

# 杭州电子科技大学

## 硕士学位论文

题 目: 神经元延迟反馈模型的随机共振机制  
及其应用研究

研 究 生 王海玲

专 业 模式识别与智能系统

指导教师 范影乐 教授

完成日期 2012 年 12 月

# 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

杭州电子科技大学硕士学位论文

神经元延迟反馈模型的  
随机共振机制及其应用研究

研 究 生： 王海玲

指导教师： 范影乐 教授

2012 年 12 月

**Dissertation Submitted to Hangzhou Dianzi University**

**for the Degree of Master**

**Stochastic Resonance Mechanism of Neuron  
Based on Delayed Feedback and its  
Application**

**Candidate: Wang Hailing**

**Supervisor: Prof. Fan Yingle**

**December, 2012**

## 摘 要

强噪声背景下的弱信号检测和增强技术研究，将有助于理解生物神经系统响应外界弱刺激的能力，同时也将有利于测量新技术在工程领域中的应用。传统弱信号检测方法，认为噪声的存在对原信号是完全有害的，因此只能通过削弱噪声来实现信号的增强。但对于强噪声背景，尤其是缺乏噪声先验知识时，传统方法的性能将急剧下降。近年来，随机共振现象在神经电生理实验中被陆续发现，表现为适当强度的噪声不仅无害，反而可以改善神经系统对弱信号的检测性能，它为弱信号的检测提供了新的思路和方法。

由于 FitzHugu-Nagmo(FHN)神经元模型能够简约地描述神经元膜电压与离子通道之间的内在联系，因此经常被用于神经系统弱信号检测的随机共振机制研究。但传统的 FHN 神经元模型重点关注于神经元级本身，忽视了神经元系统中存在的复杂网络结构。而本文认为神经元网络结构在弱信号检测的随机共振机制中扮演了不可或缺的角色，因此本文首先给出了双层 FHN 神经元网络模型，以反映神经元之间的层次关系；然后考虑到神经元动作电位在传递时的耦合作用，引入了反馈 FHN 神经元网络模型；最后为了模拟神经动作信号在树突传递过程中具有的延迟反应以及神经细胞具有的不应期效应，提出了基于延迟反馈的 FHN 神经元模型。本文将上述改进模型分别应用于一维周期和非周期弱信号的检测过程，结果表明神经元网络结构的存在将有利于随机共振应用的稳定性。论文以菌落细胞图的弱边缘分割，以及强噪声背景下的灰度图像增强为例，给出了神经元模型随机共振机制在二维弱图像处理中的具体应用。

本文主要工作和研究成果如下：

- (1) 论文提出了一种基于延迟反馈的 FHN 神经元网络模型。新模型不仅能够反映神经元在有效激励和内外噪声刺激下动作电位发放的随机共振机制，而且体现了神经网络中层次、耦合以及延迟等网络特性对于动作电位响应的作用。论文针对延迟反馈网络模型，提出采用马尔科夫概率密度近似方法进行分析，给出了新模型应用的具体手段。
- (2) 论文给出了一维周期和非周期弱信号的随机共振增强方法。研究了神经网络结构对于随机共振增强性能的影响，重点分析了延迟时间等网络参数与可选噪声强度范围之间的关联性。结果表明基于延迟反馈的 FHN 神经元网络模型具有更宽的噪声强度优化范围，显著提高了弱信号随机共振检测的稳定性和实用性。
- (3) 论文针对具有弱边缘特性的图像目标识别应用，提出了一种基于 FHN 神经元随机共振的图像分割新方法。以非均匀菌落细胞图像为例，将行列扫描后的图像信号，作为 FHN 神经元的激励，获得相应的随机共振响应；最后，将响应通过决策器得到二维分割图像。实验结果表明：本文方法能够使目标的弱边缘得到有效增强，能够分割出形态上较小，灰度值较弱的菌落细胞，与传统灰度图像分割相比，本文方法在弱目标检测上效果更佳。

- (4) 论文提出了一种基于 FHN 延迟反馈神经元随机共振的图像增强新方法。以灰度图像为例，研究反馈结构以及延迟时间等参数在灰度图像随机共振增强中的作用。并与未改进的图像增强方法相比，结果表明：本文新方法在保留图像细节的前提下，能够有效地减弱噪声。

**关键词：**随机共振，图像分割，延迟反馈，FHN 神经元，图像增强

## ABSTRACT

Study on weak signal detection and enhancement in heavy-noise environments would contribute to understanding the functional capacity of the central nervous system to respond to the weak stimulation in a noisy environment. It would also be helpful for the applications of new measurement technology in the engineering fields. Traditional methods of weak signal detecting usually regard noise as harmful factor, and enhance signal by reducing the noise. But in the case of low signal-to-noise ratio, especially in absence of prior knowledge of the noise, the traditional-based methods would show drastic performance degradation. In recent years, the phenomenon of stochastic resonance(SR) was studied in neural electrophysiology experiments. Now it was clear that the certain intensity noise was harmless. The detection and transmission of weak signals in sensory systems could be enhanced by noise via SR. It provided new ideas and methods for weak signal detection.

Since FitzHugu-Nagmo(FHN) neuron model is capable of description the inner relationship between neuronal membrane voltage and ion channel, so it was often used in the study of SR mechanism of weak signal detection in sensory systems. But the traditional-based FHN neuron models focused on the individual neural level, and ignored the structure of complex networks in sensory systems. The paper showed that neural-network structure played an indispensable role in the SR mechanism of weak signal detection. First of all, a double-layer FHN neural network was presented, which simulated the assemble pattern of neurons system. And then, considering the coupling effect of neuronal action potential in its transmission, the feedback unit was introduced into FHN neural network model. Finally, to simulate the delayed reaction of nerve action potential when it transferred among dendritic cells and the refractory period effect which nerve cell had, the FHN neuron model based on delayed feedback was built. In this paper, the improved model was applied to detect one-dimensional periodic and non-periodic weak signals. The results showed that neural network structures would contribute to the stability of SR applications. Take the weak edge segmentation of the colonies and image enhancement in heavy-noise for example, the specific applications of SR mechanism of the neuron model was presented.

The main contributions of this thesis are summarized as follows:

(1) A FHN neural network model based on delayed feedback was presented. The new model could not only reflect the SR mechanism, how the neuron granted action potential in effective incentive and internal and external noise stimulation, but also reflect the effects of network characteristics on the action potentials processing, which liked individual neural level, coupling and delay in response etc.. The Markov probability density approximation method was adopted to

analysing the delayed feedback network model. And the specific steps details of the new model were presented.

(2)An enhancement method of periodic signals and non-periodic weak signals based on SR was presented. The influences of neural network structure to enhance SR performance were researched. Then the relationship between the network parameters, like time-delay etc., and the optional range of noise intensity was analysed. The results showed that the FHN neural network model based on delayed feedback had wider optimization range of noise intensity, significantly improved the stability and practicability of the weak signal SR detection.

(3)For the application of image object recognition with weak edge characteristic, a new image segmentation method based on SR of FHN neuron was presented. Take non-uniform colony cell image for example, this paper took one-dimensional signal that the image signal converted by the row and column scanning method as FHN neuronal excitation to obtain the corresponding SR response. Finally, the two-dimensional segmentation image was achieved by judging the response. The experimental results showed that this method could effectively enhance the weak edge of target, and segment smaller shape and weaker gray value of the colony cells. The method of this paper performed better than traditional grayscale image segmentation method for the weak target detecting.

(4)A new method based on the SR of FHN neuron with delayed feedback was used in image enhancement. Take the gray image for example, the functions of feedback structure and time-delay parameters etc. in the SR enhancement of gray-scale image were studied. And compared with image enhancement method without improving, the results showed the new method of this paper kept the image detail, and reduced noise effectively.

**Key words:** stochastic resonance, image segmentation, delayed feedback, FHN neuron, image enhancement



## 目 录

摘 要.....	I
ABSTRACT.....	III
第 1 章 绪 论.....	1
1.1 本文的研究背景 .....	1
1.2 本文的研究目的和意义 .....	1
1.3 国内外研究现状 .....	2
1.4 论文的主要工作及创新点 .....	4
1.5 论文的组织结构 .....	5
第 2 章 非线性系统的随机共振特性.....	7
2.1 阈值模型 .....	7
2.2 双稳态模型 .....	8
2.3 H-H 神经元模型 .....	9
2.4 FHN 神经元模型及其改进 .....	9
2.4.1 传统 FHN 神经元模型.....	10
2.4.2 FHN 神经元双层模型.....	10
2.4.3 FHN 神经元反馈模型.....	11
2.5 小结 .....	11
第 3 章 基于 FHN 神经元的延迟改进以及随机共振研究.....	12
3.1 FHN 神经元延迟反馈网络模型 .....	12
3.2 延迟微分处理 .....	13
3.3 传统 FHN 神经元随机共振 .....	14
3.3.1 一维周期弱信号随机共振响应.....	15
3.3.2 一维非周期弱信号随机共振响应.....	15
3.4 FHN 延迟反馈神经元随机共振 .....	16
3.4.1 一维周期弱信号随机共振响应.....	16
3.4.2 一维非周期弱信号随机共振响应.....	17
3.4.3 不同强度噪声的随机共振响应.....	17
3.4.4 延迟参数对检测性能的影响.....	18
3.5 小结 .....	21
第 4 章 基于 FHN 神经元随机共振的菌落图像分割研究.....	22
4.1 图像弱信号的随机共振增强 .....	22
4.2 菌落显微图像分割 .....	23

4.2.1	评价方法.....	23
4.2.2	图像降维算法.....	24
4.3	实验仿真.....	25
4.3.1	定性分析.....	25
4.3.2	菌落图像分割定量评价.....	26
4.3.3	算法的时间效率分析.....	30
4.4	小结.....	30
第 5 章	基于延迟反馈 FHN 神经元 随机共振的图像增强研究.....	31
5.1	图像增强技术概述.....	31
5.2	基于延迟反馈 FHN 神经元随机共振的图像增强研究.....	32
5.2.1	图像增强的定性分析.....	32
5.2.2	图像增强的定量分析.....	35
5.3	小结.....	36
第 6 章	总结与展望.....	37
6.1	本文工作的总结.....	37
6.2	今后工作的展望.....	38
致 谢	.....	39
参考文献	.....	40
附 录	.....	44

# 第1章 绪论

## 1.1 本文的研究背景

信号在采集和传递过程中，容易受到系统内外噪声的干扰，因此如何有效实现信号的检测和增强一直都是检测技术的研究热点。其中强噪声背景下的弱信号检测和增强技术，在生物医学工程、自动化以及国防等领域都有很广泛的应用前景，例如低剂量 CT 弱影像的增强、机械振动信号的检测及处理、海洋环境中军事目标的弱信号定位等。传统观点认为，噪声的存在对于弱信号是有害的。因此在弱信号检测或增强时，通常采用滤除噪声的思路。当信号的信噪比较高，且噪声的先验知识已知时，传统信号检测方法表现出了较好的性能。但对于强噪声背景下的弱信号检测，传统方法在滤除噪声的同时，也将削减弱信号有限的能量，从而丢失弱信号所携带的一些有效信息，信号的检测或增强效果并不理想。

近年来，越来越多的神经光学和电生理实验，以及相关的建模仿真实验表明，随机共振现象在神经系统中广泛存在。人们发现通过非线性系统、随机噪声以及弱信号之间的协同作用，可以将部分噪声能量转变为弱信号能量，从而将有利于弱信号的检测或增强。因此随机共振观点可总结为，一定强度的噪声对于非线性系统的弱信号响应其实是有益的。但目前对于神经系统中的随机共振研究，更多的是弱信号检测的随机共振现象观察或验证。本文认为对神经系统中的弱信号随机共振检测机理以及潜在的应用前景展开研究，将是对实验研究工作的有效互补。

由于神经元电生理模型能够较好地表达动作电位发放与突触激励、钾钠等离子通道闭合以及神经元参数之间的关联性，因此在神经信息学的研究中，神经元电生理模型扮演着不可或缺的重要角色。目前基于神经元电生理模型的随机共振弱信号检测机制吸引了越来越多的关注，从早期的单神经元模型扩展至网络反馈模型，不仅考虑了噪声对于弱信号跨越神经元兴奋阈值的作用，也考虑了神经元多层次以及反馈等网络结构在随机共振中所扮演的角色。但它们都有意或无意地回避了一个事实，那就是在神经脉冲信号沿着轴突和树突传递的过程中，以及神经元从静息状态进入兴奋状态所对应的离子通道开合等化学过程中，神经系统都具有明显的时间延迟，可以将其视为一种反应链或者传输过程的特征参数。虽然舍弃神经元网络的延迟特性，能够改善神经电生理仿真时算法的复杂性和效率。但考虑到时间延迟作为非线性系统的重要属性，它在噪声与弱信号的能量转换过程中，对随机共振机制的实现应该有着密切的关联性。

## 1.2 本文的研究目的和意义

正如前述，随机共振机制为弱信号检测或增强提供了一种新的思路。由于研究发现在生物体视觉等感知系统中，噪声对于弱信号而言并非都是有害的，特定强度的噪声反而能获得最佳的感知效果，这也正是随机共振的主要特征。因此神经元电生理模型自然就成为

了研究随机共振机制的理想非线性模型。但目前的相关研究更多涉及神经元模型本身的参数与弱信号检测性能的关系，以及模型在一维弱信号随机共振增强中的应用。

考虑到神经系统的网络结构，以及基于反馈原理的自动调节机理，本文试图探讨延迟反馈环节在随机共振机制中的作用，主要包括延迟反馈数学模型的响应求解问题研究、一维周期和非周期弱信号的响应评价指标研究，延迟反馈环节在二维图像处理中的应用研究等。

其中无穷维延迟微分非线性方程的求解问题，是延迟反馈环节应用的关键问题。如何建立近似求解的方法，是本文算法研究的前提。而一维周期和非周期信号的随机共振响应评价指标研究，将构建非线性系统结构或参数的寻优路径，是本文算法应用的基础。延迟反馈环节在二维图像处理中的应用研究，包括具有弱边缘的菌落图像分割研究，以及强噪声背景下的二维弱信号增强研究等，是本文算法实际应用的典型示例。因此本文展开上述研究，能够有效弥补目前随机共振研究中神经元模型的不足，探索延迟反馈等网络新特性对于弱信号检测的作用。同时将扩展随机共振弱信号检测技术在二维图像上的应用，也将给低信噪比图像的处理方法提供一种新思路。

### 1.3 国内外研究现状

1981 年，Benzi R.等<sup>[1]</sup>人在研究地球远古气象中冰川周期问题时发现，冰川变更周期与地轨道变化引起的太阳辐射波动周期是相吻合的，但是仅凭这一点并不会导致地质气候温度接近 10K 的变化，研究揭示短时间的天气随机变化也发挥了重要作用，这种现象即为随机共振。随后一年里，Nicolis C.等<sup>[2]</sup>人通过模拟地球气候交替变化的过程，提出了双稳态气候势的随机微分方程，以此来描述气候的变化，且在绝热条件下求得的结果也证实 Benzi R.等人提出的理论。

从随机共振现象被发现以后，在越来越多的领域中都发现了随机共振现象的存在，且几乎涉及到所有的自然科学领域，主要有气象学，信息科学，化学，光学，工业机械，量子力学，电子电路，神经科学，生物医学图像处理，甚至是人文科学领域<sup>[3-4]</sup>。其中，在物理科学领域，有研究设计混频随机共振电路系统<sup>[5]</sup>，将待测信号与扫描信号发生器产生的信号通过混频器作选频处理，然后输入非线性双稳态系统，实现强噪声背景中检测出微弱的中低频周期信号；还有研究通过环形激光器中噪声诱导两个相对传播的激光器模式转换<sup>[6]</sup>，也揭示了随机共振现象的存在。在生物医学领域，在猫的神经电生理实验中，通过研究脊髓和皮层神经功能团具有相关性<sup>[7]</sup>，发现内部存在随机共振机制；Shigeo 等<sup>[8]</sup>人通过研究正弦负荷与噪声对大鼠成骨过程的影响，发现随机共振可解释大鼠在成长发育和青少年时期，可以通过锻炼来加强成骨质效率，改进骨骼质量和骨的强度，但随着年龄的增加，这种能力逐渐减弱。这说明生物体外部和内部的噪声能够被生物体的不同器官组织的神经系统利用来感应和检测外部环境中的声音景象或食物等刺激信号。

虽然随机共振的提出为弱信号检测提供了一种新的思路，也一度成为人们研究和探索的热点，但是随机共振的研究进展并非一帆风顺。尤其是对于噪声能够使得非线性系统的

信噪比增益提高这一理论，很多人提出了质疑。但是很快人们发现对于随机共振的衡量标准并非仅仅局限于输出信号信噪比随噪声强度的非单调性变化，广义上测度的选择扩展到系统输出的信噪比、平均峰电位时间间隔以及幅值增益随噪声强度大小、输入信号的频率和幅值以及相关作用时间等参量的变化大小。其中，信噪比可用来定量的分析噪声强度和信号峰值高度之间的关系，当峰值达到最高值时选择此时的噪声强度作为最佳的噪声强度，且认为此时系统的响应与周期输入信号之间的关联性是最强的。随着后续研究的进一步深入，一些新的评价指标也被提出，例如，将谐力作为双稳态系统的输入信号时，势阱之间跃迁的整体概率流参数可以通过时间相关的概率密度指标来反映<sup>[9]</sup>。

同时，对于具有随机共振特性的非线性系统研究也有了一定的进展。在随机共振研究初期，随机共振模型主要采用的非线性系统为阈值模型<sup>[10]</sup>和双稳态模型<sup>[11]</sup>。随着生物电生理实验的发展，人们通过模拟生物神经系统建立了基于神经元的随机共振模型，如模拟乌贼轴突发放电而建立的 Hodgkin-Huxley(H-H)神经元模型<sup>[12]</sup>，以及其简化的用于描述易兴奋系统的 FHN 神经元模型<sup>[13]</sup>。随着模型以及生物神经系统神经元会聚方式研究的深入，模型也进一步得到完善，例如基于双层的 H-H 神经元网络模型<sup>[14]</sup>，基于反馈 FHN 神经元网络模型<sup>[15]</sup>等，从生物神经系统的特性来看，神经信息的群体编码已经被广泛接受。因此在随机共振研究中，对传统单一神经元模型进行改进是非常有必要的。

随着随机共振理论研究的发展，这一理论也被应用于实践，如弱信号的检测，增强和识别等方面。在生物医学领域，Moss F.和 Georgia T.首先成功的利用随机共振提高了大鼠脑细胞中弱信号的传输率<sup>[16]</sup>；Moss F.和 Ditto W.通过刺激蟾蜍的坐骨神经，发现随机共振可以提高信号的可分辨性<sup>[17]</sup>；张季谦等<sup>[18]</sup>人通过研究老鼠单个肝细胞内的钙离子振荡的动力学现象，发现由噪声诱导出的胞内钙离子在受到外界环境噪声影响时，会产生相干振荡的随机共振现象，并且在不同的噪声强度条件下，会产生双共振。这不仅说明了非线性系统中环境的扰动可以有利于系统有用信号有序的变化，且有助于解释生物学细胞处于介观尺度。

在工程领域，2009 年 Tan J.等<sup>[19]</sup>针对微弱高频信号检测提出了通过移频变尺度随机共振算法，克服了高频信号检测中随机共振的采样频率过高和数据点过多的限制；另有研究通过对随机共振参数的自适应选择，提出了一种自适应的随机共振新方法，并将其应用于早期故障诊断方面，有效的削弱了弱信号中的噪声并增强弱信号的特征，实现了故障的准确诊断<sup>[20]</sup>。Hao Y.等<sup>[21]</sup>针对在不同故障状态条件下，非线性因素对于机械振动所产生影响是不同的，且在某种程度上机械振动信号的辨识有助于对机械系统故障诊断和类型的判断，提出了基于级联双稳随机共振和多重分形算法提高了机械的故障诊断。

在数字图像处理领域，Janpaibon S.等<sup>[22]</sup>利用 RGB 阈值分割法和自适应随机共振技术，实现了彩色物体和背景的分割；Sasaki H.等<sup>[23]</sup>通过视觉感知实验，发现随机共振的存在能有效改善低质量视觉刺激的感知；2010 年 Jha R.等<sup>[24]</sup>对于不同对比度的含噪图像，采用超阈值随机共振方法进行图像分割，得到良好的分割结果。2011 年 Patel A.等<sup>[25]</sup>将基于超阈值随机共振原理的相关检测算法应用在数字图像水印的检测和提取上，并证明了在阈值

阵列模型中, 噪声对水印检测起到了积极作用。Chen K.等<sup>[26]</sup>利用双稳态随机共振系统实现了强噪声背景下的二值图像增强, 改善了图像的质量; Wang H.等<sup>[27]</sup>将其应用于低剂量 CT 图像增强, 通过将 CT 图像的降维信号输入到 FHN 神经元随机共振模型中, 获得含噪信号的随机共振响应, 将增强的信号逆扫描回二维空间, 获得增强的 CT 图像, 从而获得滤除噪声的 CT 增强图像, 这对于医学研究有着重要的意义。另外, Aihara T.<sup>[28]</sup>人也发现在内外部噪声叠加的情况下, 视觉系统的信号检测能力得到了显著提高。

#### 1.4 论文的主要工作及创新点

传统的弱信号检测方法通过估计信号中噪声的性质和强度, 然后将其滤除, 但由于噪声的随机性和未知性, 通常无法准确获得噪声的类型和估计值, 使得滤除弱信号中的噪声变得异常困难, 考虑到随机共振是一种非线性系统具有的特性, 它是一种特殊的噪声处理方式, 不需要滤除噪声, 却可以减弱噪声, 增强有用信号。而生物神经系统在感知外界刺激以及进行信息处理时的随机共振特性已经得到了实验证实, 神经系统能够充分利用动作电位序列中的背景噪声, 从而实现强噪声环境中弱信号的检测。因此本文采用能够表达神经系统电生理特性的 FHN 神经元模型, 尝试进行弱信号检测与增强的应用研究。

由于, 随机共振是非线性系统、噪声以及信号三者相互作用的结果。因此, 本文首先探讨 FHN 神经元一维和二维信号的随机共振特性, 验证了 FHN 神经元模型具有非线性系统的随机共振特性。为将 FHN 神经元随机共振应用于实际当中, 并针对强噪声背景下弱图像难以分割的难题, 将 FHN 神经元模型随机共振特性应用在二维图像分割上, 并进行了一定的研究和分析。FHN 神经元模型定量模拟神经系统中电信号在轴突之间的传递过程, 由于脉冲信号在树突传递过程中的迟后效应以及神经细胞本身具有的不定期性, 使得神经系统具有明显的延迟特性, 因此, 本文在已有的 FHN 神经元改进模型基础上, 提出了基于延迟反馈 FHN 神经元模型, 并研究其在弱信号检测中随机共振特性以及反馈延迟参数对于随机共振的影响。最后, 将改进的模型应用于实践, 由于传统的 FHN 神经元模型在图像增强方面已有了一定的应用, 因此本文与之对比, 研究改进的 FHN 神经元模型在图像增强的效果。

论文具体研究内容包括以下几个方面:

- (1) 针对神经元的网络结构层次和耦合特性, 以及在有效刺激和内外噪声刺激时表现出的延迟等特性, 本文在已有的 FHN 神经元改进模型的基础上, 提出了基于延迟反馈的 FHN 神经元网络新模型。针对改进后无穷维的延迟微分非线性方程难以求解的问题, 本文提出了采用马尔可夫概率密度近似方法渐进的对其进行求解。
- (2) 选取传统 FHN 神经元模型和基于延迟反馈的 FHN 神经元进行模拟, 以周期信号和非周期信号为例, 研究系统的随机共振响应。实验结果验证了随机共振现象存在于传统 FHN 神经元模型以及本文的改进模型。
- (3) 针对基于延迟反馈的 FHN 神经元模型, 研究神经元网络结构对于随机共振增强性能的影响, 重点分析了可选噪声强度范围以及延迟时间取值范围对于系统随机共振的作用。

仿真实验结果表明, 延迟参数的添加可以提高 FHN 神经元模型的噪声优化范围, 对于弱信号随机共振检测的稳定性和实用性有显著的提高。

- (4) 将 FHN 神经元模型的随机共振应用范围扩展到弱边缘特性的图像目标识别方面, 研究其在菌落显微图像分割方面的应用。为避免单向扫描形成的横纵纹, 提出采用行列扫描法, 对二维图像进行降维; 利用 FHN 神经元模型的随机共振特性, 对降维后的信号进行增强; 最后, 将处理后的信号进行决策和逆扫描, 完成图像的分割。实验结果表明, 本文方法可以较好的保持弱目标的几何形状, 在结果图上加强了弱轮廓信息, 能够分割出形态较小, 灰度值较弱的菌落细胞, 与传统的图像分割方法相比, 本文方法在弱目标检测上效果更优。
- (5) 将基于延迟反馈 FHN 神经元模型的随机共振应用扩展到图像增强方面, 研究其在灰度图像增强中的应用。从定性和定量的角度, 研究反馈结构以及延迟时间等参数在灰度图像随机共振增强中的作用。与传统的图像增强方法以及未改进的图像增强方法相比, 仿真结果表明, 本文新方法可以很好的保留图像的细节, 更适合层次感强的图像。

## 1.5 论文的组织结构

本文的主要结构和各章节安排具体如下:

第一章绪论, 首先介绍了非线性系统随机共振研究的背景、研究目的与意义, 并对国内外研究的现状进行了概述, 然后针对本文主要的工作以及创新点进行了介绍, 介绍了本论文的结构框架。其中, 重点介绍了近年来随机共振研究在神经系统方面取得的进展, 并对随机共振在各领域的发现以及应用进行了简要的回顾, 重点强调了其在图像处理或目标检测领域的应用前景。

第二章对随机共振机理进行了简要的阐述和分析, 详细介绍了当前几种常用的随机共振模型, 包括: 阈值模型、双稳态模型、Hodgkin-Huxley(H-H)神经元模型、FHN 神经元模型, 并对目前已有的 FHN 神经元模型进行了简要概述。

第三章仿照生物体电信号传播的延迟特性, 对 FHN 神经元反馈模型进行了改进, 构建了基于 FHN 神经元延迟反馈模型。针对延迟微分方程无解, 提出采用马尔科夫概率密度近似方法进行分析求解。以周期和非周期信号为输入信号, 对两种随机共振模型—传统 FHN 神经元模型和基于 FHN 神经元延迟反馈模型进行仿真实验, 验证了随机共振现象的存在。为后续图像分割和图像增强的应用奠定基础。通过与传统 FHN 神经元模型的随机共振对比, 研究神经网络结构参数对于基于 FHN 神经元延迟反馈模型的随机共振影响。

第四章以菌落显微图像为例, 在验证 FHN 神经元随机共振能够增强一维非周期含噪有用信号的基础上, 引入基于 FHN 神经元随机共振图像弱边缘分割方法。首先, 实现二维图像的降维操作; 然后, 进行降维序列的随机共振处理响应; 最后, 实现随机共振输出信号的幅值还原处理和光栅逆扫描, 完成菌落图像的初步处理。与传统图像分割方法进行对比, 本文方法体现了在强噪声弱边缘图像增强方面的优势。

第五章将改进后的 FHN 神经元模型应用于图像增强。通过定性和定量的分析, 研究反

馈结果和延迟等参数对于图像随机共振增强的作用。与传统的 FHN 神经元模型以及传统图像增强方法相比，本文方法体现了强噪声背景下图像增强方面的优势。

第六章对本文的研究进行总结和归纳，并对今后的研究工作进行展望，提出后续可进一步开展的研究内容和目标。



## 第2章 非线性系统的随机共振特性

随机共振描述在某些非线性动力学系统中，噪声或干扰的存在能够增强弱信号的检测能力。当强噪声背景下的弱信号通过非线性动力学系统时，非线性系统会调和弱信号和噪声信号，使得部分噪声信号的能量转换为弱信号的能量，从而表现为弱信号得到增强，噪声信号得到减弱，示意图如图 2-1 所示。

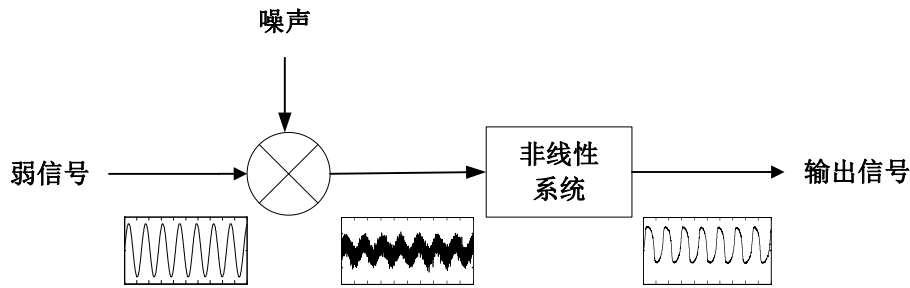


图 2-1 弱信号随机共振增强示意图

从神经系统的角度来分析，神经元具有阈值特性，当作用于神经元的信号低于阈值时，神经元兴奋处于抑制状态；当作用于神经元的信号高于阈值时，神经元发放动作电位。神经系统是生物体的调节和控制系统，当机体内外环境变化时，它可以感受这种变化，并将环境变化的信息进行整合。当神经系统感受到的信号比较微弱，低于阈值时，由于在生物体内结构中都存在噪声，通过与噪声的叠加，当叠加后的信号作用于神经元时，信号可能高于阈值，神经元从而产生系列的脉冲反应。

最初，人们在双稳态系统中发现了随机共振现象，并对其进行了一定的研究，随后随着电生理实验的进一步研究，随机共振被扩展到神经元电生理模型以及更简单的阈值系统中。

### 2.1 阈值模型

阈值模型是一种简化的可兴奋神经元模型，它是神经系统研究中的基础模型。且存在于一些实际系统中，例如施密特双稳态电路可认为是简化的阈值模型，其存在随机共振现象。

其解析表达式如式(2.1)：

$$V(x) = \begin{cases} a, & x \leq u \\ b, & x > u \end{cases} \quad (2.1)$$

其中， $x$  为系统的输入信号， $V(x)$  为系统的输出信号， $u$  为系统的阈值， $a$  和  $b$  分别为系统输出的低电平和高电平信号(其中  $b > a$ )。

在阈值系统中，当输入的信号值大于系统阈值时，系统有输出响应的发生；当输入的

信号值小于系统阈值时，系统没有输出响应。然而，当输入信号较弱低于阈值时，为其添加噪声，使添加噪声后的输入信号值在某些时刻高于系统阈值，从而系统产生输出响应。对于低于阈值的弱信号，由于在其峰值附近，噪声和输入信号叠加后幅值大于系统阈值的概率较大，因此，在某种程度上，添加噪声后产生的输出信号反映了低于阈值的输入信号的信息，这种通过添加噪声增强输入信号的现象亦被称为随机共振现象<sup>[29]</sup>。

## 2.2 双稳态模型

朗之万(Langevin)通过研究布朗运动，建立了以微分方程为数学模型的朗之万(Langevin)方程，一些特定的朗之万方程具有双势阱，而这种特殊的朗之万方程是典型的双稳态非线性系统<sup>[11]</sup>。

在随机共振研究中，双稳态系统模型可以由朗之万(Langevin)方程来描述，其解析表达式如式(2.2)所示<sup>[30]</sup>：

$$\frac{dx}{dt} = ax - bx^3 + f(t) + \xi(t) \quad (2.2)$$

式中， $f(t)$ 为不含噪声信号的外界驱动力，即系统的输入信号； $a$ 、 $b$ 为正数，代表势阱的形状参数； $\xi(t)$ 表示输入信号所添加的噪声含量，通常为均值为0、自相关函数为 $\langle \xi(t)\xi(0) \rangle = 2D\delta(t)$ 的高斯白噪声，其中 $D$ 表示噪声强度， $\delta(t)$ 为冲激函数。

微分可得非线性双稳态随机共振系统的势函数：

$$U(x) = -\frac{a}{2}x^2 + \frac{b}{4}x^4 + x \cdot (f(t) + \xi(t)) \quad (2.3)$$

则式(2.2)亦可描述为：

$$\frac{dx}{dt} = -\frac{dU(x)}{dt} \quad (2.4)$$

$U(x)$ 构成的双稳态系统包含了一个单势垒和一个双势阱，当系统的输入信号和输入的噪声信号为0时，即 $f(t)=0$ 且 $\xi(t)=0$ ，系统处于稳定状态，具有两个对称的势阱，且这两个对称势阱的阱底为 $x_m = \pm\sqrt{a/b}$ ；则通过式(2.3)所示的势函数，可以获得系统的势垒高度为 $\Delta U = a^2/(4b)$ <sup>[31]</sup>。

双稳态系统产生随机共振应具备三个条件：低于势垒的周期输入信号、吸引子存在势垒的双稳态系统、适当强度的噪声信号。

当外界周期驱动力作用于双稳态系统时，系统中的粒子会随着驱动的变化而移动。首先，当周期驱动力为0时，系统中的粒子会处于固定的平衡位置C，并在C的附近做微弱的振荡，此时 $x(t)$ 在一个固定值附近随着噪声强度 $D$ 成比例的做统计规律变化。当周期力驱动不为0时，系统的平衡性被打破。粒子将在周期力的作用下在两个势阱间相互运动，即从一个势阱(A/B)运动到另外一个势阱(B/A)。双稳态响应示意图如图2-2所示。

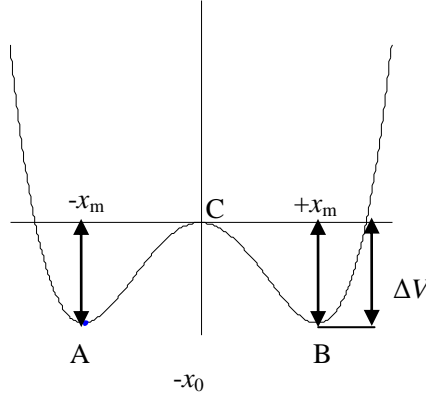


图 2-2 双稳态响应示意图

### 2.3 H-H 神经元模型

1952 年, Hodgkin 和 Huxley 通过描述流过乌贼巨型轴突隔膜的电流随时间和电压的变化, 提出了乌贼神经中波传播的第一个定量数学模型, 该模型满足神经元电生理特性, 符合动作电位信号产生和传递的过程, 可以较好的描述神经元轴突细胞中膜电位与膜电流的关系, 是可兴奋细胞中典型的随机共振模型, 且对于研究生物系统中各种非线性现象具有非常重要的作用<sup>[12]</sup>。其解析表达式如式(2.5):

$$\begin{cases} C_m \frac{dV}{dt} = I_{ext} - g_{Na} m^3 h (V - V_{Na}) - g_K n^4 (V - V_K) - g_L (V - V_L) \\ \frac{dm}{dt} = \frac{(m_\infty(V) - m)}{\tau_m(V)} \\ \frac{dh}{dt} = \frac{(h_\infty(V) - h)}{\tau_h(V)} \\ \frac{dn}{dt} = \frac{(n_\infty(V) - n)}{\tau_n(V)} \end{cases} \quad (2.5)$$

式中,  $V$  为膜电压;  $C_m$  为膜电容;  $I_{ext}$  为外部输入电流,  $I_{ext} = I_0 + S(t) + \xi(t)$ , 其中,  $I_0$  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;  $\xi(t)$  为输入的噪声信号, 满足  $\langle \xi(t) \rangle = 0$ ,  $\langle x(t_1)x(t_2) \rangle = 2D\delta(t_1 - t_2)$  的高斯白噪声,  $D$  为噪声强度,  $\delta(t)$  为冲激函数;  $m$  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;  $g_{Na}$ 、 $g_K$ 、 $g_L$  分别表示  $Na^+$ 、 $K^+$  和漏电流通道电导最大值;  $V_{Na}$ 、 $V_K$ 、 $V_L$  分别为相应通道的逆转电位;  $m_\infty(V)$ 、 $h_\infty(V)$ 、 $n_\infty(V)$  和  $\tau_m(V)$ 、 $\tau_h(V)$ 、 $\tau_n(V)$  分别为  $m$ 、 $h$ 、 $n$  的饱和值和时间常数。

### 2.4 FHN 神经元模型及其改进

20 世纪五六十年代 FitzHugh R. 和 Nagumo J. 提出 FitzHugu-Nagumo (FHN) 神经元模型。该模型能够描述神经和心肌纤维电脉冲的许多特性, 例如神经元放电、相对和绝对的恢复周期、激发阈值的存在以及在外电流作用下的脉冲链的产生等。同时 FHN 神经元模型作为一种两变量神经元模型, 是多变量 H-H 神经元模型的简化版本, 但其仍然保留了易兴奋神

经细胞再生激发机制的主要特性，被广泛用于研究螺旋波和可再生激发机制。

#### 2.4.1 传统 FHN 神经元模型

传统的 FHN 神经元模型的方程组可用式(2.6)来描述<sup>[32-34]</sup>：

$$\begin{cases} \varepsilon \frac{dv}{dt} = v(v-a)(1-v) - w + A_T - B + I_{ext} \\ \frac{dw}{dt} = \gamma(v-w-b) \end{cases} \quad (2.6)$$

其中， $\varepsilon$  和  $\gamma$  为时间常数，决定了神经元的点火速率； $v$  为快变的神经元膜电压； $I_{ext}$  为外部电流输入； $w$  为慢变的恢复变量； $A_T$  为临界值，促使神经元定期点火； $B$  为信号电平均值与  $A_T$  的差值； $a$ 、 $b$  为方程组常数。

#### 2.4.2 FHN 神经元双层模型

目前 FHN 神经元的随机共振研究主要集中于单层模型，但是生物神经系统是非常复杂的，对于外界信号的响应并不仅仅是一个神经元独立完成的。由于神经系统是由许多个神经元相互之间连接而构成的复杂网络，神经元之间存在耦合和调控的作用，构成神经网络来弥补单个神经元在弱信号传输处理方面的局限性。将 FHN 神经元模型以加和的形式构成双层 FHN 神经元模型<sup>[35]</sup>，模型结构如图 2-3。

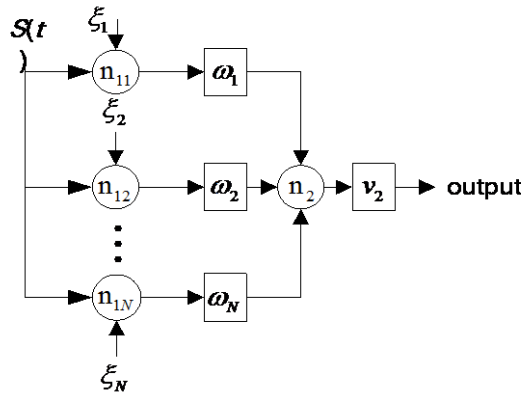


图 2-3 双层 FHN 神经元网络结构示意图

该模型可用方程式(2.7)描述：

$$\begin{cases} \varepsilon \frac{dv}{dt} = v(v-a)(1-v) - w + A_T - B + \sum_{i=1}^N \omega_{1i}(v_{1i} - U_{eq}) / N \\ \frac{dw}{dt} = v - w - b \end{cases} \quad (2.7)$$

其中，第一层中的神经元模型与单个 FHN 神经元模型相同，输入信号取  $I_{ext} = S(t) + \xi_i(t)$ ，其中  $\xi_i(t)$  表示输入第一层神经元  $n_{1i}$  的噪声， $\xi_1$ 、 $\xi_2$ 、 $\dots$ 、 $\xi_N$  为相互独立的高斯白噪声。将第一层神经元输出信号的倍数作为第二层对应神经元的输入信号，首层的  $N$  个神经元  $n_{11}$ 、 $n_{12}$ 、 $\dots$ 、 $n_{1N}$  通过突触与第二层神经元  $n_2$  相连，连接系数为  $\omega_i$  ( $i=1,2,\dots,N$ )。当第一层神经元的输出信号值超过阈值  $U_{eq}$  时，则认为其对应的第二层神经元具有输入信号，否则，其对应的第二层神经元的输入信号为 0。将第二层神经元的输出信

号作为整个网络系统的输出信号。

### 2.4.3 FHN 神经元反馈模型

双层 FHN 神经元模型考虑了神经网络结构，但所构成的网络结构是单向的，使得双层 FHN 神经元模型的输出信号稳定性较差，考虑到负反馈环节有益于系统的稳定性，因此基于双层 FHN 神经元负反馈模型被提出，将输出层的响应经过比例环节反馈于输入层各个 FHN 神经元。反馈模型结构如图 2-4。

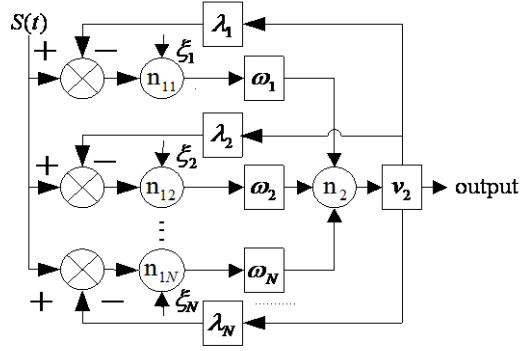


图 2-4 FHN 神经元反馈结构示意图

输入层(第一层)神经元的外部输入信号变成：

$$I_{ext} - I_{fee}^{(i)} = S(t) + \xi_i(t) - \lambda_i v_2 \quad (2.8)$$

其中， $\lambda_i$  表示  $n_2$  反馈给输入层的反馈系数，反馈电流为  $I_{fee}^{(i)} = \lambda_i v_2$ 。

## 2.5 小结

本章主要介绍了四种常见的随机共振非线性系统模型，它们分别是阈值模型，双稳态模型以及两种神经元模型。阈值模型和双稳态模型是随机共振早期研究和应用最为广泛的非线性模型。随着生物医学电生理实验的发展，出现了一些旨在模拟生物神经系统动作电位发放的神经元模型，本章重点介绍了两种较为常见的神经元模型，包括：**H-H** 神经元模型，**FHN** 神经元模型。其中 **H-H** 模型是神经元模型的基础模型，而 **FHN** 神经元模型是 **H-H** 模型的一种简化模型，其在神经系统研究领域有着非常广泛的应用。由于国内外对于随机共振研究已经有了很大的进展，本章在介绍 **FHN** 神经元模型的基础上，进一步介绍了目前对于 **FHN** 神经元模型的一系列改进。它们分别包括：模拟神经元的层次以及汇聚结构，建立双层 **FHN** 神经元模型；模拟神经元信号传递所具有反馈的特性，在双层的基础上，建立反馈 **FHN** 神经元模型。

### 第3章 基于 FHN 神经元的延迟改进以及随机共振研究

#### 3.1 FHN 神经元延迟反馈网络模型

目前，对于神经元电生理模型的随机共振特性研究，主要集中关注噪声或者神经网络对于随机共振的影响，忽略了信号在实际神经系统传输时所表现的延迟反馈特性。在实际的非线性系统中，由于信号和能量传输速度的限制、元件老化造成的信号传输的滞后或动物神经脉冲信号在树突传递过程中的反应延迟以及神经细胞具有的不应期效应，使得信号到达实际作用目标神经元响应时具有一定的时间延迟，而这种时间延迟会导致混沌，振荡，同步等多种现象。因此，在非线性和神经网络中添加延迟环节，使其能够更好的模拟实际系统具有重要的意义。

对于强噪声背景下弱信号的检测的随机共振，由于信号相对于噪声的微弱，随机共振参数需要有较宽的优化范围，且考虑到生物神经系统脉冲发放和传递过程中会存在时间的延迟，因此本文在上述研究的基础上，模拟信号在实际神经元中传输的延迟特点，为其添加延迟反馈环节，延迟反馈模型结构如图 3-1。

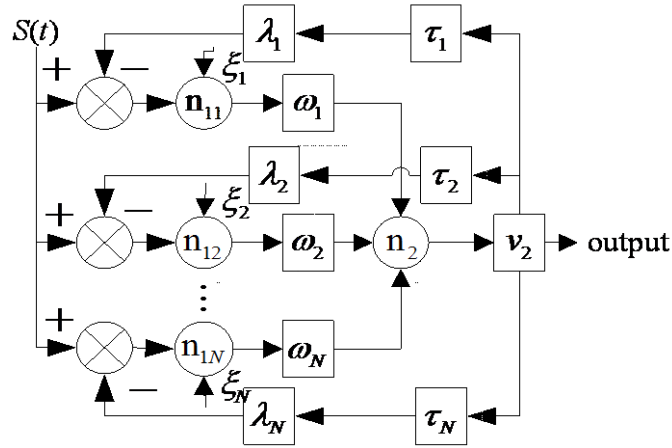


图 3-1 FHN 神经元延迟反馈网络模型

其中， $\tau_i$  表示  $n_2$  反馈给输入层的延迟系数，反馈延迟电流为  $I_{fee}^{(i)} = \lambda_i v_2(t - \tau_i)$ 。

由于需要重点考察神经元延迟特性对于 FHN 神经元随机共振的影响，因此分析时可取  $N=1$ ，如式(3.1)。

$$\begin{cases} \varepsilon \frac{dv}{dt} = v(v-a)(1-v) - w + A_T - B + I_{ext} + \lambda v(t - \tau) \\ \frac{dw}{dt} = \gamma(v - w - b) \end{cases} \quad (3.1)$$

其中， $v$  为快变的神经元膜电压； $w$  为慢变的恢复变量； $\varepsilon$  为时间常数，决定了神经元的点火速率； $A_T$  为临界值，促使神经元定期点火； $B$  为信号电平平均值与  $A_T$  的差值； $a$ 、 $b$  为

方程组常数； $I_{ext}$  为外部电流输入，且  $I_{ext} = S(t) + \sqrt{2D}\xi(t)$ ， $S(t)$  为输入信号， $\xi(t)$  为高斯白噪声，满足  $\langle \xi(t) \rangle = 0$ ， $\langle \xi(t)\xi(t') \rangle = \delta(t-t')$ ， $D$  为噪声强度； $\lambda$  为反馈延迟的反馈系数； $\tau$  为时间延迟参数。

### 3.2 延迟微分处理

上述延迟方程在有限维的空间是无解的，且在现实中由于周期振荡和不稳定等非平稳现象的存在，延迟存在于许多非线性的系统，描述这类系统的数学方程称为延迟微分方程 (DDEs)。延迟微分方程是无穷维的非线性方程，很难得到解析结果，以前一般采用渐进的解析方法进行处理。在长延迟极限下，利用延迟倒数  $1/\tau$  做渐进的展开，得到各阶都有明确物理意义的方程。随着计算机技术的发展，延迟微分方程处理也有了更近一步的发展，这包括李雅普诺夫分析法<sup>[36]</sup>、欧拉式近似算法<sup>[37]</sup>等。

对于小延迟，马尔可夫概率密度近似方法是一种比较简单有效的处理方法<sup>[38]</sup>。利用泰勒展开和伊藤积分方法，对含有延迟的微分方程进行处理，获得该延迟微分方程的 Fokker-Planck 方程以及方程中含有的有效漂移力，其中漂移力中含有马尔可夫稳态概率密度函数。将马尔可夫稳态概率密度函数中的未知参数特殊化，使无穷维的延迟微分方程转化为参数独立的可求解方程。将 Fokker-Planck 方程、有效漂移力以及特殊化处理后的马尔可夫稳态概率密度函数带入原延迟微分方程，则可获得该延迟微分方程的解析方程。具体实现如下：

延迟微分方程为：

$$\frac{dx}{dt} = f(x(t), x(t-\tau))dt + \sqrt{2D}g(x(t))dW(t) \quad (3.2)$$

其中  $W(t)$  是维纳过程，它的初值  $W(0) = 0$ ，并且  $\langle W(t) \rangle = 0$ ， $\langle W^2(t) \rangle = t$ ，对于所有的  $t \in [-\tau, 0]$ ， $x(t) = \phi(t)$ 。利用泰勒展开和伊藤积分得到 Fokker-Planck 方程：

$$\frac{\partial P(x_0, t | \phi)}{\partial t} = -\frac{\partial}{\partial x_0} \left\{ \partial P(x_0, t | \phi) f^* \right\} + D \frac{\partial^2}{\partial x_0^2} \left\{ \partial P(x_0, t | \phi) g^2(x_0) \right\} \quad (3.3)$$

其中概率密度  $\partial P(x_0, t | \phi)$  为：

$$\partial P(x_0, t | \phi) = \int_a^b dx_\tau P(x_\tau, t-\tau | x_0, t; \phi) \quad (3.4)$$

有效的漂移力  $f^*$  为：

$$f^* = \int_a^b dx_\tau f(x_0, x_\tau) P(x_\tau, t_0-\tau | x_0, t; \phi) \quad (3.5)$$

上式(3.5)中：

$$P(x_\tau, t-\tau | x_0, t; \phi) = \frac{P(x_0, t_0; x_\tau, t_0-\tau | \phi)}{P(x_0, t_0 | \phi)} \quad (3.6)$$

称为马尔可夫稳态概率密度，对此 Risken 有详细的推导，令  $x = x_0$ ， $t = t_0$ ，则上式为：

$$P(x_{\tau}, t-\tau | x, t) = \sqrt{\frac{1}{2\pi g^2(x)\tau}} \exp\left(-\frac{[x_{\tau}-x-f_0(x)\tau]^2}{2g^2(x)\tau}\right) \quad (3.7)$$

综合式(3.3), (3.5), (3.7)三式得到有效的随机延迟微分方程:

$$\frac{dx(t)}{dt} = f^* dt + \sqrt{2D}g(x(t))dW(t) \quad (3.8)$$

本文采用上述方法, 将含有时间延迟的非马尔可夫过程近似转换成马尔可夫过程, 得到近似的 Fokker-Planck 方程:

$$\frac{\partial P(v, t)}{\partial t} = -\frac{\partial [h_{eff}P(v, t)]}{\partial v} + D \frac{\partial^2 P(v, t)}{\partial v^2} \quad (3.9)$$

$h_{eff}$  是平均漂移力

$$h_{eff} = \int_a^b dv_{\tau} h(v, v_{\tau}) P(v_{\tau}, t-\tau | v, t) \quad (3.10)$$

其中:  $v_{\tau} = v(t-\tau)$ ,  $h(v, v_{\tau}) = v(v-a)(1-v) - w + A_T - B + K v_{\tau} + S(t)$ ,  $h(v) = v(v-a)(1-v) - w + A_T - B + K v + S(t)$ , 积分边界  $a$ ,  $b$  分别趋于  $-\infty$  和  $+\infty$ 。  
 $P(v_{\tau}, t-\tau | v, t)$  是马尔可夫传输概率密度的零界近似:

$$P(v_{\tau}, t-\tau | v, t) = \frac{1}{\sqrt{4\pi D\tau}} \exp\left(-\frac{(v_{\tau}-v-h(x)\tau)^2}{4D\tau}\right) \quad (3.11)$$

将式(3.11)代入式(3.10)可以得到:

$$h_{eff} = (1+\lambda\tau)[v(v-a)(1-v) - w + A_T - B] + \lambda(1+\lambda\tau)v + (1+\lambda\tau)S(t) \quad (3.12)$$

方程(3.1)中的近似马尔可夫过程的等效朗之万方程为:

$$\begin{aligned} \varepsilon \frac{dv}{dt} &= v(v-a)(1-v) - w + A_T - B + S(t) \\ &+ \lambda \left\{ \tau [v(v-a)(1-v) - w + A_T - B + S(t) + \lambda v] + v \right\} + \sqrt{2D}\xi(t) \end{aligned} \quad (3.13)$$

则延迟反馈 FHN 神经元模型方程(3.1)经上述处理后为:

$$\begin{cases} \varepsilon \frac{dv}{dt} = v(v-a)(1-v) - w + A_T - B + S(t) \\ \quad + \lambda \left\{ \tau [v(v-a)(1-v) - w + A_T - B + S(t) + \lambda v] + v \right\} + \sqrt{2D}\xi(t) \\ \frac{dw}{dt} = \gamma(v-w-b) \end{cases} \quad (3.14)$$

其中, 延迟反馈 FHN 神经元模型的参数取值如下:  $\varepsilon = 0.005$ ,  $a = 0.5$ ,  $b = 0.15$ ,  $A_T = 0.11\text{mV}$ ,  $B = 0.07\text{mV}$ ,  $\lambda = -0.01$ ,  $\tau = 10$ ,  $D = 0$  快变神经元膜电压的初始值为  $v_{int} = 0.146\text{mV}$ , 慢变恢复变量初始值为  $w_{int} = -0.004\text{mV}$ 。

### 3.3 传统 FHN 神经元随机共振

为验证传统的 FHN 神经元模型以及本文改进的神经元模型具有随机共振特性, 本文分



别以周期和非周期的连续和二值信号作为神经元的输入信号，验证随机共振现象的存在。

### 3.3.1 一维周期弱信号随机共振响应

验证传统 FHN 神经元电生理模型对于周期弱信号具有随机共振的特性，本文选取信噪比  $SNR = 2\text{dB}$  的周期二值弱信号图 3-2(b)和周期连续弱信号图 3-3(b)作为 FHN 神经元模型的输入信号。结果显示，输出的神经元膜电压如图 3-2(c)、3-3(c)所示，能够很好的跟随输入信号的周期，并且弱信号得到了有效增强，仿真结果表明 FHN 神经元电生理模型对于周期信号具有随机共振的特性，在一定条件下，周期弱信号将获得加强。

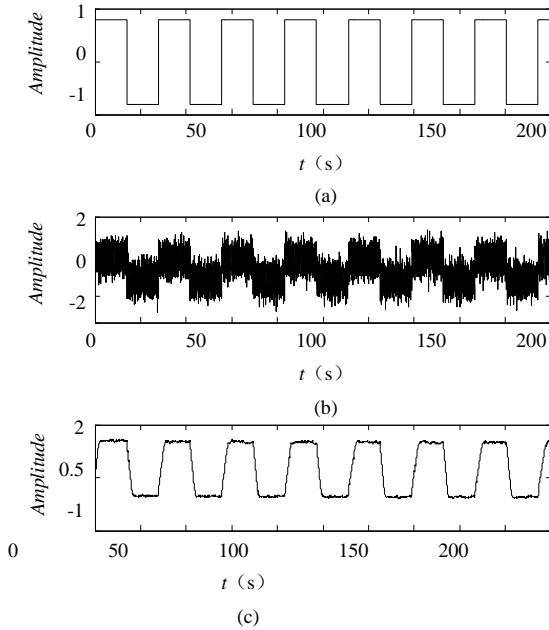


图 3-2 FHN 神经元周期二值响应  
(a)原始周期信号；(b)含噪周期信号；  
(c)复原周期信号

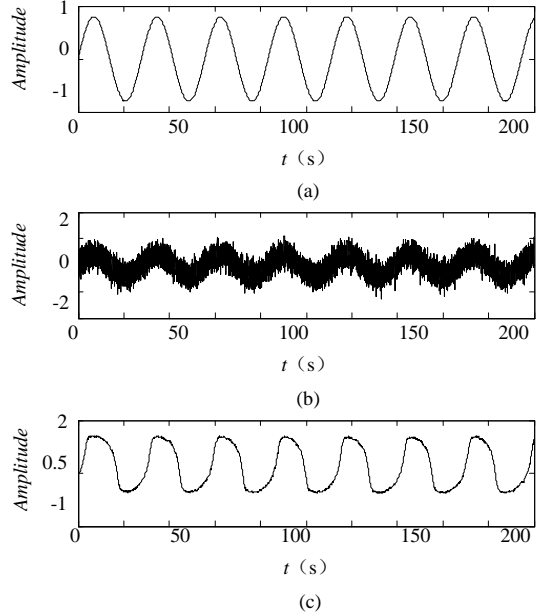


图 3-3 FHN 神经元周期连续响应  
(a)原始周期信号；(b)含噪周期信号；  
(c)复原周期信号

### 3.3.2 一维非周期弱信号随机共振响应

验证 FHN 神经元电生理模型对于非周期弱信号也具有随机共振的特性，本文分别选取信噪比  $SNR = 2\text{dB}$  的非周期二值弱信号图 3-4(b)和连续弱信号图 3-5(b)作为 FHN 神经元模型的输入。输出的神经元膜电压如图 3-4(c)、3-5(c)所示，能够很好的反映原弱信号的有用信息，跟随信号的发放情况，并且强噪声背景下的弱信号得到了有效增强，结果表明 FHN 神经元模型对非周期信号具有神经元电生理的随机共振特性，且在一定条件下，非周期弱信号将获得加强。

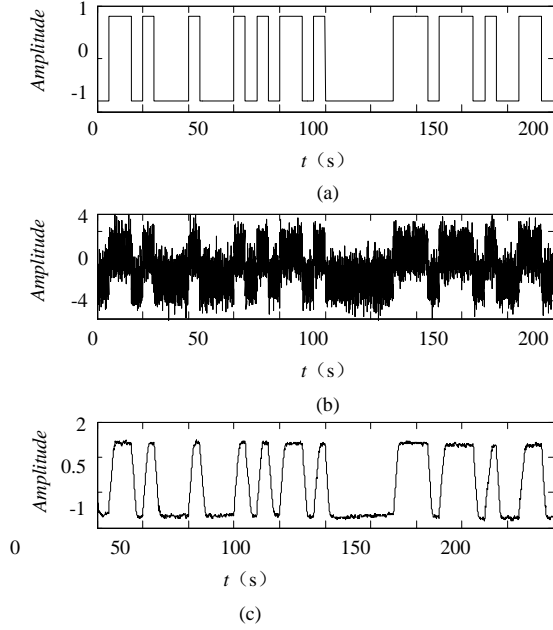


图 3-4 FHN 神经元非周期二值响应  
(a)原始非周期信号；(b)含噪非周期信号；  
(c)复原非周期信号

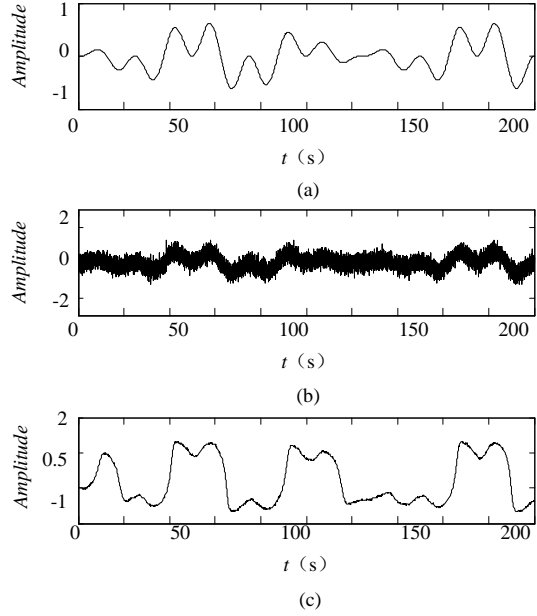


图 3-5 FHN 神经元非周期连续响应  
(a)原始非周期信号；(b)含噪非周期信号；  
(c)复原非周期信号

### 3.4 FHN 延迟反馈神经元随机共振

#### 3.4.1 一维周期弱信号随机共振响应

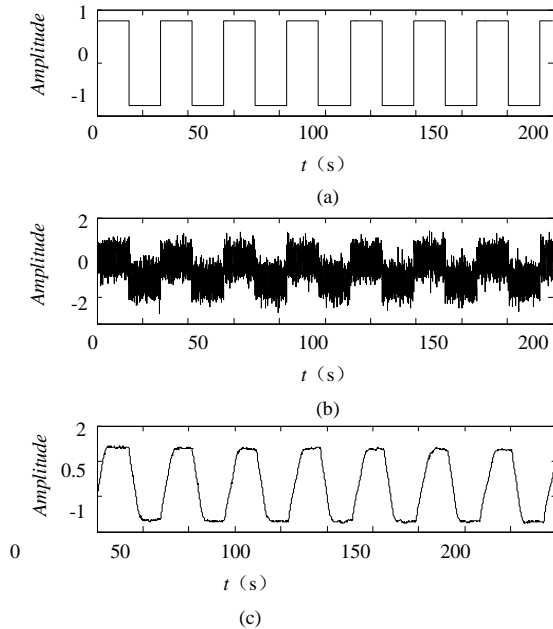


图 3-6 FHN 延迟反馈神经元非周期二值响应  
(a)原始非周期信号；(b)含噪非周期信号；  
(c)复原非周期信号

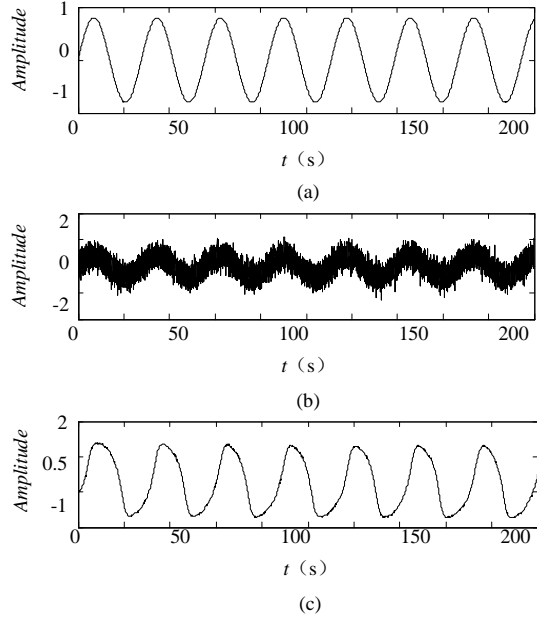


图 3-7 FHN 延迟反馈神经元非周期连续响应  
(a)原始非周期信号；(b)含噪非周期信号；  
(c)复原非周期信号

为验证 FHN 延迟反馈神经元模型对于一维周期弱信号具有随机共振的特性，将信噪比  $SNR = 2\text{dB}$  的含噪周期的二值信号如图 3-6(b)和连续信号如图 3-7(b)，分别作为处理后的延迟反馈 FHN 神经元模型式(3.14)的输入信号，输出信号如图 3-6(c)和 3-7(c)。图 3-6、3-7 显

示：对于添加了强噪声的弱信号，将其通过延迟反馈 FHN 神经元模型，三者会发生随机共振的效果，即输出的脉冲响应能够很好的跟随原周期信号的发放频率，复原了弱信号的周期，能够很好的体现信号关于时间的变化规律，验证了经延迟处理后的延迟反馈 FHN 神经元模型具有随机共振特性。

### 3.4.2 一维非周期弱信号随机共振响应

为验证 FHN 延迟反馈神经元电生理模型对于非周期弱信号也具有随机共振的特性，本文分别选取信噪比  $SNR = 2\text{dB}$  的非周期二值弱信号图 3-8(b)和连续弱信号图 3-9(b)作为 FHN 延迟反馈神经元模型的输入。输出的神经元膜电压如图 3-8(c)、3-9(c)所示，能够很好的反映原弱信号的有用信息，跟随信号的方法情况，并且强噪声背景下的弱信号得到了有效增强，同样具有传统的 FHN 神经元模型的随机共振效果，结果表明 FHN 延迟反馈神经元模型对非周期信号具有神经元电生理的随机共振特性，且在一定条件下，非周期弱信号将获得加强。

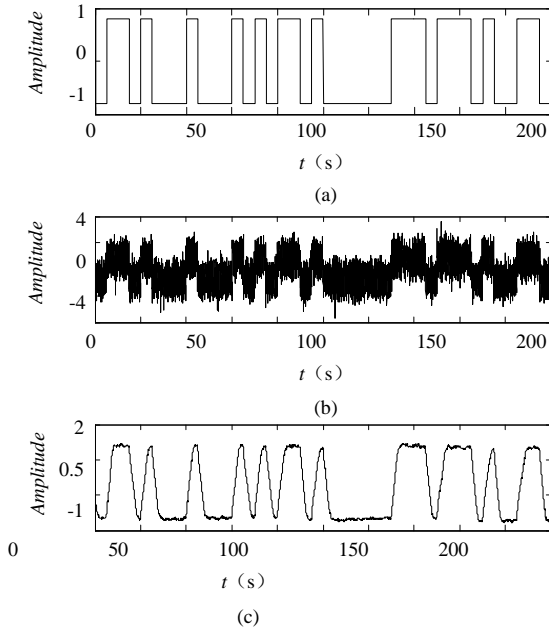


图 3-8 FHN 延迟反馈神经元非周期二值响应  
(a)原始非周期信号；(b)含噪非周期信号；  
(c)复原非周期信号

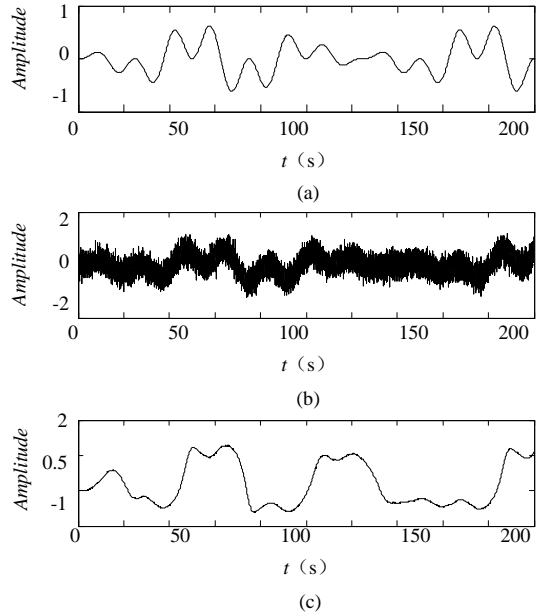


图 3-9 FHN 延迟反馈神经元非周期连续响应  
(a)原始非周期信号；(b)含噪非周期信号；  
(c)复原非周期信号

### 3.4.3 不同强度噪声的随机共振响应

利用 FHN 延迟反馈神经元模型进行信号检测时，通过将一维信号  $S(t)$  和不同强度的高斯白噪声作用于 FHN 延迟反馈神经元模型，输出脉冲序列，如图 3-10。

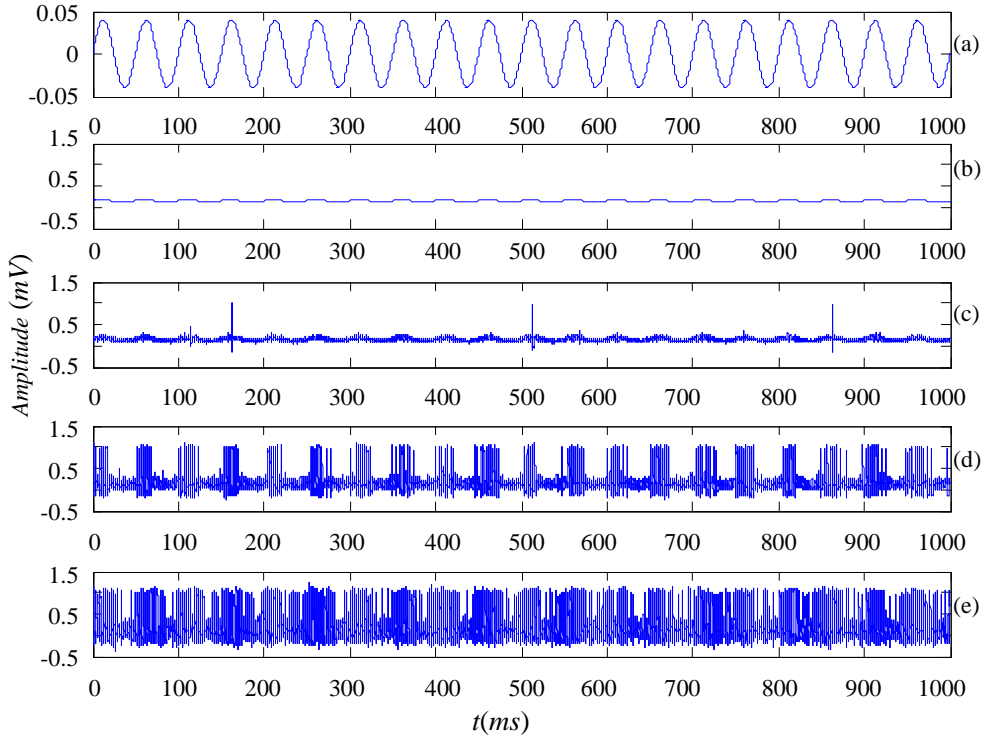


图 3-10 FHN 延迟反馈神经元的正弦周期响应.

(a)正弦输入信号；(b)  $D=0$ ；(c)  $D=2 \times 10^{-7}$ ；(d)  $D=1.5 \times 10^{-6}$ ；(e)  $D=5.0 \times 10^{-6}$

如图 3-10(a)所示, 本节选取  $S(t) = 0.04\sin(2\pi \times 20t) (t \geq 0)$  作为输入信号, 当输入信号添加强度  $D=0$  的噪声时, 神经元输出膜电位会产生阈下振荡, 即输入信号不添加噪声信号时, 神经元不会产生动作电位的发放, 如图 3.10(b)所示。当添加的噪声强度大于零时, 如图 3.10(c), 神经元被激活, 有动作电位被间隔断续的发放。随着添加噪声强度  $D$  的增加, 神经元的动作电位发放逐渐增多, 且动作电位的发放主要集中在输入信号的峰值附近。当噪声强度增加至  $D=1.5 \times 10^{-6}$  时, 如图 3.10(d)显示, 输出信号能够很好的跟随输入信号频率的发放。随着噪声强度增加, 神经元的动作电位发放增多, 神经元动作电位发放和输入信号的周期具有良好的相关性。若继续增加噪声强度, 相关性减弱, 信号将被噪声淹没。

由此可知: 通过延迟反馈 FHN 神经元系统、噪声信号和输入信号之间的协同作用, 噪声信号转变为弱信号的有用信息, 促使延迟反馈 FHN 神经元模型动作电位的有序的发放, 且在一定范围内, 输出信号可以很好的体现输入信号的周期信息。

#### 3.4.4 延迟参数对检测性能的影响

为更好地研究添加延迟反馈环节对于 FHN 神经元模型信号检测性能的重要意义, 本文从定性和定量的角度, 对比传统的 FHN 神经元模型和添加延迟反馈环节的 FHN 神经元模型的输出信噪比。通过选取不同的延迟参数  $\tau$ , 对 FHN 神经元模型的输出响应做进一步的研究, 并分析延迟反馈环节对于 FHN 模型性能的影响, 如图 3-11 和图 3-12 所示。图 3-11 (a) 和图 3-12(a)为周期正弦信号; 图 3-11 (b)和图 3-12(b)分别为不同信噪比的正弦输入信号; 图 3-11(c~f)、图 3-12(c~f)为不同延迟参数条件下的输出响应, 其中图 3-11(c)和图 3-12(c)对应于  $\tau = 0$  的情形, 即在反馈环节中不具有延迟性的传统 FHN 模型。随着时间延迟参数  $\tau$  的

增加, 虽然神经元动作电位发放率将明显下降, 但表现出了更好的有序性。延迟反馈的时间增加对于神经元的动作电位发放有一定的抑制作用, 但这种作用在一定范围是有益的, 尤其是对于含强噪声的弱信号检测。例如当  $SNR = -1$  时,  $\tau = 40$  时输出的脉冲信号能够很好的跟随原始的信号峰值发放; 而当  $SNR = 5$  时,  $\tau = 40$  时动作电位的发放也能很好的跟随输入信号的频率, 同时, 动作电位发放集中于输入正弦信号峰值处, 表现出更好的关联性。另外从图中还可以看出, 当时间延迟参数  $\tau$  相同时, 输入信号含噪声越大, 延迟反馈 FHN 神经元模型的动作电位发放也越多。这说明当延迟时间  $\tau$  固定时, 强噪声更能激发阈值下的脉冲信号的响应, 表现出了信号检测的随机共振机制。

由此可见, 对于强噪声背景下的弱信号, 时间延迟参数可以很好的抑制噪声信息, 且对于延迟反馈 FHN 神经元模型的动作电位在发放频率上具有较好的稳定效果。

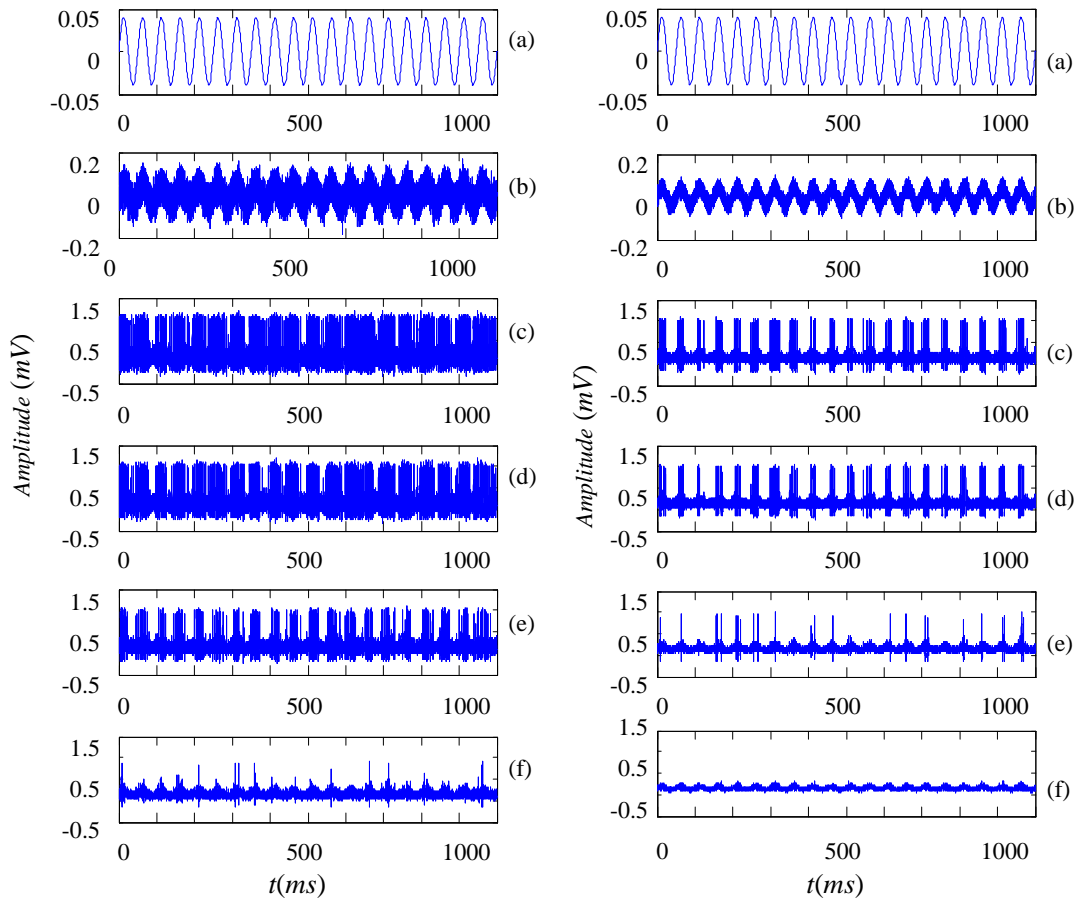


图 3-11 强噪声背景下, FHN 延迟反馈图  
神经元模型的含噪正弦信号响应。

(a) 正弦信号;  
(b)  $SNR = -1$  的含噪正弦输入信号;  
(c)  $\tau = 0$ ; (d)  $\tau = 10$ ; (e)  $\tau = 40$ ; (f)  $\tau = 70$ 。

3-12 弱噪声背景下, FHN 延迟反馈  
神经元模型的含噪正弦信号响应。

(a) 正弦信号;  
(b)  $SNR = 5$  的含噪正弦输入信号;  
(c)  $\tau = 0$ ; (d)  $\tau = 10$ ; (e)  $\tau = 40$ ; (f)  $\tau = 70$ 。

在定量的研究中, 选取不同信噪比的噪声信号, 将其分别输入传统的 FHN 神经元模型和本文的延迟反馈 FHN 神经元模型, 计算输出信号的信噪比 (如图 3-13), 通过输出信噪比值的大小和变化趋势, 研究延迟反馈环节对于 FHN 神经元模型的影响。并通过进一步选

取不同的时间延迟参数  $\tau$ ，以信噪比为  $SNR = -1$  和  $SNR = 5$  的输入信号为例，研究时间延迟参数  $\tau$  对于延迟反馈 FHN 神经元模型的随机共振的影响。

图 3-13 显示，当输入噪声信号的信噪比  $SNR$  在一定范围变化的时候，传统和改进的 FHN 神经元模型输出信号的信噪比，随着输入信号  $SNR$  的增加(噪声含量减小)整体上呈现递增关系。当输入噪声信号  $SNR = 1$  时，改进 FHN 模型和传统 FHN 模型的输出信号的信噪比相等。当输入弱信号的信噪比处于  $-14 \leq SNR \leq -2$  时，本文延迟反馈 FHN 神经元模型能够获得更好的输出信噪比。若继续增加输入信号中的噪声，此时两种模型都将不具有理想的弱信号增强性能。因此，在输入噪声信号可变的情况下，与传统 FHN 模型相比，本文的延迟反馈 FHN 神经元模型在弱周期信号检测过程中适应性更强。实验结果表明在一定的噪声强度范围内，FHN 神经元模型的随机共振机制有助于弱周期信号检测与信息传输，且延迟反馈 FHN 模型的周期响应明显优于传统 FHN 模型，具有更佳稳定性。

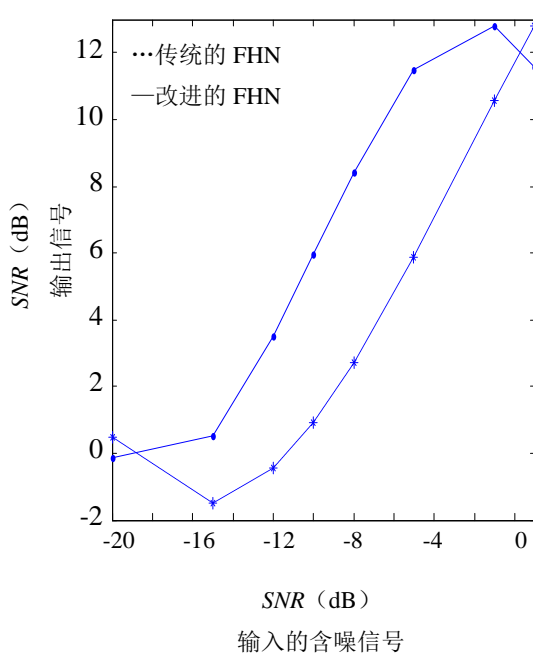


图 3-13 弱周期信号激励下，

传统 FHN 神经元模型与改进 FHN 神经元模型输出信噪比与输入含噪信号信噪比关系。

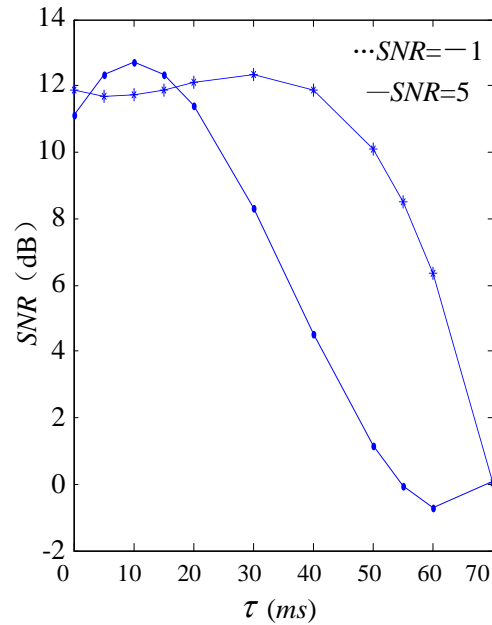


图 3-14 输入信噪比为  $SNR = 5$  和

$SNR = -1$  时，延迟反馈 FHN 神经元模型输出信噪比与延迟参数  $\tau$  的关系。

图 3-14 显示，对于含有强噪声背景的弱信号  $SNR = -1$ ，当延迟时间按  $2 < \tau < 40$  范围变化的时候，输出信号的信噪比与延迟参数  $\tau$  是单调递增的关系；而当  $\tau = 40$  左右时，输出信号的信噪比达到最大值，若继续增加延迟参数  $\tau$  的值，信噪比则会快速下降，此时将无法从强噪声背景中检测出弱信号；当  $\tau$  取值较小 ( $\tau < 20$ ) 时，含不同噪声的输入信号对应的输出信号的信噪比相差较小，但随着  $\tau$  值的增加 ( $\tau > 20$ ) 时，含噪信号为  $SNR = -1$  的输出信噪比与含噪信号为  $SNR = 5$  的输出信噪比相比，具有明显的优越性，即  $\tau > 20$  更适合强噪声背景下的信号检测。因此，对于强噪声的弱信号，时间参数  $\tau$  的增加会使得其随机共振效果更加优越，即延迟反馈 FHN 神经元模型更加适合于含有强噪声的弱信号检测。

以上结果显示，对于强噪声背景下的弱信号，添加延迟反馈环节的 FHN 神经元模型具

有更佳的检测效果，且时间延迟参数的增加有助于抑制强噪声对于有用信号的干扰，即背景噪声增加时，适当增加时间延迟参数有助于信号的检测。

### 3.5 小结

本章针对 FHN 神经元模型进行了延迟改进，提出了基于 FHN 延迟反馈神经元模型，针对改进后模型的延迟反馈进行了去微分处理。通过传统的 FHN 神经元模型的随机共振效果验证改进后的 FHN 神经元系统仍具有随机共振特性，以周期和非周期信号为例，通过将周期和非周期的含噪输入信号输入神经元系统中，输出信号能很好的反应原信号的特征信息。为进一步验证基于 FHN 神经元延迟反馈模型随机共振特性的存在，本文研究了在不同强度噪声条件下，基于 FHN 神经元延迟反馈模型的随机共振效果，仿真实验结果显示，随机共振存在于改进的模型，噪声的添加可以促使神经元输出膜电位动作的发放，动作电位发放的频率与输入信号的频率基本吻合，且随着噪声强度增加，神经元的动作电位发放增多，达到一定强度值时，神经元动作电位发放和输入信号具有良好的相关性。但若继续增加噪声强度，相关性减弱，直至噪声将信号淹没。并通过对比传统 FHN 神经元电生理模型的随机共振和改进后的 FHN 神经元模型的随机共振效果，研究延迟参数对于 FHN 神经元模型随机共振的影响。实验结果表明：在强噪声背景下的弱信号检测中，反馈中的延迟参数具有较宽的优化范围，当时间延迟参数在一定范围内变化时，时间延迟参数能够有效抑制强噪声对于输出信号的影响，从而提高 FHN 神经元随机共振输出响应的稳定性。因此，对于传统的 FHN 神经元模型添加延迟反馈环节的改进有着重要的实际意义。

## 第 4 章 基于 FHN 神经元随机共振的菌落图像分割研究

在食品安全快速检测领域，菌落细胞种类以及数量的准确识别具有重要的研究意义。其中基于机器视觉的微生物菌落检测方法，由于其操作简便，且具有较好的客观性和准确性，因此已经成为菌落检测的主流方法之一。而菌落显微图像的有效分割，是实现菌落机器视觉自动检测的关键技术<sup>[39]</sup>。但在菌落显微图像的成像中，培养皿容器容易受到上下光源照射不均匀等影响，从而菌落显微图像容易受到噪声的干扰，表现为像素值的非均匀性和非一致性，部分菌落目标边缘不连续且模糊，图像的信噪比并不理想。上述因素的存在，使得菌落显微图像自动分割性能显著下降，进一步影响了后续菌落细胞种类以及数量的准确识别。目前主流图像分割方法主要包括基于灰度特征的阈值分割法<sup>[40-41]</sup>；基于边缘检测和边缘连接的分割方法<sup>[42-43]</sup>；区域分割算法<sup>[44-45]</sup>等，对于高信噪比和简单目标背景的图像，上述方法具有较好的分割性能。它们通常认为噪声是有害的，在分割过程中，首先需要考虑如何滤除图像中的噪声。但对于低信噪比和复杂目标背景的图像，一方面噪声的有效滤除将变得非常困难；另一方面在噪声滤波过程中，复杂目标背景的细节信息也容易造成丢失。

正如前述，传统图像分割方法更多关注于噪声的滤除，通过改善图像质量来提高图像分割的性能。而最近受到关注的随机共振观点则认为适当的噪声其实是有益的。因此本文采用描述神经元电生理过程的 FHN 神经元模型，通过非线性系统、随机噪声和输入信号之间的协同作用，将噪声信号转变为弱信号的有用信息，从而能够有效的增强弱信号，滤除弱信号中的噪声。并将其应用于菌落显微图像处理，通过非线性系统 FHN 神经元模型、湮没在图像背景中的菌落弱边缘、以及可视为噪声干扰的非均匀背景相互协同作用下，利用随机共振机制，将有利于图像中弱信号或弱边缘的增强，从而改善显微菌落的分割性能。这将为低信噪比图像的自动分割和后续分析提供一种新的思路。

### 4.1 图像弱信号的随机共振增强

由于噪声、光照等外界环境或设备本身的原因，通常我们所获取的原始数字图像质量不是很高，因此在对图像进行分割操作前，需要对原始数字图像弱信号进行增强处理。图像弱信号随机共振是将二维图像信号通过扫描降维成一维弱信号序列，并将此序列作为 FHN 神经元电生理模型的输入信号，通过 FHN 神经元电生理模型的随机共振特性将此弱信号序列中的噪声部分转换为有利于信号的能量，实现弱信号的加强。

为验证 FHN 神经元电生理模型能够实现图像信号的随机共振，本文选取一幅规格为  $512 \times 512$  像素的二维菌落细胞图像，将通过行扫描降维的第  $2.4 \times 10^5 \sim 2.5 \times 10^5$  个像素点构成的一维信号序列作为 FHN 神经元模型的输入信号序列如图 4-1(a)所示。若直接将降维后含噪声干扰的一维弱信号序列输入到 FHN 神经元模型中，输出结果如图 4-1(b)所示。虽然输出



信号保留了原信号的形状，但输出信号降低了图像信号的极大值和极小值的距离，不能较好的保留图像有用信息幅值，使得复原后的图像对比度减小。因此本文通过对含噪声干扰的一维弱信号序列的像素进行处理，即对取值在 $[0, 255]$ 之间的一维信号元素进行映射，将其取值范围映射至 $[-128, 127]$ ，使得输入信号像素具备双极性特性，满足 FHN 神经元电生理模型的随机共振响应特性的输入要求，输入到 FHN 神经元模型中，输出结果如图 4-1(c)。不仅能有效的保持原信号的形状，对信号幅值差距有效的保留，且相对于原始输入信号，通过 FHN 神经元的随机共振作用，图像中的部分噪声信号转换为图像的有用信号，表现为信号的平滑性得到了增强，由于噪声所引起的扰动得到了抑制。实验结果表明，对二维图像进行降维和映射处理，通过 FHN 神经元产生的随机共振响应，能够实现弱信号的增强，较好的保留有用信息。

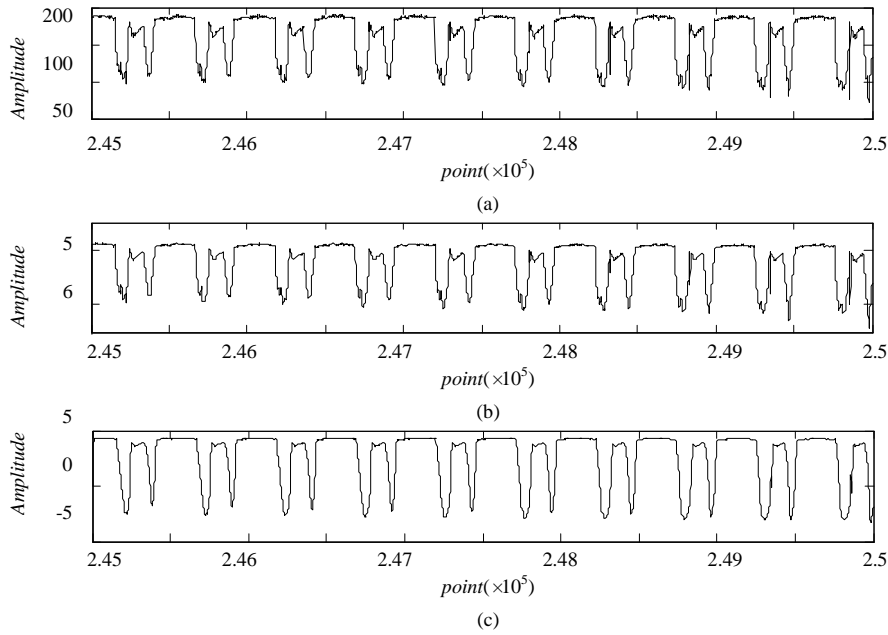


图 4-1 FHN 神经元对图像降维后的一维信号响应。

(a) FHN 神经元输入信号；(b) 具有噪声干扰的像素分布的 FHN 神经元输出；  
(c)对含噪信号处理后的 FHN 神经元输出信号

## 4.2 菌落显微图像分割

### 4.2.1 评价方法

最常用的微生物定量方法就是对生长菌落进行总数统计的菌落总数统计定量方法，因此本文采用在疾病预防控制和食品安全监控中具有重要意义的菌落数作为评价对象，将处理后的菌落图像和原菌落显微图像进行对比，确定菌落个数的真阳性个数和假阳性个数。最后，计算真阳性率和假阳性率对菌落显微图像的分割性能做出定量评价。其中，由于目前后续的菌落图像计算机自动分析系统并不完善，为了避免自动分析系统对于分割性能评价的影响，因此在菌落数统计过程中，本文采用仍被广泛应用的人工计数方法。

设菌落计数的真阳性率为  $TP$ ，定义如式(4.1)：

$$TP = x / y \quad (4.1)$$

其中,  $x$  为图像分割后被正确统计的菌落个数,  $y$  表示原图中经人工方法统计的菌落个数。当  $TP$  越接近 1 时, 菌落细胞计数的准确率越高, 漏检的概率越小, 此时分割性能与人的主观感受越吻合。

设菌落计数的假阳性率为  $FP$ , 定义如式(4.2):

$$FP = z / y \quad (4.2)$$

其中,  $z$  为图像分割后被错误统计为菌落的个数,  $y$  表示原图中经人工方法统计的菌落个数。当  $TP$  越接近 0 时, 菌落细胞计数的准确率越高, 误判的机率越小。

#### 4.2.2 图像降维算法

由于 FHN 神经元模型的输入为一维信号, 要使二维的图像信号通过 FHN 则必须将二维图像信号通过扫描降维成一维信号, 对于图像扫描常使用的方法有光栅扫描法、Z 扫描法、连续光栅扫描法等。本文采用最简易高效的光栅扫描法, 即通过行列扫描将二维图像信号转换为一维图像信号序列, 其中, 行扫描是从图像的左上方开始以水平方向依次读取每行图像的像素; 列扫描是从图像的左上方开始以垂直方向依次读取每列图像的像素。若采用单一的行扫描或者列扫描很容易造成恢复后的图像产生横向或者纵向的纹路。

本文通过将行方向扫描的一维信号和列方向扫描的一维信号融合, 来消除上述行列单一扫描的缺点。具体实现如下: 首先, 在行方向和列方向上分别对菌落细胞图像进行灰度扫描, 设扫描后的一维信号序列分别为  $\mathbf{I}_1=[i_1(1), i_1(2), \dots, i_1(N \times M)]$  和  $\mathbf{I}_2=[i_2(1), i_2(2), \dots, i_2(N \times M)]$ , 其中,  $N$  表示图像行方向的像素,  $M$  表示图像列方向的像素, 然后将上述两个信号序列的灰度范围映射到  $[-128, 127]$ , 此时输入信号将具有双极性。将映射后的信号序列分别通过 FHN 神经元模型, 设输出的信号序列分别为  $\mathbf{J}_1=[j_1(1), j_1(2), \dots, j_1(N \times M)]$  和  $\mathbf{J}_2=[j_2(1), j_2(2), \dots, j_2(N \times M)]$ , 通过式(4.3)、(4.4)将输出的信号  $\mathbf{J}_1$  和  $\mathbf{J}_2$  逆映射和线性拉升到  $[0, 255]$ , 使其符合图像像素的特性。

$$j'_1(k) = \frac{255}{\max(\mathbf{J}_1) - \min(\mathbf{J}_1)} \times j_1(k) + 128 \quad (4.3)$$

$$j'_2(k) = \frac{255}{\max(\mathbf{J}_2) - \min(\mathbf{J}_2)} \times j_2(k) + 128 \quad (4.4)$$

然后, 通过行方向和列方向的逆扫描, 将一维信号序列  $j'_1$  和  $j'_2$  恢复成二维图像对应的像素矩阵  $\mathbf{K}_1=\{k_1(i, j)|i=1, 2, \dots, N; j=1, 2, \dots, M\}$  和  $\mathbf{K}_2=\{k_2(i, j)|i=1, 2, \dots, N; j=1, 2, \dots, M\}$ 。图像中模糊的边缘区域会导致  $\mathbf{K}_1$  和  $\mathbf{K}_2$  之间部分背景区域和目标区域不重合。为了提升图像的边缘清晰度, 且尽量保持菌落细胞低灰度边缘的可见性, 即显示比菌落内部颜色浅、比背景区域颜色深的图像边缘, 本文对行列方向输出图像的结果进行融合。由于行方向和列方向的扫描会产生横向和纵向的噪声纹路, 使得菌落细胞内部的低灰度值扩散到边缘上, 若选取较小的灰度值作为输出图像的结果, 菌落细胞的边缘灰度部分就会被内部低灰度值的噪声信号所淹

没，则不能很好的保留相对于菌落细胞内部有差异的边缘灰度值。因此响应的灰度值越大，噪声转换为有用信号就越强，即随机共振效应越强。本文选取相应灰度值中较大的值作为输出图像的结果，算法实现如下：根据式(4.5)选取对应图像位置处的灰度值作为最终分割图像的灰度值，设分割后的二维图像矩阵为  $\mathbf{K}=\{k(i,j)|i=1,2,\dots,N;j=1,2,\dots,M\}$ 。

$$k(i,j)=\max(k_1(i,j),k_2(i,j)) \quad (4.5)$$

### 4.3 实验仿真

#### 4.3.1 定性分析

为验证上述行列方向扫描后灰度值的融合消除了单独采用行扫描和列扫描产生的纹路缺点，本文选取一幅已灰度化处理后的菌落图像，对上述三种方法分别进行实验。实验结果如图 4-2 所示，其中，图 4-2(a)表示行扫描输出图像，菌落的横向弱信号边缘被检测出来；图 4-2(b)表示列扫描输出图像，菌落的纵向弱信号边缘被检测出来；图 4-2(c)表示行列扫描并融合的输出图像，菌落的横向和纵向的弱信号边缘都被检测出来。

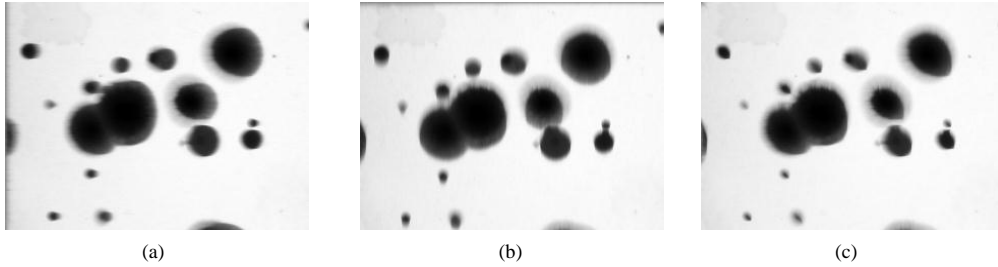


图 4-2 不同降维方向得到的菌落图像分割的结果。

(a)行向扫描输出图像；(b)列向扫描输出图像；(c)行列扫描融合后输出图像

为了验证本文的方法在图像分割方面的优越性，本文选取一幅培养皿中的菌落细胞图像，将通过 FHN 随机共振处理的分割算法，分别与目前广泛使用的大津阈值分割算法<sup>[46]</sup>、迭代法进行实验比较，结果如图 4-3 所示。

其中，图4-3(a)为菌落细胞的原图；图4-3(b)为大津多阈值分割图像；图4-3(d)为迭代法分割处理后的图像；图4-3(f)为经本文方法分割获得的图像；图4-3(c)、图4-3(e)、图4-3(g)分别为图4-3(b)、图4-3(d)、图4-3(f)经过改进的Prewitt算子<sup>[47]</sup>锐化分割的结果，其中改进的Prewitt算子锐化是将图像的像素值通过一对Prewitt模板卷积处理，并求取平方根，最后通过像素值调整来实现。

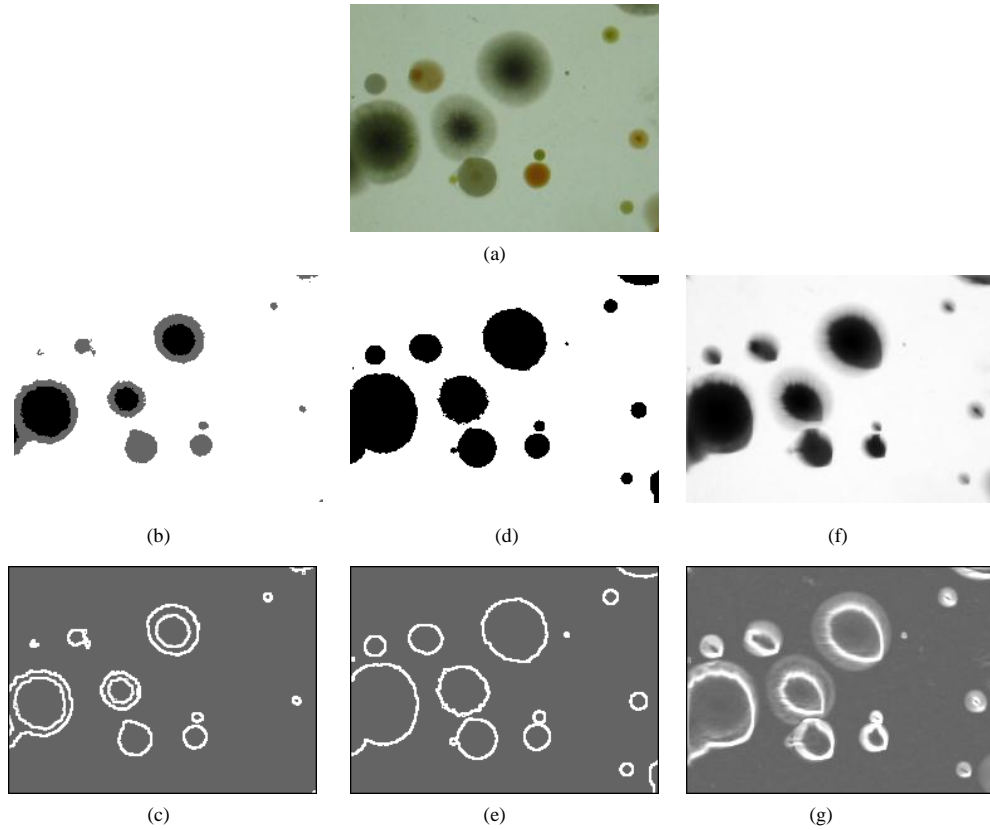


图 4-3 不同方法下菌落细胞的分割初效果和锐化分割效果。  
(a)菌落原图；(b)大津多阈值分割；(c)为(b)图像的锐化分割；(d) 迭代法分割；  
(e)为(d)图像的锐化分割；(f)本文的分割算法；(g)为(f)图像的锐化分割

由于本文算法在进行图像分割时，利用了随机共振机制，有利于增强湮没在强噪声背景中的弱边缘或弱目标。图 4-3 中明显可以看出，本文的分割算法，可以分割出图像的弱边缘且具有渐变性，而另外两种方法都没有实现弱边缘和内部灰度两者过渡的有效分割，大津多阈值分割算法，易将单个渐变菌落分割成多个菌落。本文方法分割目标的几何形状保持较好，湮没在背景中的弱边缘信息并未丢失，尤其对于轮廓较弱的菌落细胞，更加能凸显细胞的完整性和非均匀性，图像的灰度层次对比鲜明，能够较好地识别和分割出菌落细胞的形态，将有利于后续的分析 and 特征提取。

#### 4.3.2 菌落图像分割定量评价

在定量研究本文的分割算法在菌落细胞分割检测中的优势时，为了能够方便的识别出菌落细胞的边缘，从而确定其个数，针对上述三种算法获得的多幅分割后的菌落细胞图像进行了边缘锐化分割处理，同时利用边缘检测的方法直接分割图像的边界，即采用 Prewitt 算子对图像直接进行边缘分割检测。

本文选取五幅菌落图像作为实验对象，且将此五幅图像标记为 No.1, No.2, No.3, No.4, No.5，如图 4-4(a)~4-8(a)所示。本文提出的基于 FHN 神经元模型的随机共振分割图像的锐化分割结果如图 4-4(b)~图 4-8(b)所示，即将分割初结果通过改进的 Prewitt 算子的边缘分割检测结果。由于本文算法中 FHN 神经元模型的随机共振作用，将图像的噪声部分转换为信号的有用信息，类似于噪声的弱目标以及弱信号边缘会被增强，不会被滤去，因此

边缘锐化分割不仅可分别准确的检测出原始图像菌落弱边缘和内部，同时能够识别出较为准确的个数，目标漏检的情况较少发生；图 4-4(c)~图 4-8(c)表示利用大津阈值分割算法分割图像后的边缘锐化分割结果，对于有弱边缘的图像，锐化只能得到内部颜色较深的边缘，细胞的边缘形态变小，不能对于真正的弱边缘进行检测；图 4-4(d)~图 4-8(d)表示利用迭代法分割图像后的边缘锐化分割结果，相对于大津阈值分割能较好的检测出菌落的个数，能够检测出弱边缘，但仍不能区分出菌落边缘和内部的灰度差别，且相对于本文算法菌落仍有遗漏；图 4-4(e)~图 4-8(e)表示利用边缘分割检测算法直接获得的菌落边缘图像结果，相对于本文算法以及阈值算法，均不能很好的对边缘进行检测与分割。

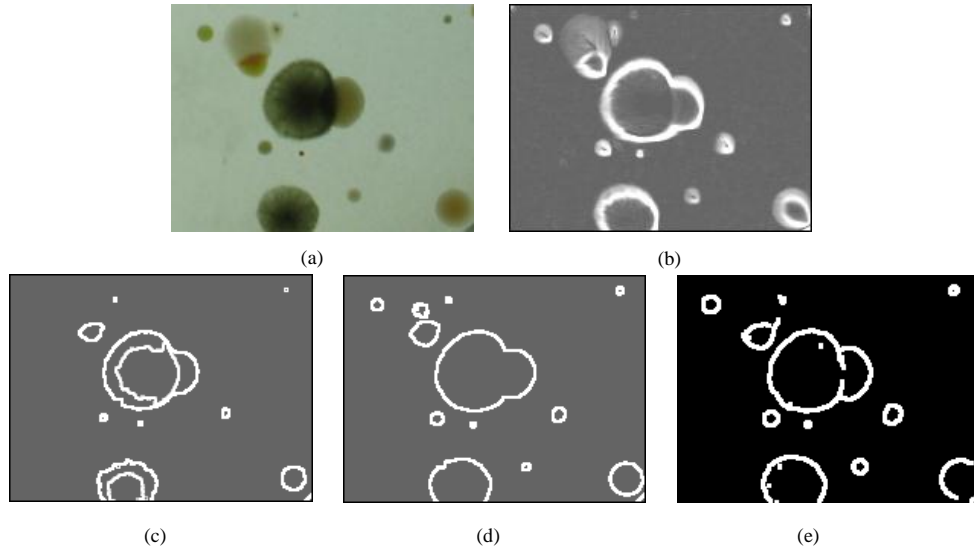


图 4-4 No.1 菌落细胞图像采用不同图像分割方法得到的锐化分割结果。

(a)No.1 菌落原图；(b)本文的锐化分割图像；(c)大津多阈值锐化分割结果；  
(d)迭代法锐化分割结果；(e)边缘检测分割结果

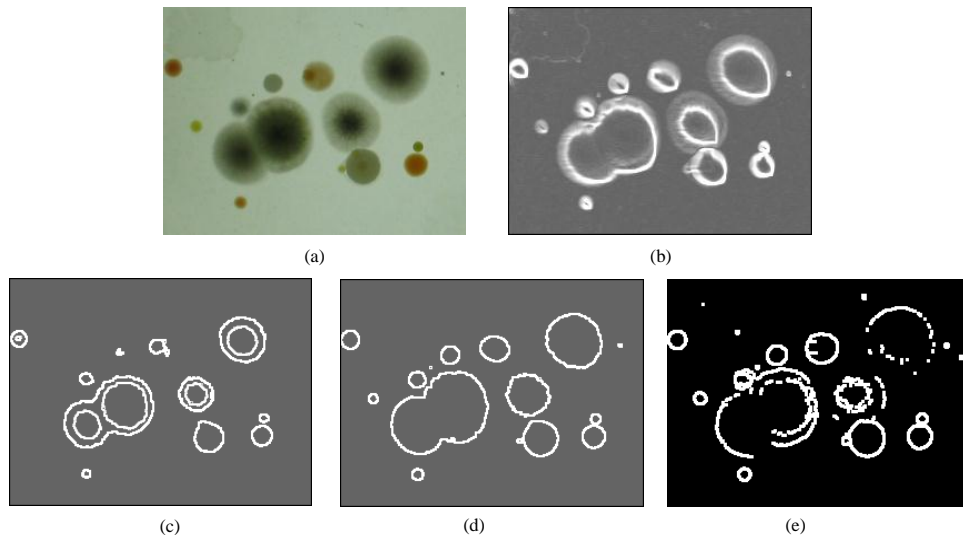


图 4-5 No.2 菌落细胞图像采用不同图像分割方法得到的锐化分割结果。

(a)No.2 菌落原图；(b)本文的锐化分割图像；(c)大津多阈值锐化分割结果；  
(d)迭代法锐化分割结果；(e)边缘检测分割结果

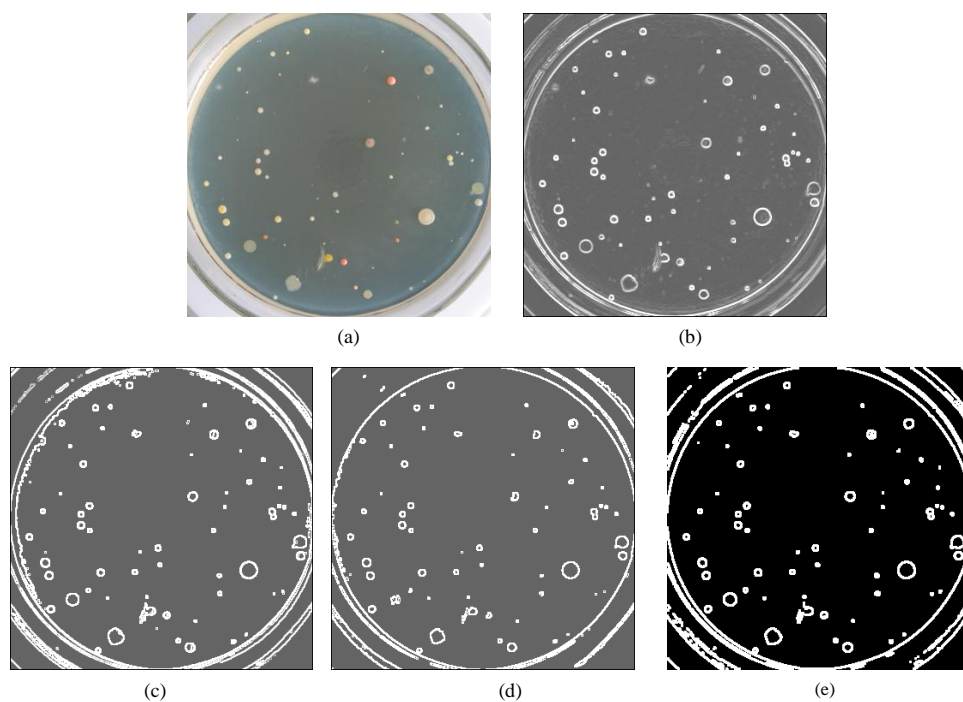


图 4-6 No.3 菌落细胞图像采用不同图像分割方法得到的锐化分割结果。  
(a)No.3 菌落原图；(b)本文的锐化分割图像；(c)大津多阈值锐化分割结果；  
(d)迭代法锐化分割结果；(e)边缘检测分割结果

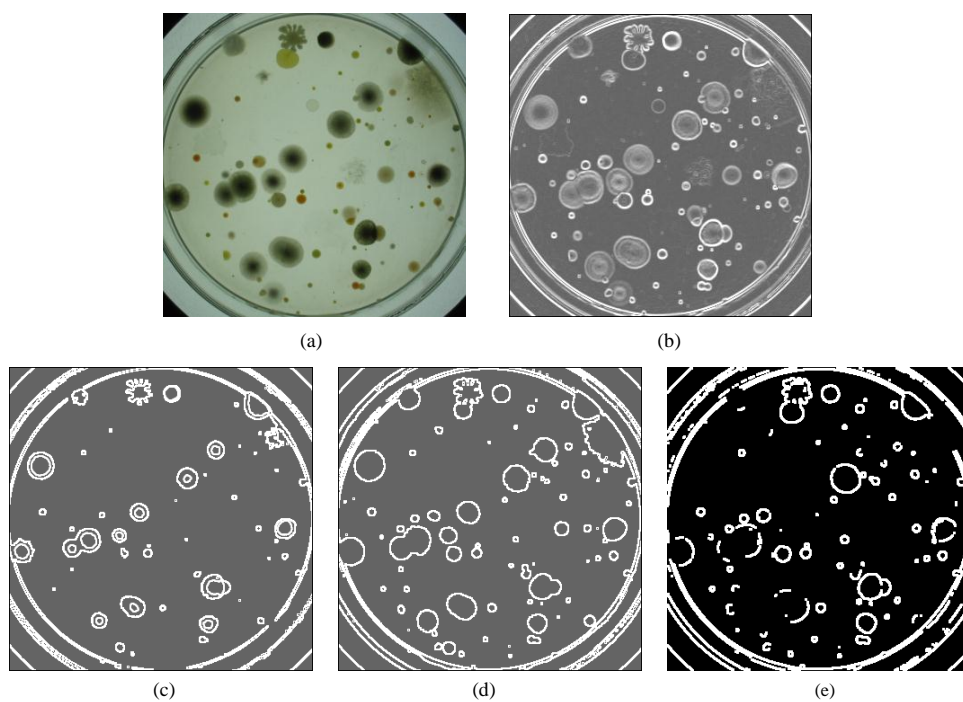


图 4-7 No.4 菌落细胞图像采用不同图像分割方法得到的锐化分割结果。  
(a)No.4 菌落原图；(b)本文的锐化分割图像；(c)大津多阈值锐化分割结果；  
(d)迭代法锐化分割结果；(e)边缘检测分割结果



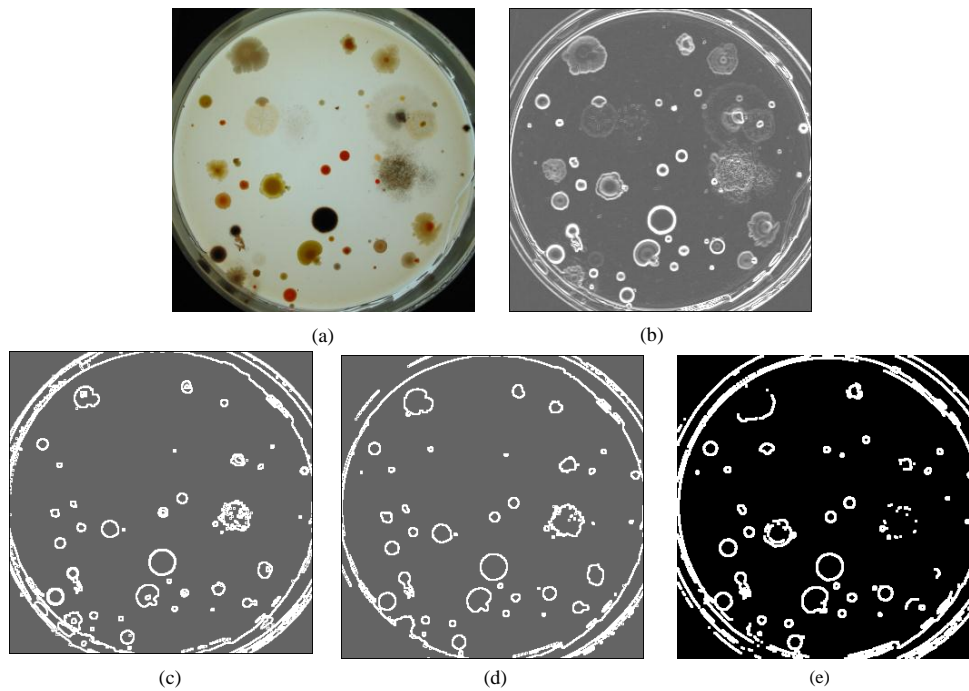


图 4-8 No.5 菌落细胞图像采用不同图像分割方法得到的锐化分割结果。

(a)No.5 菌落原图；(b)本文的锐化分割图像；(c)大津多阈值锐化分割结果；  
(d)迭代法锐化分割结果；(e)边缘检测分割结果

表 4-1 菌落的个数和菌落计数的准确率

个 数 图 像	方 法	(a)y	(b)x1	RAT1	(c)x2	RAT2	(d)x3	RAT3	(e)x4	RAT4
图 No.1		14	14	1	10	0.7143	13	0.9286	12	0.8571
图 No.2		16	16	1	12	0.75	16	1	11	0.6875
图 No.3		63	63	1	54	0.8571	61	0.9682	60	0.9524
图 No.4		71	71	1	51	0.7183	62	0.8732	55	0.7746
图 No.5		48	48	1	41	0.85617	45	0.9375	42	0.8750

其中, (a)y、(b)x1、(c)x2、(d)x3、(e)x4 是对 No.1、No.2、No.3、No.4、No.5 菌落细胞图像的菌落细胞个数统计,  $RAT1$ 、 $RAT2$ 、 $RAT3$ 、 $RAT4$  分别表示对应处理方法的相对准确率。

表 4-1 分析可得: 经本文的分割算法处理后的锐化分割图像, 分割出的菌落细胞个数  $x1$  以及准确率  $RAT1$  明显大于大津阈值分割算法处理后的锐化分割图像, 分割出的菌落细胞个数  $x2$  和其准确率  $RAT2$ ; 同时, 相对于迭代法处理后的锐化分割图像, 分割出的菌落细胞个数  $x3$  和其准确率  $RAT3$  也有一定的优势; 相对于边缘检测方法分割出的菌落, 本文的方法将噪声转换为有利于信号的信息, 所以菌落细胞个数和准确率同样大于边缘检测分割的个数  $x4$  和准确率  $RAT4$ 。其中, 本文分割出的菌落细胞个数的准确率几乎可以达到

100%。当图像中菌落细胞大小相差较小，即菌落图像比较均匀时，上述方法的检测效果都较为优越；当菌落图像中细胞大小相差较大、灰度层次对比鲜明，即非均匀的菌落图像时，大津阈值分割方法不能很好的分割检测出细胞个数；迭代分割算法虽然效果不错，但对于距离比较近的菌落细胞以及目标区域和背景区域灰度接近的菌落细胞图像分割失效；本文方法的随机共振特性使得弱目标增强，能够分割出较小、较弱的菌落细胞。因此本文的分割方法更加优越。

#### 4.3.3 算法的时间效率分析

本文实验环境为 Pentium4 2.66GHz、1G 内存、64M 显存的兼容机，Matlab 6.0、Windows 2000 开发环境。对本文方法、未经过随机共振处理大津多阈值方法以及迭代方法在菌落显微图像分割的时间性能进行了评测。当菌落图像大小为  $512 \times 512$  时，大津多阈值方法以及迭代方法的分割平均时间为 1.5s 左右，而本文新方法的分割平均时间为 8.0s 左右。由于本文算法首先需要通过扫描将二维图像转换为一维信号，随后作为 FHN 神经元模型的输入以实现随机共振机制；最后，通过将输出的一维信号进行扫描的逆映射还原为二维图像，因此仅从分割的时间效率来评价，本文新方法要逊于传统基于统计的分割方法。但需要说明的是，在基于机器视觉的菌落自动分析系统中，图像分割只是前期的预处理，后续还有更为复杂的菌落目标自动识别以及形态等特征分析，所以是否有利于后续的准确快速识别和分析就显得更为重要。而本文方法较好地改善了菌落图像中的弱边缘或弱目标，将有助于降低后续菌落目标识别以及特征分析的复杂度，从而将提升机器视觉系统的整体性能。

### 4.4 小结

本章针对非均匀的菌落细胞图像，经过行方向和列方向扫描将二维图像降维成一维弱信号序列，通过 FHN 神经元电生理模型的随机共振特性，对含噪弱信号进行增强处理，从而为图像的有效分割实现一个良好的基础。通过仿真对经过随机共振处理和未经过随机共振处理的菌落，使用相同的初步分割方法，然后在定性和定量上分别进行对比，仿真实验结果表明，本文方法与未经过随机共振的灰度图像分割相比：分割目标的几何形状保持较好，甚至在结果图上有弱边缘轮廓的痕迹，弱目标边缘没有被背景淹没，确保弱边缘信息的不丢失，对于灰度不均匀的菌落细胞更能凸显细胞的不均匀度和完整性，图像的灰度层次感对比鲜明，较好的识别和分割出菌落细胞的形态。同时，在边缘检测分割方面，经过随机共振处理后的菌落，利用菌落图像中的背景噪声，使噪声向有利于菌落弱轮廓增强的方向转换，可以更好的分割出菌落的边界，这将为低信噪比生物医学图像的分割和处理提供新的思路。



## 第5章 基于延迟反馈 FHN 神经元 随机共振的图像增强研究

### 5.1 图像增强技术概述

图像在形成、采集、处理的过程中，总会受到内外界的各种干扰，这些干扰使得图像的质量降低，这种称为图像的退化过程<sup>[48]</sup>。对于退化的图像需要增强图像的有用信息，削弱图像中的噪声信息，使得后续图像处理更加方便容易。

图像增强<sup>[49]</sup>是指按照特定的应用要求，采用有效的方法突出图像中的某些信息，同时削弱和滤除某些无关的信息，得到对具体应用更加实用的图像，即将原图像转换成一种更适合人或机器进行分析处理的形式的一种图像处理方法。目前，传统的图像增强方法主要分为频域处理方法和空域处理方法<sup>[50]</sup>，其具体的方法相当广泛，如直方图均衡化<sup>[51]</sup>、中值滤波算法<sup>[52]</sup>、小波变换算法<sup>[53]</sup>以及均值滤波算法<sup>[54]</sup>或色调映射<sup>[55-61]</sup>等等。其中，直方图均衡化将相邻灰度合并为一个灰度，降低了图像的对比度，且细节信息损失较大；中值滤波算法主要针对于处理图像细节的非线性图像滤波，对于许多随机噪声都具有良好的去噪能力，但其依赖于滤波窗口的大小以及参与中值计算的像素点数目，时间复杂度较大；均值滤波算法是一种线性的滤波算法，适用于高斯噪声，速度快，算法简单，可以平滑图像，但不可去掉噪声，只能降低噪声；小波变换图像增强算法是从小波分析变换理论的角度探讨图像处理的问题<sup>[62]</sup>，通过设置门限对小波系数进行取舍，可以定位到被处理图像的任何一处细节，从而使被处理的图像中的不清楚地方的对比度，但是对于频域均匀分布的白化噪声图像却无能为力；色调映射是在有限动态范围上近似显示高动态范围图像，主要解决高动态范围图像(HDR)在设备上显示的问题，且对于增强普通图像有较好的效果，但其压缩了原始图像的动态范围，因此对比度大幅度的衰减；另外对于图像去噪技术还包括基于偏微分方程(PDE)的方法<sup>[63-64]</sup>，同态滤波<sup>[65]</sup>等方法。以上的传统图像增强方法都将噪声视为对图像是有害的加以滤除，当强噪声背景下的图像增强时，图像信息和噪声信息差别较小，很难去除噪声信息，用传统的增强方法去除噪声，效果并不理想。

随机共振理论改变了传统去噪滤波的思想，通过噪声、输入信号以及非线性系统的协调作用，将噪声能量转换为有用信号的能量，从而达到滤除噪声和增强有用信号的效果。随机共振不消除噪声却可增强信号的特性，打破了只能用消除噪声来增强信号，且随着噪声增强有用信号输出减弱的传统观念。将随机共振应用于图像的增强，并不滤除噪声，这为二维图像去噪提供了一种新的角度。本文通过选用改进的 FHN 神经元模型对于图像增强进行随机共振处理，且由于延迟参数抑制噪声信号的发放频率大于有用信号的发放频率，输出图像表现为有用信号增强噪声得以滤除，这为强噪声背景下的弱图像信号提供了一种新的处理方法。并通过 FHN 神经元模型和基于 FHN 延迟反馈神经元模型，研究改进后 FHN

神经元模型在信号增强上的应用效果。

## 5.2 基于延迟反馈 FHN 神经元随机共振的图像增强研究

以 Lena 黑白图像为实验对象, 如图 5-1(a)所示。在图像中添加均值为 0, 方差为 0.5 的高斯噪声, 获得含噪图像 5-1(b)。对于延迟反馈 FHN 神经元模型, 本文固定反馈系数, 改变延迟参数值的大小, 分别定性和定量地研究输出图像的滤波效果。

### 5.2.1 图像增强的定性分析

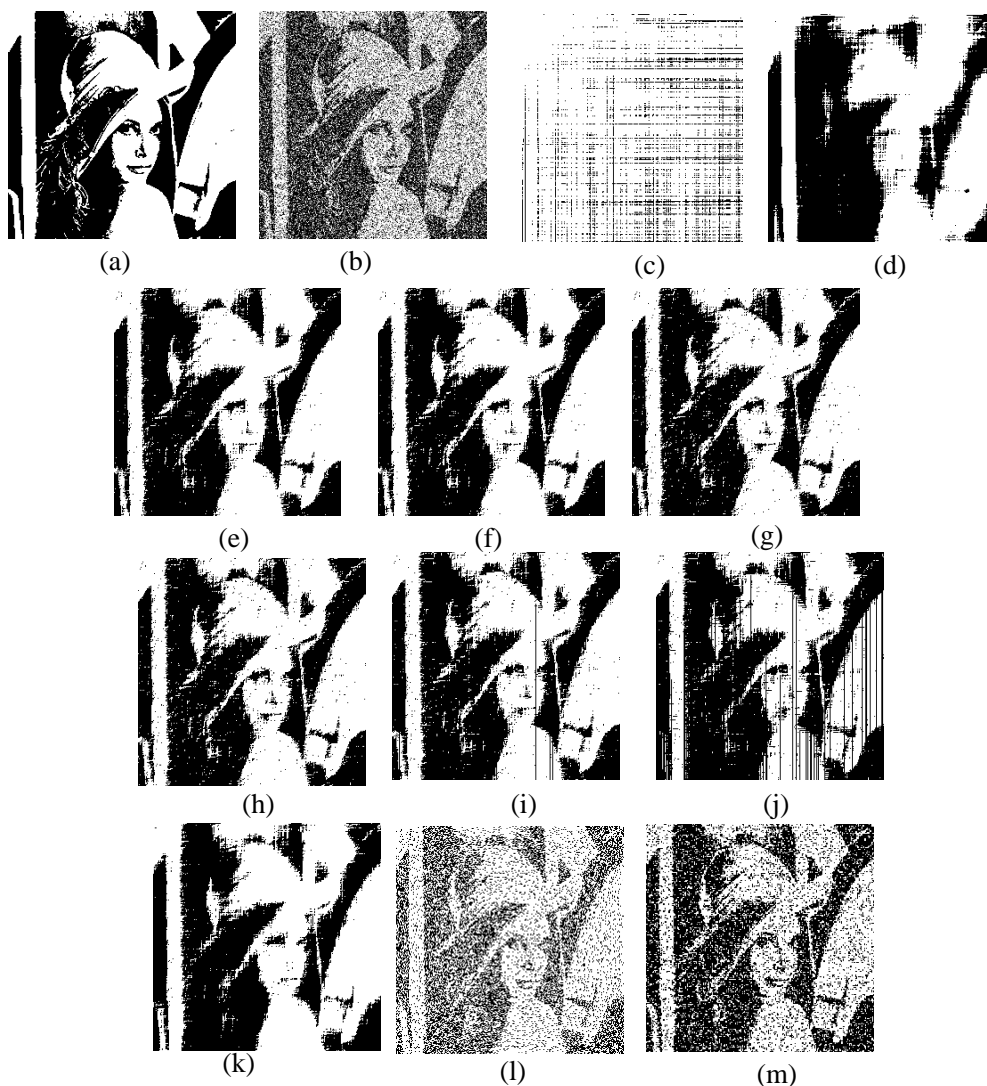


图 5-1 不同延迟参数条件下, Lena 二值图像增强结果对比图

(a)原始二值图像; (b)二值含噪图;

(c)-(j) 延迟参数  $\tau = [0.1, 0.08, 0, -0.01, -0.1, -0.15, -0.2, -0.215]$  时, 延迟反馈 FHN 的图像增强效果;

(k) 传统 FHN 的图像增强效果; (l) 局部直方图均衡化增强结果; (m) 小波阈值增强结果.

分别选取不同的延迟参数(其中反馈参数为-10), 研究本文方法(基于延迟反馈 FHN 神经元的随机共振)对于图像增强的影响, 结果如图 5-1(c-j)所示, 其中, 当延迟参数为 0 时, 模型为 FHN 神经元反馈模型。并和传统 FHN 神经元随机共振图像增强的效果图 5-1(k)进行

了对比(传统 FHN 神经元模型的反馈系数和延迟参数都为 0)。为了与随机共振的图像增强方法进行比较,本文还选取两种传统图像增强方法,它们分别是:局部直方图均衡化增强方法(采用  $3 \times 3$  模板),实验结果如图 5-1(l);小波滤波增强方法(选取 VisuShrink 阈值,以 db4 作为小波基),实验结果如图 5-1(m)。

图 5-1 可以看出:随着延迟参数  $\tau$  值的减小,图像的轮廓逐渐显现,图像的纹理和细节也逐渐清晰,颗粒状噪声的含量也会逐渐的增加。图 5-1(g~i)可以清晰的看到 Lena 的帽檐和鼻子,帽子上的羽毛片也有一定的层次感。当  $\tau$  值为 -0.215 时,虽然图像细节清晰度更高,但是噪声已经将一部分图像淹没。因此,当  $\tau$  取值在一定范围内  $-0.215 < \tau < 0$  时,随机共振的图像增强应用会达到最优效果,其中,  $\tau = 0$  为反馈模型,可以看出其层次感并不是最优的。对比传统的 FHN 图像增强效果图 5-1(k),传统方法可以有效的滤除图像的颗粒噪声,但在弱化图像中噪声信息时,使得图像的灰度层级过于集中,羽毛的层次感不能很好的体现,且弱化了图像的边缘划分和细节信息。而本文方法不仅可以滤除图像的颗粒噪声,也较好的保留了图像的细节和边缘信息。对比传统的图像滤波增强方法:局部直方图均衡化图像增强效果图 5-1(l),虽然弱化了图像中的噪声信息,但同时也弱化了图像的有用信息,相对于本文的方法,图像的灰度层级过于集中,使图像变得模糊;对比小波阈值增强处理效果图 5-1(m),对于图像的完整性有很好的保留,但相比于本文方法,其对于颗粒噪声的滤除作用较小。

为进一步验证上述内容,本文还选取了 Cameraman 和 Letter 的黑白图像为实验对象,如图 5-2(a)和 5-3(b)所示。实验结果验证了上述论述的正确性。

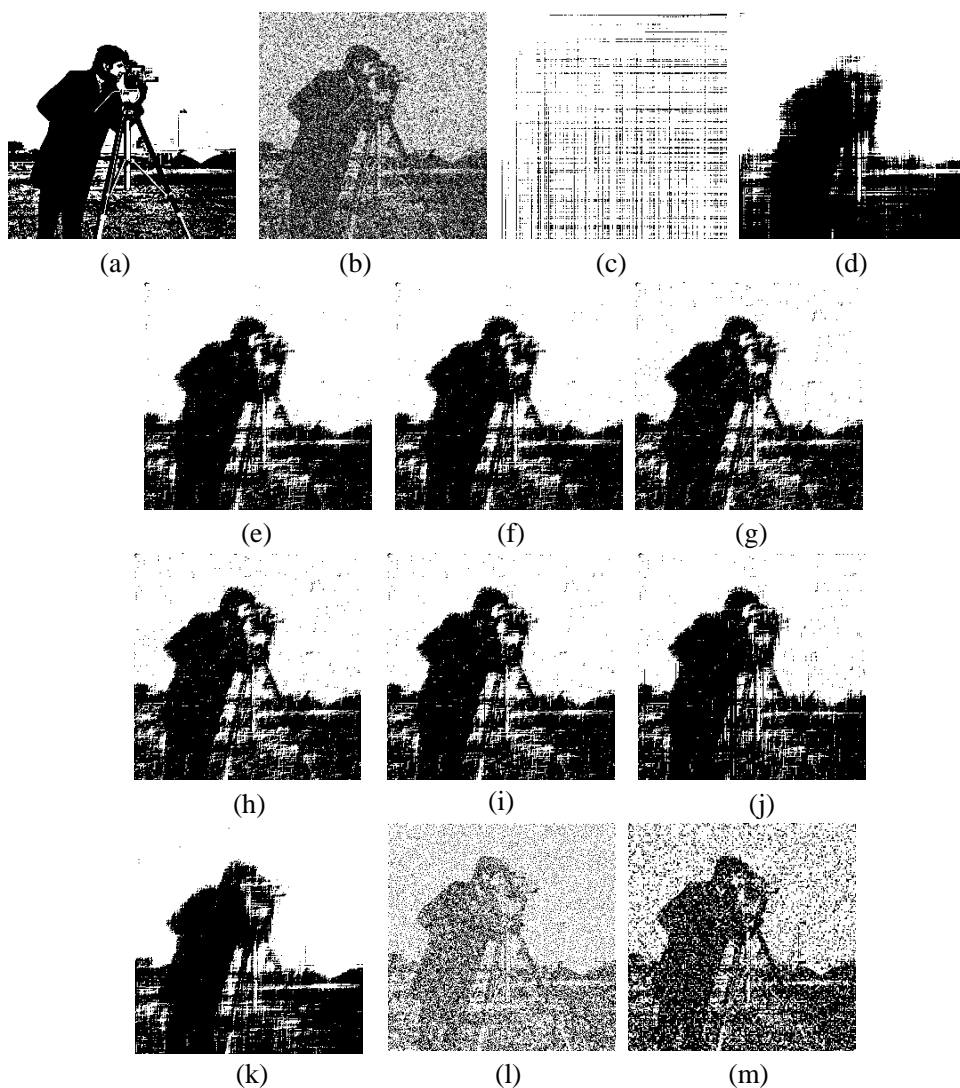


图 5-2 不同延迟参数条件下，Cameraman 二值图像增强结果对比图

(a)原始二值图像; (b)二值含噪图;

(c)-(j) 延迟参数  $\tau = [0.1, 0.08, 0, -0.01, -0.1, -0.15, -0.2, -0.215]$  时，  
延迟反馈 FHN 的图像增强效果;

(k) 传统 FHN 的图像增强效果; (l) 局部直方图均衡化增强结果; (m) 小波阈值增强结果.

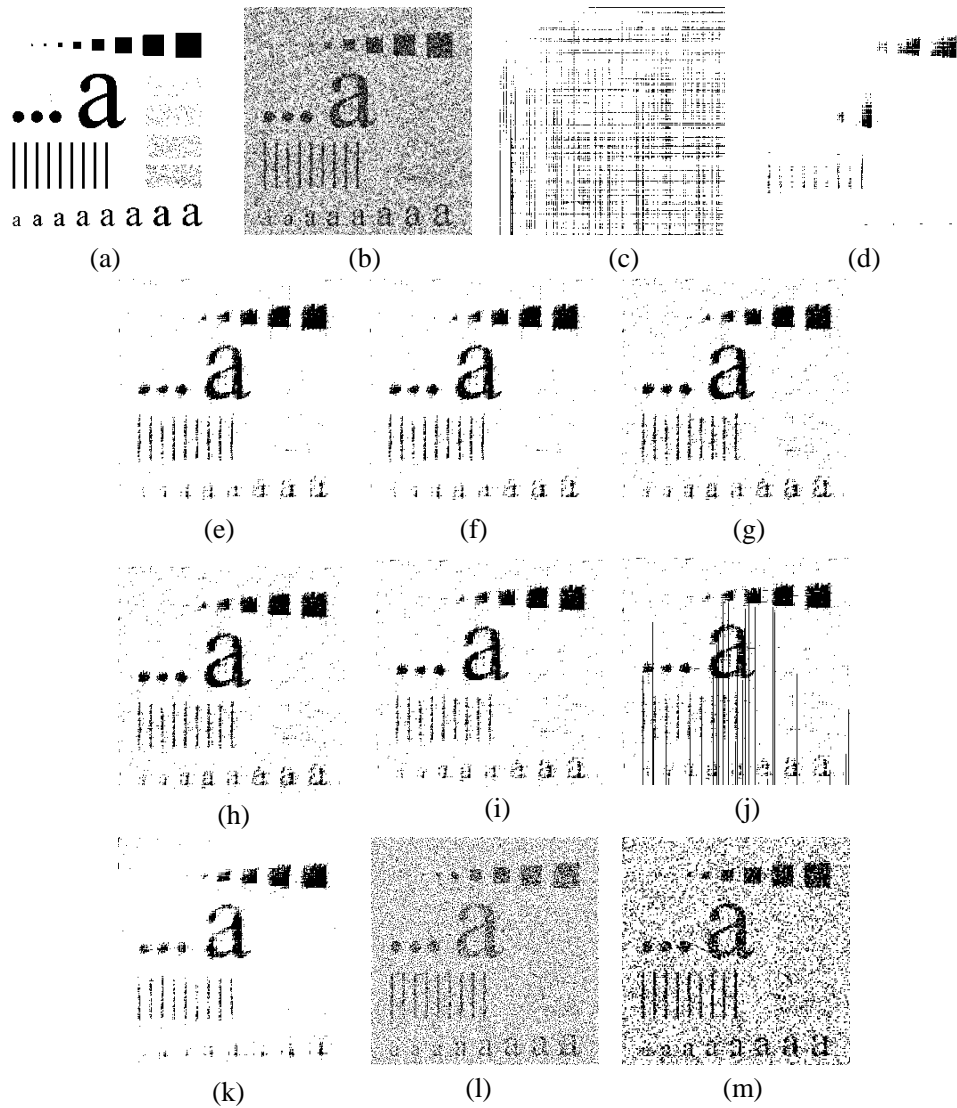


图 5-3 不同延迟参数条件下, Letter 二值图像增强结果对比图

- (a)原始二值图像; (b)二值含噪图;  
 (c)-(j) 延迟参数  $\tau = [0.1, 0.08, 0, -0.01, -0.1, -0.15, -0.2, -0.215]$  时,  
 延迟反馈 FHN 的图像增强效果;  
 (k) 传统 FHN 的图像增强效果; (l) 局部直方图均衡化增强结果; (m) 小波阈值增强结果.

### 5.2.2 图像增强的定量分析

表 5-1 延迟参数对于增强图像信噪比 SNR 的影响

images	噪声 图像 (b)	信噪比 SNR(db)							
		$\tau = 0.1$ 增强后 图像(c)	$\tau = 0.08$ 增强后图 像(d)	$\tau = 0$ 增强后 图像(e)	$\tau = -0.01$ 增强后图 像(f)	$\tau = -0.1$ 增强后 图像(g)	$\tau = -0.15$ 增强后图 像(h)	$\tau = -0.2$ 增强后 图像(i)	$\tau = -0.215$ 增强后 图像(j)
Lena	8.4706	1.1125	12.4272	15.6815	16.0052	16.7231	16.7107	18.8154	10.0176
Cameraman	7.8856	1.6616	18.1325	19.0913	19.9684	32.4358	24.9540	19.7524	13.7259
Letter	5.1434	1.0205	10.2524	13.8595	14.1839	16.1785	16.0279	14.7586	10.9911

从定量的角度研究延迟参数对于FHN神经元随机共振机制应用于图像增强的作用，通过选取不同的延迟参数，对含噪图像5-3(b)、5-4(b)、5-5(b)进行处理，并分别计算输出增强图像的信噪比，结果如表5-1。而传统FHN神经元模型的图像增强结果，如表5-2所示。

表 5-2 传统 FHN 增强后图像的信噪比  $SNR$

$\tau = 0,$ $K=0, image(k)$	
Lena	13.2462
Cameraman	19.7407
Letter	12.4185

表 5-1 显示：延迟参数从正值减小到 0 时，输出图像的信噪比呈现递增的趋势；当  $\tau < 0$  时，随着  $\tau$  值的减小，输出的增强图像的信噪比先增大后减小，当  $\tau = 0$  为反馈模型，可以看出其信噪比并非最优。结合定性分析的图像结果可得： $\tau$  取值在一定范围时，随着  $\tau$  的减小，图像输出的有用信息会增加，但同时噪声信息的输出也会增加，随着  $\tau$  值的减小，噪声信息输出速度的增加大于图像有用信息输出速度的增加。因此可得出结论：当  $\tau$  值为负，延迟环节可以增强 FHN 神经元的随机共振，且随着延迟值  $\tau$  的减小，随机共振增强效果先增大后减小。在实际应用时，可以通过图像信噪比或者图像质量的客观评价等指标，在合适的延迟参数范围内，利用梯度寻优法自适应确定最优参数。

将含噪图像输入 FHN 神经元模型时，噪声、图像信号及非线性系统之间产生协同作用引发随机共振，抑制噪声，非线性系统中的延迟参数具有较宽的优化范围，表现为随着延迟参数的增大，图像的滤波效果先变好后变差，明显增加了非线性系统产生随机共振现象的宽度，提高了图像中弱信号检测随机共振性能的稳定性。

表 5-1、5-2 对比显示，添加了延迟反馈环节的 FHN 神经元模型的随机共振图像增强效果，相比传统的 FHN 神经元模型的随机共振图像增强效果，当延迟参数取值在一定范围内时，改进的随机共振模型的处理结果比传统的模型处理的结果更加优异，信噪比增大，这也验证了上述的定性研究效果。这也说明：反馈中的延迟参数提高了非线性系统随机共振的能力，拓宽了随机共振的优化范围，对于图像滤波有着重要的意义。

### 5.3 小结

本章 FHN 延迟反馈神经元模型应用于图像增强中。实验结果表明，本文方法在保留图像形状的前提下，能够更好的保留图像的细节，降低噪声。与传统的图像增强方法相比，本文方法在对比度拉伸和噪声去除上更加优异，且滞后延迟环节的添加可以促使 FHN 神经元随机共振机制更好的发挥作用。与已有的 FHN 神经元模型相比，本文方法能够扩大背景噪声的宽度，从而提高随机共振在强噪声背景下的能力。因此，本文对于神经元延迟反馈模型的随机共振研究具有实际意义，为其应用于工程实践提供了理论依据。

## 第 6 章 总结与展望

### 6.1 本文工作的总结

强噪声背景下的弱信号检测技术在自动化、生物医学工程等领域都有着广泛的应用前景。传统弱信号检测技术，通常采取噪声滤除的方法。一方面需要噪声的先验知识，另一方面在噪声滤除的过程中，将不可避免地弱信号产生不利的影响。随着以非线性特性为基础的随机共振理论被提出，人们发现在某些情形下，噪声的存在甚至更有利于弱信号的检测或复原。由于随机共振不需要滤除噪声却可增强信号，使得随机共振成为弱信号检测的新型理论和方法。随机共振是非线性系统、随机噪声以及输入信号三者之间产生协同作用的一种现象，其将噪声信号的能量转移到有用信号的能量，从而实现弱信号的增强，强噪声的减弱。

目前，对于随机共振模型的研究，主要考虑神经系统中的层次、反馈等网络特性，并没考虑神经元细胞本身具有的不应期效应。本文针对神经系统信号传递延迟效应对目前已改进的 FHN 神经元模型进行了改进，提出了一种基于延迟反馈的 FHN 神经元网络模型。并通过研究在不同延迟参数或不同强度噪声条件下，改进模型相对于未改进模型的随机共振效果。实验结果表明，延迟参数的添加拓宽噪声强度的优化范围，并且在一定程度上可以有效的抑制噪声的输出，同时增强有用信息的输出。在实际应用方面，本文将 FHN 神经元随机共振应用扩展到图像分割方面，并将改进的 FHN 神经元模型的随机共振应用于图像增强方面。

论文主要工作总结如下：

(1) 模拟神经系统中电信号在轴突之间传递表现出的明显的延迟反馈特性，本文在传统的 FHN 神经元模型的基础上，添加了延迟反馈环节。首先，针对无穷维的延迟微分非线性方程难以求解的问题，本文采用了马尔可夫概率密度近似方法渐进的对其进行求解。然后，研究对模型进行延迟改进后是否仍具有随机共振特性。仿真实验结果显示，改进的 FHN 神经元模型同样具有随机共振特性。最后，本文研究了在不同强度噪声条件下，基于 FHN 神经元延迟反馈模型的随机共振效果，实验结果显示，随着噪声强度增加，神经元的动作电位发放增多，达到一定强度值时，神经元动作电位发放和输入信号具有良好的相关性，但若继续增加噪声强度，相关性减弱，直至噪声将信号淹没。为研究延迟参数对于改进后模型随机共振的作用，本文通过取不同延迟参数值(其中延迟参数为 0，为未添加延迟环节的反馈模型)，研究改进后 FHN 神经元的随机共振效果。实验结果显示：延迟参数的添加，可以延缓噪声的输出。当延迟参数在一定范围内时，对于强噪声的干扰，系统可以很好的抑制，从而拓宽了抑制噪声的范围。

(2) 尝试将传统 FHN 神经元模型的随机共振机制应用于图像分割方面。首先，本文以 FHN 神经元模型为基础，将非周期含噪信号作为输入信号，研究噪声与非线性系统响应之间的

关系,实验结果验证了 FHN 神经元系统对于一维非周期弱信号具有随机共振特性,能够减弱信号中的噪声;随后本文针对具有弱边缘信号的菌落图像,提出利用行列扫描实现二维图像的降维操作,获得可作为模型输入信号的一维非周期信号序列。对于非均匀菌落图像分割应用仿真结果表明:经本文方法处理后的图像分割与未经过随机共振的灰度图像分割相比:本文方法能够较好保持分割目标的几何形状,在结果图上有弱边缘轮廓的痕迹,弱目标边缘没有被背景淹没,确保弱边缘信息在分割时不被滤除,对于灰度不均匀的菌落细胞能够凸显细胞的不均匀度和完整性,增强图像的灰度层次感,较好的识别和分割出菌落细胞的形态。FHN 神经元模型适用于具有弱边缘的图像分割,且该方法在灰度层次感上优于传统方法。

(3) 将基于 FHN 神经元延迟反馈模型随机共振的应用扩展到图像增强方面。从定性和定量的角度,对比研究了基于 FHN 神经元延迟反馈模型和传统的 FHN 神经元模型对于二维图像信号增强的效果。实验结果显示,与传统的 FHN 神经元模型相比,本文方法拓宽了随机共振参数的优化范围,对于图像细节可以很好的保留,更适合层次感强的图像。与传统的方法比较,本文在层次感上具有一定的优势,适合强噪声的且分布无规律的噪声。

## 6.2 今后工作的展望

论文对 FHN 神经元模型进行了研究,并对周期和非周期弱信号检测进行了实验仿真,然后将其应用于图像分割方面。FHN 神经元虽然是经过简化后的神经电生理模型,但其单个神经元的描述即为二元多次微分方程组,因此后续如何进一步进行等效精简。对于一维信号的应用,可将其扩展到语音、电磁波等强噪声背景下的弱信号检测。对于二维图像分割的应用,可以将图像分割应用扩展在改进后的模型上。

另外基于给定的弱输入信号的形式和系统性能条件下,如何对延迟反馈环节系统参数进行自适应调整;并且应考虑其与检测实时性的关系。还需要指出的是,本文在设计神经元延迟反馈结构时,神经元之间的连接仅考虑了兴奋作用。但在实际神经元突触连接中,同时还存在抑制性的作用。因此在后续研究中,应进一步探讨兴奋和抑制性连接对于神经元延迟反馈模型随机共振性能的影响。

最后论文基于 FHN 延迟反馈神经元模型,进行了图像增强的初步应用,给出了随机共振应用的实例。但从系统结构来看,由于单个 FHN 神经元延迟反馈系统并不具有网络结构,而在实际神经元传递活动中,是具有网状结构的,因此可其扩展为带有延迟反馈结构的网络模型,使其满足更多的实际因素。并将其应用于图像增强等领域。且对于具有多个灰度级的图像处理领域,仍需要进一步研究,并且应该尝试考虑对多个 FHN 神经元延迟反馈系统进行耦合,构建强健的网络结构,以满足强噪声背景下弱信号检测对于鲁棒性和稳定性的要求。



## 致 谢

在这篇论文即将完成之际，也昭示着我那将近二十年的学生时代和校园生活即将画上句号。在这二十年的学生生涯中，我遇到了各种令我难以忘怀的事情，我相信这些美好的回忆都会是我一生的财富。

在研究生学习生涯即将结束之时，我要衷心感谢陪我度过这些年的每一个人。首先，我要由衷地对我的导师范影乐教授说一声“谢谢”，以此来表达我深深的谢意。也清楚的记得，在我本科毕业设计时，您虽然当时还不是我的导师，在我遇到困难时，您给予了我很大的帮助和鼓励，教会了我面对困难要坚强，努力解决问题。接着，我很荣幸成为您的研究生，在这三年的研究生学习生涯中，敬爱的范老师对我的生活、学习、思想等方面，都给予了无微不至的关怀和照顾。在学习科研中，范老师时刻教育我们要具有认真，细致而严谨的治学态度，这些时刻影响和感染着我：面对每一个问题，每一篇论文，每一个困惑，您都耗费了大量的时间和精力，您的认真是我的敬佩的榜样，更是我学习的榜样。在思想生活中，您总是在我们需要帮助的时候，出现在我们的身边；在我努力找工作时候，您总是为我安排好时间，让我有了前进的信心和勇气。无论是为人还是为学，范老师都是我生活和学习中的“灯塔”。我相信在日后的生活中，范老师对我的影响一定是一辈子。这里再次表达我深深的谢意

感谢实验室的每一位兄弟姐妹，感谢师姐陈可和丁颖，你们不仅是我学习的榜样，对于我的生活也给予了很大的支持，你们令我受益颇多；感谢师兄詹跃荣和钟华，你们的技术叫我佩服，感谢你们在编程和学习上对我的指导。感谢王佳和沈学丽学姐，你们让我的生活充满了欢乐和阳光。感谢师弟陈金龙，在我实习阶段，他总是帮我解决学校的一切问题，让我专心实习没有后顾之忧。感谢小师妹郭芳芳，还有新来的师弟师妹们，有了你们实验室才多了很多欢笑，为我读研生活添加了很多乐趣。

最后，要郑重感谢我的家人，血浓于水，是时间和空间都隔不断的深情与挂牵。感谢父母，赐予我生命，用全部的爱为我护航，育我成长；感谢姐姐，童年的玩伴，一起学习一起游戏，现在的知己，分享心情分享经历；感谢所有血脉相连的亲人，有你们全心全意的支持和无怨无悔的付出，纵使山高水长、前路茫茫，我也会坚定的前行，追逐梦想。

## 参考文献

- [1] Benzi R., Sutera A., and Vulpiani A., The mechanism of stochastic resonance[J]. Journal of Phys. A, 1981, 14(11):453-457.
- [2] Nicolis C., Nicolis G.. Stochastic aspects of climatic transitions-Additive fluctuations[J]. Tellus, 1981, 33(3): 225-234.
- [3] 潘平, 何朝霞. 基于 duffing 随机共振的说话人特征提取方法[J]. 计算机工程与应用, 2011, 6(36):1-6.
- [4] 惠国华, 陈裕泉. 基于电子鼻的低温贮藏草鱼品质预测方法研究[J]. 传感技术学报, 2012, 2(25): 157-159.
- [5] 赵文礼, 刘进, 殷国平. 基于随机共振原理的中低频信号检测方法与电路设计[J]. 仪器仪表学报, 2011, 32(4): 721-728.
- [6] McNamara B., Wiesenfeld K., Roy R.. Observation of stochastic resonance in a ring laser[J]. Phys. Rev. Lett., 1988, 1(4): 3-4.
- [7] Manjarrez E., Rojas-Piloni J. G., Mendez I.. Internal stochastic resonance in the coherence between spinal and cortical neuronal ensembles in the cat[J]. Neuroscience Letters, 2002, 326(2): 93-96.
- [8] Shigeo M. T., Imranul M. A., Charles H. T.. Stochastic resonance in osteogenic response to mechanical loading[J]. The Faseb Journal, 2003, 17(2): 313-314.
- [9] Hilgers A., Gremm M., Schnakenberg J.. A criterion for stochastic resonance[J]. Physics Letters A, 1995, 209(5-6):313-326.
- [10] Zele A. J., Cao D., Pokorny J.. Threshold units: A correct metric for reaction time?[J]. Vision Research, 2007, 47(5): 608-611.
- [11] McNamara B., Wiesenfeld K.. Theory of stochastic resonance[J]. Physical Review A, 1989, 39(9): 4854-4869.
- [12] Tai C., Groat W. C., Roppolo J. R.. Simulation of nerve block by high-frequency sinusoidal electrical current based on the Hodgkin-Huxley model[J]. IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, 2005, 13(3): 415-422.
- [13] 梁军利, 杨树元, 唐志峰. 基于随机共振的微弱信号检测[J]. 电子与信息学报, 2006, 28(6): 1068-1072.
- [14] 韩晓鹏, 刘军, 童勤业. 双层 Hodgkin-Huxley 神经网络中的随机共振[J]. 生物物理学报, 2004, 20(5): 408-412.
- [15] Chen K., Fan Y. L., Geng L. S., et al. The research on the stochastic resonance based of feedback FitzHugh-Nagumo neural network[C]. IEEE WCICA, 2010: 6729-6734.
- [16] Gluckman B. J., Netoff T. I., Neel E. J., et al. Stochastic resonance in a neuronal network from

- mammalian brain[J]. Phys. Rev. Lett., 1996, 77(19): 4098-4101.
- [17] Morse R. P., Evans E. F. Enhancement of vowel coding for cochlear implants by addition of noise[J]. Nature Medicine, 1996, 2(8): 928-932.
- [18] 张季谦, 侯中怀, 辛厚文. 肝细胞中环境噪声所诱导的双重随机共振[J]. 中国科学,B 辑, 2005, 35(1): 22-26.
- [19] Tan J. Y., Chen X. F., Wang J. Y., et al. Study of frequency-shifted and re-scaling stochastic resonance and its application to fault diagnosis[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2009, 23(3): 811-822.
- [20] 雷亚国, 韩冬, 林京, 等. 自适应随机共振新方法及其在故障诊断中的应用[J]. 机械工程学报, 2012, 48(7):62-67.
- [21] 郝研, 王太勇, 万剑, 等. 基于级联双稳随机共振和多重分形的机械故障诊断方法研究[J]. 振动与冲击, 2012, 31(8): 181-185.
- [22] Janpaibon S., Mitaim S.. Adaptive stochastic resonance in color object segmentation[C]. IEEE IJCNN, 2006: 2508-2515.
- [23] Sasaki H., Sakane S., Ishida T., et al. Suprathreshold stochastic resonance in visual signal detection[J]. Behaviour Brain Research, 2008, 193(1): 152-155.
- [24] Jha R. K., Biswas P. K., Chatterji B. N.. Image segmentation using suprathreshold stochastic resonance[J]. World Academy of Science Engineer and Technology, 2010, 72: 695-709.
- [25] Patel A., Kosko B.. Noise benefits in quantizer-array correlation detection and watermark decoding[J]. IEEE Transaction on Signal Processing, 2011: 59(2): 488-505.
- [26] 陈明生, 梁光明, 孙即祥, 等. 基于双稳态系统二值图像质量改善算法[J]. 信号处理, 2012, 28(1): 139-144.
- [27] 王海玲, 范影乐, 陈可, 等. 基于 FHN 神经元随机共振的低剂量肺部 CT 图像增强[J]. 航天医学与医学工程, 2012, 15(2): 121-125.
- [28] Aihara T., Kitajo K., Nozaki D., et al. Internal noise determines external stochastic resonance in visual perception[J]. Vision Research, 2008, 48(14): 1569-1573.
- [29] 耿丽硕. 弱信号检测随机共振机制的网络模型及应用[D]. 浙江: 杭州电子科技大学, 2009.
- [30] 陈可. 弱信号随机共振检测机制及其在图像增强中的应用研究[D]. 浙江: 杭州电子科技大学, 2010.
- [31] Rallabandi V. P.. Enhancement of ultrasound images using stochastic resonance-based wavelet transform[J]. Computerized Medical Imaging and Graphics, 2008, 32(4): 316-320.
- [32] Kaplan D. T., Clay J. R., Manning T., et al. Subthreshold dynamics in periodically simulated squid giant axons[J]. Physical Review Letters, 1996, 76(21): 4074-4077.
- [33] 蔡卫菊. 基于随机共振的微弱信号检测[J]. 信息与电子工程, 2012, 10(2): 210-236.
- [34] Zhang J. J., Jin Y. F.. Stochastic resonance in FHN neural system driven by non-Gaussian noise[J]. Acta Physica Sinica, 2012, 61(13): 685-689.

- [35] Li Q. S., Lang X. F.. Internal signal transmission in one-way coupled excitable system: Noise and coupling effects[J]. Physical Review E, 2006, 74(3): 1-6.
- [36] Daafouz J., Riedinger P., Iung C.. Stability analysis and control synthesis for switched systems: a switched Lyapunov function approach[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2002, 47(11): 1883-1887..
- [37] Losson J., Mackey M. C.. Coupled map lattices as models of deterministic and stochastic differential delay equations[J]. Physical Review E, 1995, 52(1): 115-128.
- [38] 邵瑞华. 弱信号驱动的延迟双稳系统的随机共振[D]. 兰州: 兰州大学, 2009.
- [39] 马义德, 戴若兰, 李廉, 等. 生物细胞图像分割技术的进展[J]. 生物医学工程学杂志, 2002, 19(3): 487-492.
- [40] Sahoo P. K., Arora G.. A thresholding method based on two-dimensional Renyi's entropy[J]. Pattern Recognition, 2004, 37(6): 1149-1161.
- [41] Yu Q., Hu Q. M., Qian G. Y., et al. Thresholding based on variance and intensity contrast[J]. Pattern Recognition, 2007, 40(2): 596-608.
- [42] 熊芸. 基于边缘提取的图像检测与分割技术[D]. 成都: 电子科技大学, 2006.
- [43] 王玥玥, 王秋光. 基于图像边缘信息的 2 维阈值分割方法[J]. 中国图象图形学报, 2007, 12(1): 78-81.
- [44] 王宇, 陈殿仁, 沈美丽, 等. 基于形态学梯度重构和标记提取的分水岭图像分割[J]. 中国图象图形学报, 2008, 13(11): 2176-2180.
- [45] Biton Y., Rabinovitch A., Aviram I., et al. Two mechanisms of spiral-pair-source creation in excitable media[J]. Physics Letters A, 2009, 373(20): 1762-1767.
- [46] 王磊. 多维 Ostu 方法在图像分割中的研究[D]. 山东: 山东师范大学, 2009.
- [47] 刘安心, 余跃庆, 张永亮, 等. 三维机器视觉测量系统图像边缘提取算法研究[J]. 机械制造与自动化, 2006, 35(1): 101-106.
- [48] Boato G., De Natale F. G. B., Fontanari C., et al. Hierarchical ownership and deterministic watermarking of digital images via polynomial interpolation[J]. Signal Processing:-Image Communication, 2006, 21(7): 573-585.
- [49] Jain A. K.. Fundamentals of Digital Image Processing[M]. Upper Saddle River, NJ: Prentice-Hall, Inc., 1989.
- [50] Gonzalez R. C., Woods R. E.. Digital Image Processing(3rd Edition)[M]. Upper Saddle River, NJ: Prentice-Hall, Inc., 2006.
- [51] 李绘卓, 范勇, 唐峻, 等. 一种区域多直方图红外图像增强方法[J]. 计算机应用研究, 2012, 29(2): 772-774.
- [52] Cao G., Zhao Y., Ni R. R., et. al. Forensic detection of median filtering in digital images[C]. IEEE ICME, 2010: 89-94.
- [53] Murat B., Misha E. K., Eric L. M.. Wavelet domain image restoration with Adaptive edge-preserving

- regularization[J]. IEEE Transaction on Image Processing, 2000, 9(4): 597-608.
- [54] Lin T. C.. Progressive decision-based mean type filter for image noise suppression[J]. Computer Standard & Interfaces, 2008, 30(3): 106-114.
- [55] Shan Q., Jia J. Y., Brown M. S.. Globally optimized linear windowed tone mapping[J]. IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics, 2010, 16(4): 663-675.
- [56] Meylan L., Suesstrunk S.. High dynamic range image rendering with a retinex-based adaptive filter[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2006, 15(9): 2820-2830.
- [57] Krawczyk G., Myszkowski K., Seidel H. P.. Lightness perception in tone reproduction for high dynamic range images[J]. Computer Graphics Forum, 2005, 24(11): 635-645.
- [58] Chen S. H., Beghdadi A.. Natural rendering of color image based on retinex[C]. IEEE ICIP, 2009, 1813-1816.
- [59] 王作省, 邹少芳, 王章野. 高动态图像色调映射技术新进展[J]. 计算机应用研究, 2010, 27(7): 2421-2424.
- [60] 范劲松, 范彦斌, 裴继刚. 高动态范围图像(HDRI)编码及色调映射技术研究[J]. 工程图学学报, 2010, 1(1): 124-128.
- [61] 李正飞. 基于小波变换的图像增强技术研究[J]. 机械工程与自动化, 2009(2): 15-17.
- [62] 张九星, 黑保琴, 李盛阳, 等. 基于变分方法的遥感图像去噪研究[J]. 遥感技术与应用. 2010, 25(4): 560-566.
- [63] 陈利霞, 冯象初, 王卫卫, 等. 加权变分的图像去噪算法[J]. 系统工程与电子技术, 2010, 32(2): 392-395.
- [64] 陈春宁, 王延杰. 在频域中利用同态滤波增强图像对比度[J]. 微计算机信息, 2007, 23(6): 264-266.

## 附 录

### 作者在读期间发表的学术论文及参加的科研项目

#### 学术论文发表:

- 王海玲, 范影乐, 陈可等. 基于 FHN 神经元随机共振的低剂量肺部 CT 图像增强[J]. 航天医学与医学工程(一级期刊), 2012, 15(2): 121-125.

#### 科研项目参与:

- 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, 7/9.

#### 发明专利申请:

- 基于延迟自反馈 FHN 随机共振机制的灰度图像增强方法, 发明专利, 已公开, 201210163533.2, 2/3.