制。视觉感受野是功能相同或相似的神经元集合,但受到刺激时会改变相应神经元的放电活动,方向选择是指神经元对于特定方向的输入刺激具有最大的响应,次序编码表明神经元放电的先后次序就已经对输入刺激的信息进行了编码,可以利用神经元放电的先后次序对输入刺激进行处理,侧向抑制是指同一区域的神经元在放电时会产生相互抑制的情况。

第3章 基于点阵神经元响应时空信息的边缘检测技术及应用

正如绪论中所述，目前利用视觉机制进行边缘检测的研究更多是对视觉神经系统进行了黑箱模拟，并没有考虑视觉感受野、方向选择性以及侧抑制特性等视觉机制在轮廓提取中的重要作用，例如视觉感受野特性可以弱化图像背景纹理对目标边缘的干扰，方向选择特性有利于实现对特定朝向弱边缘的检测，而侧抑制特性通过相邻神经元竞争可有效增强图像弱边缘与背景的对比度，所以本文提出一种基于点阵神经元响应时空信息的图像边缘检测方法，通过记录感受野窗口内点阵神经元的首次放电时间，给出次序编码思路，并结合神经元侧抑制的空间特性来提取图像的边缘信息。并以菌落图像处理为例，检测结果表明获得的边缘比较清晰并且较为完整，能够包含较多的边缘细节。而且可将边缘的强弱信息表现出来，因此具有更好的图像边缘检测效果。

3.1 基于点阵神经元响应时空信息的边缘检测技术概述

本文考虑到整体计算的效率，对神经网络进行了简化，采取点阵的形式来对神经元进行排列，通过侧抑制特性来反映神经元之间的突触连接，同时结合点阵神经元响应的时空信息对图像边缘进行检测。首先利用视野内图像的多方向 Log-Gabor 滤波结果，重构图像的边缘信息；接着将重构结果作为点阵神经元的输入；记录各个神经元首次发放动作电位的时间，形成时间矩阵；然后构造感受野窗口在时间矩阵上滑动，根据各时间元素的时序计算改进后的方差，并赋值给窗口中心点，从而获得包含神经元响应时间和空间信息的方差矩阵；之后将前述感受野窗口继续在方差矩阵上滑动，实现神经元在空间上的侧向抑制特性，获得边缘矩阵；最后将边缘矩阵逆映射为结果图像。实验表明，本文方法不仅能够检测出图像边缘，而且能够有效反映出边缘的强弱关系。

3.2 图像边缘检测算法

本文采用 Log-Gabor 滤波器先对图像进行预处理，之后引入神经元首次放电时间以及感受野内各神经元首次放电次序；同时考虑到图像边缘的跳变特性，提出了与各神经元放电首次放电时刻相对应的方差矩阵；并结合神经系统侧向抑制的生理特性得到最终的边缘图像。具体检测算法如下所述：

(1) 对于原始的图像 $I_{old}(i, j)$ ($i = 1, 2, \dots, M; j = 1, 2, \dots, N$)，通过 Log-Gabor 滤波器进行预处理，获取角度为 $\theta_i(\theta_i = 22.5^\circ * k, k = 0, 1, \dots, 7)$ 的 8 个方向结果，记为 $f_k(i, j)(k = 0, 1, \dots, 7)$ 。然后利用式(3.1)重构图像的边缘信息：

$$result(i, j) = \sum_{k=0}^7 f_k(i, j) \quad (i = 1, 2, \dots, M; j = 1, 2, \dots, N) \quad (3.1)$$

(2) 构造点阵神经元 $Neuron(i, j)(i = 1, 2, \dots, M; j = 1, 2, \dots, N)$ ，每个点阵神经元的模型如式(2.3)

所示。将步骤(1) 中的重构结果 $result(i, j)$ 输入到对应的点阵神经元 $Neuron(i, j)$ 进行处理，其中每个神经元的输入刺激 I_{ext} 分别对应重构结果 $result(i, j)$ 。

(3) 记录下每个点阵神经元 $Neuron(i, j)(i=1,2,...,M; j=1,2,...,N)$ 的首次放电时间，从而获得一个时间矩阵 $T(i, j)(i=1,2,...,M; j=1,2,...,N)$ 。

(4) 构造一个 3×3 的感受野窗口与时间矩阵 $T(i, j)$ 的局部区域对应，对感受野窗口中对应的时间元素进行升序排序，记为 $Templet(i), i=1,2,...,9$ 。然后对该感受野窗口的时间元素计算改进后的方差，如式(3.2)所示。

$$\begin{cases} average = (\sum_{i=1}^9 templet(i)) / 9 \\ sum = \sum_{i=1}^9 [(templet(i) - average)^2 * e^{(-i)}] \end{cases} \quad (3.2)$$

$average$ 是感受野窗口中各个时间元素的平均值。 sum 是包含了首次放电排序信息的改进方差，将其赋值给感受野窗口的中心点。将感受野窗口依次滑过时间矩阵 $T(i, j)$ ，对每个时间元素进行同样的处理就得到方差矩阵 $D(i, j)(i=1,2,...,M; j=1,2,...,N)$ 。

(5) 利用步骤(4)构造的 3×3 感受野窗口，使其与方差矩阵 $D(i, j)$ 的局部区域对应，在感受野窗口中根据式(3.3)实现神经元的侧向抑制机制。 w_0, w_0' 分别为感受野窗口中更新前后的

$$\begin{aligned} w_0' &= \begin{cases} w_0 * e^{-(w_0/w_1)}, & \text{if } w_0 < w_1 \\ w_0 * e^{(w_1/w_0)}, & \text{if } w_0 > w_1 \\ w_0, & \text{if } w_0 = w_1 \end{cases} \\ w_1' &= \begin{cases} w_1 * e^{(w_0/w_1)}, & \text{if } w_0 < w_1 \\ w_1 * e^{-(w_1/w_0)}, & \text{if } w_0 > w_1 \\ w_1, & \text{if } w_0 = w_1 \end{cases} \end{aligned} \quad (3.3)$$

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相应的边缘矩阵 $F(i, j)(i=1,2,...,M; j=1,2,...,N)$ 。

(6) 根据式(3.4)将边缘矩阵数据逆映射到 $0 \sim 255$ 的范围，然后再将其显示为图像 $I_{new}(i, j)$ ，即为包含图像强弱边缘信息的检测结果。其中 min 和 max 分别为边缘矩阵 $F(i, j)$ 中的最小值和最大值， $I_{new}(i, j)$ 表示图像强弱边缘的检测结果。

$$I_{new}(i, j) = \frac{(F(i, j) - min)}{(max - min)} * 255 \quad (3.4)$$

相应的图像边缘检测流程如图 3.1 所示， $I_{old}(i, j)$ 表示原始的输入图像； $f_k(i, j)(k=0,1,...,7)$ 为经过 Log-Gabor 滤波器以角度为 $\theta_i(\theta_i = 22.5^\circ * i, i=0,1,...,7)$ 滤波后的结果； $Neuron(i, j)$ 表示使用的点阵神经元； $T(i, j)$ 表示经过点阵神经元模型后记录首次放电

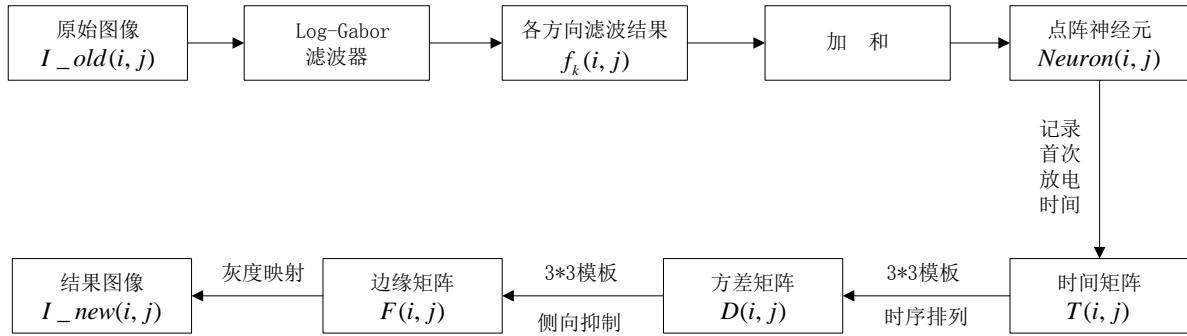


图 3.1 图像边缘检测流程图

时刻的时间矩阵； $D(i, j)$ 表示经过方差处理的方差矩阵； $F(i, j)$ 表示经过神经元侧向抑制作用后的边缘矩阵； $I_{new}(i, j)$ 表示最终的结果图像。

3.3 实验结果

本文以菌落图的边缘检测为例，并与 Sobel 算子、Canny 算子以及 PCNN 法进行结果的比较，最后采用 ROC 指标和信息熵指标对边缘图像进行评价。菌落图为本实验室基于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，所获得的部分菌落图如图 3.2 所示。

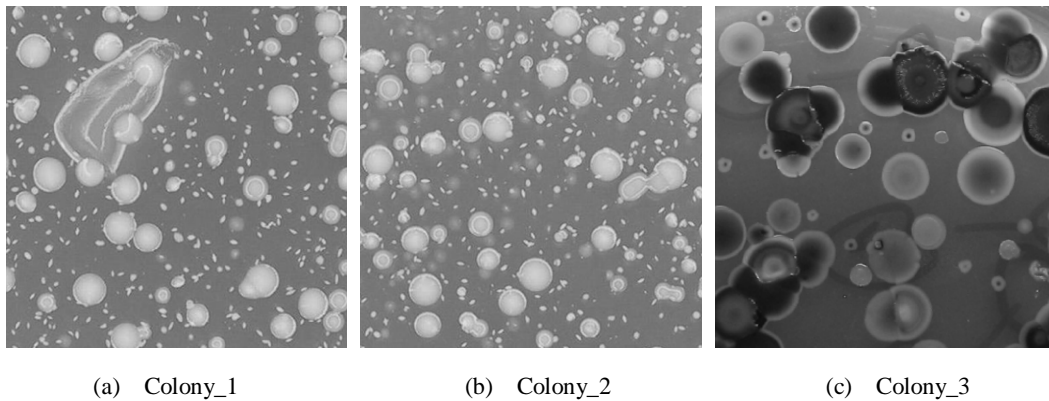


图 3.2 菌落示意图

图 3.3~3.5 分别是对 Colony_1~3 进行处理后的边缘图像。在图 3.3~图 3.5 中，图(a)是采用 Sobel 算子处理后的边缘图像，图(b)是采用 Canny 算子处理后的边缘图像，图(c)是采用 PCNN 边缘检测算法获得的结果，图(d)是采用本文方法获得的灰度边缘图像，图(e)是采用本文方法获得的具有强弱信息的边缘彩图，其中图(e)的右侧是边缘彩图的强度表示，从下至上，强度逐渐增强。

观察图 3.3~图 3.5，可以发现本文方法能够更有效地反映图像的边缘信息。例如各子图(a)所示的 Sobel 算子处理结果，对菌落的边缘进行检测时并不充分，会丢失相当部分的边缘信息，从而无法形成有效的菌落边缘，尤其是对于图 3.2(b)的粘连菌落情形以及图 3.2(c)所示的多颜色层次菌落分布情形，简单阈值化操作的 Sobel 算子并不适用；例如各子图(b)所示的 Canny 算子处理结果，对菌落边缘进行检测时会产生过分割的现象，影响后续处理并且不利于视觉观察，对于图 3.2(b)的粘连菌落情形，过分割的情况尤其严重；例如图(c)

所示的 PCNN 处理结果，表现的图像边缘不完整，呈现的边缘比较杂乱。对于图 3.2(c)的多颜色层次菌落分布情形，部分区域甚至无法分辨出边缘。可能原因在于 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，但其忽视了视觉神经系统的内在特性，

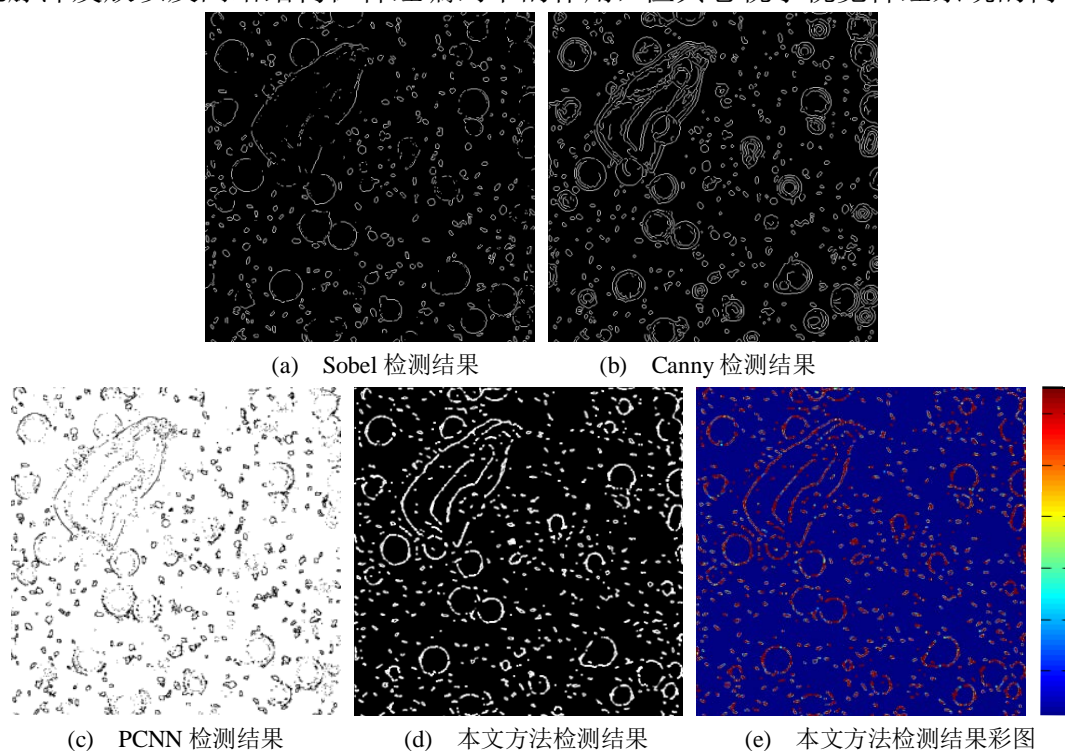


图 3.3 Colony_1 图像的处理结果

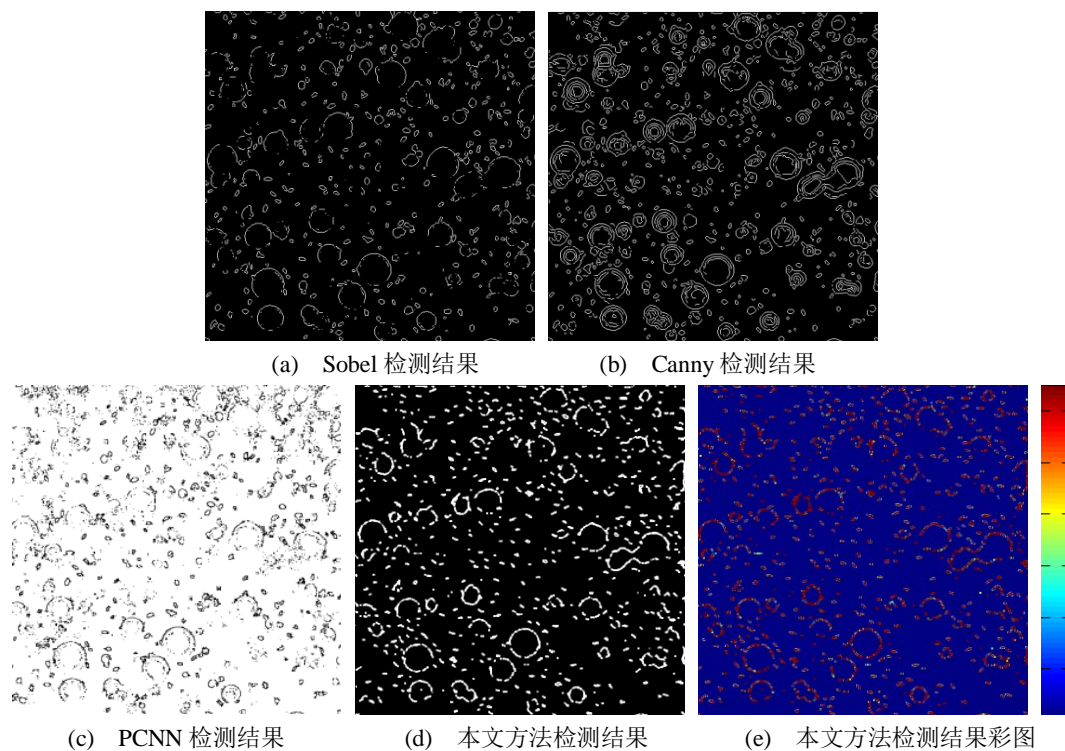


图 3.4 Colony_2 图像的处理结果

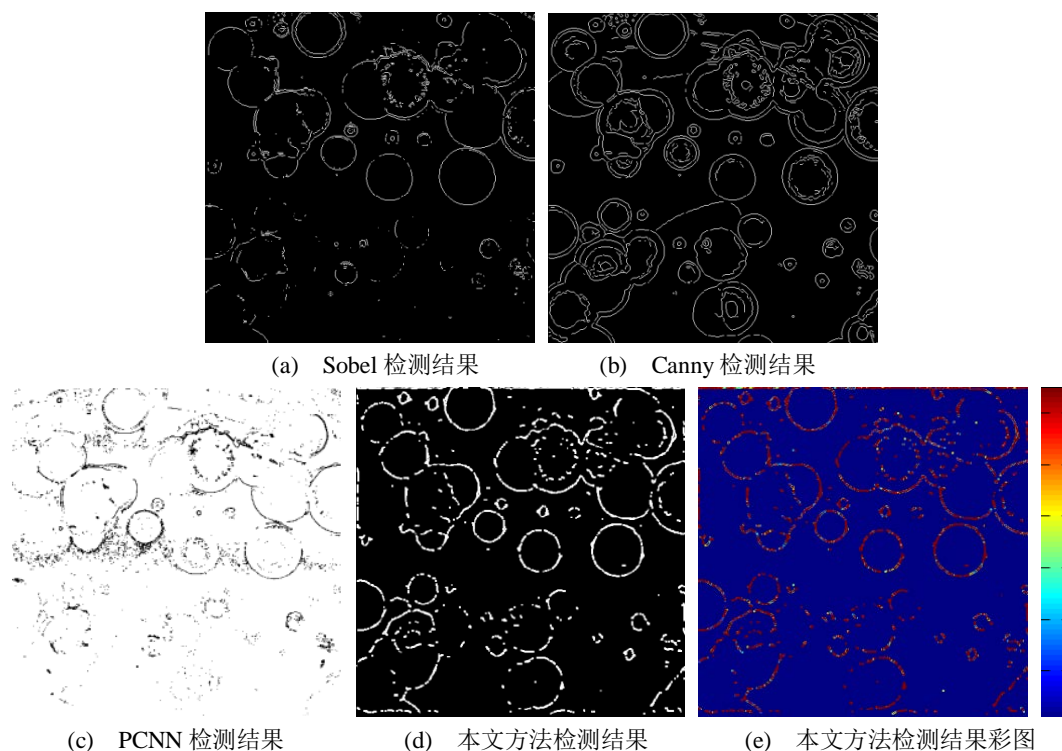


图 3.5 Colony_3 图像的处理结果

因此对于复杂图形的轮廓感知，无法取得理想的效果；而观察各子图(d)所示的本文方法处理结果，不仅能够较好地检测出完整的菌落边缘，而且对于粘连菌落以及多颜色层次菌落分布的复杂情形，也具有较好的检测效果；另外本文方法还可以采用类似子图(e)的显示方式，通过颜色对图像边缘的强弱信息进行描述，由图中菌落轮廓线上颜色的变化，可反映出原图目标边缘的强弱，从而能够为后续分析提供更多的检测信息。

3.4 讨论与分析

为了充分反映本文方法的有效性，本文对采集获得的 23 幅菌落图(其中前 3 幅如图 3.2 所示)进行了处理，并首先以 ROC(receiver operating characteristic curve)指标^[46-49]对结果进行了评价，由于绘制的 ROC 曲线存在交叉，因此为了直观地表明本文方法与其他方法的比较结果，通过计算 ROC 曲线下的面积 AUC(area under the curve)^[46,49]来反映本文方法的有效性。在上述过程中需要获取图像的边缘基准图(Ground Truth)，由于人工手绘效率低下并且主观性强，因此需要一种客观并且能够自动判断的方法来获取基准图。本文主要基于文献^[47]中描述的方法，通过对不同边缘检测方法取多个阈值获取 N 幅边缘图像，并统计 N 幅边缘图像中相同位置为边缘点的个数，从而获取 N 幅候选边缘图像，之后结合 ROC 统计指标及诊断曲线(diagnosis line)确定最佳的候选边缘图像，该图像即可作为边缘基准图。

不同边缘检测算法下边缘图像的 AUC 值如表 3.1 所示。以表中所对应的前三幅图结果为例进行分析，其中图 3.2(c)的多颜色层次菌落处理结果的 ROC 评价，本文方法优势明显，这与主观评价相一致，表明本文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；而图 3.2(a)和图 3.2(b)的结果，本文方法虽然优于其他方法，但是优

势不如图 3.2(c)的处理结果明显,可能是由于在实现时使用了一定尺度的感受野窗口,而这两幅图中存在大量的微小菌落,从而影响到了边缘检测的效果。但由表可见,与 Sobel 方法, Canny 方法以及 PCNN 方法相比,从整体上看,本文方法获得的 AUC 最大,表明采用本文方法得出的边缘图像与边缘基准图(Ground Truth)匹配程度最高。

表 3.1 不同检测算法下边缘图像的 AUC 值

Item	Sobel	Canny	PCNN	本文方法
Colony_1	0.6128	0.6364	0.6919	0.7748
Colony_2	0.6150	0.6410	0.7277	0.8337
Colony_3	0.6074	0.6549	0.5524	0.7736
Colony_4	0.6365	0.6524	0.6208	0.7208
Colony_5	0.6414	0.6122	0.7133	0.7512
Colony_6	0.6033	0.6122	0.7133	0.8544
Colony_7	0.6609	0.6811	0.6239	0.7242
Colony_8	0.6504	0.7066	0.7025	0.7768
Colony_9	0.6343	0.6603	0.5512	0.7638
Colony_10	0.6148	0.6412	0.6836	0.7294
Colony_11	0.6025	0.6310	0.5310	0.7391
Colony_12	0.6021	0.6702	0.6402	0.7367
Colony_13	0.5810	0.6844	0.6647	0.7612
Colony_14	0.6398	0.6459	0.6967	0.7667
Colony_15	0.6279	0.6525	0.6940	0.7761
Colony_16	0.6581	0.6889	0.7131	0.7737
Colony_17	0.6003	0.6972	0.6453	0.7765
Colony_18	0.6302	0.6509	0.6882	0.7668
Colony_19	0.5994	0.6647	0.6064	0.7825
Colony_20	0.6263	0.5818	0.6861	0.7897
Colony_21	0.6573	0.6019	0.6705	0.7688
Colony_22	0.6180	0.6693	0.5646	0.7971
Colony_23	0.6667	0.7042	0.7146	0.7789

为了更加客观地反映本文方法的有效性,本文对采集获得的 23 幅菌落图(其中前 3 幅如图 3.2 所示)进行了处理,并继以信息熵指标^[50,51]对结果进行了评价,如表 3.2 所示。由表可见,与 Sobel 等方法相比,从整体上看,本文方法获得的信息熵最大,表明采用本文方法得出的边缘图像保留有较多的图像细节。以表 3.2 中所对应的前三幅图结果为例进行分析,其中三幅图像处理结果的信息熵评价,本文方法优势明显;对于 PCNN 的处理结果,可以看出相对于 Sobel 方法以及 Canny 方法具有明显优势,但是相对于本文方法不具有优势,可能原因在于 PCNN 考虑到了视觉神经系统的作用,但是仅仅对其进行了黑箱模拟,并未真正实现内部视觉机制的特性。而 Canny 方法以及 Sobel 方法在信息熵的评价中不具有优势,这可能是由于两者均未考虑到视觉机制的作用,因此对于图 3.2(b)的粘连菌落情形以及图 3.2(c)所示的多颜色层次菌落分布情形,检测效果不如本文方法,并且 Canny 方法以及 Sobel

方法都是从微分算子的角度出发,因此两者的信息熵差距不大,Canny方法仅比Sobel方法略有优势。由表可见,与Sobel方法,Canny方法以及PCNN方法相比,从整体上看,本文方法获得的信息熵最大,表明采用本文方法得出的边缘图像能够保留更多的细节信息。

表 3.2 不同检测算法下边缘图像的信息熵值

Item	Sobel	Canny	PCNN	本文方法
Colony_1	0.2291	0.2550	0.4070	0.7631
Colony_2	0.2331	0.2525	0.4783	0.8198
Colony_3	0.1603	0.2005	0.3808	0.7951
Colony_4	0.1594	0.2019	0.5123	0.4930
Colony_5	0.1599	0.2091	0.3016	0.4841
Colony_6	0.2163	0.2073	0.6120	0.7444
Colony_7	0.1469	0.1636	0.0869	0.1555
Colony_8	0.1245	0.2021	0.1873	0.3147
Colony_9	0.1597	0.1980	0.3149	0.5482
Colony_10	0.1608	0.1941	0.4244	0.4976
Colony_11	0.1595	0.2069	0.3185	0.5312
Colony_12	0.1489	0.1972	0.2999	0.5019
Colony_13	0.1489	0.1614	0.6536	0.3277
Colony_14	0.2310	0.2566	0.3606	0.8074
Colony_15	0.2304	0.2521	0.3705	0.6758
Colony_16	0.2273	0.2399	0.3980	0.7193
Colony_17	0.2305	0.2524	0.4086	0.7510
Colony_18	0.2349	0.2526	0.3961	0.7970
Colony_19	0.2334	0.4920	0.4600	1.0690
Colony_20	0.0578	0.0572	0.1050	0.1384
Colony_21	0.0889	0.1105	0.1919	0.1621
Colony_22	0.2344	0.4660	0.3413	0.9745
Colony_23	0.1204	0.2005	0.1772	0.3142

需要说明的是,虽然本文抛弃了以神经脉冲序列为基础的神经编码方法,提出采用更为实时的放电顺序编码,但由于本文涉及点阵神经网络的互连与处理,而且通过计算机仿真实现,因此具有较大的计算量。但后续研究一方面可以对神经网络结构和规模进行优化,另一方面可尝试通过硬件模块来实现,从而满足实时性的要求。

3.5 小结

本文引入了视觉感受野、方向选择、次序编码以及神经元侧向抑制机制,并对其原理及功能进行了介绍,提出了一种基于点阵神经元响应时空信息的图像边缘强弱检测方法,通过与Sobel算子、Canny算子以及PCNN等方法的比较分析,表明本文提出的方法在图像边缘的检测上能够保留更多的细节。以菌落图像的边缘检测为例,获得的边缘更加清晰,而且本文方法能够将图像边缘的强弱表示出来,这是其它边缘检测方法所无法做到的。

第4章 基于视皮层突触 STDP 机制的边缘检测技术及应用

基于点阵神经元的边缘检测技术虽然相较于传统边缘检测技术显示出一定优势，但是并未考虑突触及原始图像中颜色特征的作用，尤其是神经元之间的突触为神经信息的传递提供了桥梁，为神经编码特性的实现提供了基础，并且图像本身的颜色特征就已经包含了丰富的边缘信息，因此在基于点阵神经元响应时空信息的边缘检测技术基础上考虑突触的 STDP 机制及颜色特征影响，提出基于视皮层突触 STDP 机制的边缘检测技术，通过 Log-Gabor 滤波器对各颜色分量进行重构，构建神经元群结合突触的 STDP 机制以更好地发挥视觉机制在图像边缘检测中的作用，通过对各颜色分量的融合处理更好地获取图像细节边缘。以菌落图为例，检测结果表明本文方法能够有效地检测出图像边缘，经信息熵及 ROC 指标评价，相较于传统方法具有一定的优势。

4.1 基于视皮层突触 STDP 机制的边缘检测技术概述

本文首先将原始图像分为三个颜色分量，分别进行单独处理，发挥视皮层颜色编码作用；利用 Log-Gabor 滤波器对输入图像各颜色分量进行滤波处理，重构图像边缘信息；构建以可塑性突触连接的神经元群，实现突触的 STDP 机制，分析视觉感受野窗口内互连接神经元的脉冲放电过程，完成对各分量图像的边缘检测；最后对各分量图像处理结果进行融合，并经灰度逆映射获取最终边缘图像。

4.2 基本原理

在视觉感受野、方向选择等神经编码特性基础上，通过构建神经元群着重考虑实现神经元之间的突触作用，利用突触的 STDP 机制加强对图像边缘信息的检测作用，同时考虑图像颜色特征，通过将其分为三分量进行单独处理以发挥颜色特征对边缘信息的筛选作用。

4.2.1 STDP 机制

神经元群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，其中神经元模型是构建神经网络的基础。目前常用的神经元模型主要包括 HH 神经元模型和 IF 神经元模型，但前者在构建神经元群时无法满足高效计算的需求，而后者却丢失了较多的神经元特性，所以为保留神经元电生理特性的同时，又尽可能地提高模型的计算效率，本文选择 izekivich 神经元模型用于构建神经元群网络，该模型的数学表达式如(2.3)所示。

神经元群网络由通过突触互连的神经元组成，其中突触对于学习与记忆具有重要作用^[52,53]，经过学习与记忆的过程，神经元之间产生了新的连接，或者原有的连接得到了加强，这些连接都是通过突触来实现的，所以突触对于神经网络功能的发挥至关重要。但神经元之间的突触作用并不是固定不变的，这种作用会随着神经活动发生变化，这种特性称为突触可塑性，由于 STDP 机制^[54]在描述突触可塑性方面具有较好的生物合理性，因此为了更

好地利用视觉机制实现图像的边缘检测，在本文所构建的神经元群中引入突触作用，并考虑通过 STDP 机制来实现突触的可塑性。

STDP 机制包括两部分，一部分是长时程增强，即 LTP(Long-Term Potentiation)，另一部分是长时程抑制，即 LTD(Long-Term Depression)。LTP 表示当突触前神经元的动作电位先于突触后神经元动作电位到达，并且这种情况多次发生，那么可以认为神经元之间的突触作用将会得到加强，而且这种作用将会保持一段较长的时间；LTD 表示当突触前神经元的动作电位滞后于突触后神经元动作电位到达，并且这种情况多次发生，那么可以认为神经元之间的突触作用将会减弱，而且这种作用将会保持一段较长的时间。本文将考虑 STDP 的这种作用。首先提出采用基于距离因素的突触作用实现神经元的互连，其中基于距离的突触作用是其初始值，后续突触作用会在初始值基础上随神经元的活动发生改变。通常一个神经元对其余神经元产生作用的强度会随着距离的增大而逐渐减弱，因此设置一个 7×7 大小的连接窗口作为神经元突触作用范围，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。距离计算如式(4.1)所示。

$$d(k,l) = \sqrt{(k-m)^2 + (l-n)^2}, k,l = 1,2,\dots,7; m,n = 1,2,\dots,7 \quad (4.1)$$

记 $d(k,l)$ 的最大值为 d_{\max} ， $d(k,l)$ 的最小值为 d_{\min} 。考虑到神经网络的非线性特性，同时为避免突触作用发生较大的波动，本文对 $d(k,l)$ 进行数值转换，转换后的结果为 $nlinear(k,l)$ ，如式(4.2)所示。

$$nlinear(k,l) = \frac{d_{\max}}{d(k,l)}, d(k,l) \neq 0 \quad (4.2)$$

设 $nlinear(k,l)$ 的最大值为 $nlinear_max$ ，最小值为 $nlinear_min$ 。此时可以定义突触的作用，如式(4.3)所示。

$$synapse_inhibi(k,l) = \begin{cases} \frac{nlinear(k,l) - nlinear_min}{nlinear_max - nlinear_min}, & \text{if } d(k,l) \neq 0 \\ 0, & \text{if } d(k,l) = 0 \end{cases} \quad (4.3)$$

其中 $synapse_inhibi(k,l)$ 表示位于连接窗口 (m,n) 处的神经元对连接窗口 (k,l) 位置神经元突触作用的初始值。

在构建的 7×7 大小的连接窗口中，计算各神经元的首次放电时间，以中心点神经元作为参考点，其他神经元的首次放电时间与中心点神经元首次放电时间做差，从而产生一系列的时间误差值，这时可假定这些误差值服从正态分布，进而可获得相应的均值与方差。考虑到神经网络中一个神经元通过多个树突接受其它神经元的输入刺激，经过神经元处理后再通过轴突将神经电信号传递到下一神经元，因此假设模板内除中心点之外的神经元均为突触前神经元，中心点为突触后神经元，突触前神经元的首次放电时间记为 $t_{pre}(i,j)$ ，突

触后神经元首次放电时间记为 $t_{post}(i_0, j_0)$ ，如式(4.4)所示。

$$t_{error}(i, j) = |t_{pre}(i, j) - t_{post}(i_0, j_0)|, i = 1, \dots, 7, j = 1, \dots, 7 \quad (4.4)$$

对数据 $t_{error}(i, j)$ 序列计算均值 μ 以及标准差 σ ，考虑到 99.7% 的数据应当在 $\pm 3\sigma$ 之内，因此若 $|t_{error}(i, j) - \mu| \geq 3\sigma$ ，那么可认为模板内位置为 (i, j) 处的神经元与中心点神经元的首次放电时间已经相差比较大，不需考虑其相互作用，如果 $|t_{error}(i, j) - \mu| < 3\sigma$ ，那么需要对突触前神经元与突触后神经元进行突触作用，直至 $|t_{error}(i, j) - \mu| \geq 3\sigma$ 。具体如式(4.5)及式(4.6)所示。

$$\begin{cases} t_{pre}(i, j) < t_{post}(i_0, j_0), \begin{cases} t_{pre}(i, j) = t_{pre}(i, j) \times LTP_D \\ t_{post}(i_0, j_0) = t_{post}(i_0, j_0) \times LTP_P \end{cases} \\ t_{pre}(i, j) \geq t_{post}(i_0, j_0), \begin{cases} t_{pre}(i, j) = t_{pre}(i, j) \times LTD_P \\ t_{post}(i_0, j_0) = t_{post}(i_0, j_0) \times LTD_D \end{cases} \end{cases} \quad (4.5)$$

$$\begin{cases} LTP_P, LTD_P = 1 + synapse_initial(k, l) \times e^{-t_{error}(k, l)} \\ LTP_D, LTD_D = 1 - synapse_initial(k, l) \times e^{-t_{error}(k, l)} \end{cases}, LTP_D, LTD_D > 0 \quad (4.6)$$

其中 LTP_P 表示在 LTP 特性作用下对突触后神经元的增强作用， LTP_D 表示在 LTP 作用下对突触前神经元的抑制作用， LTD_P 表示在 LTD 特性作用下对突触前神经元的增强作用， LTD_D 表示在 LTD 特性作用下对突触后神经元的抑制作用。经过 STDP 机制作用后能够显著加强视觉系统在目标识别时的辨识度，本文采用 STDP 机制以增强对图像边缘信息的识别。

4.2.2 视皮层颜色编码

颜色是目标本身的固有属性，是一种重要的视觉特征，其本身就包含了目标的特有信息，因此颜色特征对于目标识别、图像分割、场景分类及其后续研究具有重要作用。颜色视觉机制是针对颜色特征的生物视觉处理方法，通过视觉感知从获取的图像信息中提取颜色信息，通过 LGN 及 V1 区对各颜色分量进行处理，得到图像的固有特征，之后再将处理后的视觉信息传输到更高级的区域，进而形成更高级的视觉认知。传统的图像处理均以灰度图作为处理对象，基本上忽略了图像的颜色信息，即只考虑了图像的强度信息却丢失了包含图像固有特征的颜色信息，因此本文针对传统图像处理方法的不足，从生物视觉机制角度出发考虑图像的颜色分量对图像边缘检测的影响。

颜色信息首先通过视锥细胞获取，之后送入 LGN 进行处理，然后传输到 V1 区间，最后进入更高级区域处理，由于目前对高级区域的颜色处理尚未有有效的研究，因此本文仅考虑视觉信息在 LGN 及 V1 区的处理。目前大多数研究^[55]认为，颜色信息由视皮层中存在的两类颜色对立的神经元进行响应，一类由红色光源激活、绿色光源抑制，或者由绿色光源激活、红色光源抑制，这类神经元成为红-绿(red-green, R-G)颜色对立神经元；另一类对蓝色和黄色光源响应，这类神经元称为黄-蓝(yellow-blue, Y-B)颜色对立神经元。同时这些

神经元颜色信息在进入更高级区域处理之前会与其它信息，比如图像的强度信息进行整合传输，具体如式(4.7)所示。

$$\begin{cases} I = 0.2989R + 0.5870G + 0.1140B \\ U = R - G \\ V = B - (R + G) / 2 \end{cases} \quad (4.7)$$

其中 R 、 G 、 B 分别代表图像的红、绿、蓝三颜色分量， I 分量表示图像的强度信息， U 、 V 分别表示前述两类颜色对立神经元的输入分量信息。

4.3 图像边缘检测算法

本文构建了具有可塑性突触互连的神经元群网络，通过 Log-Gabor 多方向滤波结果获取经方向选择后的图像信息，实现了突触的 STDP 机制及视皮层颜色编码机制，有效地获取了边缘图像。具体检测算法如下所述。

步骤(1) 将原始数字图像 $I_old(i, j)$ 经过式(4.7)提取为三个分量，分别为强度分量 $I(i, j)$ ，颜色对立分量 $U(i, j)$ 以及 $V(i, j)$ ，上述 i 和 j 的取值范围分别为： $i = 1, 2, \dots, M, j = 1, 2, \dots, N$ 。

步骤(2) 将上述分量 $I(i, j)$ 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 $\theta_i (\theta_i = 22.5^\circ * i, i = 0, 1, \dots, 7)$ 的 8 个方向结果，记为 $f_k(i, j) (k = 0, 1, \dots, 7)$ 。然后利用式(4.8)重构分量 $I(i, j)$ 图像的边缘信息：

$$result_I(i, j) = \sum_{k=0}^7 f_k(i, j) \quad (i = 1, 2, \dots, M; j = 1, 2, \dots, N) \quad (4.8)$$

同样对颜色对立分量 $U(i, j)$ 以及 $V(i, j)$ 进行相同的处理，可对相应分量图像的边缘信息进行重构，重构结果分别为 $result_U(i, j)$ 以及 $result_V(i, j)$ 。

步骤(3) 将步骤(2)中分量 $I(i, j)$ 的重构结果 $result_I(i, j)$ 输入到互连神经元群 $Neuron_1(i, j)$ 中进行增强输出，可获得相应的输出时间矩阵为 $T_I(i, j) (i = 1, 2, \dots, M; j = 1, 2, \dots, N)$ ，其中在互连神经元群 $Neuron_1(i, j)$ 内部实现了突触的 STDP 机制。同样对颜色对立分量 $U(i, j)$ 以及 $V(i, j)$ 进行相同的处理，可获得相应的输出时间矩阵为 $T_U(i, j) (i = 1, 2, \dots, M; j = 1, 2, \dots, N)$ 以及 $T_V(i, j) (i = 1, 2, \dots, M; j = 1, 2, \dots, N)$ 。神经元模型如式(2.3)所示。

以分量 $I(i, j)$ 的重构结果 $result_I(i, j)$ 为例，首先记录各神经元首次放电的时间，形成时间矩阵 $T_temp(i, j) (i = 1, 2, \dots, M; j = 1, 2, \dots, N)$ ；之后通过构造一个 7×7 的连接窗口 $W(p, q) (p = 1, 2, \dots, 7, q = 1, 2, \dots, 7)$ ，与时间矩阵 $T_temp(i, j)$ 的 7×7 局部区域对应；计算该局部区域内各神经元之间基于距离的突触初始作用，具体如式(4.1)~(4.3)所示；之后对该局部区域内各神经元首次放电时间进行相关计算，实现突触的 STDP 机制，具体如式(4.4)~(4.6)所示。

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的 7×7 的连接窗口中的相互连接，最后获得的时间矩阵记为 $T_I(i, j)$ 。同样对应于颜色对立分量，结果为 $T_U(i, j)$ 以及 $T_V(i, j)$ 。

步骤(4) 将得到的时间矩阵 $T_I(i, j)$ 以及对应于颜色对立分量的结果 $T_U(i, j)$ ， $T_V(i, j)$ 进行叠加，得到边缘矩阵 $F(i, j)$ ，再将其映射至 $0 \sim 255$ 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。

4.4 实验结果

本文仍以菌落图的边缘检测为例，将本文所提方法与 Sobel 算子, Canny 算子以及 PCNN 法进行结果的比较，最后采用 ROC 指标及信息熵指标对实验结果进行评价。同样，菌落图为本实验室基于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，所获得的部分菌落图如图 4.1 所示。

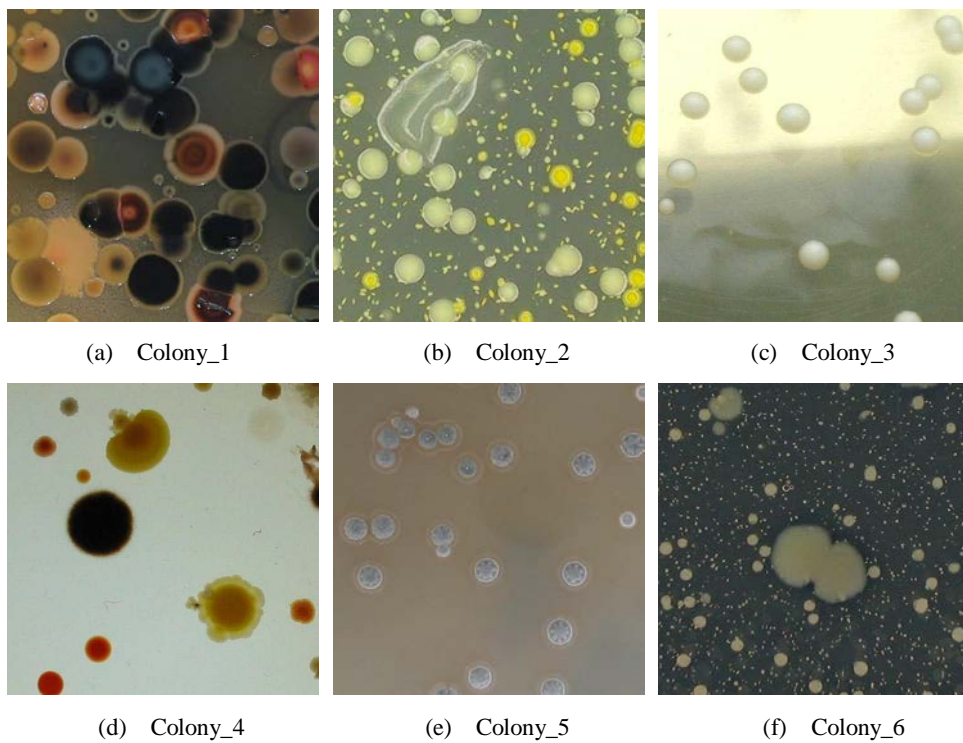


图 4.1 菌落示意图

图 4.2~4.7 分别是对 Colony_1~6 进行处理后的边缘图像。在图 4.2~4.7 中，图(a)是经过灰度化后的图像，图(b)是采用 Sobel 算子处理后的结果，图(c)是经过 Canny 算子处理后的结果，图(d)是采用 PCNN 边缘检测算法获得的结果，图(e)是采用本文方法获得的结果。

观察图 4.2~4.7，可以发现本文方法基本上可以有效地检测出图像的边缘，比如对于图 4.1(a)所示的多颜色层次菌落分布情形以及图 4.1(b)所示的粘连菌落分布情形，本文方法检测出的菌落边缘清晰完整，而采用阈值化处理方式的 Sobel 算子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，Canny 算子处理结果虽然获取了完整的菌落边缘，但是产生了过分割的现象，PCNN 的处理结果对图像边缘细节的呈现也不如本文方法，可

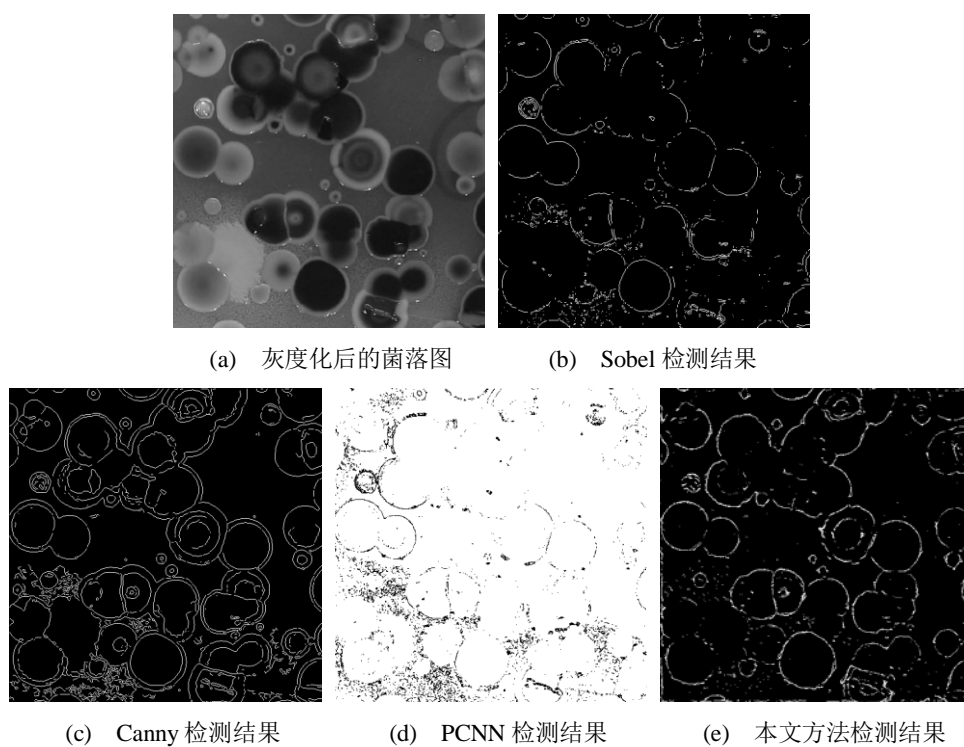


图 4.2 Colony_1 图像的处理结果

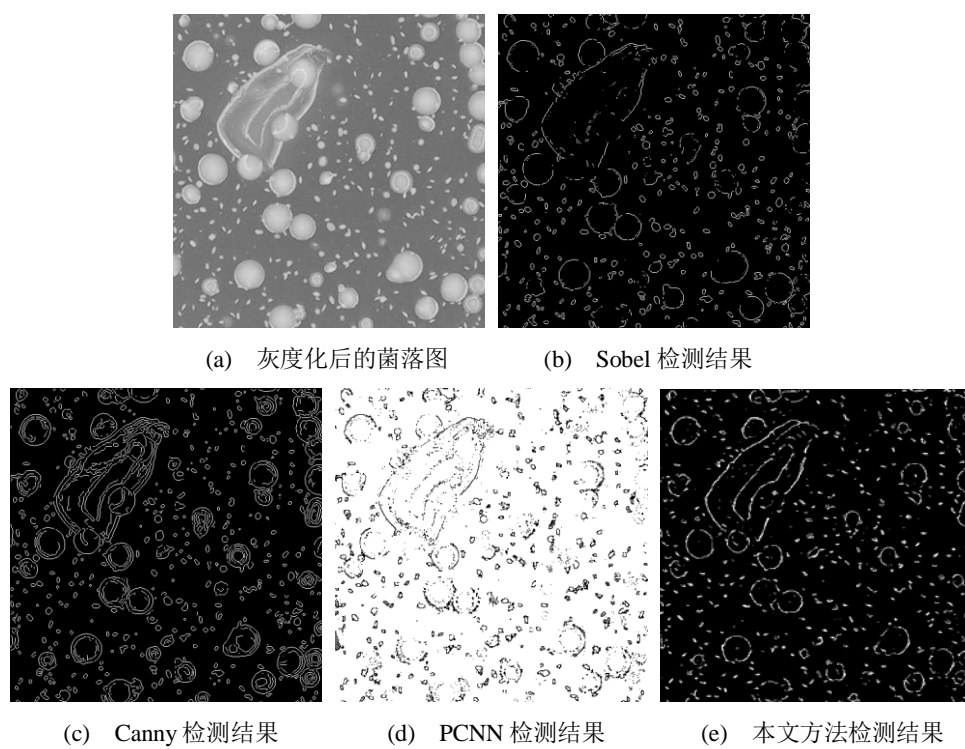


图 4.3 Colony_2 图像的处理结果

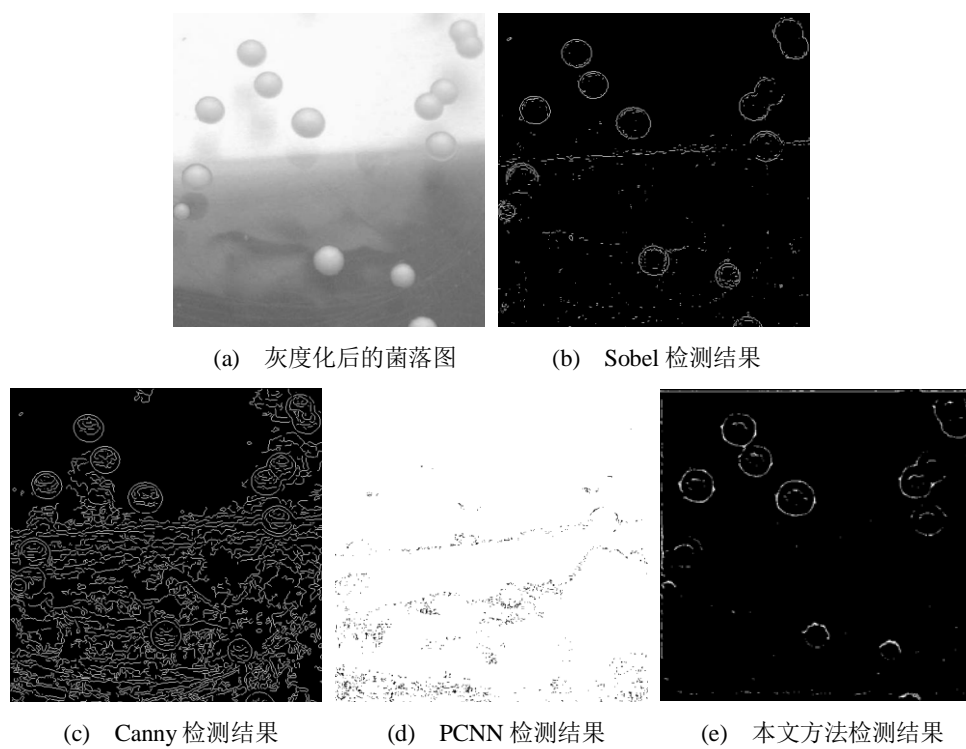


图 4.4 Colony_3 图像的处理结果

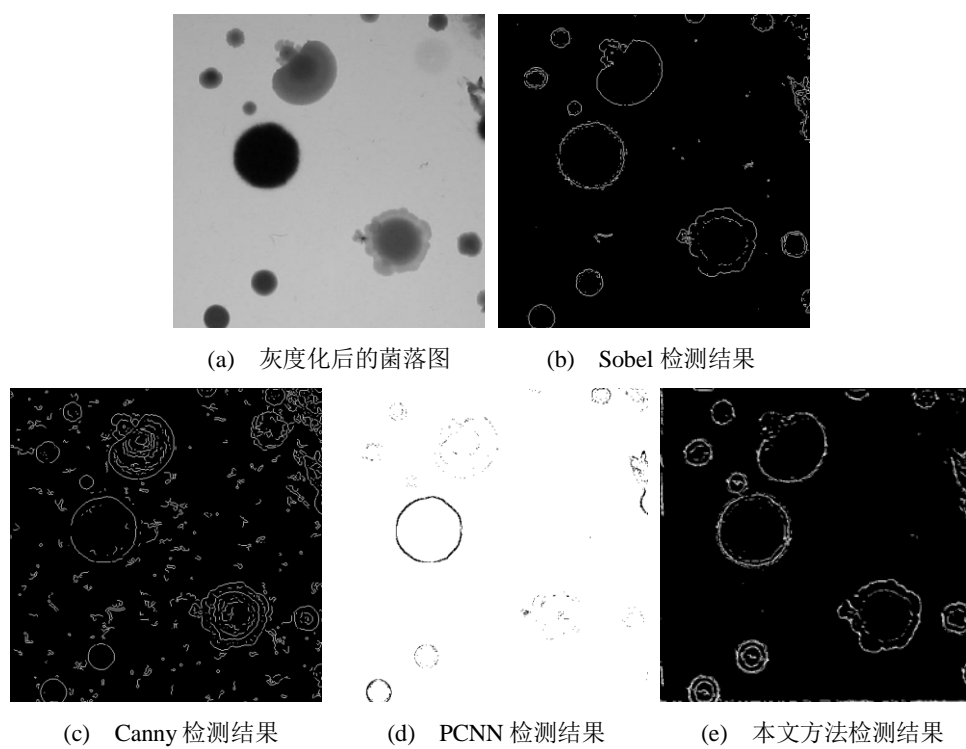


图 4.5 Colony_4 图像的处理结果

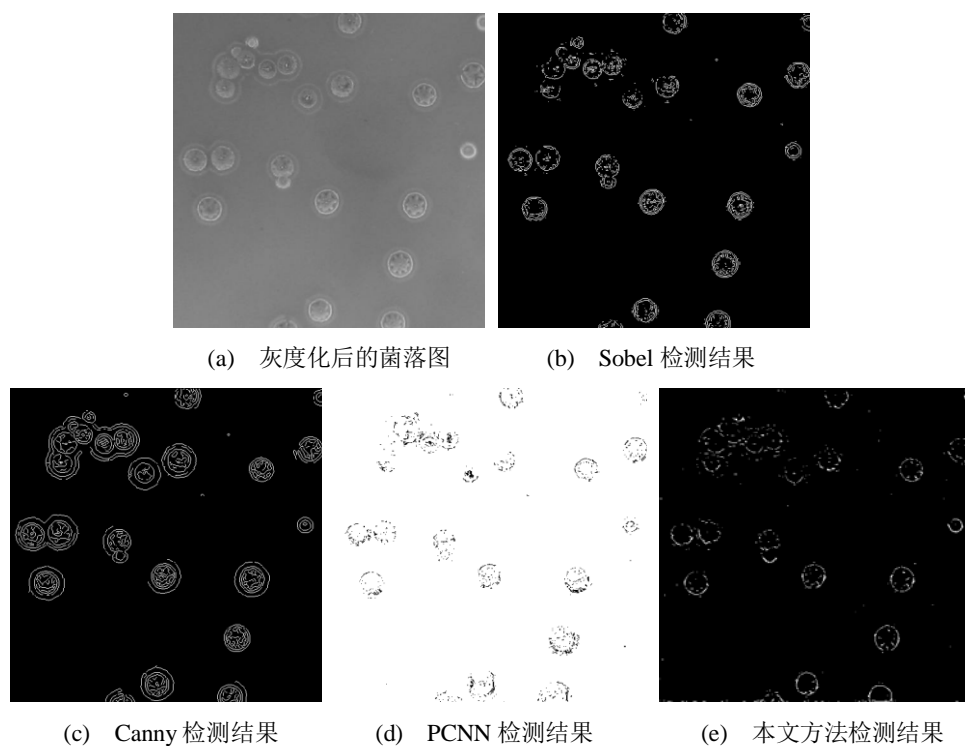


图 4.6 Colony_5 图像的处理结果

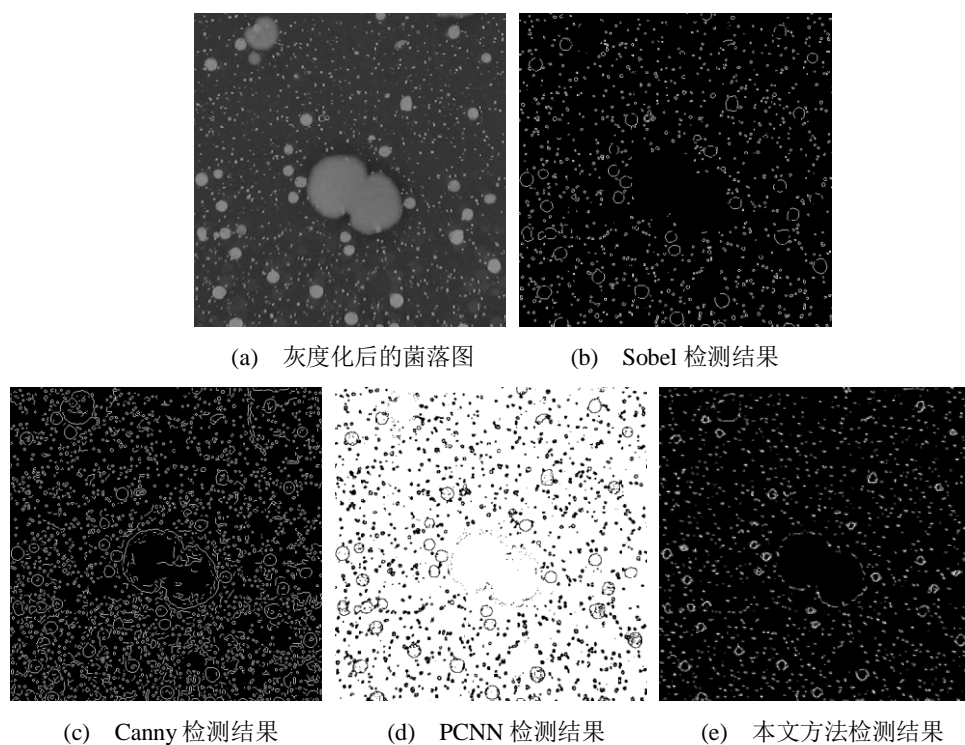


图 4.7 Colony_6 图像的处理结果

能原因在于 PCNN 虽然考虑到了神经元脉冲发放以及网络结构在神经编码中的作用, 但其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 4.1(c)所示背景变化明显的菌落情形, Canny 算子会产生过分割的现象, 并且会将背

景中的图像信息误检为菌落边缘，可能原因在于 Canny 算子仅从数学角度将灰度变化较大的点作为边缘，而忽视了生物感知系统中视觉机制对于不同颜色区域的编码作用，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，Sobel 算子虽然基本上检测出了菌落边缘，但是与本文方法相比受噪声影响较大，会将背景变化的分界处误检为菌落边缘，可能原因在于 Sobel 算子仅从数学角度出发，将灰度变化较大的点作为边缘而并未考虑到视觉机制的作用。对于图 4.1(d)所示的菌落情形，本文方法相较于 Canny 算子的处理结果而言受噪声影响比较小，同时与 PCNN 的处理结果相比检测出的菌落边缘更加完整清晰，与 Sobel 算子的处理结果相比两者效果相近。对于图 4.1(e)含有内部杂色的稀疏菌落，本文方法相较于 Sobel 算子以及 PCNN 方法而言有一定优势，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，Canny 算子虽然也能够检测出菌落最外层弱边缘，但是不能够体现菌落边缘的强弱。对于图 4.1(f)具有大量微小菌落的情形，Sobel 算子的处理结果会丢失边缘信息，而 Canny 算子的处理结果会产生过分割及误检现象，与 PCNN 方法相比本文方法在菌落边缘完整性上有一定优势。总体而言，本文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，尤其对于多颜色层次菌落分布以及粘连菌落情形，本文方法与其它方法相比优势明显，对于背景变化较明显的菌落分布情形，本文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，本文方法与 Sobel 等方法相比具有一定优势或效果相近。因此本文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。

4.5 讨论与分析

为反映本文方法的有效性与适应性，对边缘检测结果进行定量分析。本文对采集获取的 16 幅菌落图（其中前 6 幅如图 4.1 所示）进行了处理，首先采取 ROC 指标对结果进行评价，由于绘制的 ROC 曲线存在交叉，因此为了直观地表明本文方法与其他方法的比较结果，通过计算 ROC 曲线下的面积 AUC(area under the curve)^[46,49]来反映本文方法的有效性与适应性。评价结果如表 4.1 所示。以表中所对应的前六幅图结果为例进行分析，其中图 4.1(a)所示多颜色层次菌落以及图 4.1(c)所示背景变化明显的菌落，其处理结果的 ROC 评价，本文方法优势明显，这与主观评价一致，表明本文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；图 4.1(b)所示的粘连菌落分布情形，本文方法与 PCNN 方法相比具有一定优势，可能原因是 PCNN 考虑到了视觉神经系统的作用，但是仅对其进行了黑箱模拟，并未真正实现内部视觉机制的特性；而对于图 4.1(d)所示菌落处理结果的评价，本文方法相较于 Canny 算子以及 PCNN 方法具有较大优势，而相对于 Sobel 算子具有一定优势，原因在于 Canny 算子会产生过分割的现象，其处理结果与边缘基准图相差较大，而 PCNN 丢失了相当部分的边缘信息，Sobel 算子不会产生过分割的现象，能够保留足够的边缘细节但未考虑视觉机制特性对边缘检测的作用；对于图 4.1(e)所示菌落情形的 ROC 评价，本文方法优势明显，虽然在主观评价中本文方法不具有明显优势，但观察图 4.6 可以发

表 4.1 不同检测算法下边缘图像的 AUC 值

Item	Sobel	Canny	PCNN	本文方法
Colony_1	0.6411	0.6506	0.5834	0.6627
Colony_2	0.6656	0.5894	0.6683	0.7488
Colony_3	0.6266	0.5921	0.6212	0.7074
Colony_4	0.6539	0.5815	0.5810	0.7542
Colony_5	0.6864	0.5962	0.5930	0.7409
Colony_6	0.6717	0.6945	0.8798	0.7012
Colony_7	0.6784	0.6693	0.7348	0.7415
Colony_8	0.6700	0.6760	0.7263	0.7289
Colony_9	0.6655	0.6684	0.6781	0.7254
Colony_10	0.6409	0.7009	0.5865	0.6652
Colony_11	0.6601	0.6663	0.6577	0.6689
Colony_12	0.6526	0.6547	0.5399	0.6559
Colony_13	0.6517	0.6423	0.7092	0.7264
Colony_14	0.6004	0.6493	0.6518	0.6570
Colony_15	0.6440	0.6634	0.5840	0.6642
Colony_16	0.6945	0.6767	0.6655	0.7440

现相较于 Sobel 算子以及 PCNN 法的处理结果, 本文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, Canny 算子虽然能够较好地检测出菌落外边缘, 但却不能有效区分外边缘的强弱; 图 4(f)所示的菌落处理结果, 本文方法的 ROC 评价不如 PCNN 法, 这与主观评价不一致, 可能原因在于本文方法基于视觉机制能够表现丰富的边缘细节信息, 针对图 4(f)中所示的大量微小菌落边缘的检测, 本文方法可能产生了程度不大的过检现象, 但是与 Sobel 算子以及 Canny 算子相比仍然具有优势, 并且效果与 Canny 算子近似。由表可见, 本文方法与 Sobel 等方法相比, 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。

为了更加客观地反映本文方法的有效性, 本文对采集获得的 16 幅菌落图(其中前 6 幅如图 4.1 所示)进行处理, 并以信息熵指标对结果进行评价, 如表 4.2 所示。以表 4.2 中所对应的前六幅图结果为例进行分析, 其中图 4.1(a)所示多颜色层次菌落以及图 4.1(b)所示粘连菌落处理结果的信息熵评价, 本文方法具有优势, 表明采用本文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 4.1(c)所示背景变化明显的菌落分布情形, Canny 算子处理结果的信息熵评价最好, 而本文方法与 Sobel 算子以及 PCNN 法效果近似, 可能原因在于 Canny 算子不仅检测出了背景的边缘信息同时也检测出了菌落的边缘信息; 对于图 4.1(d)所示菌落情形的信息熵评价, 本文方法与 Sobel 算子检测效果近似, PCNN 处理结果由于丢失较多的边缘信息, 因此在信息熵评价上不如本文方法; 对于图 4.1(e)和图 4.1(f)所示菌落处理结果的信息熵评价, 本文方法与 Canny 算子检测效果相近, 但优于其余方法, 可能原因在于 Sobel 算子以及 PCNN 法的处理结果在不同程度上丢失了菌落边

表 4.2 不同检测算法下边缘图像的信息熵值

Item	Sobel	Canny	PCNN	本文方法
Colony_1	0.1594	0.2019	0.4930	0.5123
Colony_2	0.2291	0.2550	0.3323	0.4070
Colony_3	0.1074	0.4410	0.0911	0.1012
Colony_4	0.0994	0.2147	0.0625	0.1037
Colony_5	0.1025	0.1636	0.0869	0.1429
Colony_6	0.2288	0.2984	0.4281	0.3018
Colony_7	0.2310	0.2566	0.3606	0.3321
Colony_8	0.2273	0.2399	0.3980	0.5152
Colony_9	0.2331	0.2525	0.4783	0.6114
Colony_10	0.1245	0.2021	0.1528	0.1867
Colony_11	0.2304	0.2521	0.3172	0.3731
Colony_12	0.2163	0.2073	0.4120	0.2546
Colony_13	0.0578	0.0582	0.1050	0.1380
Colony_14	0.0889	0.1105	0.1719	0.1651
Colony_15	0.1204	0.2005	0.1772	0.3180
Colony_16	0.1231	0.1938	0.2555	0.3308

缘。由表可见，本文方法与 Sobel 等方法相比，在菌落图像的边缘检测上具有一定优势，能够保留有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。

4.6 小结

本文构建了以可塑性突触互连的神经元群网络，实现了突触的 STDP 机制及视皮层颜色编码作用，利用 Log-Gabor 多方向滤波结果模拟了视皮层方向选择特性，有效地对边缘进行了检测。通过与 Sobel 算子，Canny 算子以及 PCNN 法的结果进行比较分析，表明本文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，本文方法检测出的菌落边缘更加清晰完整，相比于其它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，本文方法具有较好的适应性。

第5章 基于抑制性突触多层神经元群放电编码的边缘检测技术及应用

前文所述基于 STDP 及视皮层颜色编码的图像边缘检测方法考虑了神经元之间突触的作用并且利用了原始图像的颜色特征，与传统边缘检测方法相比获取的检测效果更符合人类视觉认知，得到的边缘细节较为丰富，但是突触的 STDP 计算模型过于复杂，而且原始图像的其它特征，比如纹理、方向、形状特征等并未被充分利用，因此本文提出基于抑制性突触多层神经元群放电编码的边缘检测技术。考虑基于距离的抑制性突触作用以简化 STDP 计算模型，同时将原始图像整体作为输入神经元群的刺激以保留完整图像特征，结合选择注意机制增强图像边缘的显著性，通过 Log-Gabor 滤波器重构图像边缘信息，之后通过输出层神经元群融合处理获取最终图像。经信息熵及 ROC 指标评价，本文方法获得的边缘检测结果能够保留更多的边缘细节，具有更优秀的边缘检测效果。

5.1 基于抑制性突触多层神经元群放电编码的边缘检测技术概述

为了获取更好的边缘检测效果，本文从视觉机制出发提出一种基于多层神经元群放电编码的图像边缘检测方法，构建具有抑制性突触互连的神经元群网络，利用选择注意机制获取增强后的图像，然后经过 Log-Gabor 方向选择和输出层神经元群的融合处理获取边缘图像，发挥放电编码、选择注意、侧向抑制以及方向选择等视觉机制在图像边缘感知中的作用。其中输入层与输出层神经元群具有相同的神经元模型以及抑制性突触结构，但输入层神经元群网络具有放电编码、侧向抑制以及选择注意等视觉特性，以实现图像受关注区域的选择注意作用；输出层神经元群接受 Log-Gabor 滤波后的方向选择结果，该结果已对图像受关注区域进行了增强并减少了冗余数据，之后利用侧向抑制特性便可实现对图像边缘信息的提取，最终获取相应的边缘图像。

5.2 基本原理

在放电编码、侧向抑制、方向选择等视觉编码机制基础上，本文着重通过构建多层神经元群实现抑制性突触机制以凸显突触在神经元信息传递及编码方面的功能，并通过选择注意机制发挥原始图像特征在增强边缘检测区域显著性方面的作用。

5.2.1 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，本文选择 izhikevich 神经元模型用于构建神经元群网络，该模型的数学表达式如式(2.3)所示。

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，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^[56]，因此为了更好地利用视觉机制实现图像边缘检测的功能，在本文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。具体采用如式(4.1)所示的距离计算表达式，但设置一个 $N \times N$ 大小的连接窗口作为神经元抑制作用范围。

同样考虑到神经元网络的非线性特性，以及为避免抑制性突触作用发生较大的波动，本文对 $d(k,l)$ 进行如式(4.2)所示的数学转换，转换后的结果为 $nlinear(k,l)$ 。

设 $nlinear(k,l)$ 的最大值为 $nlinear_max$ ，最小值为 $nlinear_min$ 。此时可以定义抑制性突触的作用，如式(5.1)所示。

$$synapse_inhibi(k,l) = \begin{cases} 1 + \frac{nlinear(k,l) - nlinear_min}{nlinear_max - nlinear_min} \times weight, & \text{if } d(k,l) \neq 0 \\ 1, & \text{if } d(k,l) = 0 \end{cases} \quad (5.1)$$

式中， $weight$ 表示抑制权重； $synapse_inhibi(k,l)$ 表示位于连接窗口 (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。

5.2.2 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^[57]。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)^[58,59]，实现过程中不需要先验知识，并且是基于场景特征来处理的，所以相对而言处理速度较快^[60]，符合快速处理的需求。

当然，和其他基于场景的自底向上经典方法^[61,62]并不完全相同，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，这主要考虑到特征提取的方式仅能够处理部分场景特征，并且场景特征信息在提取过程当中会有损失，在后续对各种特征进行重构时又需要考虑各种特征的权重，在进行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(2.3)所示，抑制性突触的作用如式(4.1)，式(4.2)及式(5.1)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，从而最终实现了对输入图像受关注区域的选择注意作用。

5.3 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 5.1 所示，具体检测算法如下所述。

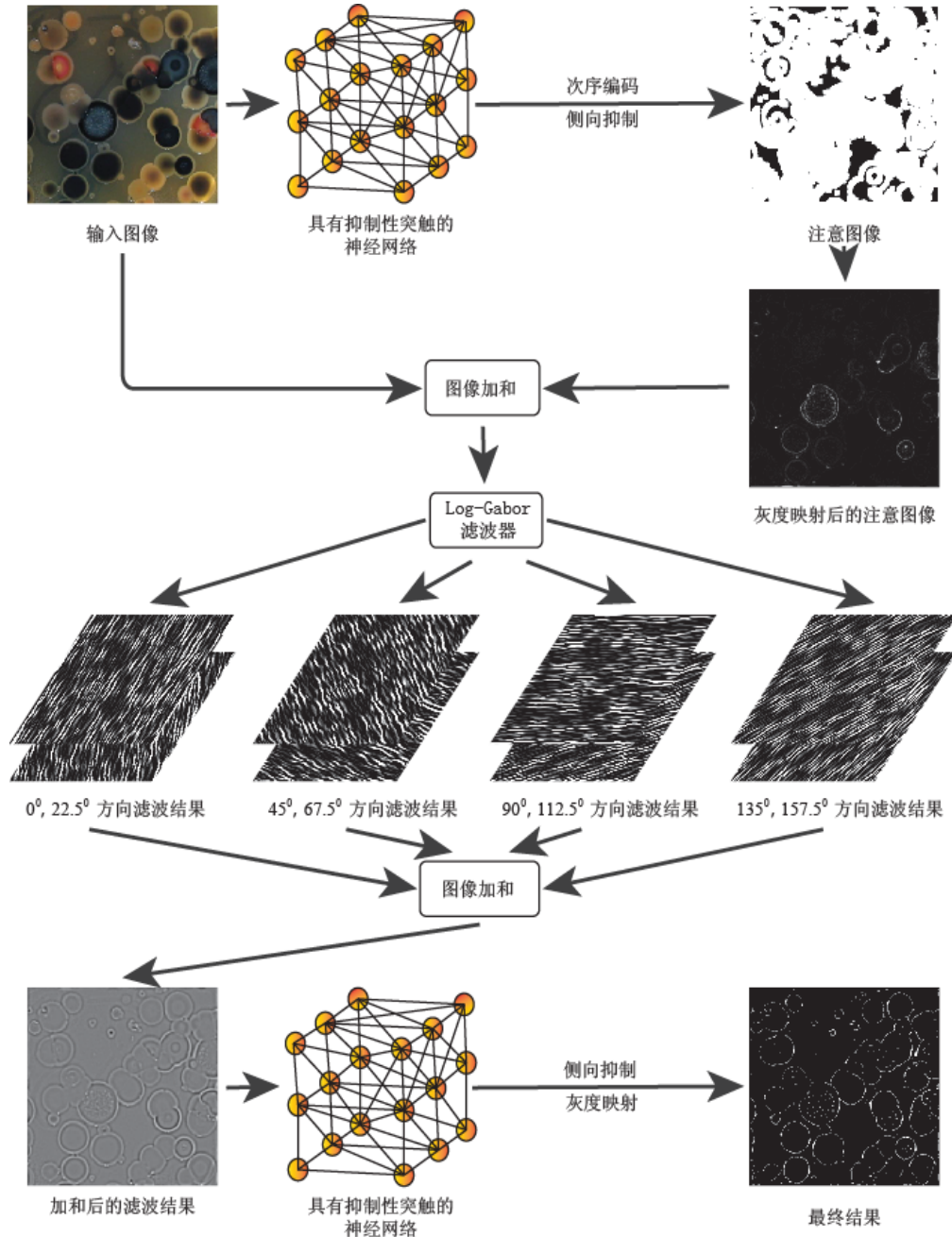


图 5.1 基于多层神经元群放电编码的图像边缘检测流程图

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： $i=1, 2, \dots, M, j=1, 2, \dots, N$ 。神经元模型如式(2.3)所示。

首先记录各神经元首次放电的时间，形成时间矩阵 $T_temp(i, j)$ ($i=1,2,\dots,M; j=1,2,\dots,N$)；之后通过构造一个 7×7 的连接窗口 $W(p, q)$ ($p=1,2,\dots,7, q=1,2,\dots,7$)，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，来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放电顺序为第 Z 的神经元，例如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其余神经元产生抑制作用，具体机制如式(4.1)，式(4.2)以及式(5.1)所述，其中式(4.1)的 $m=1, n=1$ ，式(5.1)中抑制权重 $weight$ 可设置为 0.25， $synapse_inhibi(k, l)$ 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大小。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。

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的 7×7 的连接窗口中的相互连接，最后获得的时间矩阵记为 $T_1(i, j)$ ，如式(5.2)所示。

$$T_1(i, j) = T_temp(i, j) \times synapse_inhibi(k, l) \quad (5.2)$$

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(3.2)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式(3.3)实现神经元的侧向抑制机制。

在式(3.3)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 5.2 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：根据式(5.3)将注意矩阵数据映射到 $0 \sim weight_mapping$ 的范围。

$$V_2(i, j) = \frac{(V_1(i, j) - value_min)}{(value_max - value_min)} \times weight_mapping \quad (5.3)$$

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，例如可设置为 15， $V_2(i, j)$ 表示经映射后的结果矩阵。

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 ($\theta_i = 22.5^\circ * i, i=0, 1, \dots, 7$) 的 8 个方向结果，记为

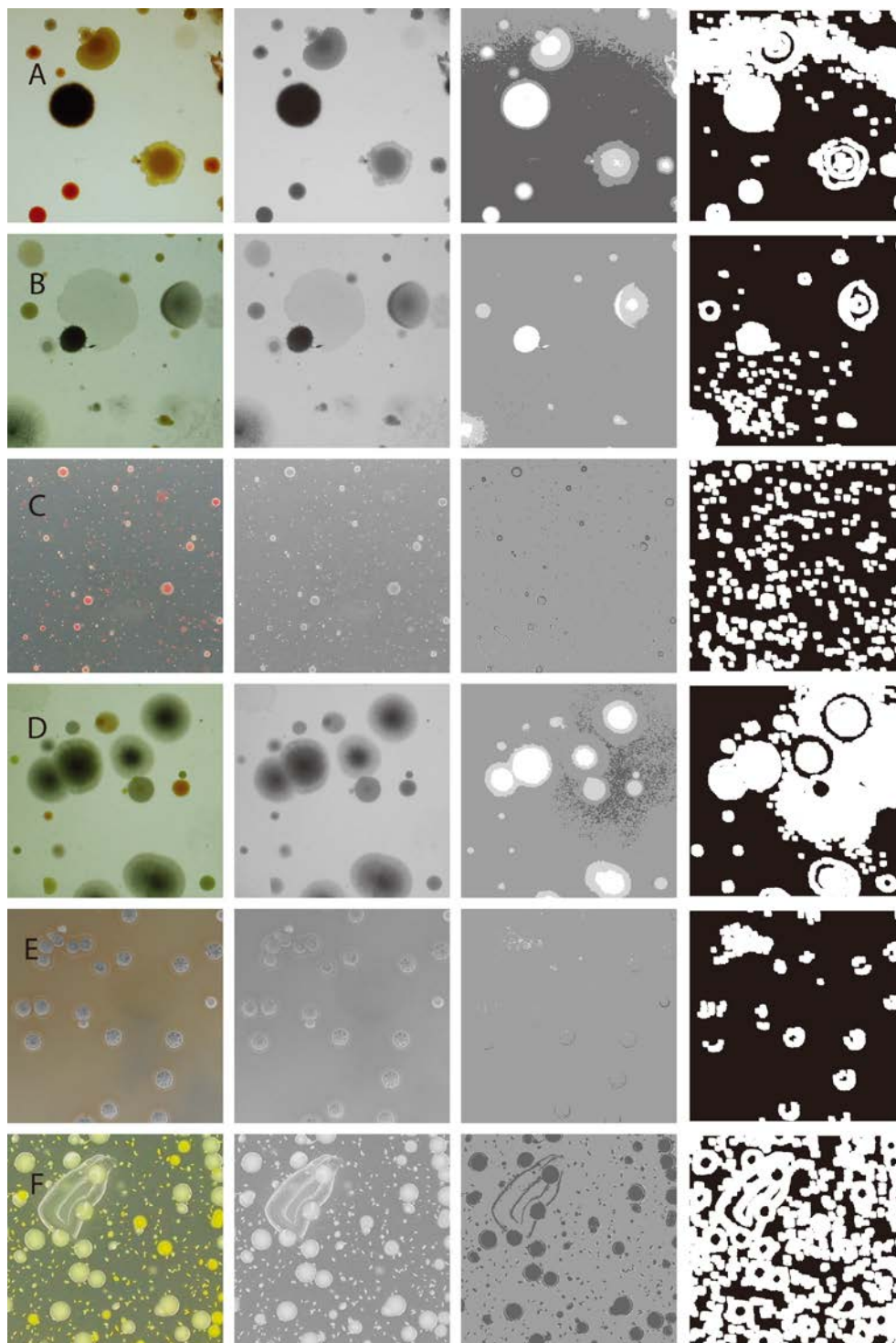


图 5.2 选择注意图像

$f_k(i, j) (k = 0, 1, \dots, 7)$ 。然后利用式(5.4)重构图像的边缘信息

$$\text{result}(i, j) = \sum_{k=0}^7 f_k(i, j) \quad (i = 1, 2, \dots, M; j = 1, 2, \dots, N) \quad (5.4)$$

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 $\text{Neuron}_2(i, j)$ 进行增强输出, $i = 1, 2, \dots, M, j = 1, 2, \dots, N$, 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(3.3)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(8)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 $I_{\text{new}}(i, j)$, 即为图像边缘的检测结果。

5.4 实验结果

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^[46-49]以及信息熵(information entropy)^[50-51]对实验结果进行评价。

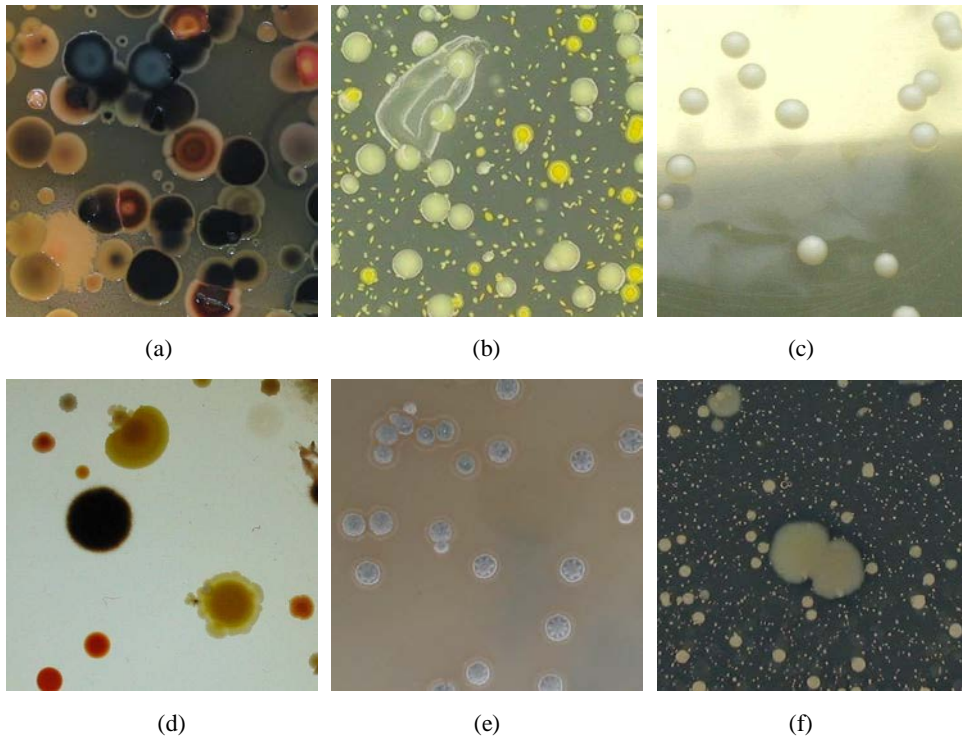


图 5.3 菌落示意图。(a)多颜色层次菌落；(b)粘连菌落；(c)非一致背景菌落；(d)强弱边缘共存菌落；(e)含内部杂色稀疏菌落；(f) 大量微小尺寸菌落

菌落图为本实验室基于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,部分典型菌落图如图 5.3 所示。

对所获取的 24 幅菌落图的 ROC 指标通过 t 检验,对 PCNN 法及本方法进行比较。对所获取的 24 幅菌落图的 ROC 指标通过 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。

图 5.4~5.5 是对图 5.3 所示菌落(a)~(f) 进行处理后的边缘图像,在图 5.4~5.5 中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,其中图 5.4(a)~(c)分别对应于图 5.3 中(a)~(c),图 5.5(a)~(c)分别对应于图 5.3 中(d)~(f)。观察图 5.4~5.5 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 5.3(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 5.3(b)所示的粘连菌落分布情形,PCNN 的处理结果在边缘细节的表现方面也不如本方法,

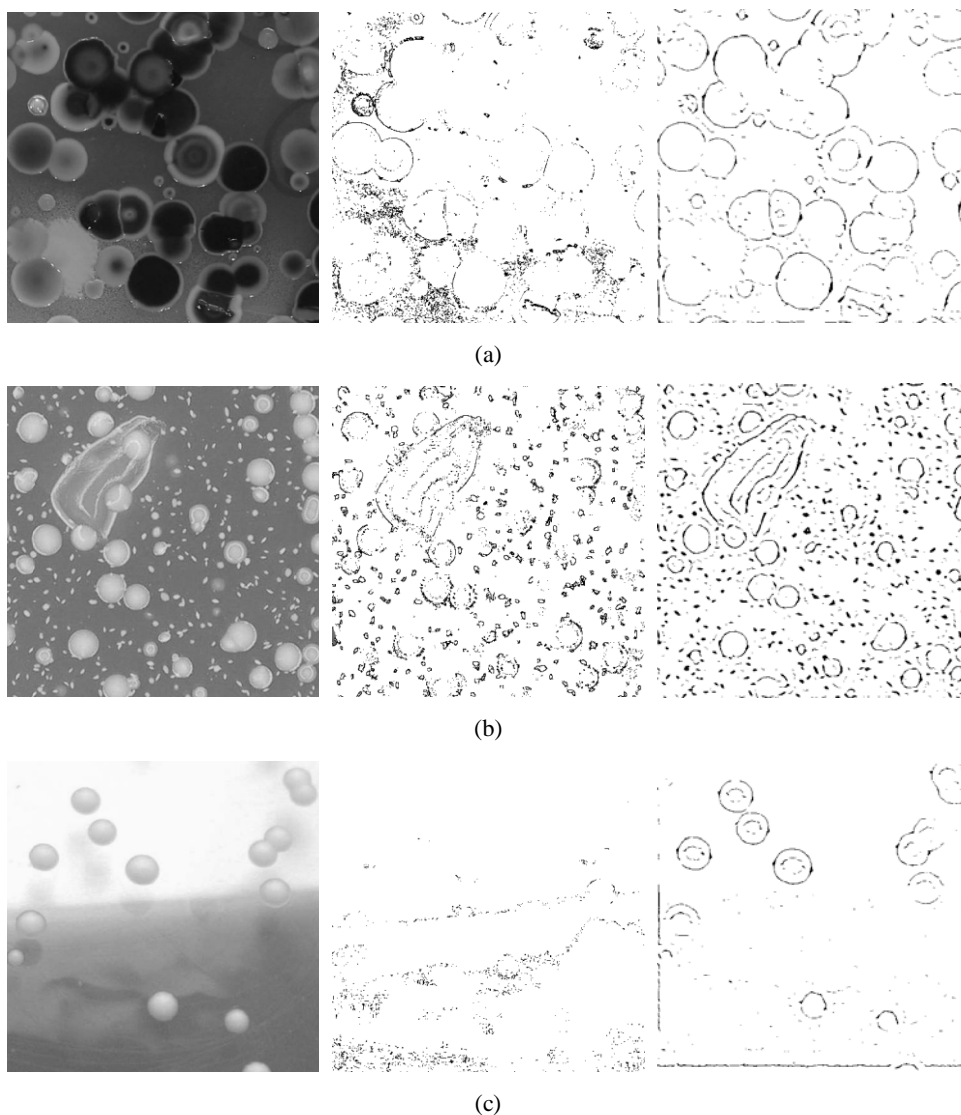


图 5.4 边缘检测结果图

可能原因在于 PCNN 虽然考虑到了神经元脉冲发放以及网络结构在神经编码中的作用，但其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 5.3(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 5.3(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 5.3(e)含有内部杂色的稀疏菌落，本方法相较于 PCNN 方法而言有一定优势，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 5.3(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。

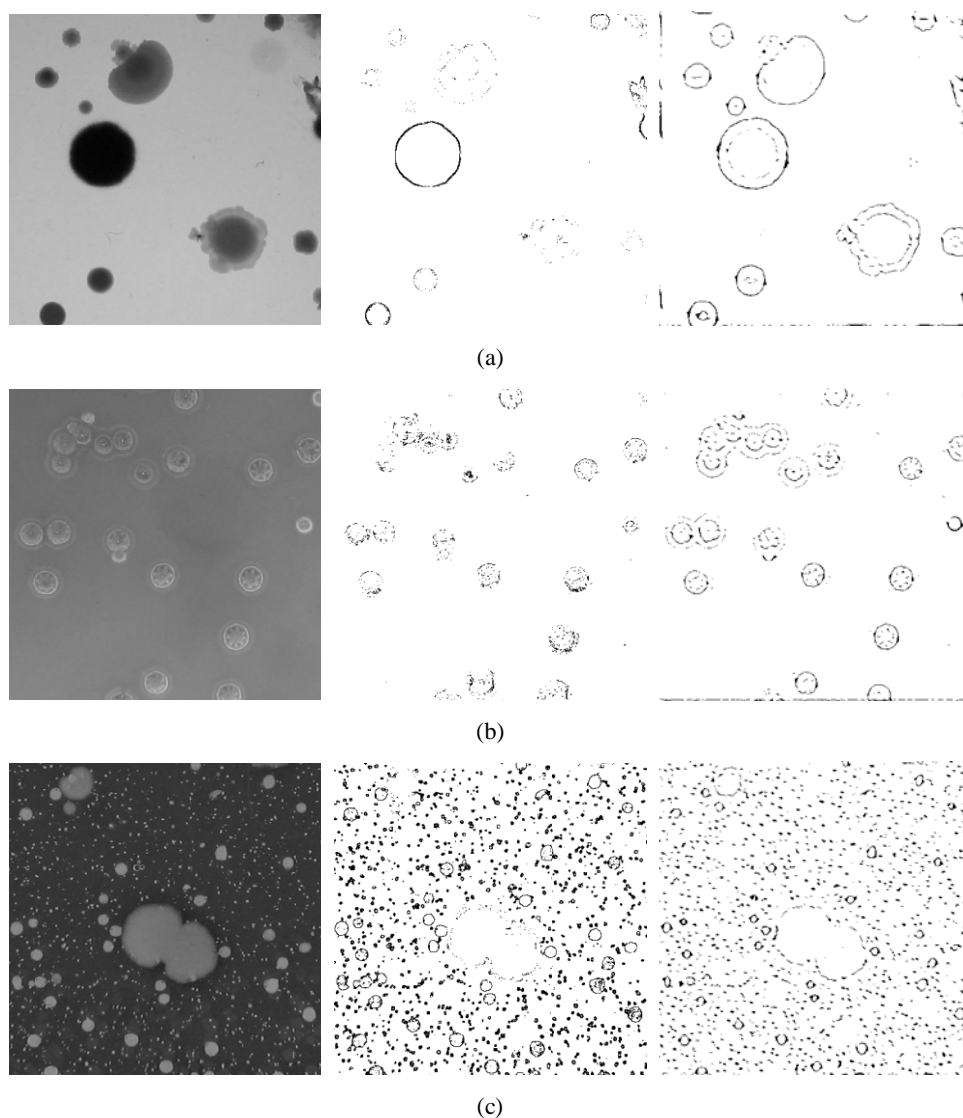


图 5.5 边缘检测结果图

为对边缘检测结果进行定量分析,对采集获取的 24 幅菌落图(其中 6 幅如图 5.3 所示)进行了处理,并通过计算 ROC 曲线下的面积 AUC(area under the curve)^[46,49] 以及信息熵指标来反映本文方法的有效性,由于篇幅原因,不失一般性,表 5.1 给出了图 5.3 所示 6 幅菌落图的评价结果。

表 5.1 不同检测算法下边缘图像的 AUC 值及信息熵值

Item	AUC		信息熵	
	PCNN	本方法	PCNN	本方法
图 5.3(a)	0.6068	0.6684	0.4930	0.5123
图 5.3(b)	0.7176	0.7246	0.3323	0.4071
图 5.3(c)	0.6142	0.7288	0.0911	0.1002
图 5.3(d)	0.6009	0.6911	0.0625	0.1046
图 5.3(e)	0.5895	0.7296	0.0869	0.1469
图 5.3(f)	0.8671	0.6952	0.4281	0.3020

由表 5.1 可见总体上相对于 PCNN 法,本文方法在 ROC 评价以及信息熵评价上具有较大优势,表明根据本文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。由于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 5.1 中也可以看出,不同的图像,信息熵指标差异非常大;而与之相反,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 0.659 3 和 0.071 4;本方法对应的数据分别为 0.698 4 和 0.030 0。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,且在边缘检测上的稳定性相对于 PCNN 法而言具有一定优势。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 法及本文方法的 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。

5.5 讨论与分析

首先分析表 5.1 的 ROC 评价指标。其中图 5.3(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 5.3(b)所示的粘连菌落分布情形,本文方法与 PCNN 方法相比具有一定优势,可能原因是 PCNN 考虑到了视觉神经系统的作用,但是仅仅对其进行了黑箱模拟,并未真正实现内部视觉机制的特性;而对于图 5.3(c)所示具有非一致背景的菌落以及图 5.3(d)所示强弱边缘共存的菌落,其处理结果的 ROC 评价,本方法优势明显,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 5.3(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文方法不具有明显优势,

但是观察图 5.5 中相应的结果可以发现相较于 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 5.3(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, 这与主观评价不一致, 可能原因在于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 5.1 中的信息熵评价指标。其中图 5.3(a) 所示多颜色层次菌落以及图 5.3(b) 所示粘连菌落处理结果的信息熵评价, 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 5.3(c) 所示具有非一致背景的菌落分布情形, 本方法相较于 PCNN 法而言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, 可能原因在于 PCNN 的处理结果中包含了较多的噪声, 在进行信息熵评价时可能将噪声误检为真实的边缘; 对于图 5.3(d) 所示菌落情形的信息熵评价, 由于 PCNN 处理结果丢失较多的边缘信息, 因此在信息熵评价上不如本方法; 对于图 5.3(e) 所示菌落处理结果的信息熵评价, 本方法具有优势, 可能原因在于 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 5.3(f) 所示具有大量微小尺寸菌落情形, 本方法的信息熵评价不如 PCNN 法, 这与主观评价不一致, 可能原因在于 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, 因此检测结果其实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, 能够保留有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。

由以上讨论可以发现, 本文从生物视觉机制角度出发, 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, 利用多层神经元群对图像边缘进行检测获得了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。

5.6 小结

本文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, 表明本文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, 本文方法检测出的菌落边缘更加清晰完整, 相比于其它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, 本文方法具有较好的适应性, 因此本文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。

第 6 章 总结与展望

6.1 总结

目前对于视觉编码机制的研究一方面集中于微观的神经电生理活动，以及神经信息处理机制，另一方面集中于对视觉编码特性的应用，比如将视觉编码机制应用于图像处理领域。对于前者已经产生了许多研究成果，比如针对外界刺激的感知有相应的视觉感受野理论，对于信息流如何在神经元之间的传递产生了次序编码的理论，关于人眼对视野中不同目标的关注提出了选择注意机制的学说，但是如何将这些研究成果应用于实际领域，许多研究人员正在探索，而图像处理由于本身与视觉机制天然的联系正是经常被尝试的对象，考虑到边缘是图像后续处理的重要基础，因此本文尝试利用视觉编码机制对图像弱边缘检测技术进行研究并进行相关的应用。

虽然有许多研究人员利用视觉编码机制对图像进行边缘检测，并且与传统方法相比具有一定的优势，但是他们更多的是从数学的角度来考虑边缘检测作用，或者仅仅是对视觉机制进行了黑箱模拟，并没有充分利用视觉机制的生物特性，因此本文从生物视觉机制角度出发，充分利用视觉感受野，次序编码，侧向抑制等视觉编码特性，通过构建点阵神经元群对图像边缘进行检测，获得了良好的效果。

但是考虑到真实神经元群网络中突触为神经元信息的交流提供了重要桥梁，并且在原始图像中包含的颜色信息并未在边缘检测时被充分关注，而颜色信息对于图像边缘的标示具有不可忽略的意义，因此本文考虑突触作用，并以其 STDP 机制作为突触作用的实现，同时考虑视觉颜色编码作用，从而提出并实现了基于视皮层突触 STDP 机制的图像边缘检测方法，并获得了优于传统边缘检测技术处理的结果。

由于 STDP 计算模型较为复杂，并且原始图像除颜色特征以外许多对于边缘检测具有重要作用的特征被忽略，同时考虑到对于一幅图像人眼的视觉关注区域并不是均匀的，因此在多层神经元群网络结构的基础上采用抑制性突触，并结合选择注意机制，提出并实现了基于抑制性突触多层神经元群放电编码的边缘检测技术。

最后，因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，因此本文将新方法应用于菌落图的边缘检测，从而验证了视觉编码机制特性在图像边缘检测作用当中的优势，证明了基于视觉编码机制的图像弱边缘检测技术在图像边缘检测中的可行性与有效性。论文具体研究工作总结如下：

- (1) 本文采用 izhikevich 神经元模型，充分考虑视觉编码特性，提出了一种基于点阵神经元响应时空信息的图像边缘检测方法。首先将图像经 Log-Gabor 滤波器作用，之后构造视觉感受野窗口并对其中点阵神经元的发放时刻进行次序编码，同时结合神经元的侧向抑

制特性，经灰度逆映射后获得边缘图像。实验结果表明，基于点阵神经元响应时空信息的边缘检测方法有效地检测出了图像边缘，并且能对边缘的强弱进行表示。

- (2) 考虑到突触对于神经元群网络结构具有重要作用，图像的颜色特征本身就包含了边缘信息，而原始图像的颜色特征并未被充分利用，因此本文提出了一种基于视皮层突触 STDP 机制的边缘检测方法。将图像按颜色分为三个分量，对每一分量进行如下操作：首先经过 Log-Gabor 滤波器预处理，之后在突触的 STDP 机制基础上结合侧向抑制等视觉机制特性对图像进行神经编码。然后经过对三分量的处理结果进行融合得到最终的边缘图像。实验结果表明，基于视皮层突触 STDP 机制的边缘检测方法保留了较多的边缘细节，获得了优于传统方法处理的结果。
- (3) 由于 STDP 模型具有一定的计算复杂度，同时原始图像的许多其它包含边缘信息的特征并未被充分关注，因此提出一种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。通过利用次序编码，方向选择等视觉编码机制，在多层神经元群结构基础上，结合选择注意机制实现了对图像边缘的有效检测。实验结果表明，新方法能够保留更丰富的图像边缘细节，对于不同菌落图像具有良好的适应性，经 ROC 及信息熵指标评价新方法在图像边缘检测的完整性及丰富性上具有良好的表现。

6.2 展望

本文将视觉编码机制应用于图像的弱边缘检测获得了良好的效果，证明了本文方法的可行性和有效性，表明视觉编码机制在图像边缘检测中发挥了重要作用。对于视觉编码机制在边缘检测中的应用，后续可以继续完善突触的数学计算模型，以更能反应真实的突触生理特性，同时需要进一步地提高模型的计算效率，使其能够得到广泛的应用，其次，由于方向选择特性主要通过 Log-Gabor 滤波器实现，但是考虑到真实的生物视觉机制中并没有特定的滤波器区域，因此后续可采用神经元群结构实现方向选择特性，另外，可以引入更多的视觉编码特性以更符合真实的生物视觉，从而获取更优秀的图像边缘检测效果。

致谢

在两年多的研究生求学生活中，有准备期末考试的匆忙，有从事科研的艰辛，也有论文发表的喜悦，以及同窗好友互帮互助的温馨。这些宝贵的经历固然将成为回忆，但留下的却是巨大的财富，无论是对现在还是将来的我都能从中汲取不断前行的力量与勇气。

在求学过程中收获了知识，锻炼了能力，增长了见识，也取得了一些成绩。其中个人的努力固然重要，但离开导师范影乐教授的指导个人再努力也是事倍功半，因此首先需要感谢的是我的导师范影乐教授。在学习 MFC 的时候，范老师深入浅出的讲授为我扫清了概念理解上的障碍，细致的讲解帮我快速熟悉了 MFC 的编程流程，当我遇到编程上的疑难时范老师耐心的解答常常让我茅塞顿开；在撰写小论文时，范老师往往能够帮我指明合理的研究方向，同时对我提出的实验方案迅速给出可行性建议。在生活中，范老师是我们亲密的朋友，当遇到问题时经常会给予我们最大的帮助。记得刚来实验室，由于位置紧张，所以我们不得不重新寻找空的房间作为新实验室，当然桌子椅子之类都需要我们自己安排布置，那时候范老师和我们一起动手测量房间的长宽，搭建桌子，这让我印象深刻。除此之外，平常范老师的一言一行都充满了师者言传身教的人格魅力，对我们产生了深深的影响。

当然在求学过程中也离开不了实验室小伙伴们无私而慷慨的帮助，他们的意见让我获益匪浅，因此我也要深深地感谢他们。感谢武薇师姐在暑假的时候帮我们带饭，让我们免受烈日的炎热；感谢詹跃荣师兄，赵磊师兄和王海玲师姐的大量帮助，让我在求职的路上不再迷茫；感谢陈金龙师兄对我科研上的指导与帮助，让我避免了许多弯路，节省了大量时间，同时也要感谢陈师兄对于我在实验室每次发起的团购活动的积极响应，因为有师兄的响应，所以在团购的路上我不孤单；感谢郭芳芳师姐在暑假的时候为我们熬粥，小师姐的贴心让我一直心存感激；感谢同窗好友罗佳骏、李丹菁、陆晓娟和王梦蕾在平常学习以及找工作时的大量帮助与建议，因为有你们的陪伴与支持才使得论文能够更加顺利地发表，才能使得找工作的过程不那么艰辛；感谢师妹方芳，师弟王迪、王典、谢尚周、李康群、郭笑天、李家祥，有了你们实验室才显得生机勃勃，充满乐趣。

最后我要感谢我的家人，感谢父母在我求学路上对我的不断教导，让我在成长的路上不再迷惑，也感谢他们对我的批评，让我能够直面自己的缺点，感谢父母为我付出的一切，他们的支持与鼓励不仅是我求学路上坚实的后盾，更是我以后工作的巨大动力。

下沙.杭州电子科技大学
二零一四年十二月二十日

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] Zhao H, Kim P, Park J. Feature analysis based on Edge Extraction and Median Filtering for CBIR[C]//Computer Modelling and Simulation, 2009. UKSIM'09. 11th International Conference on. IEEE, 2009: 245-249.
- [3] Koo S, Lee D, Kwon D S. Incremental object learning and robust tracking of multiple objects from RGB-D point set data[J]. Journal of Visual Communication and Image Representation, 2014, 25(1): 108-121.
- [4] Gerla M, Kleinrock L. Vehicular networks and the future of the mobile internet[J]. Computer Networks, 2011, 55(2): 457-469.
- [5] Ghose A, Han S P. An empirical analysis of user content generation and usage behavior on the mobile Internet[J]. Management Science, 2011, 57(9): 1671-1691.
- [6] Zarro M, Hall C. Pinterest: Social collecting for# linking# using# sharing[C]//Proceedings of the 12th ACM/IEEE-CS joint conference on Digital Libraries. ACM, 2012: 417-418.
- [7] Poltash N A. Snapchat and Sexting: A Snapshot of Bearing Your Bare Essentials[J]. Rich. JL & Tech., 2013, 19: 14-14.
- [8] Shrivakshan G T, Chandrasekar C. A comparison of various edge detection techniques used in image processing[J]. IJCSI International Journal of Computer Science Issues, 2012, 9(5): 269-276.
- [9] Mallick A, Roy S, Chaudhuri S S, et al. Optimization of Laplace of Gaussian (LoG) filter for enhanced edge detection: A new approach[C]//Control, Instrumentation, Energy and Communication (CIEC), 2014 International Conference on. IEEE, 2014: 658-661.
- [10] Juneja M, Sandhu P S. Performance evaluation of edge detection techniques for images in spatial domain[J]. methodology, 2009, 1(5): 614-621.
- [11] Baldauf D, Desimone R. Neural Mechanisms of Object-Based Attention[J]. Science, 2014, 344(6182): 424-427.

- [12]Ackman J B, Crair M C. Role of emergent neural activity in visual map development[J]. Current opinion in neurobiology, 2014, 24: 166-175.
- [13]Kremkow J, Jin J, Komban S J, et al. Neuronal nonlinearity explains greater visual spatial resolution for darks than lights[J]. Proceedings of the National Academy of Sciences, 2014, 111(8): 3170-3175.
- [14]van Kerkoerle T, Self M W, Dagnino B, et al. Alpha and Gamma Oscillations Characterize Feedback and Feedforward Processing in Monkey Visual Cortex[J]. Proceedings of the National Academy of Sciences, 2014, 111(40): 14332-14341.
- [15]Zokaei N, Manohar S, Husain M, et al. Causal Evidence for a Privileged Working Memory State in Early Visual Cortex[J]. The Journal of Neuroscience, 2014, 34(1): 158-162.
- [16]Rokem A, Silver M A. A model of encoding and decoding in V1 and MT accounts for motion perception anisotropies in the human visual system[J]. Brain research, 2009, 1299: 3-16.
- [17]Raudies F, Neumann H. A Model of Neural Mechanisms in Monocular Transparent Motion Perception[J]. Journal of Physiology-Paris, 2010, 104(1): 71-83.
- [18]Webb B S, Ledgeway T, McGraw P V. Relating Spatial and Temporal Orientation Pooling to Population Decoding Solutions in Human Vision[J]. Vision research, 2010, 50(22): 2274-2283.
- [19]Cofré R, Cessac B. Dynamics and Spike Trains Statistics in Conductance-based Integrate-and-Fire Neural Networks with Chemical and Electric Synapses[J]. BMC Neuroscience, 2013, 14(Suppl 1): P58.
- [20]Masud M S, Borisyuk R. Statistical Technique for Analysing Functional Connectivity of Multiple Spike Trains[J]. Journal of neuroscience methods, 2011, 196(1): 201-219.
- [21]Koyama S, Eden U T, Brown E N, et al. Bayesian Decoding of Neural Spike Trains[J]. Annals of the Institute of Statistical Mathematics, 2010, 62(1): 37-59.
- [22]Sacerdote L, Tamborrino M, Zucca C. Detecting Dependencies Between Spike Trains of Pairs of Neurons through Copulas[J]. Brain research, 2012, 1434: 243-256.
- [23]Mazzoni A, Brunel N, Cavallari S, et al. Cortical Dynamics During Naturalistic Sensory Stimulations: Experiments and Models[J]. Journal of Physiology-Paris, 2011, 105(1): 2-15.
- [24]Warland D K, Reinagel P, Meister M. Decoding visual information from a population of retinal ganglion cells[J]. Journal of Neurophysiology, 1997, 78(5): 2336-2350.

- [25]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.
- [26]Lu D, Yu X H, Jin X, et al. Neural network based edge detection for automated medical diagnosis[C]//Information and Automation (ICIA), 2011 IEEE International Conference on. IEEE, 2011: 343-348.
- [27]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.
- [28]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.
- [29]Waldemark K, Lindblad T, Bečanović V, et al. Patterns from the sky: satellite image analysis using pulse coupled neural networks for pre-processing, segmentation and edge detection[J]. Pattern recognition letters, 2000, 21(3): 227-237.
- [30]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.
- [31]QingXiang Wu, T.M.McGinnity, LiamMaguire, RongtaiCai, MeiguiChen. A visual attention model based on hierarchical spiking neural networks [J]. Neurocomputing, 2012, 23(4): 234-356.
- [32]杜馨瑜,李永杰,尧德中等.一种模拟视觉机制的图像分割模型[J].中国生物医学工程学报,2012,31(1):32-38.
- [33]黄敏,刘金清,吴庆祥等.基于脉冲神经网络边缘提取的虹膜定位[J].电子测量技术,2012,35(8):49-52.
- [34]崔文博,蔺想红,徐满意等.脉冲神经网络图像分割的编码方法[J].计算机工程,2012,38(24):196-199.
- [35]Han C, Wang J, Deng B. Fire patterns of modified HH neuron under external sinusoidal ELF stimulus[J]. Chaos, Solitons & Fractals, 2009, 41:2045–2054.
- [36]Coombes S, Thul R, Wedgwood KCA. Nonsmooth dynamics in spiking neuron models[J]. Physica D: Nonlinear Phenomena, 2012, 241(22): 2042-2057.
- [37]Izhikevich EM. Simple model of spiking neurons[J]. IEEE Transactions on Neural Networks,

2003, 14(6): 1569-1572.

- [38]Izhikevich EM. Which model to use for cortical spiking neurons?[J]. IEEE Transactions on Neural Networks , 2004, 15(5): 1063-1070.
- [39]Liu B, Li P, Li Y, et al. Visual receptive field structure of cortical inhibitory neurons revealed by two-photon imaging guided recording[J]. The Journal of Neuroscience, 2009, 29(34): 10520-10532.
- [40]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.
- [41]Avila-Akerberg O, Chacron M J. Nonrenewal spike train statistics: causes and functional consequences on neural coding[J]. Experimental brain research, 2011, 210(3-4): 353-371.
- [42]Thorpe S J, Gautrais J. Rapid visual processing using spike asynchrony[J]. Advances in neural information processing systems, 1997: 901-907.
- [43]Thorpe S J. Spike-Based image processing: can we reproduce biological vision in hardware?[C] //Computer Vision–ECCV 2012. Workshops and Demonstrations. Springer Berlin Heidelberg, 2012: 516-521.
- [44]Isaacson J S, Scanziani M. How inhibition shapes cortical activity[J]. Neuron, 2011, 72(2): 231-243.
- [45]Alitto H J, Dan Y. Function of inhibition in visual cortical processing[J]. Current opinion in neurobiology, 2010, 20(3): 340-346.
- [46]Bowyer K, Kranenburg C, Dougherty S. Edge Detector Evaluation Using Empirical ROC Curves[J]. Computer Vision and Image Understanding, 2001, 84(1): 77-103.
- [47]Yitzhaky Y, Peli E. A method for objective edge detection evaluation and detector parameter selection[J]. Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on, 2003, 25(8): 1027-1033.
- [48]Fernández-García N L, 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.
- [49]Fawcett T. An introduction to ROC analysis[J]. Pattern recognition letters, 2006, 27(8): 861-874.
- [50]Brink A D. Using spatial information as an aid to maximum entropy image threshold

- selection[J]. Pattern Recognition Letters, 1996, 17(1): 29-36.
- [51] Verma O P, Hanmandlu M, Kumar P, et al. A novel bacterial foraging technique for edge detection[J]. Pattern recognition letters, 2011, 32(8): 1187-1196.
- [52] 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.
- [53] Nessler B, Pfeiffer M, Maass W. STDP enables spiking neurons to detect hidden causes of their inputs[C]//Advances in neural information processing systems. 2009: 1357-1365.
- [54] 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.
- [55] 张骏. 一种新的视皮层颜色编码理论及其视觉应用[D]. 合肥工业大学, 2013.
- [56] Jonas P, Buzsaki G. Neural inhibition[J]. Scholarpedia, 2007, 2(9): 3286.
- [57] Carrasco M. Visual attention: The past 25 years[J]. Vision research, 2011, 51(13): 1484-1525.
- [58] Itti L, Koch C. Computational modelling of visual attention[J]. Nature Reviews Neuroscience, 2001, 2(3): 194-203.
- [59] 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.
- [60] Itti L, Koch C, Niebur E. A model of saliency-based visual attention for rapid scene analysis[J]. Pattern Analysis and IEEE Transactions on Machine Intelligence, 1998, 20(11): 1254-1259.
- [61] Ramirez-Moreno D F, Schwartz O, Ramirez-Villegas J F. A saliency-based bottom-up visual attention model for dynamic scenes analysis[J]. Biological cybernetics, 2013, 107(2): 141-160.
- [62] Katsuki F, Constantinidis C. Early involvement of prefrontal cortex in visual bottom-up attention[J]. Nature neuroscience, 2012, 15(8): 1160-1166.

附 录:

作者在读期间发表的学术论文及参加的科研项目

发表(录用)学术论文:

1. 基于点阵神经元响应时空信息的菌落图像边缘检测[J]. 航天医学与医学工程. 2014, 27(2):94-100. (一级期刊), 1/5.
2. 基于抑制性突触多层神经元群放电编码的图像边缘检测[J]. 中国生物医学工程学报. 2014, 33(5):513-524. (一级期刊), 1/5.

授权(申请)专利:

发明专利

1. 基于点阵神经元响应时空信息的图像强弱边缘检测方法, 已公开, 201310332517.6, 2/5.
2. 基于多层神经元群放电信息的图像弱边缘检测方法, 已公开, 201310631982.X, 2/5.

实用新型专利

1. 一种基于神经元群网络电路模块的图像边缘检测装置, 已授权, ZL201420164410.5, 2/2.

参与的科研项目:

1. 基于双稳态随机共振非周期阈上响应的强噪声图像增强技术研究(60872090), 国家自然科学基金。
2. 基于眼前房角 OCT 影像的青光眼计算机辅助诊断研究(Y201328513), 浙江省教育厅科研项目。
3. 自动化检测中的机器视觉开发模块研发(063113017), 横向课题。

获得奖励:

1. 研究生国家奖学金, 2014。
2. 校优秀学位论文培育基金项目(yx1w2014001), 2014。