

# 杭州电子科技大学

## 硕士学位论文

题 目： 基于视觉神经网络计算模型及其  
在图像边缘检测中的应用研究

研 究 生 罗 佳 骏

专 业 控制理论与控制工程

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

**基于视觉神经网络计算模型及其  
在图像边缘检测中的应用研究**

研 究 生：罗 佳 骏

指导教师：范 影 乐 教 授

2015 年 3 月

Dissertation Submitted to Hangzhou Dianzi University  
for the Degree of Master

**Study on Visual Neural Network  
Computation Model and its Applications in  
Image Processing**

**Candidate: Luo Jiajun**

**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名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

视觉系统是人类感知客观世界的主要途径。虽然随着神经实验手段的不断完善,人们已经可以从单个视觉细胞、视觉功能团组以及视皮层复杂信息流等层面对视觉系统的神经编解码模式展开研究,但上述研究大多局限于对视觉神经生理实验的观察或验证上。因此如何从人工智能和信息处理的角度出发,考虑建立符合视觉神经特性的网络计算模型,并研究其在图像处理中的具体应用就显得非常有意义。本文首先基于 Leaky Integrate-and-Fire (LIF) 模型建立神经元网络,利用神经元感受野及发放波动特性,解释视觉感光层功能在视觉系统信息获取中的重要作用;然后基于化学突触可塑性,研究信号传递过程中神经编码的作用,并应用于图像边缘检测中,解释神经编码模式在视觉系统信息提取中的重要性;最后本文以零件断层扫描图像为例,结合感光层功能及基于动态化学突触的神经编码特征实现零件缺陷区域的边缘检测功能。本文的具体研究内容及成果包括:

- (1) 提出了一种基于视觉感光层功能的图像边缘检测新方法。构建了以 LIF 神经元电生理模型为基本单元的神经元网络;根据特定时间窗口内各个神经元的脉冲发放情况,对神经元的增强(ON)或抑制(OFF)类别进行判断;通过拮抗式感受野特性以及神经元激励的反馈增强模式来实现弱边缘的凸显;为克服视觉感光层所具有的适应性并凸显弱细节的对比度,对图像进行多方向多距离尺度的移动,并融合感光层神经元网络脉冲发放率的差异信息,最后实现图像边缘的有效检测。结果表明所提出方法可以有效完整地检测出图像多强度边缘,且其对弱边缘检测优势明显。
- (2) 提出了一种基于动态化学突触连接的图像神经编码边缘检测方法。构建了以 LIF 神经元电生理模型为基本单元的三层神经元网络,基于中心给光兴奋(ON)周围去光兴奋(OFF)的感受野特性,改变化学突触连接的信号传递能力,凸显图像空间信息编码特征,分离图像边缘及非边缘所对应神经元的发放模式;为消除神经元网络对噪声信息的误编码,对图像进行移动预处理;将神经元脉冲反馈作用于化学突触连接,加强神经元网络发放的时间特征对编码的影响,实现图像边缘的有效检测。结果表明本文方法可以有效的检测出图像边缘信息,能够充分表达图像中的细节信息。
- (3) 本文提出一种检测零件内部缺陷区域边缘的新方法,尝试视觉神经元网络计算模型在零件断层扫描(CT)图像分析中的应用。通过感光层神经元网络功能及化学突触可塑性,以神经元发放波动率为特征,调整突触连接的信号转化能力,利用具备视觉感知特性的 LIF 神经元网络发放编码,实现 CT 图像中缺陷区域边缘检测。实验表明,相较于传统方法,新方法对细节信息的检测效果较好,具有较好的应用可实现性。

**关键词:** LIF 神经元模型, 感受野, 突触可塑性, 边缘检测, 图像处理

## ABSTRACT

The visual system is the main way for human to perceive the objective world. With neural experimental means improving, it is possible to research the neural decoding and encoding pattern of the visual system with the single cell, groups of visual function and the complex information flow of visual cortex. But these researches mostly limited to observation and verification in visual neurophysiological experiments. Therefore, it is meaningful to apply the model of visual neural characteristics to image processing in artificial intelligence field and information processing field. Firstly, this paper used neuronal receptive field and fluctuation characteristics of neuronal firing rate to explain the important role of the function of the photosensitive layer when getting the information; Secondly, this paper discussed the function of the neural encoding based on the chemical synaptic plasticity in signaling processes to explain the importance of neural encoding pattern when the visual system extracts the image information and applies it to image edge detection; Finally, computed tomography image was used for detecting the edge of parts' defect with the combination of the function of the photosensitive layer and the characteristics of neural encoding based on the dynamic chemical synapses. The work and research results of this paper are summarized as follows:

- (1) This paper proposed a new method of image edge detection based on the function of photoreceptor in visual system. Firstly, the neural network was constructed with LIF neuronal electrophysiological model. Secondly, the each neuron would be classified as excitation (ON) type or inhibition (OFF) type according to the neural firing pattern. And then the weak edges were highlighted by using center-surround antagonistic receptive field feature and feedback enhancing mode of neuronal excitation. Meanwhile the image movement in multi-direction and multi-scale was applied to overcome the adaptability of photoreceptor and highlight the contrast of weak details. Finally edge image was acquired by fusing the variance information, such as the photosensitive neural network's firing rates. The result proved that the new method can effectively detect the intact multi-intensity edge image, especially the weak edge detection is improved significantly.
- (2) A new method of image edge detection based on the neural encoding of dynamic chemical synaptic was proposed in this paper. Firstly, three neural networks were constructed with LIF neuronal electrophysiological model. Then the signal conversion capability of the chemical synaptic plasticity was adjusted based on the center(ON)-surround(OFF) receptive field feature to highlight the neural encoding of the spatial feature of image and separate neural firing

patterns in edge and non-edge region; Image movement was applied to eliminate encoding in noise; The encoding was affected by the temporal characteristic of neural network firing so that this paper strengthened it based on the feedback from neural spike to chemical synaptic to detect edge more effectively. The result proved that the new method can effectively detect the edge, express the details fully.

- (3) This paper proposed a new method to detect the edge of defect in the parts and attempted to apply visual neural network calculation model to analyze the computed tomography(CT) image of parts. Firstly, based on the function of photosensitive layer neural network and chemical synaptic plasticity, the ability of signal conversion of chemical synapse was adjusted with the fluctuation characteristics of neural firing rate, and the encoding of the visual perception characteristics of LIF neuron network was used to detect the edge of parts' defect in the CT image. The results proved that compared to traditional methods, the new method can detect the details greatly and have great realizability.

**Keywords:** LIF neuronal model, receptive field, synaptic plasticity, edge detection, image processing

## 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 神经元模型及视觉系统感知特性.....	6
2.1 神经元模型 .....	6
2.1.1 Hodgkin-Huxley 模型.....	6
2.1.2 Integrate-and-Fire 模型.....	7
2.2 神经元动态连接模型 .....	7
2.2.1 Spike Timing Dependent Plasticity 连接模型 .....	7
2.2.2 化学突触连接模型 .....	8
2.3 视觉感知特性 .....	8
2.3.1 固视微动特性.....	8
2.3.2 感受野特性 .....	9
2.4 小结 .....	9
第 3 章 基于视觉感光层功能的菌落图像多强度边缘检测.....	10
3.1 图像边缘算法简述 .....	10
3.2 基本原理 .....	10
3.2.1 基于 LIF 神经元模型的改进 .....	10
3.2.2 拮抗式感受野.....	11
3.2.3 多方向多尺度图像移动 .....	13
3.2.4 神经元响应波动系数及边缘分类 .....	13
3.2.5 定量评价标准.....	14
3.3 算法步骤 .....	14
3.4 检测结果及分析 .....	15
3.4.1 实验结果.....	16



3.4.2 结果分析.....	19
3.5 小结 .....	21
第 4 章 基于动态化学突触连接的图像神经编码边缘检测.....	22
4.1 基本原理 .....	22
4.1.1 基于 LIF 模型的多层神经元网络 .....	22
4.1.2 神经元对输入信号的响应模式.....	23
4.1.3 动态化学突触连接 .....	23
4.1.4 图像移动对化学突触编码的影响 .....	24
4.1.5 感受野特性对化学突触连接编码的影响.....	24
4.1.6 输出层反馈对神经编码的影响.....	25
4.2 实验算法.....	26
4.3 实验结果与分析 .....	27
4.4 小结 .....	33
第 5 章 视觉感知机制在工业 CT 图像分析中的应用.....	34
5.1 工业 CT 图像概述.....	34
5.2 基于生物学特性神经网络的工业 CT 图边缘检测 .....	34
5.3 神经元发放波动机制在动态化学突触神经编码中的应用 .....	38
5.4 小结 .....	39
第 6 章 总结与展望.....	40
6.1 总结 .....	40
6.2 展望 .....	41
致谢.....	42
参考文献.....	43
附录.....	52

## 第 1 章 绪论

### 1.1 研究目的与意义

神经系统是由神经元所构成的一种特化的系统。当生物体感受到环境的刺激时，神经系统中会产生电或化学信号响应在各生物体部件间传递，实现协调各组织及器官的功能，达到控制生物行为的目的。长久以来，人们希望通过研究神经系统与生物行为间的联系，突破经典控制方法的局限性，实现人工智能在自动化领域的应用。在过去的几十年里，由于神经仿真及人工智能的快速发展，大量的新概念被不断提出，例如人工神经网络<sup>[1]</sup>，遗传算法理论<sup>[2]</sup>等，并且随着硬件设备工艺的提升，新理论也逐渐应用于各领域，例如基于肌电的假肢控制<sup>[3]</sup>便是对神经电信号驱动生物肢体动作的成功仿真。近年来，植入式电极阵列<sup>[4]</sup>及双光子显微镜成像<sup>[5]</sup>等神经实验技术日趋完善，研究者开始基于细胞层面探索神经系统在生物感知，记忆及学习等智能行为中的运作机制，通过研究细胞膜上离子通道的开合状态<sup>[6]</sup>、神经元膜电位发放特性<sup>[7]</sup>、神经元对刺激的响应特性<sup>[8]</sup>、神经元群编码模式及神经元网络中各神经元的协作机制<sup>[9]</sup>，从根本上理解人类对环境刺激的反应方式，为生理疾病的研究及医疗提供新的指导方向。另一方面，并行高速计算机技术得到普及，使得研究者对所提出的复杂的神经系统决策机制数学模型的仿真成为可能，并且利用计算机的高速运算能力可以有效地对大规模神经元网络进行模拟，实现对神经系统研究成果正确性的验证。而在工程应用中，新机制的引入使得一些技术瓶颈得到了突破，例如在强噪声环境中的语音识别<sup>[10]</sup>就是利用了神经系统优秀的鲁棒特性，克服了噪声对识别的严重影响。因此随着神经系统理论的完善，神经计算模型将越来越多的应用于工程领域中。

由于视觉是人类感知外界环境的主要手段之一，因此对视觉神经系统的探索在人类认知功能及行为模式的研究中具有举足轻重的地位。由于视觉神经系统中，神经元具备的丰富功能特性及神经元网络复杂的生理结构，例如神经元的感光性、感受野在信息编码中的重要作用，侧抑制和方向选择性对神经发放模式的影响，低层神经网络向高级神经区域信息传递过程中的编码方式，大脑视皮层对压缩信息的解码特性及对低级神经区域的反馈作用，在生活、医疗、工业等领域都具有巨大的应用前景，因此视觉神经系统的研究作为生物神经科学领域的焦点，获得了长足的发展，对人工智能、模式识别及信息融合研究起到了重要的启发及引导作用。

目前对于视觉神经系统的研究，更侧重于对神经发放特征与感知现象间联系的解释及验证。对于信息技术领域中的应用，例如图像处理，缺乏有效的手段将视觉感知特性或是数学模型融入信息处理过程中。例如对视觉固视的研究表明，生物视觉系统存在对图像刺激的偏移微动，对神经元的发放及弱信号的感知都产生影响。后续研究人员重点对该现象建立数学

模型，并使用计算机仿真研究模型对实际微动轨迹的还原性，并没有考虑将其与神经元发放及感受野等视觉特性结合应用于工程。又例如视皮层在物体识别过程中对形状的敏感性，研究者更关注于对其功能及现象的描述，没有考虑该特性在大规模神经网络应用中可行性的判断，忽略了对模型的简化，无法与图像识别等相结合。因此本文认为在视觉神经系统研究中，通过对视觉感知特性构建数学模型来描述神经机制的内在工作原理固然重要，但如何合理简化数学模型，并将这些特性高效地应用于图像处理等研究领域中，同样具有重要的意义。

## 1.2 国内外研究现状

视觉系统在人类认知客观事物中起到重要作用。从神经生理的角度看，视觉系统由眼球、感光细胞、神经节、膝状体以及各个视觉皮层功能区构成，其中神经元细胞是基本单元。值得注意的是，层内与层间的神经元均存在错综的连接，最终构成了极复杂的视觉神经网络系统。正是由于这种复杂性，视觉系统从客观世界获取信息时，可以利用逐层编码等方式压缩信息，实现视觉功能区域间信息的高效传递，并依据神经网络发放模式等手段进行高级理解，进而从海量数据中提取有用信息。一方面研究者根据实验现象，从心理学角度学角度解释视觉感知行为。另一方面随着医学及神经科学的不断发展，研究者开始以神经系统的生理结构为基础，研究神经元细胞及网络在视觉感知中的作用。近年来的一些科研成果，使人们对视觉系统在信息筛选、加工及理解中扮演的角色有了更深入的认识。

上世纪 50 年代以来，科学家就视觉感知系统对刺激的响应问题做出了大量研究，取得了一定的成果。Riggs 等人通过视觉对光线的敏感性实验发现，视觉感知系统对静态的刺激会产生适应性，并提出了输入视网膜的图像信息的移动可以消除这种适应性的结论<sup>[11]</sup>，在固视微动领域做出了开拓性的贡献。2006 年，Neuron 上的一篇题为“Microsaccades counteract visual fading during fixation”的论文通过对眼球微动频率、幅度等的测量，揭示了视觉感知的适应性与视网膜接受到刺激的微动存在联系<sup>[12]</sup>，同时该论文提出了视觉适应性的抑制作用来源于眼球的微动而不是刺激刷新的观点，该结论在长期处于争论的固视微动领域中产生了巨大的影响。2008 年 Troncoso 等人通过研究微动对人工盲点填充现象的影响，提出了在视觉适应性过程中，微动可以维持视觉对盲点的可视性<sup>[13]</sup>，在后续实验中 Poletti 等人发现视网膜对感兴趣的刺激敏感，从而触发微动造成视线的重定位现象<sup>[14]</sup>。他们认为这种机制有利于对空间信息的辨别，这意味着固视微动可能对细节信号起到凸显作用。而在更早的对选择注意性的研究中，Serences 等人就视皮层各功能区域的发放状态变化问题，提出注意力的转移依据于视觉对刺激的兴奋，有助于神经系统对信息的编解码<sup>[15]</sup>，因此微动导致的视线重定位可能是选择注意机制在视网膜层的体现。除此之外，Kuang 等人认为固视微动是视觉系统对信息的初级处理方式，具备去除冗余信息及初步提取特征的功能<sup>[16]</sup>。

当视觉系统接受外界信息时，首先会利用对强光兴奋的视锥细胞以及对弱光兴奋的视杆细胞将刺激转化为电信号，并传入双极细胞中实现信号的分类。目前对上述的视觉系统初级层次的研究侧重于测量各神经细胞中化学物质的浓度变化，实现对其结构的探索，而应用则

主要面向生物学及医学领域，例如 Ghosh 等人通过对大鼠双极细胞类型的研究讨论物种间的差异<sup>[17]</sup>。分类后的信号被传入节细胞层进行初级的加工。研究者发现该层的神经元依据空间分布会产生感受野特性，早在 1965 年，Rodieck 等人通过对猫的视网膜研究发现了同心圆感受野结构<sup>[18]</sup>，对生物神经网络的信息处理研究做出了重大贡献。1995 年，论文“Receptive fields of P and M ganglion cells across the primate retina”通过仿真实验展示了感受野中心及周围区域对刺激的响应，并得出结论：感受野只是神经连接方式的表现，对连接方式的探索有助于理解视觉特性的原理<sup>[19]</sup>。2000 年，Brown 等人通过对节细胞树突的研究，发现感受野中心结构源于节细胞树突与双极细胞轴突的连接<sup>[20]</sup>，同年 Dacey 等人也在实验中也得出了相似的结论<sup>[21]</sup>。而在 2009 年 Van 等人在对老鼠的视网膜研究后，提出感受野外围对刺激的抑制特性是由中心神经元兴奋时对周围神经元产生侧向抑制所导致的，而不是由周围神经元对刺激的不敏感特性所决定的<sup>[22]</sup>，这三人的结论一定程度上验证了 Croner 等人提出的问题，为感受野的研究展示了一种新的研究方向。除此之外，研究者发现视网膜还表现出方向选择性<sup>[23]</sup>，并且在对视皮层的研究中也发现了类似的现象<sup>[24]</sup>。视觉系统的这种对特定方向兴奋的特性似乎有利于对运动的检测，例如 Rokem 依据神经元对不同方向兴奋的响应差异，构建运动检测的数学模型<sup>[25]</sup>。在“Effect of visual experience on the maturation of ON-OFF direction selective ganglion cells in the rabbit retina”一文中，通过对兔子视网膜神经元发放的分析，揭示了方向选择性会受视觉经验影响<sup>[26]</sup>，并表明这种现象更多的体现在视皮层而不是视网膜中。考虑到神经元间连接的动态特性导致信号传递呈现非线性特征，神经元相互作用的研究有利于解析视觉系统机制。Carver 等人研究神经元连接可塑性对方向选择性的影响<sup>[27]</sup>，他们认为依据连接方式的差异，会增强或者抑制神经元对方向的响应。Lubenov 等人基于 STDP 理论研究连接对神经发放特性的影响<sup>[28]</sup>，提出了这种影响与睡眠中记忆的消除现象有关。事实上丰富视觉特性的目的都是对信息的编码及解码，实现信息在神经系统的高效传递及理解，因此对神经编解码的探索是理解及应用生物神经网络的关键。Kayser 等人在对空间信息的编码研究中<sup>[29]</sup>，认为视皮层依赖多距离尺度下的综合空间编码，能有效抑制噪声干扰。Pillow 等人认为相较于对单一神经元发放模式，神经元群的编码将包含更多的信息<sup>[30]</sup>，同时他们还提出了基于概率发放神经元模型的解码方式<sup>[31]</sup>，能有效解释编码信息。Reich 等人在对视皮层对刺激响应的研究中，证实了视觉系统可以利用神经元发放的时间特征还原刺激的空间特征等信息<sup>[32]</sup>，该结论的正确性在关于刺激的方向信息与神经解码联系研究中被证实<sup>[33]</sup>。Okun 等人则在完成神经元群发放实验后提出，仅对神经元间相互作用的准确理解并不足以解析神经系统对信息的传递及理解方式，生物的行为更依赖于神经网络的整体发放模式的波动<sup>[34]</sup>。除此之外，Thorpe 等人认为依据发放率的编码在快速信息传递中并非最优方式，而时序编码方式似乎更符合生物神经系统的表现<sup>[35]</sup>。而通过分析刺激作用下神经元放电规律后，高红英等人表明神经放电的内在时序特性包含部分的刺激信息<sup>[36]</sup>。

随着对视觉系统特性研究的深入，一部分研究者开始探索生物神经特征的应用前景。Tao

等人通过降维的手段简化神经网络模型<sup>[37]</sup>,而 Thorpe 等人则将时序编码方式代替发放率编码方式<sup>[38]</sup>,两者通过减少模型计算的时间开销,加强神经编码的实用性。论文“Edge detection based on spiking neural network model”展示的基于发放的神经网络模型(SNN)方法,在边缘检测中取得了不错的效果<sup>[39]</sup>,而 Mohammed 等人利用 SNN 实现输入输出间时空特征转化并应用于模式识别中<sup>[40]</sup>; Cevikbas 以及黄丽鸿等人分别将神经元群编码模式应用于字符识别<sup>[41]</sup>及运动检测<sup>[42]</sup>; Luvizotto 等人则将视皮层编码理论应用于人脸识别中<sup>[43]</sup>,都取得了不错的效果。但是大多数研究者都忽视了视觉系统各特性间相互影响,导致结果与主观判定存在较大的偏差。

### 1.3 本文主要工作及创新点

本文的研究内容主要围绕生物视觉系统计算机模型,应用于图像处理领域。一方面侧重于研究视觉神经网络的生理特性,例如固视微动、感受野以及神经元群编码特性,对神经元发放模式的影响。另一方面侧重于研究信号传递时,各层神经元间动态连接非线性特征,造成独特的神经编码方式。首先基于 Leaky Integrate-and-Fire (LIF) 神经元模型,探讨了视觉感知特性对神经网络发放模式的影响,尝试将具备感光层功能的神经网络应用于菌落图的多强度边缘检测。然后基于动态化学突触连接,研究多层神经网络编码方式对图像边缘信息的检测作用。最后将感光层功能及基于动态化学突触的神经编码特征分别应用于零件 CT 图像的缺陷区域边缘检测中,并结合两者的特性提出一种新的缺陷区域边缘检测方法。

论文主要工作和创新点如下:

- (1) 提出一种基于视觉感光层功能的图像多强度边缘检测方法。在大规模神经网络构建时,对 LIF 神经元模型进行了针对性的改进:考虑了神经脉冲发放的时空相关性以突出图像的空间模式特征,并弱化了神经脉冲发放不应期以提高图像数据的计算效率;提出神经网络响应的拮抗式感受野模式,将脉冲发放的空间细节转换为时序上的激励强度,以此增强图像弱边缘的空间分布信息,并融入神经网络的群编码过程;利用多方向多距离尺度的图像移动,弥补视觉感光层对视野景象的适应性并凸显细节对比度,同时对其造成的神经网络发放率差异信息进行融合,以融合结果为特征判决出多强度的边缘信息。
- (2) 提出一种基于动态化学突触连接的图像神经编码边缘检测方法,在大规模构多层建神经网络时,使用化学突触连接各层神经元:考虑化学突触连接信号转化能力的可塑性,提出以神经元对输入响应模式的分类为基础,利用具备空间特征的感受野特征模型,改变突触连接的信号转化能力,将图像的空间特征融入突触后膜电位波形中,凸显空间信息在神经编码中的作用;考虑到输入缺失空间信息时,神经元发放特性只依赖于输入电流强度,会造成部分边缘信息的错编码,通过输出层神经网络反馈作用于化学突触连接,使神经网络的输入中融入空间信息,保证信息编码的准确性;利用输入图像的移动克服神经网络适用性,并一定程度弥补了神经网络将输入刺激强度转化为脉冲发

放时，图像空间信息缺失造成的噪声信息误编码。

- (3) 将具备感光层功能的神经网络及基于动态化学突触的神经编码方法，分别扩展应用于零件 CT 图像中，研究其在缺陷区域边缘检测中的应用，并且依据实验结果讨论两者在不同缺陷下的适用性；将神经元发放率波动机制应用于动态化学突触神经编码中，提出了一种新的零件缺陷区域边缘检测方法。

## 1.4 论文的组织结构

本文的结构及章节分布如下：

第一章绪论，首先概述本文的研究背景、目的及国内外研究现状：对生物视觉的研究状况进行了概述，阐述了视觉系统中各层次中神经网络的感受野、方向选择性、神经元群编码特性及各层次间的动态连接的研究进展；提出了本文的创新点及主要研究内容；最后列出了本文的结构安排及各章节的内容简述。

第二章详细介绍了经典的动力学神经元模型：HH 模型及 IF 模型，常用的神经元电生理特性：固视微动特性及感受野特性，非线性动态连接模型：STDP 学习准则及动态化学突触模型。

第三章构造了基于感光层功能模型的神经网络，研究其对具有深度和层次信息的菌落图的边缘检测效果。结果表明，该方法相较传统的边缘检测方法，可以包含更丰富的图像细节，尤其对弱边缘信息的检测具有明显优势，同时对神经元电生理特性的应用使检测的边缘更接近主观判定的边缘，并且噪声信息更少。

第四章构造了基于动态化学突触连接的多层神经网络，研究其对具有丰富细节信息的图像的边缘检测效果。结果表明，该方法可以获得丰富的细节信息并且能有效的抑制噪声，对弱边缘检测的效果较好，相较于传统边缘检测方法，能检测更丰富的图像信息。

第五章将第二章及第三章的两种方法应用于零件 CT 图像缺陷区域边缘检测中，结果表明，前者能有效凸显缺陷区域弱边缘，后者在细节信息检测中具备优势，并且两者都包含较少的噪声信息；结合两种方法的特性提出一种新的零件缺陷区域边缘检测方法，可以在准确凸显弱边缘的同时，保持对细节信息检测的优秀效果。

第六章总结归纳了本文的研究内容，并对其在神经系统研究领域的进一步研究及发展进行了展望。

## 第 2 章 神经元模型及视觉系统感知特性

如前文所言，视觉神经网络在图像处理及模式识别领域中的作用得到越来越多的证明，其鲁棒性及特征提取能力也存在明显的优势。但是这些优秀的特性都源自单体神经元发放的复杂非线性特征、神经元连接中的动态变化特征及处于不同层次的神经元具备的特有功能，因此关于神经元模型、神经元连接模型及神经元特性的探索研究，对视觉神经网络的研究和应用产生重要的影响。

人们通过宏观的角度例如心理学，以及微观的角度例如采集神经元放电数据，提出了一系列神经元模型及神经元连接模型，如 HH（Hodgkin-Huxley）模型、IF（Integrate-and-Fire）模型及 STDP（Spike Timing Dependent Plasticity）模型、化学突触模型；通过对视觉感知作用的探索提出了各类神经元特性，例如感受野特性。

### 2.1 神经元模型

神经元是生物神经系统的基础组成单元，其在信息处理中发挥作用的结构主要为轴突和树突，大体上，树突结构接收来自外界以及其他神经元传递的刺激信号，通过轴突结构将信号传递给下一层神经元。研究表明，神经元细胞膜的电位变化存在三个阶段：动作电位产生期，绝对不应期，相对不应期，每个阶段的电位改变都具有高度的非线性特征，因此相较于人工神经元模型，生物神经元模型的构建及仿真难度较高。然而以生物神经元为基础构建的神经网络，由于对非线性特征的充分利用，其在鲁棒性上的优势尤为明显，并且在模式识别领域的作用也逐渐被证实。如今一些生物神经元模型已经被提出，并且由于科学的发展，这些模型的合理性已从微观层面得以证实。HH 模型对细胞膜放电特征模拟效果优良，充分满足了生物学电生理特征，在对生物神经系统的研究中有广泛的应用；而 IF 模型则作为 HH 模型的简化型，具备基本的电生理特征的同时，在计算复杂度上具有独有的优势，因此在面向大规模建神经网络的设计及应用中被广泛利用。

#### 2.1.1 Hodgkin-Huxley 模型

1952 年，Hodgkin 和 Huxley 在研究乌贼轴突电位传播时，提出了一种描述细胞膜电位的数学模型<sup>[44]</sup>。该模型以细胞中离子交换为基础，通过对细胞膜钾、钠等离子通道电位的描述，有效解释了细胞膜电位与外界激励电流间的联系。该模型具有准确的神经电生理特征，为后续生物神经电信号的非线性特征研究提供了数学基础，具有重要的指导意义。HH 模型的表达式如式(2.1)所示。

$$\begin{cases} I = C_m \frac{dV_m}{dt} + \overline{g_K} n^4 (V_m - V_K) + \overline{g_{Na}} m^3 h (V_m - V_{Na}) + \overline{g_l} (V_m - V_l) \\ \frac{dm}{dt} = \frac{(m_\infty(V) - m)}{\tau_m(V)} \\ \frac{dn}{dt} = \frac{(n_\infty(V) - n)}{\tau_n(V)} \\ \frac{dh}{dt} = \frac{(h_\infty(V) - h)}{\tau_h(V)} \end{cases} \quad (2.1)$$

其中,  $I$  表示外界激励电流;  $C_m$  表示细胞膜电容;  $V_m$  表示细胞膜电位;  $V_K$ ,  $V_{Na}$ ,  $V_l$  分别表示响应通道的阈值电位;  $\overline{g_K}$ ,  $\overline{g_{Na}}$ ,  $\overline{g_l}$  分别表示响应通道的电导最大值;  $n$ ,  $m$ ,  $h$  控制相应离子通道的激活与失活特征, 其值处于 0 到 1 之间;  $m_\infty(V)$ ,  $n_\infty(V)$ ,  $h_\infty(V)$  分别为  $n$ ,  $m$ ,  $h$  的稳态值;  $\tau_m(V)$ ,  $\tau_n(V)$ ,  $\tau_h(V)$  分别为  $n$ ,  $m$ ,  $h$  的时间常数。

### 2.1.2 Integrate-and-Fire 模型

IF 模型是由 Louis 所提出的<sup>[45]</sup>, 其原型为 RC 电路, 通过电容两端电位的非线性变化, 一定程度上模拟神经元电位的非线性发放。模型如式(2.2)所示。其中,  $C_m$  表示模拟电路的电容,  $I(t)$  表示输入神经元的激励电流,  $V_m(t)$  表示神经元膜电位。

$$I(t) = C_m \frac{dV_m(t)}{dt} \quad (2.2)$$

此后经过一系列的研究, 通过改进 IF 模型对神经元放电特性的模拟效果, 研究者提出了经典的 LIF 模型<sup>[46]</sup>。相较于 HH 模型, LIF 模型忽略了离子通道的概念, 简化细胞膜发放电位, 使其具有高效计算的优点, 而相较于传统的 IF 模型, 其包含更多的神经元电生理特性, 因此该模型广泛应用于神经元的计算仿真中。模型如式(2.3)所示。

$$\begin{cases} C_m \frac{dV_m(t)}{dt} = I(t) - \frac{V_m(t)}{R_m} \\ V_m(t) = V_m(0), V_m(t) \geq V_{th} \end{cases} \quad (2.3)$$

其中,  $R_m$ ,  $C_m$  分别表示细胞膜的电阻和电容,  $I(t)$  表示输入神经元的激励电流,  $V_m(t)$  表示神经元膜电位,  $V_{th}$  表示阈值电位,  $V_m(0)$  表示初始电位。当神经元膜电位超过阈值电位时, 细胞膜电位会重置为初始电位, 该过程对神经元细胞放电中绝对不应期的模拟。

## 2.2 神经元动态连接模型

神经元间的连接是视觉感知特性形成的关键因素之一, 其在信息处理时的编码作用, 使神经网络具备丰富的发放模式, 得以支持生物对外界信息的获取及认知。同时, 其在信息传递中呈现的高度非线性造成研究者难以把握信息流在神经系统中的状态, 因此神经连接一直是热门的研究课题。

### 2.2.1 Spike Timing Dependent Plasticity 连接模型

STDP 是一种基于心理神经学的神经元连接模型, 其原型为 Hebb 学习规则<sup>[47]</sup>。Hebb 学习的原理为: 当两个神经元同时发放时, 他们之间的连接权重会变大, 反之则变小。而



STDP 则是在 Hebb 学习的基础上加入了时间特征：当神经元在产生动作电位前受到来自其他神经元的刺激，则他们之间的连接权重会变大，而当神经元在产生动作电位后受到来自其他神经元的刺激，则他们之间的连接权重会变小。STDP 的表达式如式(2.4)所示。

$$F(\Delta t) = \begin{cases} A_+ \times \exp(\Delta t / \tau_+), \Delta t < 0 \\ -A_- \times \exp(\Delta t / \tau_-), \Delta t \geq 0 \end{cases} \quad (2.4)$$

其中， $A_+, A_-$  分别表示增强，抑制的最大值； $\tau_+, \tau_-$  分别表示增强，抑制的时间常数； $\Delta t$  表示来自其他神经元的刺激的时间与自身神经元动作电位产生的时间之差，当  $\Delta t < 0$  表示神经元在产生动作电位前受到来自其他神经元的刺激，而  $\Delta t \geq 0$  表示神经元在产生动作电位后受到来自其他神经元的刺激。

## 2.2.2 化学突触连接模型

在生物学中，神经元之间信号通过突触传递，而随着科学技术的发展，对神经元的研究开始向细胞层次迈进，这使得对突触建立数学模型成为可能。以神经元电位以及细胞间化学物质变化为基础，研究者提出了化学突触连接模型，通过对化学突触中钙离子及囊泡浓度改变，描述突触后膜电位的动态变化特征<sup>[48]</sup>，相较于采用传统动态连接方式，可以使神经元发放具备独有的编码特征。表达式如式(2.5)所示。

$$\begin{cases} \frac{d}{dt} Ca_m^{(i,j)}(t) = -\frac{Ca_m^{(i,j)}(t)}{\tau_1} + \delta(t - t_{pre}) Ctr_m^{(i,j)}(t)(1 - Ca_m^{(i,j)}(t)) \\ Prel_m^{(i,j)}(t) = Pv_m^{(i,j)}(t) Ca_m^{(i,j)}(t) \\ \frac{d}{dt} Pv_m^{(i,j)}(t) = -\frac{1 - Pv_m^{(i,j)}(t)}{\tau_2} - \delta(t - t_{pre}) Prel_m^{(i,j)}(t) Pv_m^{(i,j)}(t) \\ \frac{d}{dt} EP_m^{(i,j)}(t) = -\frac{EP_m^{(i,j)}(t)}{\tau_3} + \delta(t - t_{pre}) P_{rel}^{(i,j)}(t) \end{cases} \quad (2.5)$$

其中， $m$  与  $Synapse_m(i, j)$  下标对应； $Ca_m^{(i,j)}(t)$  表示前膜电位的钙离子浓度； $\tau_1$  表示  $Ca_m^{(i,j)}(t)$  的变化时间常数； $\delta$  为狄利克雷分布， $t_{pre}$  为前膜受到脉冲刺激的时刻； $Ctr_m^{(i,j)}(t)$  表示突触的信号转化能力，为可训练值； $Prel_m^{(i,j)}(t)$  为前膜可以释放的囊泡浓度； $Pv_m^{(i,j)}(t)$  为前膜囊泡浓度； $\tau_2$  表示  $Pv_m^{(i,j)}(t)$  的变化时间常数； $EP_m^{(i,j)}(t)$  表示突触后膜电位； $\tau_3$  表示  $EP_m^{(i,j)}(t)$  的变化时间常数。

## 2.3 视觉感知特性

视觉系统中的感知特性是神经编解码的重要组成部分，其通过将刺激的时空等特征转化为神经脉冲发放模式，实现对信息的加工。虽然目前对视觉感知特性的形成原理没有权威的理论支持，但根据其作用于神经编解码中所呈现的效果，研究者尝试构建数学模型并试图将其应用于信息技术等领域中。

### 2.3.1 固视微动特性

研究表明，眼球在注视目标的过程中，其位置和方向并非是固定的，这似乎是为了避免

视觉神经系统对外界刺激的适应性，并且能促进神经网络对于边缘的敏感性<sup>[49]</sup>。眼球的微动可分为慢速（drift, tremor）及快速（microsaccades）两部分微动，可以采用泊松过程对快速微动构建数学模型，但慢速微动由于易受噪声及快速微动干扰，难以建立数学模型。Engbert 等人以自回避随机运动理论为基础，提出了慢速微动模型，同时提出了简单阈值理论，将快速微动模型与慢速微动模型结合<sup>[50]</sup>。慢速微动模型如式(2.6)所示。

$$D^2(l) = \frac{1}{2(N-l)} \sum_{i=1}^{N-l} \left\| \overrightarrow{x_{i-l}} - \overrightarrow{x_i} \right\|^2 \quad (2.6)$$

其中， $D(l)$ 表示平均微动距离， $l$ 表示两个微动位置： $\overrightarrow{x_{i-l}}$ 与 $\overrightarrow{x_i}$ 间的时间延迟， $N$ 表示记录的位置点数量。

### 2.3.2 感受野特性

在视觉神经网络中，不同特性的神经元对刺激会产生不同的发放特征，在小范围内根据各神经元的空间分布，产生了感受野特性。感受野特征贯穿于整个视觉神经系统中，视网膜层中，外界的光学信息转化为神经电信号并进行传递时，感受野使得视觉激励将对应于特定的神经网络脉冲发放模式。研究表明视网膜神经元存在着兴奋性（ON）和抑制性（OFF）两种不同的类型，前者对于光照会产生兴奋，而后者对于非光照会产生兴奋。它们空间上均匀分布，并在一定范围内构成两种同心圆式感受野：中心 ON 周围 OFF，以及中心 OFF 周围 ON。从数学角度而言，双高斯差模型可以很好的描述视网膜层神经元感受野特性<sup>[51]</sup>，该模型的提出对后续感受电生理学神经网络的研究产生了重大影响，其表达式如式(2.7)所示。其中， $A_1$ 及 $A_2$ 分别为感受野中心兴奋强度及感受野外围抑制强度； $\sigma_1$ 及 $\sigma_2$ 分别为感受野中心及感受野外围的高斯分布均方差。

$$R(x) = \frac{A_1}{\sqrt{2\pi}\sigma_1} \exp\left(-\frac{x^2}{2\sigma_1^2}\right) - \frac{A_2}{\sqrt{2\pi}\sigma_2} \exp\left(-\frac{x^2}{2\sigma_2^2}\right) \quad (2.7)$$

在视皮层的感受野结构种类更为丰富，这使得神经网络衍生出许多新的特性。初级是皮层中的方向选择性即是由于感受野空间分布的方向性而产生，更高级的视皮层出现的对特定形状兴奋的特征更表明了，感受野作为电生理神经网络特性基础的重要性。

## 2.4 小结

本章主要介绍了神经元模型，神经元连接模型及神经元特征。神经元模型中，HH 模型非常符合细胞生物学结构，可以很好的模拟神经电生理特征，但由于其表达式复杂，计算量较大，因此在涉及大规模神经网络的研究中，即拥有基本电生理特征，又能快速计算的 IF 模型被更广泛的利用。神经元连接模型中，相较于以心理神经学为基础的 STDP 方法，近年提出的化学突触连接模型更可以体现连接的动态变化对神经元发放模式的影响。当图像刺激信号通过视网膜向视皮层传递的过程中，固视微动特性可以消除视觉神经系统的适应性，感受野特性对图像特征进行编码，实现信号在多层神经网络间的有效传输，通过群编码特性把低级、小范围的神经元特征转化为复杂的网络发放模式，实现对图像的辨识和理解。

## 第3章 基于视觉感光层功能的菌落图像多强度边缘检测

### 3.1 图像边缘算法简述

边缘信息在图像分析和理解的过程中扮演了重要的作用。边缘检测的传统方法有 Sobel 算子, Canny 算子以及相应的改进算法<sup>[52][53]</sup>, 它们从边缘像素点颜色或亮度突变的特性出发, 利用梯度计算模型, 可实现简单边缘的快速识别。但上述算法缺乏视觉神经系统对图像多强度边缘、虚假边缘的判定特性以及强鲁棒性等优秀特性, 因此后续基于神经元响应的边缘检测方法受到了关注, 例如基于 PCNN 的图像边缘检测<sup>[54][55]</sup>, 模拟神经元脉冲信息流的发放和传递, 在边缘检测中充分发挥了神经网络的非线性建模能力, 但它忽视了感受野等重要的视觉神经特性。近来还有利用视觉神经系统方向选择性的 Gabor 滤波器<sup>[56][57]</sup>, 在边缘检测中得到了较好的应用, 从某个层面也表明了视觉神经特性在轮廓提取或识别中的重要作用。需要指出的是, 神经元膜电位是维持视觉神经脉冲流传递和编码的基础, 但 Gabor 滤波器已经完全丢失了对膜电位的动力学描述能力。尤其对于具有丰富细节特性的图像, 上述方法通常会在弱边缘漏检测和噪声误检测之间产生矛盾。

### 3.2 基本原理

本章首先对输入图像采用多方向多尺度的移动预处理, 使之符合人眼固视微动特性; 其次通过改进 LIF 神经元模型, 将神经元脉冲传递与神经元时空相关性结合; 然后利用神经元感受野特征构建数学模型, 使神经元激励电流包含小范围内的神经元空间特征, 改变神经元的发放模式; 然后提出神经元响应波动系数的概念, 体现图像各像素点在空间上的对比度, 并以此为特征判决边缘像素点; 最后将边缘判决结果映射为二值图像。本章将从定性分析以及定量指标的角度对图像边缘检测结果效果进行评估, 并与传统的边缘检测算法进行对比。

#### 3.2.1 基于 LIF 神经元模型的改进

考虑到 LIF 模型具备基本的神经元电生理特性, 又具有高效计算的优点, 本文将利用此模型构建大规模二维神经网络, 同时去除神经元脉冲的相对不应期阶段以提高网络的计算能力。将视觉激励与神经元脉冲发放情况结合起来, 通过各神经元之间脉冲信号传递的时空相关性, 来凸显图像的空间模式特征。改进后模型表达式如式(3.1)所示。

$$\begin{cases} C \frac{dV_{(i,j)}(t)}{dt} = -\frac{V_{(i,j)}(t)}{R} + weight_{(i,j)}(t) \times f_{(i,j)}(t) \\ f_{(i,j)}(t) = I(i,j) \times 1(t) \\ V_{(i,j)}(t) = 0, \text{ if } V_{(i,j)}(t) > V_{thresh} \end{cases} \quad (3.1)$$

其中  $C$ ,  $R$  分别表示模拟电路的电容和电阻,  $V_{(i,j)}(t)$  表示神经元膜电位,  $weight_{(i,j)}(t)$  为根据前一时刻网络响应对当前时刻神经元激励电流进行调整的权值;  $V_{thresh}$  为神经元兴奋阈

值, 当  $V_{(i,j)}(t)$  大于  $V_{thresh}$  时, 将被标记有一个神经元脉冲发放, 然后  $V_{(i,j)}(t)$  将重新被置为 0;  $f_{(i,j)}(t)$  表示外界激励电流, 对应图像像素值  $I(i,j)$  的阶跃输入, 该激励电流经过权值的调整转化为对神经元的刺激电流,  $i \in [1, M]$ ,  $j \in [1, N]$ ,  $M$  表示输入图像的像素行数,  $N$  表示输入图像的像素列数。

### 3.2.2 拮抗式感受野

考虑到视觉轮廓感知中, 感受野结构的存在可以使得特定神经元的脉冲发放不仅与其直接接收的光学刺激有关, 还充分体现了视野景象的空间信息。本文在神经网络的构建时, 兼顾网络所拥有的视觉特性以及计算能力, 首先基于两类神经元均匀分布的特性, 将相邻的两个不同类型 (ON 或 OFF) 神经元整合为一个同时具备 ON 和 OFF 两种类型特性的神经元; 之后根据神经元当前的脉冲发放情况对神经元类型进行还原; 并根据获得的神经元类型决定各神经元所处的感受野类型。考虑到神经网络的快速计算能力, 不失一般性, 本文将感受野的区域简化为矩形。

将上述两种不同类型的拮抗式感受野特性应用于神经网络中, 对感受野中心神经元的激励电流进行调整。由于感受野会体现空间信息, 因而调整后的激励电流将包含弱边缘与周围的差异信息, 造成神经元发放模式的改变, 从而起到增强弱边缘信息的作用。神经元类型的判决规则如式(3.2)和(3.3)所示。

$$aver_s = \frac{\sum_{i=1, j=1}^{i=M, j=N} S_{(i,j)}(t - \Delta t_1, t)}{M \times N} \quad (3.2)$$

$$check_{(i,j)} = \begin{cases} \text{ON} & S_{(i,j)}(t - \Delta t_1, t) > aver_s \\ \text{OFF} & S_{(i,j)}(t - \Delta t_1, t) \leq aver_s \end{cases} \quad (3.3)$$

其中  $S_{(i,j)}(t - \Delta t_1, t)$  表示神经网络中第  $i$  行第  $j$  列的神经元在时长为  $\Delta t_1$  的时间窗中的脉冲发放次数,  $aver_s$  表示整个神经网络在当前分析时间窗中的脉冲平均发放次数。  $check_{(i,j)}$  表示神经网络中第  $i$  行第  $j$  列神经元的类型判决结果, 当某一神经元的发放次数小于等于平均发放次数, 判定为 OFF; 当某一神经元的发放次数大于平均发放次数, 则判定为 ON。

神经元激励电流的权值调整模型如式(3.4)所示。以  $3 \times 3$  大小的神经网络为例, 前述具有感受野特性的神经元响应如图 3.1 所示。图 3.1(a)中选取感受野的范围为  $3 \times 3$ , 图 3.1(b)表示经过激励电流调整前后, 神经元的脉冲发放情况, 其中编号与图 3.1(a)中的神经元编号对应; 红色框中表示调整前神经元脉冲发放; 蓝色框中表示不经过调整神经元脉冲发放; 绿色框中表示经过调整后神经元脉冲发放。

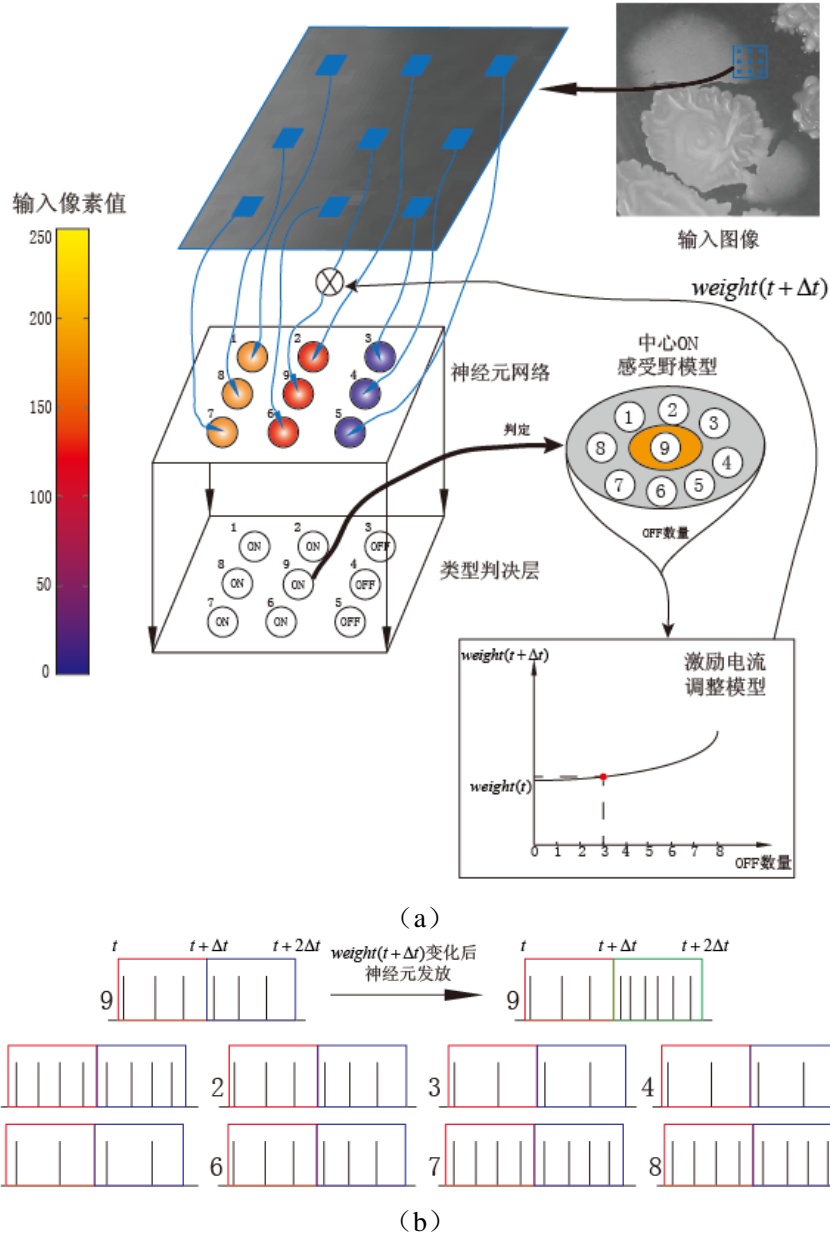


图 3.1 存在感受野特性的神经网络及响应示意图

(a) 为带有激励电流调整的拮抗式感受野模型；(b) 为各神经元动作电位发放示意图

$$\begin{cases} weight_{(i,j)}(t) = weight_{(i,j)}(t-\Delta t_1) \times \left( 1 + k_c \times \left( \frac{\sum_{OFF} check_{(m,n)}}{\sum_{ALL} check_{(m,n)}} \right)^2 \right), & \text{if } check_{(i,j)} = \text{ON} \\ weight_{(i,j)}(t) = weight_{(i,j)}(t-\Delta t_1) \times \left( 1 - k_c \times \left( \frac{\sum_{ON} check_{(m,n)}}{\sum_{ALL} check_{(m,n)}} \right)^2 \right), & \text{if } check_{(i,j)} = \text{OFF} \end{cases} \quad (3.4)$$

$\sum_{OFF} check_{(m,n)}$  是指以神经网络中第  $i$  行第  $j$  列的神经元为中心点, 其周围(感受野范围内)

判决结果为 OFF 类型的神经元个数;  $\sum_{ON} check_{(m,n)}$  是指神经网络中第  $i$  行第  $j$  列的神经元为

中心点，其周围（感受野范围内）判决结果为 ON 类型神经元个数； $\sum_{ALL} check_{(m,n)}$  是指神经网络中第  $i$  行第  $j$  列的神经元为中心点，其周围（感受野范围内）所有的神经元个数， $k_c$  表示对权值的调整幅值。

### 3.2.3 多方向多尺度图像移动

固视微动特性能有效抑制神经元的适应性，但本章认为视觉输入在空间上的微调，将使视觉神经系统对于图像细节的绝对检测，转换为一种细节与背景的相对检测。因此本章在实现感光层输入仿真时，提出对输入神经元网络的图像进行多方向多距离尺度移动预处理，如式(3.5)所示。

$$\begin{cases} I(i + p \times xmove, j + q \times ymove) \\ \theta = \arctan \frac{p}{q} \end{cases} \quad (3.5)$$

其中  $I$  为原始图像矩阵， $xmove$  和  $ymove$  分别表示水平和垂直方向的移动距离尺度， $\theta$  表示移动方向，由  $p$  和  $q$  决定，且  $p$  和  $q$  均为整数。

### 3.2.4 神经元响应波动系数及边缘分类

在外界激励电流以及内在耦合机制的作用下，神经网络将产生动作电位的发放和传递，而且这种响应将展示出特定的空间和时间模式。因此视觉感光层面对视野内不同的影像特征，需要通过内在的神经编码机制，将颜色，纹理或者轮廓方向等模拟量转换为神经元的动作电位序列。通常情况下，选取神经元脉冲平均发放频率或神经元脉冲首次发放时间作为编码特征进行研究，前者能够反映神经元群体兴奋程度的一种动态波动，但对于图像弱细节而言，其所影响的神经元数量和深度毕竟有限，因此信息将会被淹没在这种脉冲平均发放特征上。后者虽然具有突出的网络编码效率，但其最大缺陷在于无法表现神经网络脉冲发放的动态信息。基于以上原因，本文根据在一定时长内外界刺激移动而引起的神经元脉冲发放差异，提出了神经元响应波动系数的概念，突出细节在空间上的对比度特征，具体定义如式(3.6)和(3.7)所示。在获取响应波动系数的基础上，可实现图像边缘分类，如式(3.8)和(3.9)所示。

$$firerate_{(i,j)}(t, \Delta t_2) = \frac{S_{(i,j)}(t - \Delta t_2, t)}{\Delta t_2} \quad (3.6)$$

其中  $S_{(i,j)}(t - \Delta t_2, t)$  表示在时长为  $\Delta t_2$  的滑动时间窗口中，神经网络中第  $i$  行第  $j$  列神经元的脉冲发放次数， $firate_{(i,j)}(t, \Delta t_2)$  则表示对应的脉冲发放频率。

$$r_{(i,j)} = \frac{\sum_{k=1}^{k=(T_{\max}-\Delta t_2)/sp} \left( firerate_{(i,j)}(sp \times k, \Delta t_2) - firerate'_{(i,j)}(sp \times k, \Delta t_2) \right)^2}{T_{\max}} \quad (3.7)$$

式(3.7)中， $firate_{(i,j)}(sp \times k, \Delta t_2)$  和  $firate'_{(i,j)}(sp \times k, \Delta t_2)$  分别表示在时长为  $\Delta t_2$  的滑动时间窗口中，以移动图像获原始图像作为输入时，神经网络中第  $i$  行第  $j$  列神经元的脉冲发放频率； $sp$  表示滑动时间窗口的窗移； $T_{\max}$  为总观察时间，由于神经网络的适应性会造成神

经元发放波动的削弱，同时过短的观测时间不易体现出神经元发放波动特性，因此  $10 \times \Delta t_2 \leq T_{\max} \leq 100 \times \Delta t_1$ ； $k$  为滑动时间窗口的序号； $r_{(i,j)}$  为神经元响应波动系数，表示在原始图像移动前后，神经网络中第  $i$  行第  $j$  列神经元的脉冲发放变动情况， $r_{(i,j)}$  越大则表示图像移动造成的神经元响应波动越大，越小则表示图像移动造成的神经元响应波动越小。为了完整体现时间窗口  $\Delta t_1$  中，感受野特性对神经元发放的影响，因此选取时间窗口  $\Delta t_2$  略小于  $\Delta t_1$ ，使得波动系数更能突出细节在空间上的对比度特征。

$$fire\_aver_r = \frac{\sum_{i=1, j=1}^{i=M, j=N} r_{(i,j)}}{M \times N} \quad (3.8)$$

$$p\_result(i, j) = \begin{cases} 1 & r_{(i,j)} > k_r \times fire\_aver_r \\ 0 & r_{(i,j)} \leq k_r \times fire\_aver_r \end{cases} \quad (3.9)$$

其中， $fire\_aver_r$  表示神经元响应波动系数的均值， $k_r$  表示边缘判决的阈值，当图像移动造成某神经元响应波动系数  $r_{(i,j)}$  大于  $k_r \times fire\_aver_r$ ，则认为该神经元所对应的图像点 ( $p\_result(i, j)$ ) 为边缘点，标记值为 1；当图像移动造成某神经元响应波动系数  $r_{(i,j)}$  小于  $k_r \times fire\_aver_r$ ，则认为该神经元所对应的图像点 ( $p\_result(i, j)$ ) 不是边缘点，标记值为 0。

### 3.2.5 定量评价标准

本文采用基于均值偏移的边缘置信度<sup>[58]</sup>来描述检测到的边缘信息点为真实边缘点的平均可能性，其核心思想是对检测到的边缘点位置，对应于原图点所在一定范围区域内的像素值差异程度的统计均值，差异程度越大则表明检测到的边缘点为真实边缘点的可能性越高。同时，利用边缘检测结果对图像进行重构，计算与原图的重构相似度<sup>[59]</sup> (structural similarity) 指数，用来评价边缘检测结果的完整性，以弥补边缘置信度指标缺陷，重构方法采用 8 方向线性插值重构法<sup>[60]</sup>。最后采用秩和检验统计不同图像边缘检测比较结果。

### 3.3 算法步骤

- (1) 首先对原始图像  $I(i, j)$  ( $i=1, 2 \cdots M; j=1, 2 \cdots N$ )，依据式(5)进行某个距离尺度下的 8 方向移动： $\theta=0^\circ, \pm 45^\circ, \pm 90^\circ, \pm 135^\circ, 180^\circ$ ，获得 8 幅移动图像  $I_1 \cdots I_8$ 。
- (2) 构建感光层神经网络  $Neuron(i, j)$  ( $i=1, 2 \cdots M; j=1, 2 \cdots N$ )，网络中的单个神经元采用 LIF 模型，如式(3.1)所示；将各幅图像  $I_1 \cdots I_8$  进行归一化，然后分别输入到感光层神经网络中，图像中各像素以激励电流形式刺激神经元。
- (3) 如式(3.2)所示，记录神经网络中各个神经元在时间窗口  $\Delta t_1$  中的脉冲发放次数，得到此时间窗内整个神经网络脉冲平均发放次数，依据式(3.3)对各个神经元的类型进行判断。依据式(3.4)对整个神经网络进行操作：根据类型判断结果使用感受野特性，对各神经元的激励电流权值产生影响，从而在下一个时间窗口内，对感受野中心点神经元所对应的激励电流进行调整。
- (4) 在观察时间内，利用式(3.6)和(3.7)获得图像移动对于神经元响应波动系数，利用式(3.8)和(3.9)实现对图像边缘信息及非边缘信息的分类，从而获得单移动方向单移距离尺度下

的边缘点信息。

- (5) 对单移动距离尺度下各个移动方向的边缘信息进行融合，获得多移动方向单移动距离尺度的边缘检测结果。调节移动距离尺度，将多移动距离尺度下检测到的边缘信息进行进一步融合，实现冗余噪声信息的去除，获得真正的图像边缘。多移动方向的边缘信息融合如式(3.10)所示，多移动距离尺度的边缘信息融合如式(3.11)所示：

$$result_{(xmove,ymove)}(i,j) = p\_result_1(i,j) | p\_result_2(i,j) | \cdots | p\_result_8(i,j) \quad (3.10)$$

其中， $|$ 表示或操作， $result_{(xmove,ymove)}(i,j)$ 表示沿 $x$ 轴和 $y$ 轴移动，距离尺度分别为 $xmove$ 和 $ymove$ 的边缘点检测结果。等式右侧的下标与步骤(1)中的 $I_1 \cdots I_8$ 相对应，即 $p\_result_1(i,j)$ 表示移动图像 $I_1(i,j)$ 的边缘点检测结果， $p\_result_2(i,j)$ 表示移动图像 $I_2(i,j)$ 的边缘点检测结果，以此类推。

$$last\_result(i,j) = result_{(1,1)}(i,j) \& result_{(2,2)}(i,j) \& \cdots \& result_{(xmove,ymove)}(i,j) \quad (3.11)$$

其中， $\&$ 表示与操作，下标分别表示沿 $x$ 轴和 $y$ 轴移动的距离尺度。

- (6) 将图像进行灰度映射，对于检测到的边缘点（标记为1的点）映射为灰度值255，对于检测到的非边缘点（标记为0的点）则映射为灰度值0。

### 3.4 检测结果及分析

本章实验中，参数设置如下：式(3.1)所示的神经元模型中， $C = 0.5$ ， $R = 20$ ， $V_{thresh} = 16$ ；考虑到神经元发放一个完整脉冲的周期大约为0.5~1ms，为保证神经元类型判断的准确性， $\Delta t_1 \geq 1.5\text{ms}$ ；同时考虑到 $\Delta t_1$ 会影响到感受野对激励电流权值调整的过程， $\Delta t_1$ 不宜过长；根据经验取 $\Delta t_1 = 3\text{ms}$ 。不失一般性，感受野范围设置为 $3 \times 3$ ，式(3.4)所示的神经元反馈中， $m = i-1, i, i+1$ ， $n = j-1, j, j+1$ ，且不包括 $m = i$ ， $n = j$ 同时成立的点， $\sum_{ALL} check_{(m,n)} = \xi$ ， $weight_{(i,j)}(t)$ 的初值为1，考虑到权值不能为负，则 $k_c \in (0,1)$ ，根据经验设置 $k_c = 0.5$ 。式(3.5)所示的图像移动预处理中，原始图像沿8个方向移动： $(p,q) = (1,-1), (1,0), (1,1), (0,-1), (0,1), (-1,-1), (-1,0), (-1,1)$ ，获得图像 $I_1 \cdots I_8$ ，多移动距离尺度下，分别取 $xmove = ymove = 1, 2, 3$ 。在神经元脉冲发放频率和响应波动系数的计算中，考虑各时间窗口中神经元脉冲发放周期以及对其发放状态实时性描述的需要，取 $\Delta t_2 = 2.5\text{ms}$ ；同时为了保证各时间窗口分析数据的独立性，窗移与窗长设置为相等，即 $sp = 2.5\text{ms}$ ；为了使响应波动系数具有统计意义，对40个分析窗口的结果进行了平均，也就是 $T_{max} = 40 \times \Delta t_2 = 100\text{ms}$ 。将 $k_r$ 与神经元响应平均波动系数相乘作为边缘判别的阈值，考虑到多强度边缘检测中弱边缘的完整性， $k_r$ 值选取不宜过大，一般应选取0.01~0.30。根据实验经验，边缘判别的阈值可选为神经元响应平均波动系数的10%，此时 $k_r = 0.1$ 。考虑到图像在边缘细节上的丰富性和多样性，针对20幅图所组成的样本库进行边缘检测实验对比，采用均值及均方差统计边缘置信度和重构相似度的结果，并结合t检验，当显著性检验的 $P$ 值大于0.05则表示两种检测方法效果无明显差异，反之则表示两种检测方法效果存在显著差异。



### 3.4.1 实验结果

本章对图像进行多方向多距离尺度的移动预处理，实现感光层输入的模拟。在同一个移动距离尺度下(移动距离尺度  $xmove$  和  $ymove$  均设为 1)，对 8 个不同移动方向的边缘检测结果如图 3.2 所示。从图中对褶皱的边缘检测可以明显看到，不同的移动方向将会获得不同方向的边缘信息，例如水平方向的移动 ( $0^\circ, 180^\circ$ ，如图 3.2 (d) 和图 3.2 (h) 所示) 会使得边缘检测结果凸显出竖直的边缘信息，而竖直方向的移动 ( $\pm 90^\circ$ ，如图 3.2 (b) 和图 3.2 (f) 所示) 则会凸显出水平方向的边缘信息。

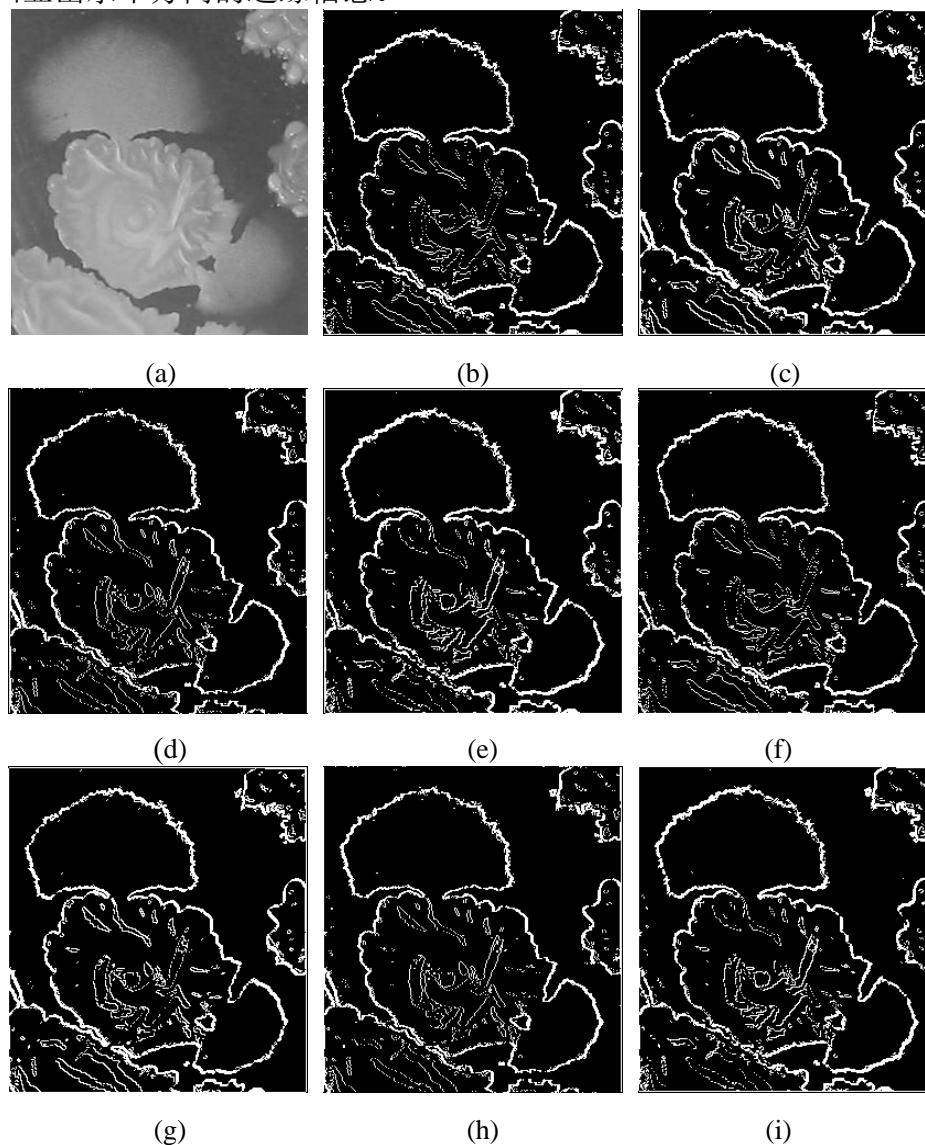


图 3.2 不同移动方向下的多强度边缘菌落图边缘检测结果

(a)为原图，(b)~(i)分别为沿  $90^\circ$ ， $45^\circ$ ， $0^\circ$ ， $-45^\circ$ ，

$-90^\circ$ ， $-135^\circ$ ， $180^\circ$ ， $135^\circ$  这 8 个方向移动的边缘检测结果。

根据上文所述实验方法，对图 3.3 (a)边缘检测的结果如图 3.3 (b)所示；同时选取不同的边缘检测方法与本文方法进行效果对比，选取的方法包括 PCNN 方法和 Gabor 滤波器方法，其中 PCNN 设置连接因子为 0.2，衰减系数为 0.4；考虑凸显弱边缘，并能结合更多方向分量信

息，Gabor 滤波器选取 16 方向。比较结果如图 3.3 中(c)和(d)所示。

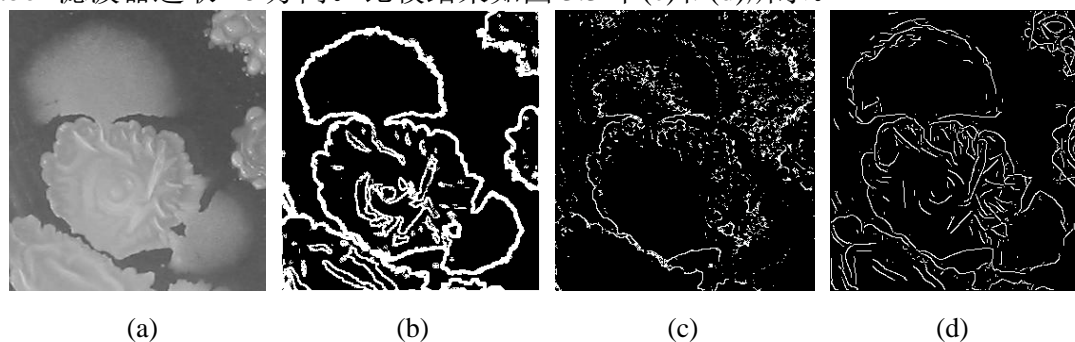


图 3.3 不同方法的多强度边缘菌落图边缘检测结果

(a)为原图；(b)为本文方法检测结果；(c)为 PCNN 检测结果；(d)为 Gabor 检测结果

观察不同方法对图 3.3 (a)的多强度边缘检测效果可知：PCNN 方法（见图 3.3 (c)）对强边缘的检测效果良好，但是无法对弱边缘进行检测，同时检测结果中也存在着大量的噪声信息；Gabor 滤波器方法（见图 3.3 (d)）对强边缘的检测效果与 PCNN 方法类似，且对弱边缘能有一定的检测效果，但边缘不够完整连续，同时 Gabor 方法的检测结果中包含着大量的虚假边缘；相较于这些方法，本文方法（见图 3.3 (b)）在能够清晰完整检测出强边缘的同时，对弱边缘的检测也能有较好的效果，并且对细节信息（菌体内部的褶皱边缘）有一定的检测效果，同时虚假边缘以及噪声的含量较少。

不失一般性，另选 3 幅菌落图(见图 3)进行分析。边缘检测结果如图 3.5~图 3.7 所示。在采取不同方法对更多图像多强度边缘检测的结果图（图 3.5、图 3.6 和图 3.7）对比中可以看到，除了前文中提到的优势外，论文所提出的方法能较为准确完整地检测出菌体内部微弱变化的阴影边缘（图 3.5(a)，图 3.7(a)），同时在菌落数量较多的情况下也能够比较完整地检测出边缘（图 3.6(a)）。但是由于本文方法综合多方向的边缘信息以凸显弱边缘，因此获得的边缘较粗，对于强边缘检测（图 3.7(a)及图 3.6(a)的细节部分）的视觉效果略弱。

采用边缘置信度及重构相似度对检测到的边缘信息点做定量评价，统计样本定量评价结果的均值及标准差，并利用 t 检测方法统计 20 幅图的边缘置信度及重构相似度。由于本文方法对强弱边缘检测效果存在差异，故将样本分为两类：包含大量强边缘信息图像和包含大量弱边缘信息图像。统计结果如表 3.1 中所示。由 t 检测统计评价结果可知，对于弱边缘本文方法与 PCNN 及 Gabor 滤波器两种方法之间的重构相似度存在显著性差异（ $P<0.05$ ）。

表 3.1 本文方法与其他边缘检测方法的边缘置信度及重构相似度的均值及标准差(均值±标准差)

	强边缘			弱边缘		
	PCNN	Gabor	本文方法	PCNN	Gabor	本文方法
边缘置信度	0.4074±	0.3349±	0.3614±	0.3490±	0.3052±	0.3434±
	0.2320	0.1816	0.2569	0.1915	0.0534	0.1248
重构相似度	0.6560±	0.8270±	0.7542±	0.5050±	0.6942±	0.8053±
	0.1362	0.1469*	0.0661	0.1532*	0.1211*	0.0986

\* 所示方法的检测结果与论文所提出方法的检测结果存在显著性差异（ $P<0.05$ ）

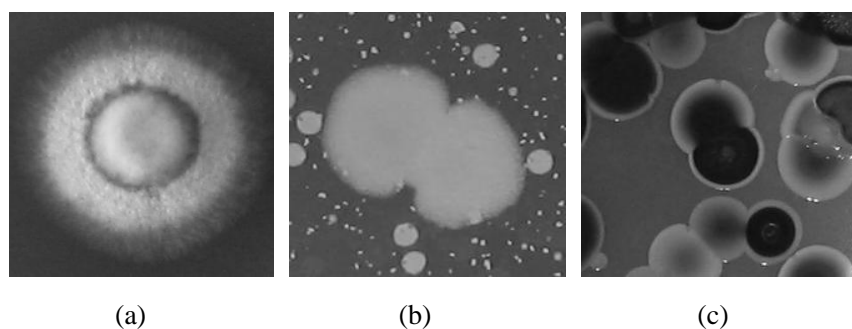


图 3.4 不同种类的菌落图

(a)为霉菌菌落图；(b)为混杂菌落图；(c)为多色粘连菌落图

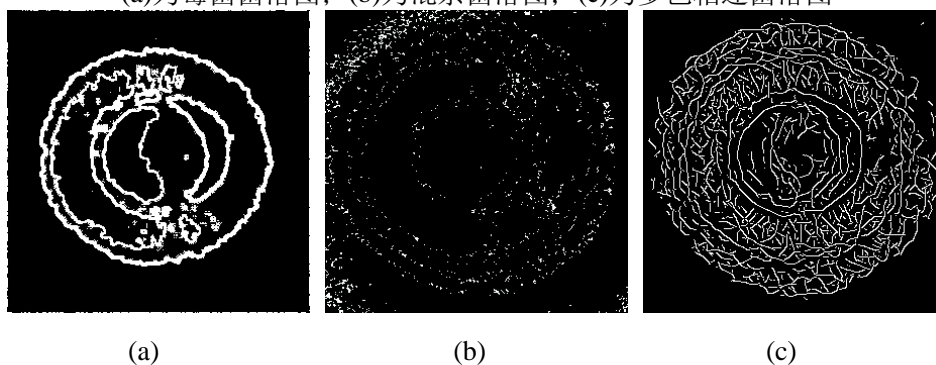


图 3.5 霉菌菌落图的边缘检测图。

(a)为本文方法检测结果；(b)为 PCNN 方法检测结果；(c)为 Gabor 滤波器方法检测结果

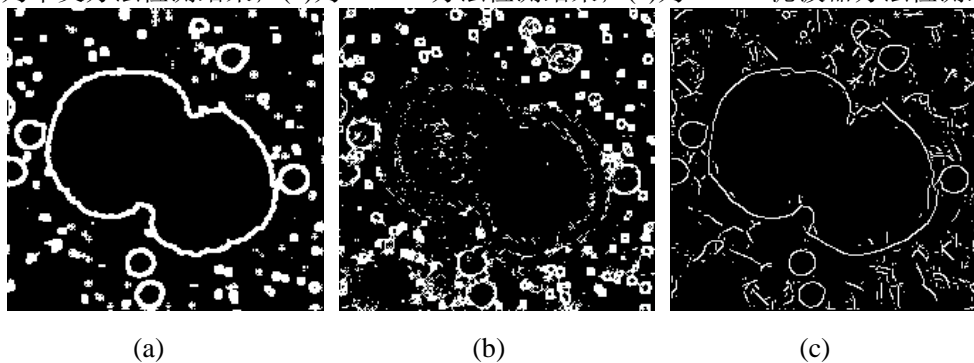


图 3.6 混杂菌落图的边缘检测结果。(a)本文方法；(b)PCNN 方法；(c)Gabor 滤波器方法

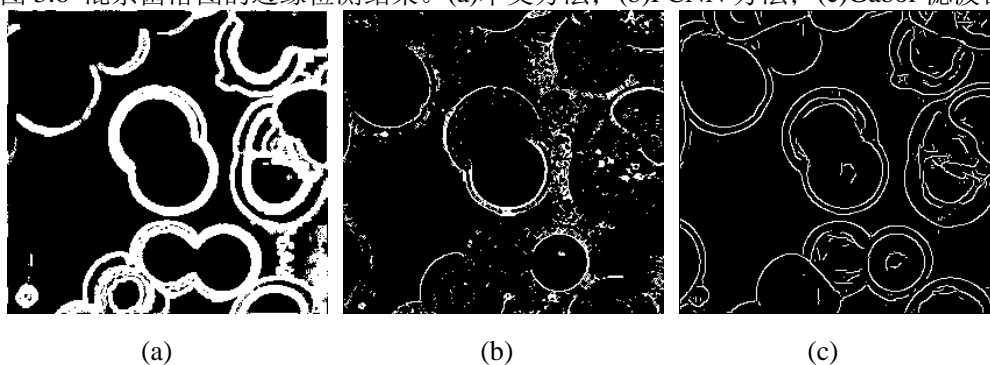


图 3.7 多色粘连菌落图的边缘检测结果。(a)本文方法；(b)PCNN 方法；(c)Gabor 滤波器方法

图 3.3 和图 3.4 的边缘置信度比较结果如表 3.2 所示。依据边缘检测结果，以图 3.3(a)的各边缘检测图像为例，重构结果如图 3.8 所示。重构相似度比较结果如表 3.3 所示。从表 3.2 中

数据可以看出，PCNN 方法的边缘置信度存在较大随机性；Gabor 滤波器方法的边缘置信度趋势与本文方法类似，但相比之下本文方法检测的边缘置信度基本稳定优于 Gabor 滤波器方法，由此说明本文方法检测的边缘为真实边缘的可能性更高。从表 3.3 中的重构相似度则可以看出，对于图 3.3(a)及图 3.4(a)，本文方法的重构相似度指数显著大于其他方法，表示其能较完整地检测出边缘。但是对于图 3.4(b)及图 3.4(c)所示的大量多色菌体粘连情况，Gabor 方法的重构图像相似度要略优于本文方法的结果。

表 3.2 本文方法与其他边缘检测方法的边缘置信度比较

图像	PCNN	Gabor	本文方法
图 2(a)	0.2821	0.1581	0.2978
图 3(a)	0.1364	0.2498	0.3573
图 3(b)	0.4959	0.5151	0.5479
图 3(c)	0.3755	0.2810	0.0929

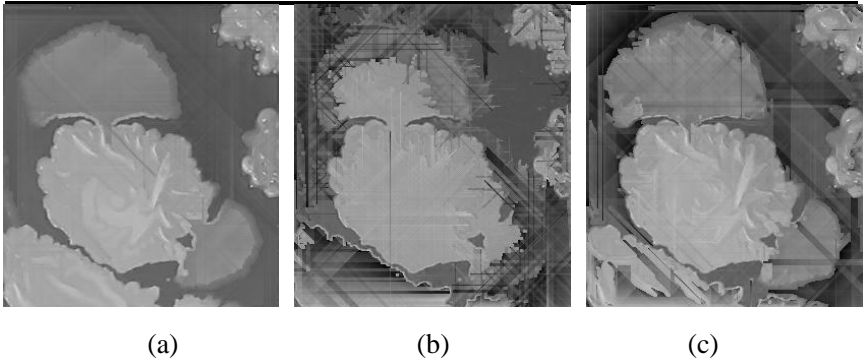


图 3.8 基于边缘检测信息的多强度边缘菌落重构图像。

(a) 本文方法结果；(b) PCNN 方法结果；(c) Gabor 滤波器方法结果

表 3.3 本文方法与其他边缘检测方法的重构图像相似度比较

图像	PCNN	Gabor	本文方法
图 3.3(a)	0.6156	0.7309	0.9202
图 3.4(a)	0.4669	0.7700	0.8620
图 3.4(b)	0.7513	0.8254	0.8216
图 3.4(c)	0.6589	0.8275	0.8257

3. 4. 2 结果分析

考虑到视觉系统中存在着对输入激励的适应性，因此论文采用多方向多移动距离尺度的图像预处理方法。一方面通过输入图像在空间上的微弱变化，使神经元的输入始终在基值附近波动，从而提高其脉冲发放的编码能力；另一方面通过水平或垂直方向的图像移动，将分别使边缘检测结果凸显出竖直或水平方面的边缘信息，多方向图像预处理有助于神经网络对视觉轮廓方向选择性的产生，进而加强了对边缘的检测效果。

由于噪声通常表现为小范围内的像素值突变，而感受野的存在使神经元脉冲发放受视野景象的空间信息影响，在单移动距离尺度下神经编码时，神经元响应的波动将仅受小范围空

间信息的影响，在加强弱边缘检测效果的同时，也会凸显噪声信息。因此本文方法融合多距离尺度移动的边缘信息，相当于在大区域范围内，对神经元响应的波动进行统计，从而可以有效实现消除噪声的功能。

观察各方法边缘检测结果图可知，PCNN 方法的耦合特性虽然可以增强强边缘检测效果，但在检测弱边缘时，由于各神经元模型脉冲发放相似，导致无法对弱边缘做出准确判断，而 PCNN 结果包含大量噪声信息也表明噪声点对应的神经元发放显著强于弱边缘所对应的神经元发放，因此无法较好地检测出弱边缘。Gabor 滤波器则考虑空间信息，通过方向选择性加强了对于弱边缘的检测，但由于其模型不存在神经元脉冲特性，导致对虚假边缘抑制的缺失，所以检测结果中存在大量虚假边缘。而本文方法通过对感受野建模，不仅考虑了图像空间信息，同时以波动系数表现神经元的脉冲发放特性，结果表明本文方法在一定程度上克服了 PCNN 及 Gabor 滤波器方法中所存在的缺陷，其检测结果中的噪声及虚假边缘较少，同时弱边缘较完整。

论文选取了边缘置信度对边缘检测效果进行判断。从图 3.3 可以看出，Gabor 滤波器方法的检测效果要优于 PCNN。但在表 3.2 中，以图 3.3(a)所对应的第一行数据为例，边缘置信度指标却呈现与视觉感受相反的结果。原因可能在于该评判标准取决于真实边缘点占总检测边缘点的百分比，即虚假边缘会对该指标造成较大影响。Gabor 滤波器方法的确检测出了大部分真实边缘，但是同时也包含了大量虚假边缘，造成置信度较低；而 PCNN 方法检测到的边缘虽然不完整，但真实边缘的比例较高，故其置信度较高。同理，由于论文提出的方法综合了多方向的边缘信息以凸显弱边缘，因此对于图 3.4(c)所示同时包含强边缘和弱边缘，同时又以强边缘成分为主的图像，其所得到的边缘线条较粗，对置信度评价造成了影响，所以此时本文方法结果的边缘置信度较低。另外，表 3.2 的边缘置信度结果也表明，由于图 3.4(b)图像边缘包含大量强边缘成分，因此本文方法与 Gabor 滤波器方法大致相当，并无明显的差异；但是在图像包含大量弱边缘成分的情况下，如图 3.3(a)及图 3.4(a)所示，论文所提出的方法能较准确，完整地检测出边缘（图 3.3 (b)、图 3.5(a)）。该分析与定性的观测结果基本吻合。分析表 3.3 的结果可知，本文方法对于弱边缘检测的优势显著，但对于强边缘，本文方法的效果与 Gabor 滤波器方法类似。总体而言，论文方法能够准确完整地检测出图像边缘，尤其对弱边缘的检测具备一定的优势。

观察 20 幅样本图的统计数据（表 3.1）可知：对于弱边缘的边缘置信度，考虑到所提出方法模型和 Gabor 模型的差异（存在神经元发放特性，而 Gabor 模型缺乏该特性）可知，神经元发放特性可以抑制对虚假边缘的误检测，但同时脉冲发放的统计也会造成置信度检测结果的波动变大。而考虑到视觉系统判断边缘存在相对性，同时结合定性结论，可知这种波动符合判断边缘的主观性。考虑到本文方法模型和 PCNN 模型的差异（本文存在感受野特性，而 PCNN 模型缺乏该特性）可知，感受野特性造成的图像空间特征可以加强弱边缘检测能力并抑制噪声信息。虽然置信度均值的统计（表 3.1）表明，本文方法和 PCNN 方法检测效果

类似，但结合图 3.3~图 3.7 的结果对比，以及上文对表 3.2 及表 3.3 的分析可知，由于本文方法检测的边缘较粗，其对置信度的判断存在较大影响。而对于弱边缘的重构相似度，本文方法的均值大于 PCNN 方法及 Gabor 滤波器方法( $P<0.05$ )，且标准差较小，结果表明本文方法显著优于 PCNN 方法和 Gabor 滤波器方法。因此，本文方法对于边缘检测的完整性稳定优于 PCNN 方法及 Gabor 滤波器方法，尤其是对于弱边缘的检测。同样考虑模型差异可以得出结论：利用神经元发放时间特性并结合感受野空间特征，可以实现对弱边缘较为完整地检测。

### 3.5 小结

本研究所提出的方法突出了生物视觉系统的信息处理能力。在视觉感光层功能的模拟中，提出了神经元激励电流动态调整思路，并结合神经网络脉冲发放的群编码算法，利用神经网络的感受野特性，实现了图像空间信息与神经网络时空信息之间的转换。利用对输入图像进行多方向多距离尺度移动的预处理，克服了神经元对于视觉激励模式的适应性，同时在消除噪声的情况下加强了图像弱边缘的对比度。同时关注神经元的放电模式，将不同方向、不同距离尺度移动造成的神经元发放率差异作为特征，提出了一种利用神经网络脉冲发放率动态差异信息的边缘检测新方法，实现了神经网络对于弱边缘信息的凸显。图像的边缘检测实验结果表明，本文方法能够有效实现图像的多强度边缘检测，并且对图像的弱边缘信息检测效果尤为明显。

## 第 4 章 基于动态化学突触连接的图像神经编码边缘检测

考虑到信号在神经元间传递过程中，神经元连接对编码的作用有助于边缘检测及目标识别，因此有研究者提出，以 STDP 规则为基础的非线性连接，并将其应用于神经网络方法实现图像处理功能<sup>[61]</sup>。值得注意的是，视觉系统中连接以突触形式存在，其独特的神经动力学特性是维持信息传递及神经编码的基础，而 STDP 规则以神经心理学为基础，失去了对神经动力学特性的模拟，因此对图像神经编码效果并不理想，通常无法分离噪声及边缘细节的编码模式。因此本章提出了一种基于化学突触连接的多层神经网络模型，研究突触的动态特征对图像神经编码的作用。通过对包含丰富边缘层次的图像的实验仿真，探讨基于化学突触连接的神经编码对图像边缘的检测效果，并与 PCNN 方法及 Gabor 滤波器方法进行对比。

本章首先对输入图像采用多方向移动预处理，抑制神经元对噪声的误编码；其次以动态化学突触模型连接多层神经网络，基于神经元感受野特征构建突触信号转化能力调整模型，使神经编码包含空间特征，凸显边缘区域神经元群发放模式；然后提出利用反馈再次调节突触信号转化能力，显著区分边缘及非边缘神经元群发放特征；最后将神经元发放结果映射为灰度图像。本章使用定量指标并结合定性分析，对所提出方法的边缘检测效果进行评估，并与传统边缘检测算法比较。

### 4.1 基本原理

视觉系统中外界光信号刺激，经过具有感受野等视觉特性的多层神经网络的转换，以及神经网络内部神经元间相互的影响，并通过各层神经元间具有动态特性的连接传递后，产生具有时空特征的脉冲发放模式。本文面向图像处理的具体应用，构建多层神经网络，不同层神经网络间以动态突触连接，同时以包含丰富细节信息的图像为例，检验本文方法的有效性。

#### 4.1.1 基于 LIF 模型的多层神经网络

本文将构建大规模多层神经网络，考虑到其计算量，采用同时具备基本神经元电生理特性和高效计算能力两种特性的 LIF 神经元模型。考虑到不应期特性对于编码机制的影响，神经元将包含不应期。本文构建三层神经网络  $Neuron_n(i, j)$  ( $n=1,2,3$ ):  $Neuron_1(i, j)$  表示输入层， $Neuron_2(i, j)$  表示中间层， $Neuron_3(i, j)$  表示输出层。通过输入层实现图像信息向具备时间特性的脉冲发放转换，通过具有感受野特性的中间层将空间信息融入发放模式中，最后通过输出层实现具备时空特性的神经编码，凸显图像的边缘特征。本文采用的 LIF 模型如式(4.1)所示。



$$\begin{cases} C \frac{dV_n^{(i,j)}(t)}{dt} = -\frac{V_n^{(i,j)}(t)}{R} + f_n^{(i,j)} \\ f_n^{(i,j)} = I(i,j) \times 1(t), \text{ if } n = 1 \\ f_n^{(i,j)} = EP_{n-1}^{(i,j)}(t), \text{ if } n \neq 1 \\ V_n^{(i,j)}(t) = 0, \text{ if } V_n^{(i,j)}(t) \geq V_{thresh} \text{ or } t_{fire} < t \leq t_{fire} + \Delta t_{abr} \end{cases} \quad (4.1)$$

其中  $C$ ， $R$  分别表示模拟电路的电容和电阻， $n$  与  $Neuron_n(i,j)$  下标对应； $V_n^{(i,j)}(t)$  表示神经元膜电位； $f_n^{(i,j)}$  表示激励电流； $I(i,j)$  表示当前输入图像的像素点  $(i,j)$  灰度值； $1(t)$  为单位阶跃信号； $EP_{n-1}^{(i,j)}(t)$  表示突触后膜电位； $V_{thresh}$  为神经元兴奋阈值； $t_{fire}$  表示神经元脉冲发放时刻； $\Delta t_{abr}$  表示不应期时间长度。

#### 4.1.2 神经元对输入信号的响应模式

如上文所言，输入层负责信号转换，输出层负责解码并将神经元发放转换为图像像素，因此对信号的处理将集中在中间层进行。研究表明，视觉神经系统在编码前可以根据输入信号的响应模式，将神经元分为给光兴奋型(ON)和去光兴奋型(OFF)，使信息在后续传递过程中可以高效处理。因此本文将神经元分为 ON 类型及 OFF 类型，作为神经编码的基础。本文的分类方法如式(4.2)所示。

$$check_{(i,j)}(t) = \begin{cases} \text{ON} & \text{if } V_2^{(i,j)}(t) \geq V_{thresh} \\ \text{OFF} & \text{else} \end{cases} \quad (4.2)$$

其中， $V_2^{(i,j)}(t)$  表示中间层神经元电位， $check_{(i,j)}(t)$  表示响应模式； $V_{thresh}$  为神经元兴奋阈值，与式(4.1)中相同。

#### 4.1.3 动态化学突触连接

生理学研究表明,神经元通过其轴突末端的突触结构,实现与后一个神经元的树突相连,对于不同层的神经元连接,这种连接通常为化学突触形式。研究表明化学突触具备学习能力,可以通过对突触进行训练,实现将不同的前膜神经元发放模式映射为不同时空特征的后膜电位波形,实现特征信号的获取。因此本文将化学突触模型应用于二维图像处理中,相较于传统的动态连接,化学突触模型的动态特性取决对突触中各化学物质变化的仿真,而本文认为化学物质的变化方式取决于神经元的发放特征,通过采取化学突触连接各层神经元,神经元输入的动态变化更具备客观性,相较于采用传统动态连接方式,神经发放具备独有的编码特征。本文构建突触连接  $Synapse_m(i,j)$  ( $m=1,2$ ), 输入层与中间层对应神经元之间的突触连接为  $Synapse_1(i,j)$ , 中间层与输出层对应神经元之间的突触连接为  $Synapse_2(i,j)$ , 采用 2.2.2 中的模型 (式(2.5)所示)。 $Synapse_1(i,j)$  旨在将具有不同时间特征的脉冲神经发放转化为不同的后膜电位波形,加强时间特征对神经编码的影响,  $Synapse_2(i,j)$  则将图像信息的空间特征融入后膜电位波形中,凸显空间特征在神经编码中的作用,以此实现边缘神经编码检测过程中图像时空信息的体现。



#### 4.1.4 图像移动对化学突触编码的影响

如 3.2.3 中所言，视网膜输入的抖动现象有利于克服神经元网络的适应性，同时其更高层的神经网络的影响，也能促进神经元对图像纹理及形状的敏感度，而本文认为这种现象还有助于消除因空间信息缺失造成的误编码，实现削弱图像噪声信息对边缘检测的影响。本文采取对图像移动预处理的方法，通过将包含噪声的图像中，边缘信息编码转换为一种与背景的综合编码，实现滤除噪声的功能。实验仿真时采取的移动预处理模型如式(4.3)所示。

$$I_{(xmove,ymove)}(i,j) = I(i+xmove, j+ymove) \quad (4.3)$$

其中， $I$  为原始图像矩阵， $I_{(xmove,ymove)}$  为移动处理后的图像， $xmove$  和  $ymove$  分别表示垂直以及水平方向的移动距离。

#### 4.1.5 感受野特性对化学突触连接编码的影响

以前文所述的三层神经网络为例，在不考虑感受野等特性的影响下，不同强度的外界刺激，使神经元的响应展现出特定的时间特性，并经由动态突触连接的传递得到凸显，最终在输出层呈现出相应的发放时间模式。但是由于图像包含的空间特征，在神经编码时仅考虑时间模式必定会造成信息丢失，因此本文着眼于将感受野特性作用于化学突触，研究神经元空间分布特征对突触信号转化的影响，实现具有时空特征的神经编码。

如 3.2.3 中所言，中心 ON 周围 OFF，以及中心 OFF 周围 ON 感受野结构的存在可以使得特定神经元的脉冲发放编码不仅体现时间特征，还充分体现了神经元分布的空间信息。考虑到神经网络快速计算能力，将感受野的区域简化为矩形，并且只选用中心 ON 周围 OFF 特征的感受野结构。从图像学角度，图像空间信息可分为边缘区域信息以及非边缘区域信息。由于边缘的像素值突变特性造成神经元输入的差异，边缘区域响应的神经元群体现出非同步发放特征，而对非边缘区域响应的神经元群则体现出同步发放特征。本文将感受野特性应用于中间层神经网络中，通过改变中间层与输出层间突触连接的信号转化能力，加强边缘区域神经元发放信息并抑制非边缘区域神经元发放信息，凸显边缘信息的神经编码特征。感受野模型如式(4.4)所示。

$$\begin{cases} Ctr_2^{(i,j)}(t) = Ctr_2^{(i,j)}(t - \Delta t) \exp \left( - \left( \frac{\sum_{ON} check_{(m,n)}(t)}{\sum_{ALL} check_{(m,n)}(t)} \right)^2 \right) & EP_2^{(i,j)}(t - \Delta t) \geq EP_2^{(i,j)}(t - 2\Delta t) \\ Ctr_2^{(i,j)}(t) = Ctr_2^{(i,j)}(t - \Delta t) \exp \left( \frac{\sum_{OFF} check_{(m,n)}(t)}{\sum_{ALL} check_{(m,n)}(t)} \right)^2 & EP_2^{(i,j)}(t - \Delta t) < EP_2^{(i,j)}(t - 2\Delta t) \end{cases} \quad (4.4)$$

该模型对应于  $Synapse_2$ 。 $\sum_{OFF} check_{(m,n)}$  是指以神经网络中第  $i$  行第  $j$  列的神经元为中心点，其周围（感受野范围内）响应模式为 OFF 类型的神经元个数； $\sum_{ON} check_{(m,n)}$  是指神经网络中第  $i$  行第  $j$  列的神经元为中心点，其周围（感受野范围内）响应模式为 ON 类型神经元个

数;  $\sum_{ALL} check_{(m,n)}$  是指感受野范围内除去中心神经元后的神经元个数。

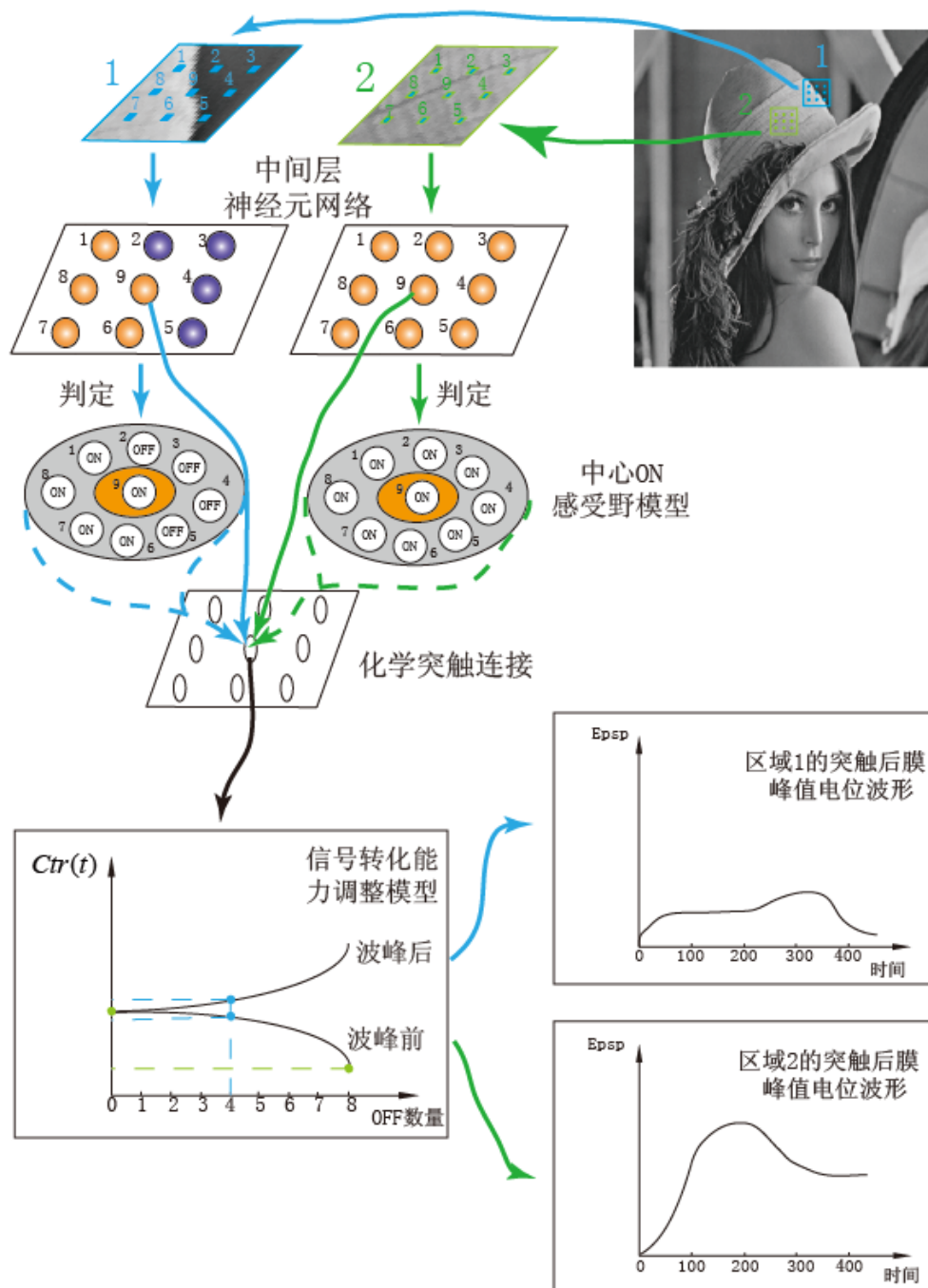


图 4.1 存在感受野特性的化学突触及突触后膜电位变化

#### 4.1.6 输出层反馈对神经编码的影响

在对视觉神经系统的研究中发现，视网膜层的神经网络间存在逆向信息传递现象，即后一层的神经网络会对前一层神经网络产生反馈，这种现象似乎有助于突触连接对图像信息的编码作用。本文认为反馈作用对神经网络发放的同步/非同步特性产生影响，而如4.1.5中所述，发放的同步/非同步特性是图像空间信息在神经编码中的体现，因此通过反馈可以凸显神经元发放模式中的空间特征。本文将输出层神经网络的输出，反馈作用于输入层

和中间层间的突触连接，如 4.1.3 中所述，此突触后膜电位作为中间层神经元的输入，由于缺乏图像空间信息，造成中间层神经元对部分边缘信息错误编码，因此通过反馈作用弥补输入信息空间特性的缺失，实现对边缘信息更完整准确的检测。同时考虑到神经元存在适应性，采取抑制的方式，在反馈的同时最大程度减小适应性造成的误差，抑制模型如式(4.5)所示。

$$Ctr_1^{(i,j)}(t+\Delta t)_{(m,n)} = Ctr_1^{(i,j)}(t)_{(m,n)} \times k_c \quad (4.5)$$

该模型对应于  $Synapse_1$ ， $Ctr_1^{(i,j)}(t+\Delta t)_{(m,n)}$  表示  $Synapse_1$  中，第  $i$  行第  $j$  列的神经元为中心点及其周围 ( $3 \times 3$  范围内) 经过抑制后的突触信号转化能力， $k_c$  表示反馈强度。

## 4.2 实验算法

- (1) 首先对原始图像  $I(i, j)$  ( $i=1, 2 \dots M; j=1, 2 \dots N$ )，依据式(1)进行水平及垂直方向的移动预处理，获得 4 幅移动图像  $I_1 \dots I_4$ 。
- (2) 依据式(4.2)构建三层神经网络  $Neuron_n(i, j)$  ( $n=1, 2, 3$ )， $Neuron_1(i, j)$  表示输入层， $Neuron_2(i, j)$  表示中间层， $Neuron_3(i, j)$  表示输出层，每一层神经元的个数与整幅图像像素的个数相等。对图像  $I_0 \sim I_4$  的灰度值分别进行归一化，周期性地输入到输入层神经元  $Neuron_1(i, j)$  中。依据式(2.5)构建化学突触连接，将两层神经网络之间的动态化学突触连接关系记为  $Synapse_m(i, j)$  ( $m=1, 2$ )，其中  $Synapse_1(i, j)$  表示输入层与中间层对应神经元之间的突触连接，也就是  $Synapse_1(i, j)$  表示神经元  $Neuron_1(i, j)$  和  $Neuron_2(i, j)$  之间的动态突触连接关系； $Synapse_2$  表示中间层与输出层对应神经元之间的突触连接，也就是  $Synapse_2(i, j)$  表示神经元  $Neuron_2(i, j)$  和  $Neuron_3(i, j)$  之间的动态突触连接关系。
- (3)  $Neuron_1$  的脉冲信息传入  $Synapse_1$  中，突触将脉冲信号转化为突触后膜电位，将该突触后膜电位作为激励电流传入中间层神经网络  $Neuron_2$  中。依据式(4.3)，根据  $Neuron_2$  接受电流刺激后神经元脉冲发放信息，判断  $Neuron_2$  中神经元对激励电流的响应模式
- (4) 在中间层神经网络  $Neuron_2$  中，以某个 ON 型响应模式的神经元为模板中心点，取  $3 \times 3$  模板大小的神经元子网络，并以此模板大小作为中心 ON 型感受野范围，根据感受野范围内 9 个神经元响应模式信息，利用式(4.4)对  $Synapse_2$  中，中心点神经元所对应的突触的信号转化能力进行调整；使用模板对整个神经网络中，所有 ON 型响应模式神经元所对应的  $Synapse_2$  中突触的信号转化能力进行调整。
- (5) 中间层神经网络  $Neuron_2$  的脉冲发放通过  $Synapse_2$  转化为激励电流，对输出层神经网络  $Neuron_3$  进行刺激。输出层神经元产生脉冲发放，根据式(4.5)对  $Synapse_1$  中，对应位置的  $3 \times 3$  范围内，突触信号转化能力产生抑制。
- (6) 在统计时间内，记录输出层神经网络  $Neuron_3$  的脉冲次数，并映射为像素值输出，映射规则如式(4.6)所示。

$$out(i, j) = \frac{N_{fire}(i, j)}{N_{fire}^{max}} \times 255 \quad (4.6)$$

- (7) 其中  $N_{fire}(i, j)$  表示输出层神经网络中，第  $i$  行第  $j$  列的神经元的脉冲发放次数， $N_{fire}^{max}$  为

输出层神经网络中神经元脉冲发放次数的最大值,  $out(i, j)$  为输出像素值。

### 4.3 实验结果与分析

本文实验参数设置如下: 式(4.2)中各层神经网络参数均为  $C = 0.5$ ,  $R = 20$ ,  $V_{thresh} = 16$ ,  $\Delta t_{abr} = 1.5$ 。式(3)中各动态突触参数初值均为  $Ca_1^{(i,j)}(0) = Ca_2^{(i,j)}(0) = 0.2$ ,  $Pv_1^{(i,j)}(0) = Pv_2^{(i,j)}(0) = 0.9$ ,  $\tau_1 = 1000$ ,  $\tau_2 = 1000$ ,  $\tau_3 = 2$ , 并且分别设置  $Synapse_1(i, j)$  中  $Ctr_1^{(i,j)}(0) = 0.5$ ,  $Synapse_2(i, j)$  中  $Ctr_2^{(i,j)}(0) = 0.1$ 。式(4.3)中, 水平及竖直方向的移动距离  $xmove = -1, 0, 1$ ,  $ymove = -1, 0, 1$ 。不失一般性, 感受野范围设置为  $3 \times 3$ , 式(4.4)中,  $m = i-1, i, i+1$ ,  $n = j-1, j, j+1$ , 且不包括  $m = i$ ,  $n = j$  同时成立的点,  $\sum_{ALL} check_{(m,n)} = 8$ 。对统计时间的选取, 考虑中间层神经网络与输出层神经网络间, 突触连接后膜电位波形特征的差异, 并考虑到神经网络的计算速度, 取  $80 \sim 120ms$  作为统计时间, 记录期间输出层神经元的发放。式(4.5)中的  $m = i-1, i, i+1$ ,  $n = j-1, j, j+1$ , 考虑到神经元适应性及阈值特性, 突触信号转化能力过大或过小会造成中间层神经元非正常发放, 因此反馈强度  $k_c \in (0.9, 1)$ , 本文取  $k_c = 0.95$ 。

本文对图像进行了垂直及水平的移动预处理, 并周期性脉冲信号输入到输入层神经网络中, 实现对物体与背景的综合编码, 考虑到图像输入的高频移动更有利于神经编码, 本文选取输入周期为  $2.5ms$ 。本文采用包含噪声及丰富细节的 lena 图和菌落图, 考察本文方法对噪声的削弱作用, 对比结果图, 图 4.2 为原图, 图 4.3 为不采用移动预处理的结果, 图 4.7 采用本文方法处理的结果图。从图 4.3 中 lena 图的处理结果(图 4.3(a))中可以发现, 神经编码的作用使得检测出的边缘信息的强度要大于其他信息, 这种现象在霉菌菌落图处理(图 4.3(b))结果更为明显。但同时可以发现, 相比图 4.3 中图像的处理结果中混杂大量的噪声信息, 使用了图像预处理的处理结果(图 4.7)中噪声含量明显减少, 综合上述可以得出结论: 在提取图像边缘信息时, 图像移动预处理的主要作用是削弱噪声信息, 并且效果显著。

对文中所使用的感受野特性进行考察, 如 4.1.5 中所言, 文中的感受野特性作用是通过改变突触连接的信号转化能力, 对边缘及非边缘特征信息进行分离, 实现有效的神经编码。以图 4.4 为例观测  $400ms$  内突触后膜电位, 红色波形表示边缘点所对应的突触后膜电位, 蓝色波形表示非边缘点所对应的突触后膜电位。如上文所述, 在感受野特征影响下, 两者波形实现了分离, 边缘信息得到凸显, 这使得输出层可以有效实现对边缘特征的解码。对比不同图像处理的处理效果(对比图 4.5 及图 4.7), 不采用感受野特性的情况下, 虽然神经编码过程中, 神经元发放的时间特性对图像具有分割效果, 但是由于缺乏空间特征, 无法对边缘及非边缘信息的编码实现分离。从处理结果的对比可以发现, 图 4.5 中的分割区域边缘与图 4.7 中检测的边缘存在一定的联系, 这是由于中间层神经网络感受野特性(空间信息编码), 是基于输入层及输入层与中间层间的突触连接对输入信号处理(时间信息编码), 即多层神经网络的结构造成了时空信息的动力学演变, 感受野特性实现了对时间信息编码结果再编码的过程, 完成了时间信息和空间信息的融合, 对边缘信息的编码起到了凸显作用。

另外考察输出层反馈的作用, 如图 4.6 为不采用输出层反馈的图像处理结果, 对比图 4.7,

可以看到通过使用反馈可以使检测到的边缘信息更为完整。从对比 lena 图的处理结果，完整性体现在边缘信息强度的一致性，而对比霉菌菌落图，完整性体现在边缘信息的连续性。这两种检测结果特性说明，使用输出层神经元反馈可以使边缘部分的神经编码结果更显著区别于非边缘部分信息编码结果，边缘检测结果更佳。正如 4.1.6 中所言，这样的效果源于反馈对神经网络发放的同步/非同步特性产生的影响，使图像中边缘信息的编码结果错误率减小。

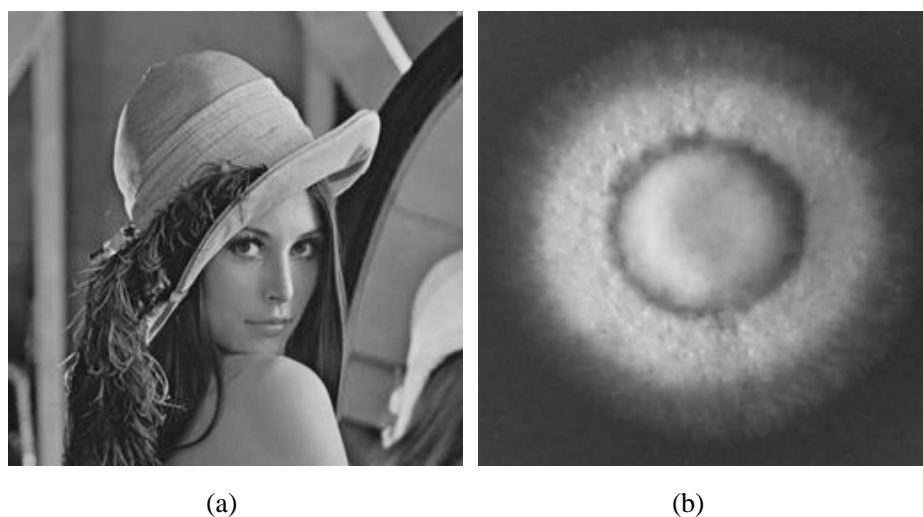


图 4.2 原始图像

(a)为 lena 图; (b)为霉菌菌落图

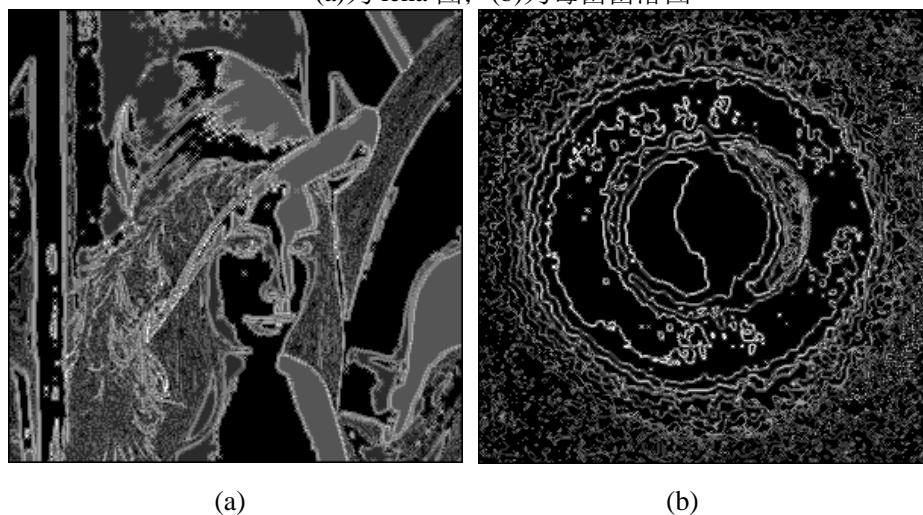


图 4.3 不采用移动预处理的结果图

(a)为不采用移动预处理的 lena 图处理结果; (b)为不使用移动预处理的霉菌菌落图处理结果

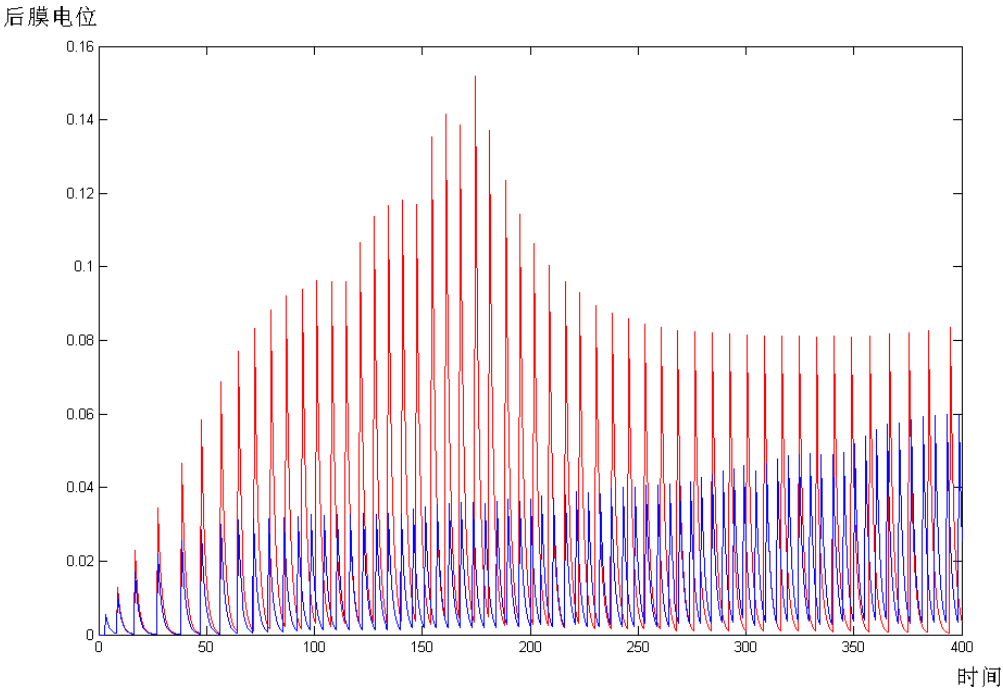


图 4.4 感受野特征对后膜电位的影响

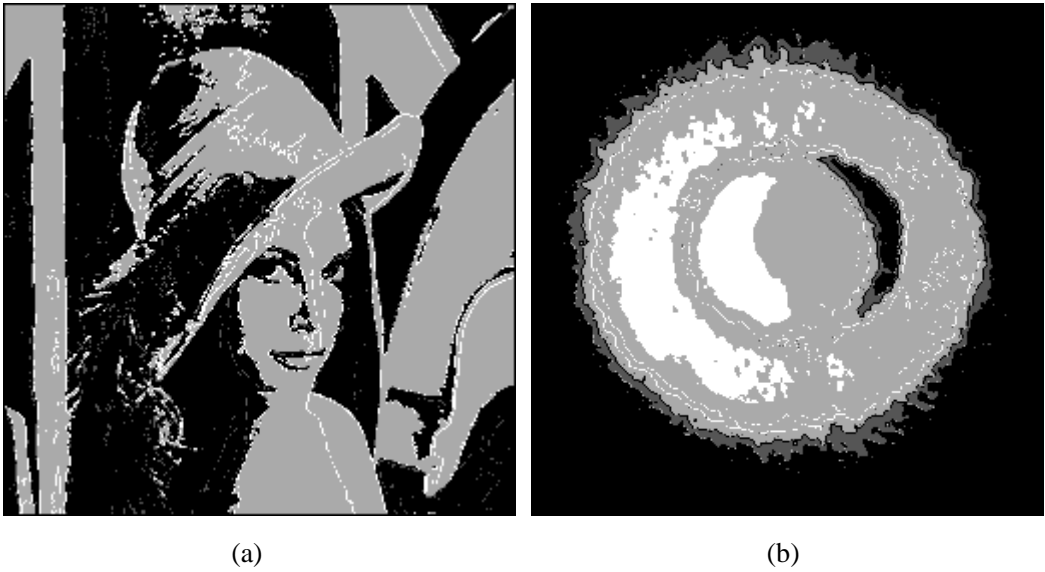


图 4.5 不采用感受野特性的边缘检测结果图

(a)为不采用感受野特性的 lena 图像处理结果；(b)为不采用感受野特性的霉菌菌落图处理结果

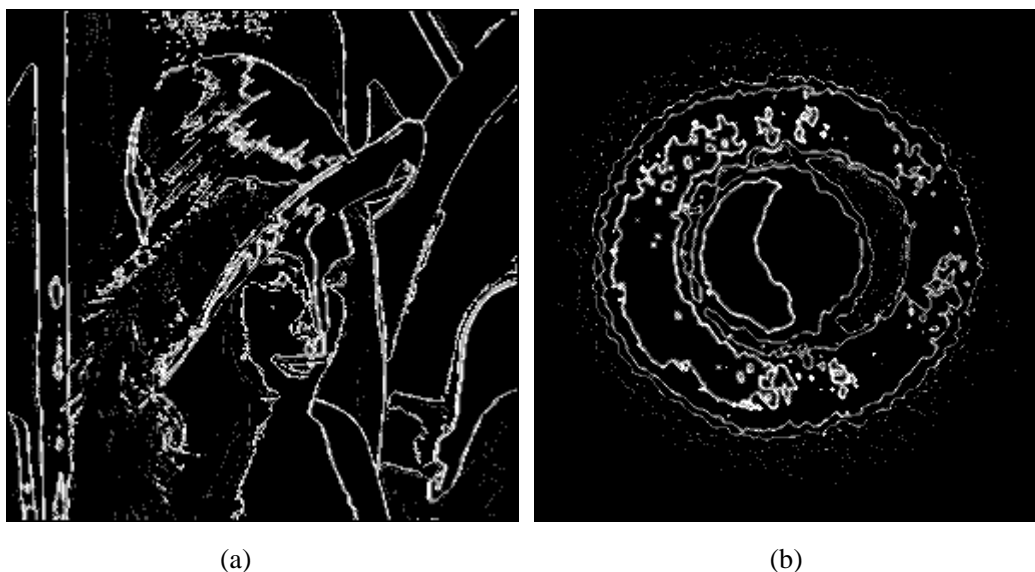


图 4.6 不采用输出层反馈的边缘检测结果图

(a)为不采用输出层反馈的 lena 图处理结果；(b)为不采用输出层反馈的霉菌菌落图处理结果

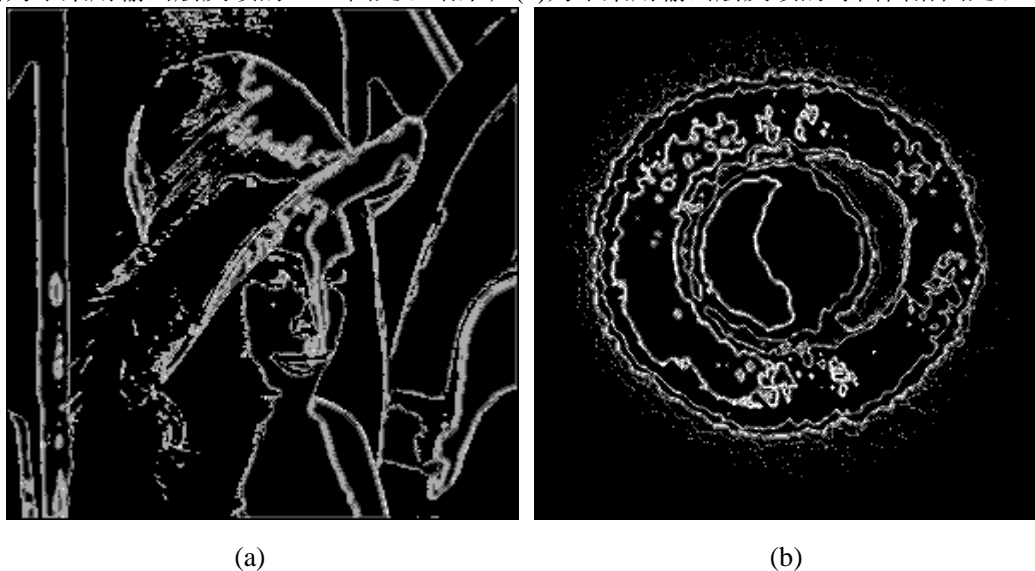


图 4.7 本文方法的边缘检测结果图

(a)为采用本文方法的 lena 图处理结果；(b)为采用本文方法的霉菌菌落图处理结果

选取不同的边缘检测方法与本文的方法进行效果对比，选取的方法包括较为新颖的 PCNN 方法及 Gabor 滤波器方法。其中 PCNN 设置连接因子为 0.2，衰减系数为 0.4；考虑对细节信息完整检测，Gabor 滤波器选取 16 方向分量信息。检测结果如图 4.8 所示。PCNN 方法对强边缘检测效果尚可（图 4.8(a)），但包含大量噪声信息，并且对细节性信息的检测效果不理想；Gabor 滤波器方法可以有效检测强边缘信息（图 4.8(a)），并且一定程度上凸显出了细节信息，但存在虚假边缘过多问题。值得注意的是，当图像包含丰富层次边缘时（如图 4.8(c)，4.8(d)），PCNN 方法无法检测出边缘信息，而 Gabor 滤波器方法则表现为过检测。本文的方法处理结果（图 4.7）的优势主要体现在，在完整检测出边缘信息的同时，准确凸显出细节信息；移动预处理的削弱噪声效果使本文方法检测结果中，噪声信息含量远少于 PCNN 方法。



而在处理以弱边缘及细节信息为主的图像时（图 4.7(b)），多层次神经网络编码特性可以对真伪边缘分类，有效避免过检测问题。

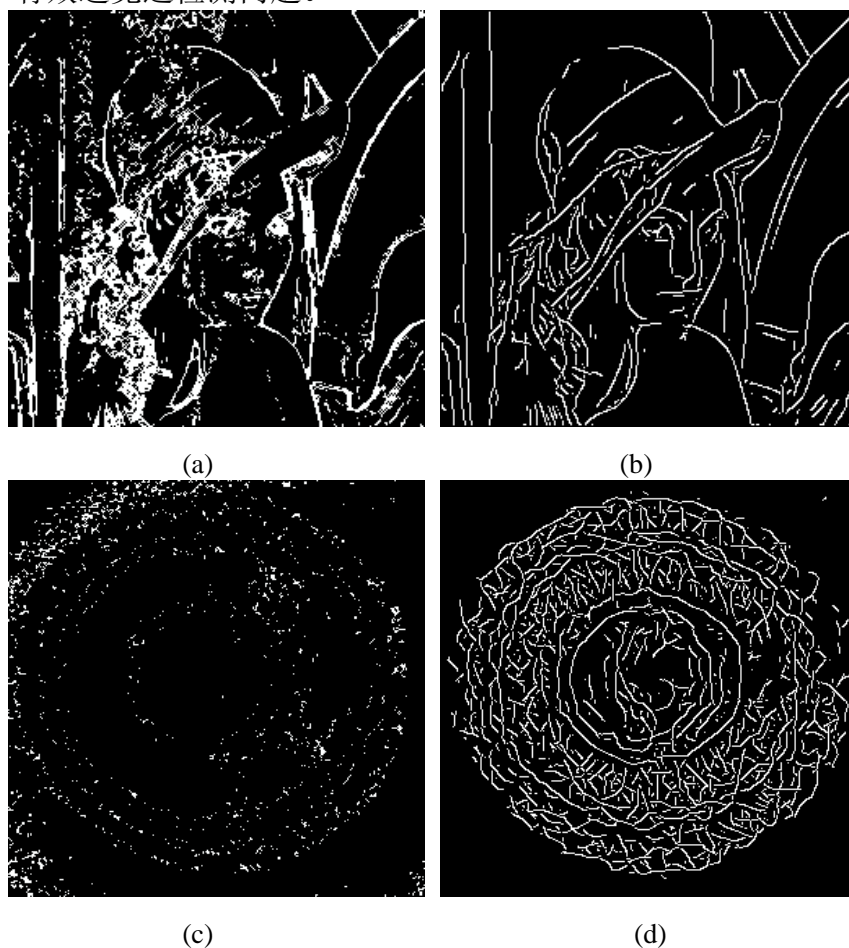


图 4.8 其他方法的边缘检测结果图

(a)为使用 PCNN 方法的 lena 图边缘检测结果；(b)为使用 Gabor 滤波器方法的边缘检测结果；(c)为使用 PCNN 方法的霉菌菌落图边缘检测结果；(d)为使用 Gabor 滤波器方法的边缘检测结果

验证本文边缘检测方法的适用性，选取更多幅图进行实验对比。实验用图如图 4.9 所示，处理结果图如图 4.10 所示。图 4.9(a)存在明显的弱边缘，同时菌体内包含大量的细节信息，从检测结果看出，PCNN 方法及 Gabor 滤波器方法对强边缘检测效果类似，PCNN 方法无法检测出弱边缘，而 Gabor 滤波器方法虽然有一定的弱边缘检测能力，但边缘不连续；本文的方法对菌体内细节信息检测效果与主观判断的边缘类似，同时检测的弱边缘完整连续，相较其他方法存在明显的优势。图 4.8(b)包含大量强边缘，在菌体中又隐含细节信息，对比结果如可以看到，本文的方法对于强边缘的检测效果与 PCNN 方法及 Gabor 滤波器方法类似。同时相较于 PCNN 方法，本文方法可以体现出更多的细节信息；而对比 Gabor 滤波器方法，本文方法检测的细节边缘的连续性更为优秀。



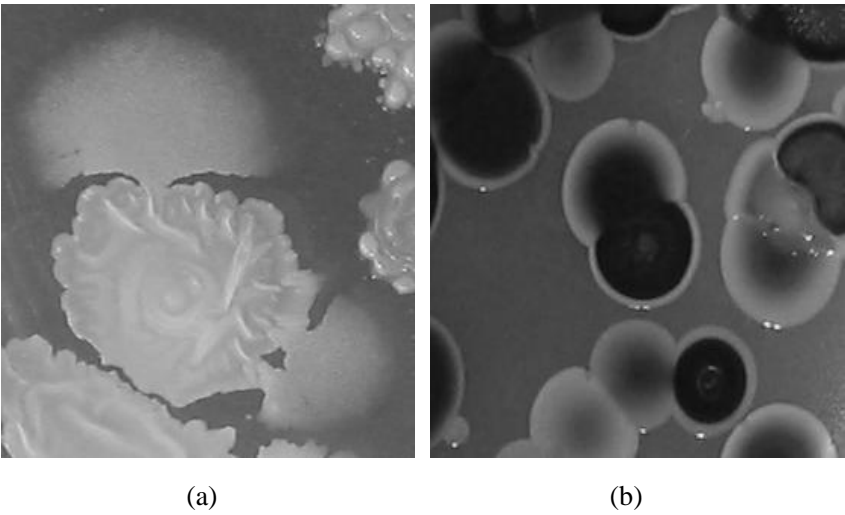


图 4.9 不同种类的菌落图

(a)为多细节信息菌落图；(b)为多色粘连菌落图

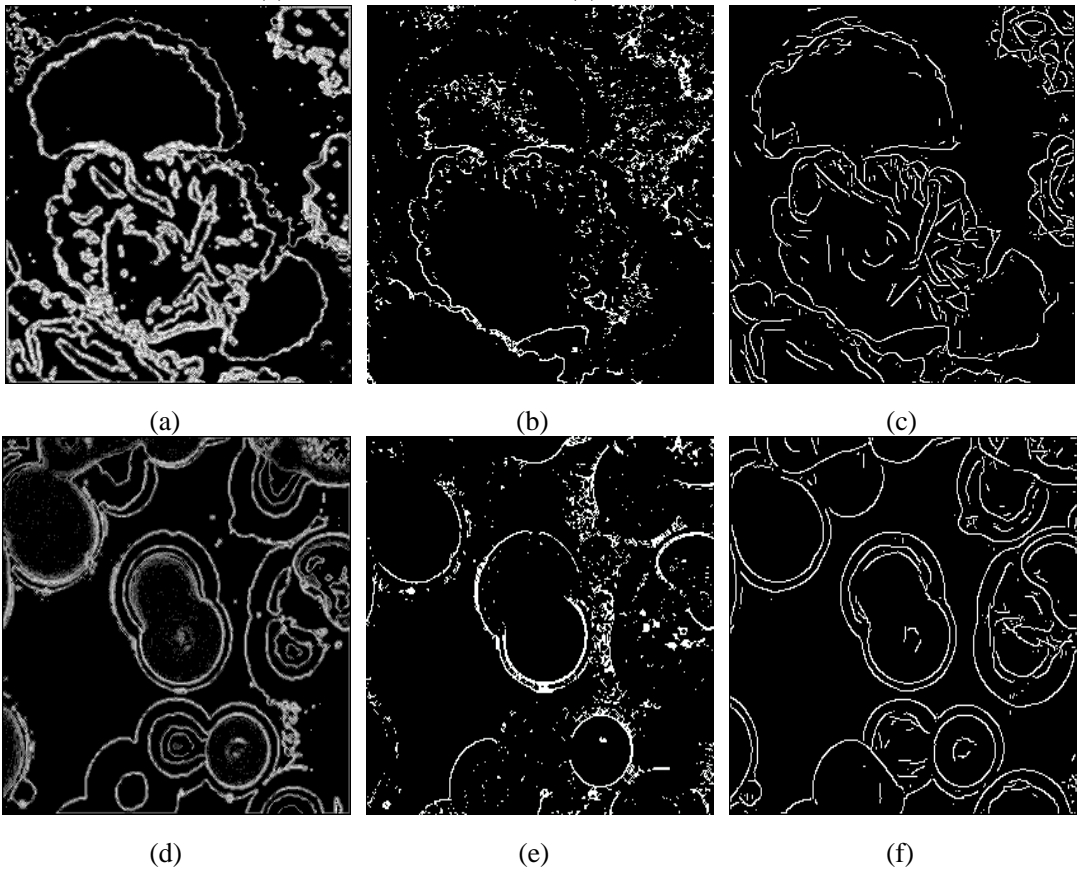


图 4.10 不同方法的菌落图边缘检测结果图

(a)为采用本文方法的多细节信息菌落图边缘检测结果；(b)为采用 PCNN 的多细节信息菌落图边缘检测结果；(c)为采用 Gabor 滤波器方法的多细节信息菌落图边缘检测结果；(d)为采用本文方法的多色粘连菌落图边缘检测结果；(e)为采用 PCNN 的多色粘连菌落图边缘检测结果；(f)为采用 Gabor 滤波器方法的多色粘连菌落图边缘检测结果

为进一步验证本文方法的有效性，本文采用与第三章相同的定量指标：基于均值偏移的边缘置信度及重构相似度，对检测结果进行评判。边缘置信度及重构相似度如表 4.1 所示。

表 4.1 本文方法与其他边缘检测方法的边缘置信度及重构图像相似度比较

图像	Gabor 滤波器(置信度/重构相似度)	PCNN(置信度/重构相似度)	本文方法(置信度/重构相似度)
图 4.2(a)	0.3591/0.6761	0.3143/0.7391	0.2966/0.7939
图 4.2(b)	0.2498/0.7700	0.1364/0.4669	0.3162/0.6707
图 4.9(a)	0.1581/0.7309	0.2821/0.6156	0.2435/0.8759
图 4.9(b)	0.2810/0.8275	0.3755/0.6589	0.2973/0.9256

从表 4.1 中可以看到，本文方法的边缘置信度总体略低于 PCNN 方法，但高于 Gabor 滤波器方法，结合主观定性观察可以发现，PCNN 对噪声信息的误检测是造成其置信度偏高的主要原因，Gabor 滤波器方法存在过多的虚假边缘使其置信度偏低，而本文方法由于对噪声信息及虚假边缘的有效抑制，置信度更多表现为对真边缘的评判，因此可知本文方法能更准确的检测出边缘信息。本文方法的重构相似度基本大于其他方法，但值得注意的是，图 4.2(b) 的 Gabor 滤波器方法表明，虚假边缘同样会导致重构相似度偏高。如前文所述，本文较高的边缘置信度表明了本文方法存在较少的虚假边缘，对于图像的重构更多基于真边缘，由此可知本文方法检测的边缘更为完整连续。综上所述，本文方法可以有效检测出图像边缘信息，相较于其他方法在边缘的准确性及完整性方面存在显著的优势。

#### 4.4 小结

本文方法突出了视觉系统中，多层神经网络中突触连接对图像边缘的检测作用。本文在构建三层神经网络的同时，采用动态化学突触连接各层神经网络，将具有时间特征的神经元脉冲发放通过突触的动态特性，转化为具有不同非线性特征的电流波形，在信号传递过程中，凸显时间特征在神经编码中的作用。通过神经元对输入响应模式分类的特性，结合感受野特性，改变突触连接的信号转化能力，将空间特征融入神经编码中，凸显边缘信息的编码特征。使用神经网络的反馈特性，进一步加强神经编码的时空特性，使边缘信息及非边缘信息的编码模式显现出更大的差异，最终实现有效的边缘检测。图像边缘检测的实验结果表明，本文方法可以准确完整的检测出图像的边缘信息，同时对细节的检测效果优秀。

## 第 5 章 视觉感知机制在工业 CT 图像分析中的应用

### 5.1 工业 CT 图像概述

随着可视化技术的发展, 计算机断层成像技术在医疗领域被广泛应用, 其原理为  $x$  射线在透视过程中的衰减, 导致所成像的像素发生变化。由于 CT 技术具备较高的密度分辨率和较快的成像速度, 因此在工业领域也获得了长足的发展, 主要应用于复杂结构件的内部尺寸测量及无损缺陷检测中。在应用过程中, 考虑到工业需求更侧重于对物件尺寸的精确测量或对缺陷区域的准确定位, CT 图像的边缘检测技术至关重要。但由于物件内部缺陷性质导致成像往往包含大量的噪声信息及弱信号细节信息, 传统的图像处理方法, 例如 Sobel 方法、Canny 方法, 都是基于像素跳变原则, 可以有效检测强边缘, 但是对弱信号检测效果较差, 并且无法在噪声与弱信号间实现有效的评判, 导致检测的边缘与实际工艺需求存在较大偏差, 因此如何在具备丰富信息的 CT 图中获得有效信息已成为工业 CT 领域迫切解决的一个问题。近年, 随着计算机技术的发展以及对生物视觉神经系统研究的深入, 通过构建具备视觉特性的神经元网络, 实现对 CT 图像边缘的检测已成为可能, 相较于传统方法, 其边缘检测结果更接近于主观对边缘的判断。值得注意的是, 通常对 CT 图像边缘, 特别是弱信号边缘的判决依赖于主观经验, 难以符合工业生产标准的需求, 因此基于视觉特性的边缘检测方法的提出, 为工业 CT 图像边缘检测提供一个定量的标准。目前基于视觉神经元特性的方法有 PCNN<sup>[62]</sup>, 但由于其缺乏感受野等一些重要的视觉特性, 导致 CT 图像中强噪声的干扰严重影响边缘信息检测效果。

本章将探究基于视觉感光层功能的神经元网络及基于动态化学突触的多层神经元网络在工业 CT 图像边缘检测中的应用, 并将两者结合起来, 提出神经元发放波动机制的动态化学突触连接的图像神经编码边缘检测方法, 研究其在边缘检测及弱信号区域定位中的效果。

### 5.2 基于生物学特性神经元网络的工业 CT 图边缘检测

在第 3、4 章的基础上, 本小节将基于视觉感光层功能的神经元网络及基于动态化学突触的多层神经元网络应用到工业零件 CT 图像边缘检测中, 以图 5.1 所示的工业零件 CT 图作为实验用图, 研究这两种神经元网络在工业零件 CT 图边缘检测的效果, 同时选择传统的 Sobel 方法, Canny 方法及较为新颖的 PCNN 方法作为比较对象, 实验结果如图 5.2 和图 5.3 所示。

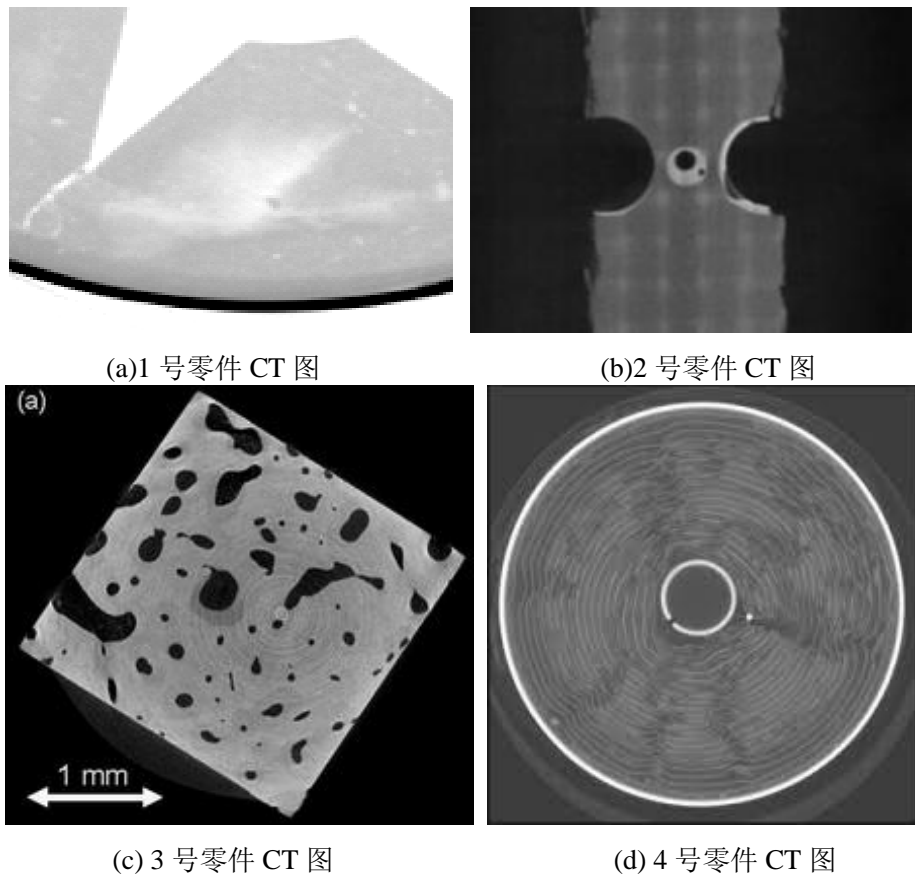


图 5.1 工业零件 CT 原始图

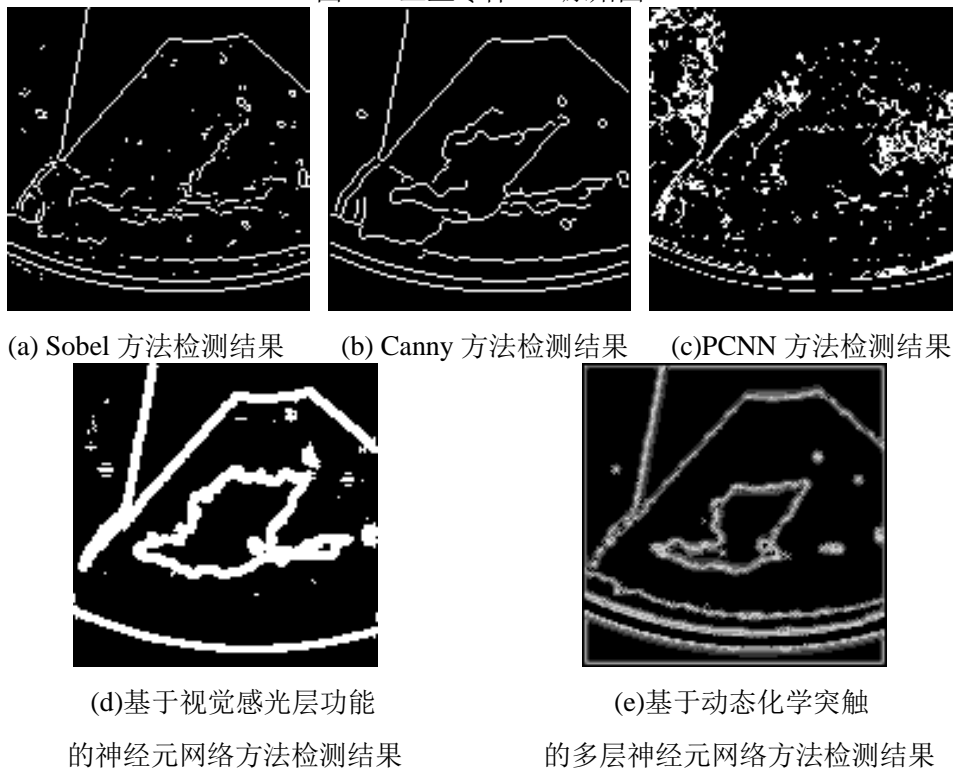


图 5.2 不同方法下 1 号零件 CT 图边缘检测结果

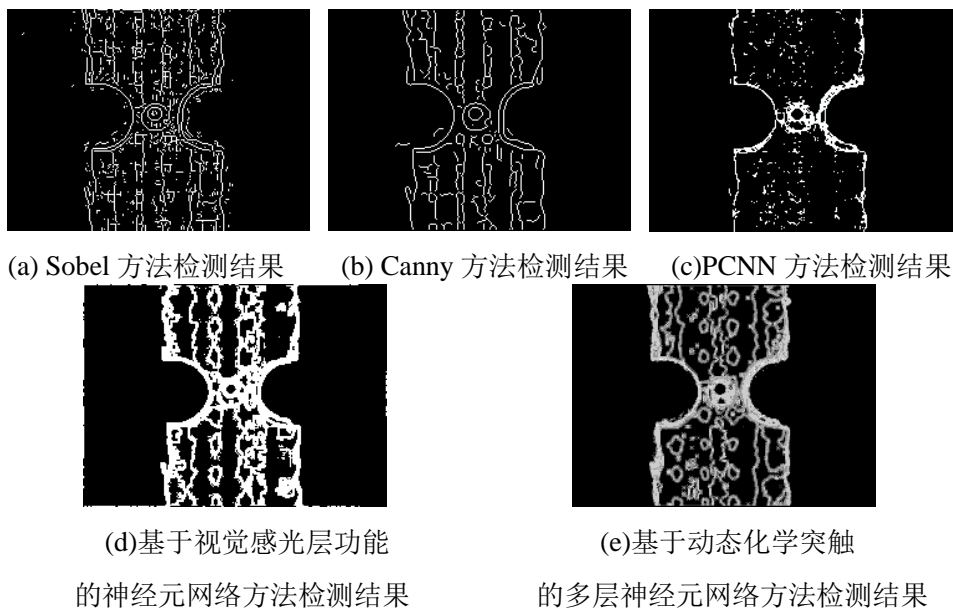


图 5.3 不同方法下 2 号零件 CT 图边缘检测结果

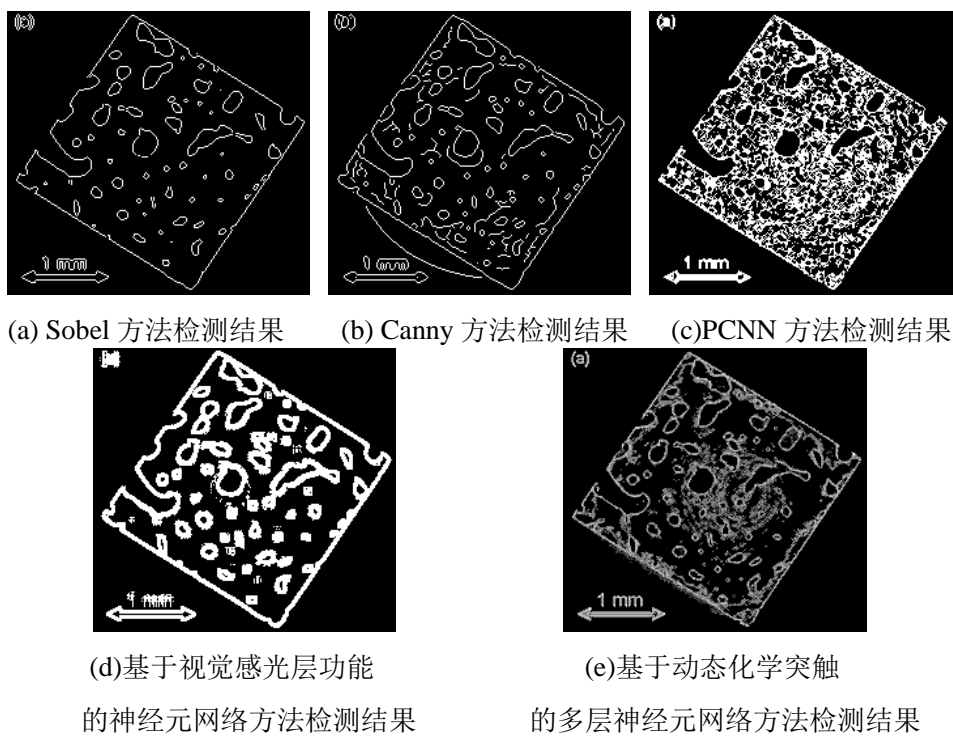


图 5.4 不同方法下 3 号零件 CT 图边缘检测结果



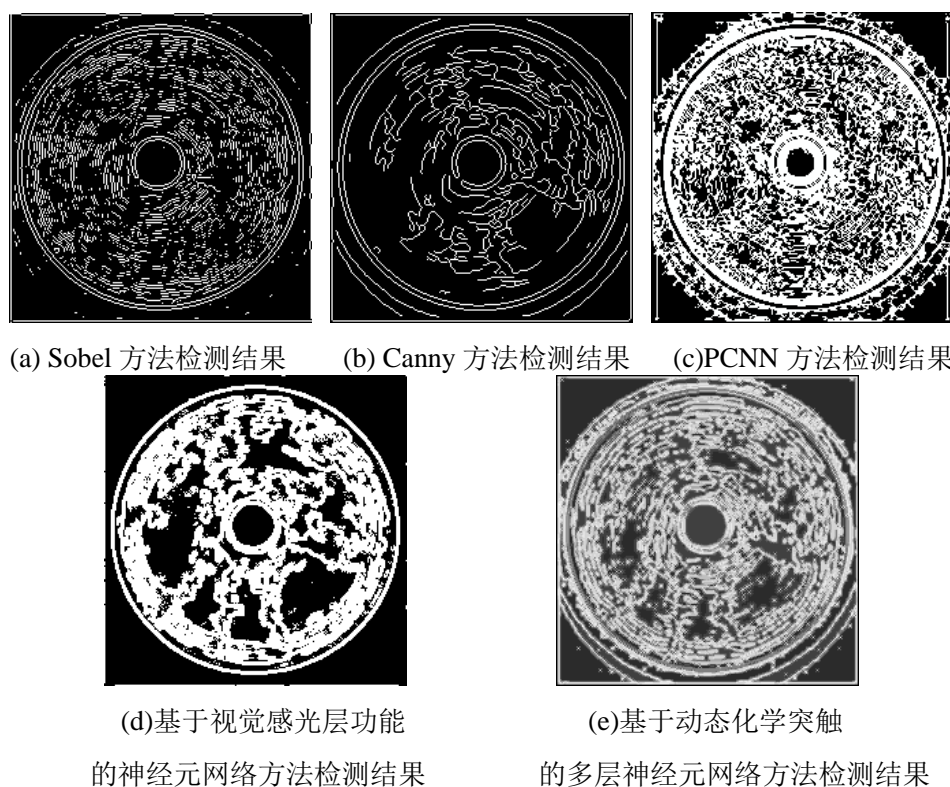


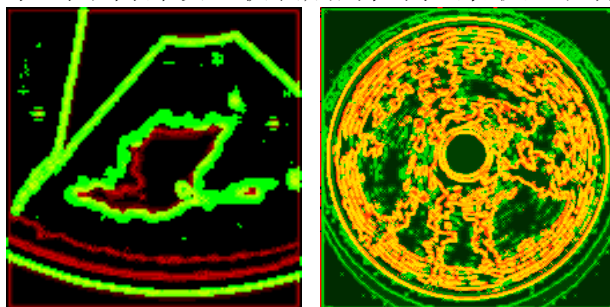
图 5.5 不同方法下 4 号零件 CT 图边缘检测结果

从对比结果中可以看到，图 5.2(a)中弱边缘的像素值信息与背景像素值信息过于接近，导致 spbel 算子无法检测出边缘，而在图 5.3(a)中，Sobel 算子无法凸显出细节信息，弱边缘也淹没在噪声信息中，因此 Sobel 方法对细节信息的检测效果较差；图 5.2(b)及 5.3(b)中部分噪声信息受到了抑制，弱边缘信息也被凸显，因此 Canny 方法具备一定的弱边缘检测效果，但值得注意的是，由于 Canny 方法无法有效区分噪声及细节信息，结果呈现过检测的现象，同时获得的弱边缘也不完整，考虑到工业应用中，边缘的准确性及完整性对零件尺寸测量及缺陷区域检测会造成重大的影响，Canny 方法并不能满足工业 CT 图边缘检测要求；观察图 5.2(c)，由于 PCNN 方法神经元发放耦合缺少图像空间特征的支持，在大量细节信息的影响下，边缘信息、细节信息及噪声信息严重混杂，无法实现边缘检测的功能。而在图 5.3 中，弱边缘在噪声干扰下无法被检测，但强边缘依靠神经元发放特性得到了凸显，由此可见 PCNN 方法不适用于包含大量细节信息的图像的边缘检测，但在以噪声信号为主要干扰源的图像中，对强边缘检测具备一定的优势，但由于工业零件缺陷检测中，对弱边缘及细节信息的检测是主要目标，PCNN 方法显然无法满足需求。同时考察零件纹理（图 5.1(c)，图 5.1(d)）对边缘检测的影响，可以发现 PCNN 方法无法在大量纹理信息下检测边缘，而 Canny 方法则检测到的纹理的完整性较差，相反 Sobel 方法依据像素变化信息，能兼顾主要边缘及纹理的检测，但由于其阈值特性，在主边缘像素值差异远大于纹理像素值差异时（图 5.4(a)），其对纹理信息的检测效果不佳。本节的方法分别基于视觉感光层功能的神经网络（图 5.2(d)，图 5.3(d)）及动态化学突触的多层神经网络（图 5.2(e)，图 5.3(e)），从图中可以看出，两种方法都能完整准确地检测出弱边缘，同时对纹理信息的检测（图 5.4(d)，图 5.4(e)，图 5.5(d)，图 5.5(e)）

也有不错的效果，并且最噪声的抑制效果优秀。相较基于视觉感光层功能的神经网络的方法，基于动态化学突触的多层神经网络方法检测的边缘更细，有利于对边缘区域内面积的统计，并且在纹理信息的检测中更具备优势；但是结合图 5.1(a),对比图 5.2(d)和 5.2(e)以及 5.5(d)和 5.5(e)可以发现，基于视觉感光层功能的神经网络方法对弱边缘信息的敏感度更高，并且检测结果更符合主观观测的边缘。综上所述，相较于 Sobel 方法、Canny 方法及 PCNN 方法，本小节所提出的两种方法对工业 CT 图像中弱边缘的检测，具备明显的优势，并且噪声信息的含量更少，因此更有利于对工业零件缺陷区域的定位以及对零件内部尺寸的测量。

### 5.3 神经元发放波动机制在动态化学突触神经编码中的应用

前文所述的基于生物学特性的神经网络方法虽然实现了对弱边缘的检测，但对比检测结果可以发现，两者对弱边缘的判定存在一定的差异。本章以图 5.1(a)及图 5.1(d)为例，比较结果如图 5.6 所示，图中红色边缘为基于动态化学突触的多层神经网络的边缘检测结果，绿色边缘为基于视觉感光层功能的神经网络的边缘检测结果，黄色边缘为两种方法边缘的重叠部分。观察结果图可知，两种方法检测到的边缘基本一致，但相比基于动态化学突触的多层神经网络方法，基于感光层功能神经网络方法检测的边缘准确。其原因在于，在构筑基于视觉感光层功能的神经网络时，同时利用了两种感受野模型：中心 ON 周围 OFF 以及中心 OFF 周围 ON，但基于动态化学突触的多层神经网络中所采用的感受野仅为中心 ON 周围 OFF，因此前者对弱刺激的兴奋性要大于后者。同时从图 5.6(b)可以看出，基于视觉感光层功能的神经网络方法凸显弱边缘，而基于动态化学突触的多层神经网络方法则对细节信息检测效果更优秀，这是由于前者以神经元发放的波动作为边缘检测特征，对弱信号具有极高的敏感性；而后者更侧重于图像空间特征在神经编码中的体现，更有利于判断细节信息的边缘。综上所述可知，两种方法的效果优劣对比，主要体现在对不同类型缺陷边缘的检测，本文认为对于零件填充时因气泡等原因造成密度不均缺陷，具备感光层特性的神经网络方法的检测效果更优，但对于内部纹理状裂痕的检测，采取基于动态化学突触方法更合适。

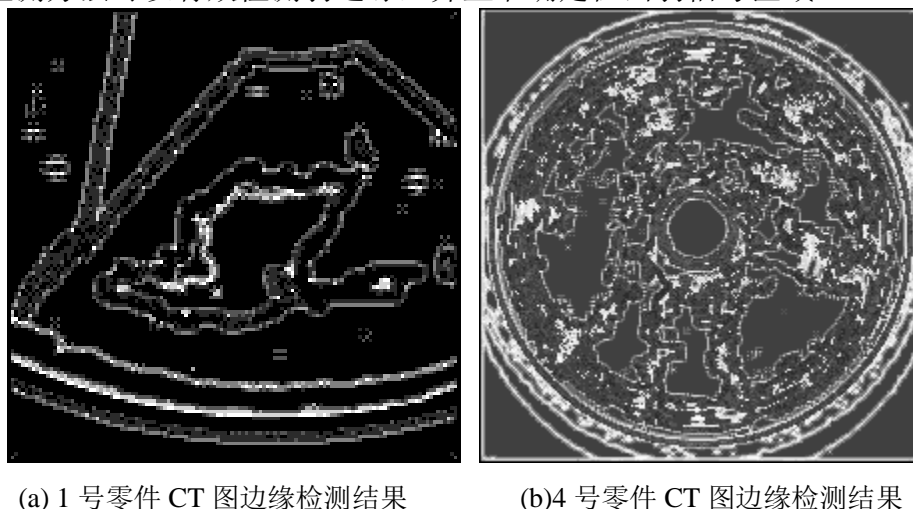


(a)1 号零件 CT 图边缘检测对比 (b)4 号零件 CT 图边缘检测对比

图 5.6 基于生物学神经网络的边缘检测对比

如前文所述，基于视觉感光层功能的神经网络方法及基于动态化学突触的多层神经网络方法各具有独特的优势，本小节针对零件 CT 图像中，兼顾弱边缘及细节信息的检测，将视觉感光层功能的神经网络与动态化学突触的多层神经网络结合起来。首先基于视觉

感光层功能的神经网络中，神经元发放率的波动特征，定位对弱信号敏感的神经元。然后利用基于动态化学突触的多层神经网络，对已定位的神经元所对应的突触的信号转化能力增强，弥补因忽略中心 OFF 周围 ON 感受野造成的缺陷，并利用神经编码进行边缘检测。本节以包含大量弱边缘信息的 1 号零件 CT 图（图 5.1(a)）以及包含大量纹理信息的 4 号零件图（图 5.1(d)）作为检测原图，检测结果如图 5.7 所示。对比图 5.7(a)与图 5.2(d)及图 5.2(e)可以发现，本方法检测的外层边缘表现为真实缺陷区域边缘，考虑到弱边缘的像素渐变特性，内层边缘主要体现弱边缘区域的细节信息；从零件填充密度角度而言，该方法可以表现出对缺陷程度的判定作用。同时该方法检测的边缘较细，有利于对缺陷区域面积的统计；对比图 5.7(b)与图 5.5(d)及图 5.5(e)可以发现，本方法在保留一定程度的纹理信息的同时，能很好的检测出弱边缘。但是在检测强边缘时，受到神经元发放波动特征的影响，结果呈现出过检测现象，考虑到传统方法对强边缘检测效果优秀，在实际应用中可以将本文方法与 Canny 方法等结合，实现有效对缺陷区域的测定。综上所述，神经元发放波动机制的动态化学突触连接的图像神经编码边缘检测方法可以有效检测弱边缘，并且准确定位出弱信号区域。



(a) 1 号零件 CT 图边缘检测结果

(b) 4 号零件 CT 图边缘检测结果

图 5.7 神经元发放波动机制的动态化学突触连接的  
神经编码边缘检测结果

## 5.4 小结

本章结合视觉感光层功能及动态化学突触的编码特性，以零件 CT 图为研究对象，探究对缺陷区域边缘及细节信号检测的应用。首先在第三章基于视觉感光层功能的神经网络的边缘检测、第四章基于动态化学突触的多层神经网络的边缘检测的基础上，应用于工业零件 CT 图像的边缘检测，实验结果表明：与传统边缘检测方法相比，本文的方法均在弱边缘检测上具有显著优势，对零件的缺陷检测等应用中能起到较好的效果。然后，在基于动态化学突触的多层神经网络中，融入神经元发放率波动特征，并以神经编码方法作为零件缺陷检测手段。结果表明，该方法的边缘检测结果中包含了视觉感光层功能的神经网络方法、基于动态化学突触的多层神经网络方法两者的优势，可以有效检测出缺陷区域的弱边缘及纹理状裂痕缺陷。



## 第 6 章 总结与展望

### 6.1 总结

随着实验设备的进步，人类对视觉神经系统的探索正从宏观向微观发展，但目前研究主要侧重于解释视觉信息加工的内在机制，并通过仿真验证生物体生理及心理现象与这种机制联系的合理性。然而在信息技术领域中，如何将视觉神经系统特性高效地应用于信息处理中显得更为重要，因此本文利用视觉感知系统中，具备感光层功能的神经网络、化学突触连接的动态特性及神经元群编码模式，研究基于生物视觉神经系统的数学模型在图像处理领域中的应用。

在视觉神经系统响应外界刺激时，感受野特性能使得神经元群对于边缘及非边缘、强信息与弱信息表现出不同的发放模式。但在大规模神经网络中如何高效利用感受野机制以及如何将发放模式的差异应用于图像处理中，尚缺乏深入的分析研究。本文考虑到图像处理时算法实现的性能需求，对感受野模型进行了简化，尝试基于神经网络发放模式随时间变化差异的研究，提出了一种基于视觉机制的图像多强度边缘检测的新方法。

同时，当电信号在神经元间传递过程中，通过对突触中化学物质变化的测量和分析，表明突触的动态特性会改变神经编码方式。但由于动态特性会造成信号非线性变化，突触模型在神经网络中的应用易造成信息流的不可掌控性，使实验结果难以达到预期，所以如何将这种特性应用于图像处理，例如图像的边缘检测中，需要得到足够的重视。本文基于 LIF 神经元模型，构建多层神经网络，以动态化学突触模型作为神经元间信息传递的通道，结合视觉感知特性，仿真刺激信息在神经系统中的流动，并将神经编码特征应用于图像边缘检测中，提出了一种基于视觉神经编码机制的图像边缘检测新方法。

最后，本文将新方法应用于工业 CT 图像处理中，以零件缺陷区域边缘检测为目标，验证新方法相较于传统图像处理方法，对弱边缘信息检测的优势。同时，本文将上述两种新方法有效结合，实现对图像弱边缘及细节信息检测的兼顾，证明了在图像处理实际应用中，视觉感知特性的数学模型的可行性及优越性。本文研究工作结论如下：

- (1) 本文首先基于改进的 LIF 神经元模型构建大规模神经网络，提高图像数据计算效率的同时，强调了神经脉冲发放的时空相关性以凸显图像的空间模式特征；依据神经元响应特征构建拮抗式感受野，并依据脉冲发放的空间细节，改变时序上的激励强度，实现对图像弱边缘的空间分布信息的增强；通过领用神经网络的群编码过程以及多方向多距离尺度的图像移动模式，弥补神经元的适应性并凸显细节对比信息。以计算神经网络发放率差异为特征判断出边缘信息。实验结果表明：该方法相较传统的边缘检测方法，在获得细节信息的同时包含较少的噪声信息，边缘检测效果与视觉感知结果相近，对弱边缘的检测具有优势。

- (2) 提在多层建神经网络基础上，以化学突触连接各层神经元。利用基于神经元响应模式的感受野模型，改变突触连接的信号转化能力，凸显空间信息在信号传递过程中对神经编码的作用；通过将神经网络的输出反馈作用于化学突触，弥补神经元因输入缺乏空间信息导致的对部分边缘信息的错编码，并通过对图像的微移克服神经元适用性并削弱噪声信息对神经编码的影响。实验结果表明：该方法对图像中丰富的细节信息检测效果良好，与传统边缘检测方法相比，对噪声的抑制能力优秀，并且能有效凸显图像的弱边缘信息。
- (3) 以实际应用为目标，首先研究本文提出的两种新边缘检测方法在工业 CT 图像处理中的作用。以零件 CT 图像为例，利用新方法对其边缘进行检测实现缺陷测量功能，结果表明：两种新方法都能较好的检测缺陷区域的弱边缘，并且检测到的边缘完整连续；其次，尝试将两种新方法的特性结合，提出了神经元发放率波动机制在动态化学突触神经编码中的应用，并研究其对零件 CT 图像缺陷区域的边缘检测作用，结果表明：该方法对细节的检测效果优秀，能准确凸显弱边缘。

## 6.2 展望

本文首先将生物学神经网络模型应用于图像处理的研究中，证明了该方法的可行性并相较传统方法具备优势。对于神经网络，可以进一步参考生理学中对神经网络结构的分层，使信号处理流程更符合神经系统的功能；对于单层 LIF 模型的神经网络，可以考虑采取互连的方式，同时引入侧抑制等生理特性，实现对生物特性更真实的反映。

另外，本文对采取的神经元模型及视觉特性模型都进行了简化，虽然减少了模型计算的时间代价及信号处理的复杂性，但对于神经网络的时空特性都造成了一定的损失，后续研究可以考虑在保证时间效率的同时，增加模型对生理特性的仿真程度，例如感受野对特定空间分布刺激的兴奋特性，使图像处理结果能包含更多有用信息。

其次，可以考虑深化动态化学突触在信号传递过程中的神经编码作用，探究突触的信号转化能力与各生理特性间的联系。本文仅利用感受野及反馈对突触进行调节，后续可以考虑结合方向选择性等特性进行更进一步的研究。

最后，本文结合基于感光层功能的神经网络图像边缘检测方法及基于动态化学突触的神经编码图像边缘检测方法，在工业 CT 图像中进行初步应用。后续可以将应用扩展到语音识别，字符检测等模式识别领域的课题中。

## 致谢

时光飞逝，光阴如梭。不知不觉之间，两年半的研究生生涯即将画上句号。在此，我要感谢在我求学过程中帮助我的每一个人。

首先，我衷心感谢我的指导老师，范影乐老师。从课题的选择到论文的最终完成，一直都离不开范老师的悉心指导，是范老师把我领进图像处理的大门，从图像处理程序编写的教导，到实验方案的讨论交流，再到小论文十几遍的修改完善，都倾注了范老师大量的精力和心血。在研究生生涯中，范老师不仅在学术上给予了我很多帮助，而且在生活上教会我们许多为人处事的道理以及处理问题的方法。同时，范老师是一位善于挖掘学生潜力的好老师，他在我困难时总能伸出援助之手，并给予我充足的空间发挥才能。在范老师的指导下，两年半的研究生生涯让我收获颇丰，再次向范老师表示衷心的感谢。

其次，感谢武薇老师。在我的小论文修改期间，武老师对论文内容提出了宝贵的建议，并且帮助对论文进行了完善。感谢赵磊师兄、王海玲师姐、陈金龙师兄和郭芳芳师姐，在生活和学习上给予的无私帮助，感谢同窗好友廖进文、李丹菁、陆晓娟、王梦蕾，在学术上的交流和帮助，同时感谢师弟王迪、王典、谢尚周、李康群、郭笑天、李嘉祥，师妹方芳，与你们的交流为研究生生活增添了许多欢乐。

最后，我要感谢我的家人。感谢他们给予我无私帮助和奉献，在我的成长过程中提供了可靠的保障，让我可以坚定地追逐自己的梦想，在人生道路上勇敢地迈进。

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] 阎平凡, 张长水. 人工神经网络与模拟进化计算[M]. 清华大学出版社有限公司, 2005.
- [2] Deb K. An efficient constraint handling method for genetic algorithms[J]. Computer methods in applied mechanics and engineering, 2000, 186(2): 311-338.
- [3] 姜明文, 王人成, 罗志增, 等. 具有触滑觉功能的肌电假手[J]. 清华大学学报: 自然科学版, 2004, 44(8): 1051-1053.
- [4] Terasawa Y, Tashiro H, Uehara A, et al. The development of a multichannel electrode array for retinal prostheses[J]. Journal of Artificial Organs, 2006, 9(4): 263-266.
- [5] Helmchen F, Denk W. Deep tissue two-photon microscopy[J]. Nature methods, 2005, 2(12): 932-940.
- [6] Hille B. Ion channels of excitable membranes[M]. Sunderland, MA: Sinauer, 2001.
- [7] Izhikevich E M. Simple model of spiking neurons[J]. IEEE Transactions on neural networks, 2003, 14(6): 1569-1572.
- [8] Berson D M. Phototransduction in ganglion-cell photoreceptors[J]. Pflügers Archiv-European Journal of Physiology, 2007, 454(5): 849-855.
- [9] Averbeck B B, Latham P E, Pouget A. Neural correlations, population coding and computation[J]. Nature Reviews Neuroscience, 2006, 7(5): 358-366.
- [10] Näger C, Storck J, Deco G. Speech recognition with spiking neurons and dynamic synapses: a model motivated by the human auditory pathway[J]. Neurocomputing, 2002, 44: 937-942.
- [11] Riggs L A, Ratliff F, Cornsweet J C, et al. The disappearance of steadily fixated visual test objects[J]. JOSA, 1953, 43(6): 495-500.
- [12] Martinez-Conde S, Macknik S L, Troncoso X G, et al. Microsaccades counteract visual fading during fixation[J]. Neuron, 2006, 49(2): 297-305.
- [13] Troncoso X G, Macknik S L, Martinez-Conde S. Microsaccades counteract perceptual filling-in[J]. Journal of Vision, 2008, 8(14): 15.
- [14] Ko H, Poletti M, Rucci M. Microsaccades precisely relocate gaze in a high visual acuity task[J]. Nature neuroscience, 2010, 13(12): 1549-1553.
- [15] Serences J T, Yantis S. Selective visual attention and perceptual coherence[J]. Trends in cognitive sciences, 2006, 10(1): 38-45.
- [16] Kuang X, Poletti M, Victor J D, et al. Temporal encoding of spatial information during active visual fixation[J]. Current Biology, 2012, 22(6): 510-514.
- [17] Ghosh K K, Bujan S, Haverkamp S, et al. Types of bipolar cells in the mouse retina[J]. Journal

- of Comparative Neurology, 2004, 469(1): 70-82.
- [18] Rodieck R W, Stone J. Analysis of receptive fields of cat retinal ganglion cells[J]. J. Neurophysiol, 1965, 28(5): 833-849.
- [19] Croner L J, Kaplan E. Receptive fields of P and M ganglion cells across the primate retina[J]. Vision research, 1995, 35(1): 7-24.
- [20] Brown S P, He S, Masland R H. Receptive field microstructure and dendritic geometry of retinal ganglion cells[J]. Neuron, 2000, 27(2): 371-383.
- [21] Dacey D, Packer O S, Diller L, et al. Center surround receptive field structure of cone bipolar cells in primate retina[J]. Vision research, 2000, 40(14): 1801-1811.
- [22] Van Wyk M, Wässle H, Taylor W R. Receptive field properties of ON-and OFF-ganglion cells in the mouse retina[J]. Visual neuroscience, 2009, 26(03): 297-308.
- [23] Vaney D I, Taylor W R. Direction selectivity in the retina[J]. Current opinion in neurobiology, 2002, 12(4): 405-410.
- [24] Rochefort N L, Narushima M, Grienberger C, et al. Development of direction selectivity in mouse cortical neurons[J]. Neuron, 2011, 71(3): 425-432.
- [25] 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.
- [26] Chan Y C, Chiao C C. Effect of visual experience on the maturation of ON-OFF direction selective ganglion cells in the rabbit retina[J]. Vision research, 2008, 48(23): 2466-2475.
- [27] Carver S, Roth E, Cowan N J, et al. Synaptic plasticity can produce and enhance direction selectivity[J]. PLoS computational biology, 2008, 4(2): e32.
- [28] Lubenov E V, Siapas A G. Decoupling through synchrony in neuronal circuits with propagation delays[J]. Neuron, 2008, 58(1): 118-131.
- [29] Kayser C, Montemurro M A, Logothetis N K, et al. Spike-phase coding boosts and stabilizes information carried by spatial and temporal spike patterns[J]. Neuron, 2009, 61(4): 597-608.
- [30] Pillow J W, Shlens J, Paninski L, et al. Spatio-temporal correlations and visual signalling in a complete neuronal population[J]. Nature, 2008, 454(7207): 995-999.
- [31] Pillow J W, Paninski L, Uzzell V J, et al. Prediction and decoding of retinal ganglion cell responses with a probabilistic spiking model[J]. The Journal of Neuroscience, 2005, 25(47): 11003-11013.
- [32] Reich D S, Mechler F, Purpura K P, et al. Interspike intervals, receptive fields, and information encoding in primary visual cortex[J]. The Journal of neuroscience, 2000, 20(5): 1964-1974.
- [33] Tanabe S. Population codes in the visual cortex[J]. Neuroscience research, 2013, 76(3): 101-105.

- [34] Okun M, Yger P, Marguet S L, et al. Population rate dynamics and multineuron firing patterns in sensory cortex[J]. The Journal of Neuroscience, 2012, 32(48): 17108-17119.
- [35] Van Rullen R, Thorpe S J. Rate coding versus temporal order coding: what the retinal ganglion cells tell the visual cortex[J]. Neural computation, 2001, 13(6): 1255-1283.
- [36] 高红英, 旷慧, 张炉, 等. 自发和诱发神经放电序列的内在时序特性[J]. ACTA BIOPHYSICA SINICA, 2008, 24(4).
- [37] Tao L, Sornborger A T. Dimensionally-reduced visual cortical network model predicts network response and connects system-and cellular-level descriptions[J]. Journal of computational neuroscience, 2010, 28(1): 91-106.
- [38] Thorpe S J, Gauthier J. Rapid visual processing using spike asynchrony[J]. Advances in neural information processing systems, 1997: 901-907.
- [39] Wu Q X, 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. Springer Berlin Heidelberg, 2007: 26-34.
- [40] Mohammed A, Schliebs S, Matsuda S, et al. Training spiking neural networks to associate spatio-temporal input-output spike patterns[J]. Neurocomputing, 2013, 107: 3-10.
- [41] Cevikbas I, Yildirim T. Digit recognition in a simplified visual cortex model[C]//Innovations in Intelligent Systems and Applications (INISTA), 2013 IEEE International Symposium on. IEEE, 2013: 1-3.
- [42] 黄丽鸿, 谌先敢, 刘海华. 模拟初级视皮层脉冲神经元的动作识别系统[J]. 自动化学报, 2012, 38(12): 1975-1984.
- [43] Luvizotto A, Rennó-Costa C, Pattacini U, et al. The encoding of complex visual stimuli by a canonical model of the primary visual cortex: Temporal population code for face recognition on the iCub robot[C]//Robotics and Biomimetics (ROBIO), 2011 IEEE International Conference on. IEEE, 2011: 313-318.
- [44] Hodgkin A L, Huxley A F. A quantitative description of membrane current and its application to conduction and excitation in nerve[J]. The Journal of physiology, 1952, 117(4): 500.
- [45] Brette R, Gerstner W. Adaptive exponential integrate-and-fire model as an effective description of neuronal activity[J]. Journal of neurophysiology, 2005, 94(5): 3637-3642.
- [46] Chouhan A S. An Analytical Study Of Leaky Integrate-And-Fire Neuron Model Using MATLAB Simulation[C]//International Journal of Engineering Research and Technology. ESRSA Publications, 2013, 2(4 (April-2013)).
- [47] Markram H, Lübke J, Frotscher M, et al. Regulation of synaptic efficacy by coincidence of postsynaptic APs and EPSPs[J]. Science, 1997, 275(5297): 213-215.

- [48]Storck J, Jäkel F, Deco G. Temporal clustering with spiking neurons and dynamic synapses: towards technological applications[J]. *Neural networks*, 2001, 14(3): 275-285.
- [49]Rolfs M. Microsaccades: small steps on a long way[J]. *Vision research*, 2009, 49(20): 2415-2441.
- [50]Engbert R, Mergenthaler K, Sinn P, et al. An integrated model of fixational eye movements and microsaccades[J]. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 2011, 108(39): E765-E770.
- [51]Dawis S, Shapley R, Kaplan E, et al. The receptive field organization of X-cells in the cat: spatiotemporal coupling and asymmetry[J]. *Vision research*, 1984, 24(6): 549-564.
- [52]Gao W, Zhang X, Yang L, et al. An improved Sobel edge detection[C]//*Computer Science and Information Technology (ICCSIT)*, 2010 3rd IEEE International Conference on. IEEE, 2010, 5: 67-71.
- [53]Wang B, Fan S S. An improved CANNY edge detection algorithm[C]//*Computer Science and Engineering*, 2009. WCSE'09. Second International Workshop on. IEEE, 2009, 1: 497-500.
- [54]Shi Z, Hu J. Image edge detection method based on a simplified PCNN model with anisotropic linking mechanism[C]//*Intelligent Systems Design and Applications (ISDA)*, 2010 10th International Conference on. IEEE, 2010: 330-335.
- [55]Feng X, Daguo S, Hongchen Y. Image edge detection based on improved PCNN[C]//*Information Science and Engineering (ICISE)*, 2010 2nd International Conference on. IEEE, 2010: 3757-3760.
- [56]Mehrotra R, Namuduri K R, Ranganathan N. Gabor filter-based edge detection[J]. *Pattern Recognition*, 1992, 25(12): 1479-1494.
- [57]Ji Y, Chang K H, Hung C C. Efficient edge detection and object segmentation using Gabor filters[C]//*Proceedings of the 42nd annual Southeast regional conference*. ACM, 2004: 454-459.
- [58]Meer P, Georgescu B. Edge detection with embedded confidence[J]. *Pattern Analysis and Machine Intelligence*, *IEEE Transactions on*, 2001, 23(12): 1351-1365.
- [59]Wang Z, Bovik A C, Sheikh H R, et al. Image quality assessment: from error visibility to structural similarity[J]. *Image Processing, IEEE Transactions on*, 2004, 13(4): 600-612.
- [60]Govindarajani B, Panetta K A, Agaian S. Image reconstruction for quality assessment of edge detectors[C]//*Systems, Man and Cybernetics*, 2008. SMC 2008. IEEE International Conference on. IEEE, 2008: 691-696.
- [61]Schemmel J, Grubl A, Meier K, et al. Implementing synaptic plasticity in a VLSI spiking neural network model[C]//*Neural Networks*, 2006. IJCNN'06. International Joint Conference on. IEEE,

2006: 1-6.

- [62]Mahajan P M, Kolhe S R, Patil P M. A review of automatic fabric defect detection techniques[J]. Advances in Computational Research, 2009, 1(2): 18-29.



## 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. 罗佳骏, 武薇, 范影乐等. 基于视觉感光层功能的菌落图像多强度边缘检测研究[J]. 生物医学工程学报, 2014, 33(6): 37-46. (一级期刊), 1/4

#### 授权(申请)专利:

##### 发明专利

1. 一种仿视觉感光层功能的图像多强度边缘检测方法, 已公开, 201410128822.8, 2/4。