

杭州电子科技大学

硕士学位论文

题 目： 神经信息混沌编码机制
及其应用研究

研 究 生 方 芳

专 业 模式识别与智能系统

指导教师 范影乐 教授

完成日期 2015 年 12 月

杭州电子科技大学硕士学位论文

神经信息混沌编码机制
及其应用研究

研 究 生：方 芳

指导教师：范 影 乐 教 授

2015 年 12 月

Dissertation Submitted to Hangzhou Dianzi University
for the Degree of Master

Research on Neural Information Chaos Coding Mechanism and Its Application

Candidate: Fang Fang

Supervisor: Prof. Fan Yingle

December, 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单位名称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

在神经系统信息流传递和处理过程中,越来越多的实验和仿真都揭示了混沌节律的存在。而对其混沌编码和传递机制展开研究,将有助于理解神经编码方式与神经功能之间的密切联系,同时也将给计算神经与人工智能等工程应用带来新的思路。本文在神经元电生理模型的基础上,对混沌态响应的传递和处理模式进行研究,提出了一种神经元混沌信息编码的新机制及其在弱信号测量中的应用。另外利用神经元集群中的突触互连,重点对混沌激励下的神经信息交互展开研究,并构建视觉神经计算模型,提出了一种基于混沌编码机制的图像弱边缘检测新思路。最后本文利用混沌响应的遍历性和不可逆,给出了基于二维混沌图像的身份认证系统应用。主要工作及研究成果如下:

(1)针对周期激励下的神经元混沌响应特性,提出利用 ISI 序列以及非线性预报法进行放电模式的辨识;考虑传统时间或频率编码的统计局限性,提出了一种基于相位圆映射的神经元混沌信息编码方法;利用符号动力学实现神经元混沌响应的粗粒化描述,提出了一种基于符号序列距离的激励频率测量方法。实验结果表明,混沌编码机制将增强神经元对于外界激励的敏感度,有助于提高神经信息传递的效率。

(2)针对神经信息混沌态传递的特性,利用神经元互连中的突触结构,提出采用近似熵、非线性预测结合替代数据法,研究混沌激励下的神经元动态响应。实验结果表明在混沌信息的传递过程中,突触后膜神经元显著保留了频率交替差别较大的激励信号特性,同时丢弃频率交替差别较小的激励信号特性,说明神经元对混沌信息传递具有一定的选择性和再加工能力,有利于群体编码中的信息交互。

(3)基于神经元信息动态突触传递和混沌编码机制,构建了一种新的视觉神经计算模型,并尝试应用于图像的边缘检测。根据突触前膜神经元响应模式动态改变突触的信号转换能力,利用突触后膜电位波形来刻画信号分布的时空特征。实验结果表明,新模型将反映神经网络时空状态的动力学演变过程,能够将光信号刺激转换成具有时空特征的脉冲发放序列,并利用混沌编码机制提高对弱边缘检测的敏感性。

(4)基于神经元信息混沌传递特性,本文提出了一种图像密码构造的新方法。利用非线性映射将静态用户编号和数字密码转换为动态混沌序列,驱动神经元产生具有遍历性的不可逆混沌响应,最后重构为二维图像密码。新方法实现了用户对系统的认证,有效增强了密码认证的安全性,为密码加密、身份认证领域的应用提供了一种崭新的思路。

关键词: 混沌编码, 视觉神经计算, 边缘检测, 图像密码

ABSTRACT

In the process of neural information transmission, a growing number of experiments and simulations have revealed the presence of chaotic rhythm. To study the chaotic coding and transmission mechanism, will help to understand the closely relationship between the neural coding and neural function. Furthermore, it will bring new ideas to the engineering applications, such as neural computing and artificial intelligence. First of all, on the basis of neuronal electrophysiological model, we studied the patterns of information processing for chaotic spike train. And we proposed a new mechanism of chaotic neuronal information coding, which was applied to the measurement of weak signal. In addition, by using dynamic synapses, we investigated the neural information interaction under chaotic forcing and constructed a visual neural computing model, and then a new ideas for detecting weak image edges based on the chaotic coding mechanism was proposed. At the end of this thesis, taking advantage of the ergodicity and irreversible characteristic of chaotic response, we proposed an application of identity authentication system based on two dimensional chaotic image. The main results of this thesis are summarized as follows:

(1) For the chaotic states of the neuron under periodic forcing, we recognized the spike patterns by using the ISI sequences and nonlinear prediction methods; Considering the statistical limitations of traditional temporal code or rate code, a chaotic neuronal information coding mechanism was proposed based on circle map; By implementing a coarse-grained algorithm—symbolic dynamics, the spike trains were transformed into symbolic sequences. Based on the ordering rules of symbolic sequences, we proposed a measurement methods of weak signal. The experimental results showed that the chaotic encoding mechanism would enhance neuronal sensitivity to external stimulus, and were conducive to improve the efficiency of neurotransmission.

(2) For the characteristic of chaotic neural information transmission, we studied the dynamic states of neurons under the chaotic forcing, by using the approximate entropy and the nonlinear prediction method. Experimental results showed that in the chaotic information transmission, the postsynaptic neurons significantly retained the excitation signal characteristics with the frequency alternating vary greatly, while discarded excitation signal characteristics with frequency alternating slightly, which indicated that neuronal chaotic information transmission had selectivity and reprocessing capabilities, and was in favor of information interaction in the group coding.

(3) Based on the mechanism of dynamic neuronal synaptic transmission and chaos coding, we constructed a new visual neural computing model and tried to detect weak edge of image. According

to changing the signal conversion ability of postsynaptic neuron by the pattern of spike train, we took advantage of the postsynaptic membrane potential waveform to depict the spatial and temporal characteristics of image. Experimental results showed that the new model would reflect the state of temporal dynamics of neural network evolution, converting optical signals to spike sequence with spatial and temporal characteristics and to improve the sensitivity of the weak edge detection by using the chaotic coding mechanism.

(4) Based on chaotic information coding characteristics, we proposed a new method for image password configuration. Taking advantage of nonlinear mapping, we transformed user ID and digital password into dynamic chaotic sequence, and then drove neurons to produce irreversible and chaotic spike train. Finally we reconstructed the spike train into a two-dimensional image password. The new method effectively enhanced the security of password authentication, and provided a new way of thinking for password encryption and authentication field application.

Keywords: chaotic coding, visual neural computing, edge detection, image password

目 录

摘 要	I
ABSTRACT	II
目 录	IV
第 1 章 绪论	1
1.1 研究背景与意义	1
1.2 国内外研究现状	2
1.3 本文主要工作及创新点	3
1.4 论文的组织结构	4
第 2 章 周期激励下的神经信息混沌编码机制	5
2.1 HH 神经元模型	5
2.2 神经信息的非线性预报误差分析	6
2.3 圆映射与符号动力学	7
2.3.1 标准正弦圆映射	7
2.3.2 神经响应圆映射	8
2.3.3 符号动力学和距离空间	9
2.4 实验与分析	10
2.4.1 神经元响应模式	10
2.4.2 基于混沌编码机制的频率测量	12
2.5 本章小结	13
第 3 章 突触连接下的混沌信息传递与处理研究	14
3.1 级联 HH 神经元模型	14
3.2 数据分析方法	15
3.3 仿真实验结果	16
3.3.1 神经元响应的统计分析	17
3.3.2 神经元响应的近似熵分析	18
3.3.3 神经元响应的非线性预测分析	19
3.4 分析与讨论	22
3.5 本章小结	24
第 4 章 基于神经元混沌信息编码的图像边缘检测	25
4.1 视觉神经计算模型	25
4.1.1 光电转换层	26

4.1.2 神经信号解码传输层.....	26
4.1.3 轮廓感知层.....	27
4.2 实验结果与分析	28
4.3 本章小结.....	31
第 5 章 基于神经元混沌信息编码的身份认证系统.....	32
5.1 多重密码身份认证系统.....	32
5.2 图像密码构造方法.....	34
5.2.1 洛伦茨系统.....	34
5.2.2 神经元混沌响应映射.....	35
5.2.3 Cat 图像密码置乱算法	36
5.2.4 图像密码构造算法步骤.....	36
5.3 实验结果与分析	37
5.4 本章小结.....	39
第 6 章 总结与展望.....	40
6.1 本文工作总结	40
6.2 工作展望.....	41
致谢.....	42
参考文献.....	43
附 录:.....	49

第 1 章 绪论

1.1 研究背景与意义

在神经系统中，无论是以缝隙连接为特点的电突触传递，还是利用神经递质与突触后膜受体单元结合的化学突触传递，都能够诱发产生突触后电位(Postsynaptic potential)，而突触前后膜响应的关联性，将会显著改变突触传递的时空特性^{[1][2]}。因此由于细胞膜上离子通道的开合所引发神经元内外膜电位的去极化反应，将使神经信息流主要表现为以动作电位(Spike)为基本信号的传递和处理过程^{[3][4]}。而大量的神经生理和计算仿真实验表明，神经电活动具有混沌吸引子、分岔以及倍周期等典型的混沌特性^[5]。但在早期研究中，由于缺乏必要的手段和方法，一般将这种混沌现象认为只是神经电活动行为的附属产物，并没有充分考虑到其在神经信息传递中的内在作用。

尽管随着植入式电极阵列^{[6][7]}、飞秒激光随机扫描双光子显微成像^[8]，以及正电子发射计算机断层扫描^[9]等神经系统探测手段的发展，以及计算神经仿真硬件条件的完善，人们已经可以从微观角度来观察神经元的工作规律，例如探测神经元细胞膜上的电压门控式离子通道状态变化；也可以从宏观层面来分析神经系统各个皮层功能团的关联性^{[10][11]}，例如采集神经活动时的脑部血流和新陈代谢波动。但事实上，人们对于神经信息的编码机制仍然处于摸索过程，更多的只是对于实验现象的观察，而并非是从内在机制以及应用角度来进行研究。例如在神经系统中验证混沌现象的实验或仿真中，大量研究采用周期信号刺激，通过观察神经信号从倍周期分岔到混沌的变化过程，或者阵发混沌，以验证混沌节律的存在，却无法解释神经系统中的混沌运动如何对神经信息进行编码，而我们认为神经信号的混沌特性对于信息的编码和传递是具有重要意义的。然而，在已有的神经编码机制探索研究中，发放率编码(rate code)、时间编码(temporal code)、集群编码以及模式编码等多种假说陆续被提出，并都有相应的实验或仿真结果来进行支撑^[12-15]。而更多的证据表明神经信息编码加工过程应该并非只是某种单一的模式，更可能是各脑区皮层功能团采取的是一种联合编码的方式，我们认为研究神经信息混沌编码将有助于对联合编码方式的理解。但是，受限于神经系统的复杂性、混沌信息的伪随机性，现有的编码方式无法建立混沌信息与输入激励之间的对应关系，神经系统对混沌信息的交互过程也仍无统一说法。因此从神经元混沌动态响应特性出发，对神经信息混沌态的传递和处理模式展开研究，就显得非常有意义。对混沌编码和传递机制进行研究，既是对现有神经编码机制的一种补充，将有助于理解神经编码方式与神经功能之间的密切联系，同时探索基于神经信息混沌编码机制的应用研究，也将给计算神经与人工智能等工程领域带来全新的思路。

1.2 国内外研究现状

神经系统中存在混沌现象的电生理或仿真实验从上世纪 80 年代以来,就陆续有大量相关的研究结果被公布。在神经电生理实验中,例如 Aihara 和 Matsumoto 给予乌贼轴突以正弦电流刺激,发现其动作电位的发放模式包含有混沌^[16-17]。古华光和朱洲等,发现了神经簇放电位于不同周期间的混沌,展示了该混沌节律的多类表观样式和复杂的动力学特征,并根据非线性预测分析,发现其为带有随机性的混沌放电^{[18][19]}。Quiroz 等在生物实验中采用李雅普诺夫指数和功率谱方法证明 Chromaffin 细胞中混沌放电的存在^[20]。而在电生理模型研究上,Shoji 和 Hee-Hyo 给予 Hodgkin-Huxley 神经元模型固定激励频率的正弦刺激,并不断增加激励振幅,发现动作电位从无到锁相振荡,再到混沌振荡的过程^[21]。例如 Sato 和 Doi 以 FHN 神经元模型为研究对象,发现周期激励下,随着电脉冲幅值增加,动作电位出现分岔现象^{[22][23]}。王江等在一定固定频率的外电场刺激下, Hodgkin-Huxley 神经元模型产生混沌放电,并对分岔过程进行研究^[24-27]。上述生理实验以及计算机仿真都揭示了,神经系统中混沌节律的存在,但更多的只是对于实验现象的观察,而并非是从内在机制以及应用角度来进行研究,没有进一步揭示神经系统中的混沌运动对神经信息的编码机制。

正如前述的那样,神经信息编码传递机制存在着各种假说,但较为一致的观点是认为神经信息的编码加工过程应该是采用多种编码方式结合的联合编码方式^[30-34]。其中传统的发放率编码由 Barlow 提出^[28],将单个神经细胞脉冲发放率用来编码信息,但发放率编码受限于时间窗口跨度,忽略了窗口内的动作电位变化趋势,无法解释神经系统的快速反应行为。随后 Abeles 等人提出了时间编码方式,更关注动作电位发放时间分布形式,故神经元放电时间序列与神经信息表达之间的编码和译码机制受到了越来越多的关注^[29]。其中基于动作电位时间间隔(Inter spike interval,以下简称 ISI)序列的编码机制在实验和仿真结果上均取得了较好的分析效果^[30-39]。例如 Sauer 发现洛伦兹混沌驱动下的 Integrate-and-Fire(IF)神经元模型输入与输出的 ISI 序列具有较好的相关性^[35]。Kristen 等利用 Rossler 混沌驱动在大鼠皮肤细胞上进行实验,发现响应 ISI 序列保留了混沌激励的信息^[36]。Rodrigo 和 Bruno 分别对电突触与化学突触连接 IF 神经元网络中的响应 ISI 序列进行统计分析,研究不同突触类型连接下混沌信息的传递^[37]。上述研究都开始考虑混沌信息的内在涵义,但需要指出的是,无论是发放率编码,还是时间编码的相关性分析,都是从脉冲序列的统计特性出发,从本质上属于线性系统的分析手段,因此并不适合用来分析混沌信息与输入激励之间的对应关系,并且现有的编码方式也无法解释神经系统中的混沌运动如何对神经信息进行编码。

由于本文所讨论的神经网络基于真实的神经元生理模型,并且考虑到了神经元之间错综复杂的树突连接以及诸如感受野之类的相互作用,因此通常需要仿真系统提供突出的计算能力。但随着神经计算技术和硬件条件的发展,实现大规模并行的神经网络仿真和应用成为可能^[40-49]。例如 Ddlorme 基于多数神经元脉冲发放率通常维持在较低水平的情况,提出了一种基于事件驱动的神经网络模型仿真,使得每秒在普通台式机上可以同时计算 40 万个突

触连接的信息^[45]；又例如 Doherty 等人针对神经计算在脑机脑接口 (brain-machine-brain interface, BMBI) 中的应用，利用不同物体的虚拟触觉属性，进行皮层内微刺激时间编码，并将人工触觉信号反馈至初级躯体感觉皮层，从而完成虚拟手臂触摸物体时的触觉感受^[46]。而在视觉神经机制的仿真和应用上，有研究基于脉冲时间依赖突触可塑性 (Spike timing-dependent plasticity, STDP)，提出了一种简化脉冲响应的神经元网络模型，模拟初级视皮层对图像分割和模式识别的处理方式^[47]，国内也有学者提出了模拟视觉机制的图像分割模型，应用于医学图像的分割上，相对传统分割方法取得了更好的检测效果^[45]；另外还有基于视觉注意机制构建神经元网络模型的研究，实现了灰度图像中感兴趣区域的提取^[49]。上述研究仍集中于神经元模型、网络结构和突触连接，通过引入诸如感受野在内的神经机制，利用计算模型来研究神经功能运行的内在机制，也开始考虑计算模型在例如视觉处理中的应用研究，但大多忽视或回避了混沌编码在神经信息传递中扮演的重要作用。因此，对神经系统的混沌响应传递和处理模式展开研究，将有助于理解神经编码方式与神经功能之间的密切联系，同时也将给计算神经与人工智能等工程应用带来新的思路。

1.3 本文主要工作及创新点

本文以 HH 神经元混沌信息编码机制及应用为研究主轴。首先，提出了一种神经元混沌信息编码的新机制，并应用于弱信号测量中，验证了混沌信息编码机制的有效性，其很可能是一种有效的神经信息编码方式。其次，利用互连神经元的突触结构，对混沌激励下的神经信息交互展开研究，以确定神经元在混沌信息编码传递中的作用。最后，构建视觉神经计算模型，提出了一种基于混沌编码机制的图像弱边缘检测新思路。并利用混沌响应的遍历性和不可逆，给出了基于二维混沌图像的身份认证系统应用。实现了混沌编码机制在计算神经和人工智能等工程应用上的探索。本文主要研究内容及创新点如下：

(1) 针对周期激励下神经元响应特性，提出利用非线性动力学方法，区分周期激励下神经元的不同响应模式；考虑到现有编码方式对神经混沌信息编码的局限性，从圆映射基本原理出发，提出了一种新的混沌编码机制；为验证混沌编码机制的有效性，采用符号动力学，将相位序列通过粗粒化描述，转换成符号序列，利用符号序列的距离实现对输入频率的度量。研究表明，混沌编码机制可能是一种可行的神经编码方式，相较传统的时间编码、发放率编码，对于激励信息具有更好的灵敏度，更高的传递效率。

(2) 为研究神经信息混沌态传递的特性，以确定神经元在混沌信息编码、传递中的作用，利用神经元互连中的突触结构，提出采用近似熵、非线性预测结合替代数据法，研究混沌激励下的神经元动态响应。在发现突触后膜神经元响应 ISI 序列具有确定性结构的基础上，深入对确定性结构来源展开了研究。实验结果表明，在混沌信息的传递过程中，突触后膜神经元显著保留了频率交替差别较大的激励信号特性，同时丢弃频率交替差别较小的激励信号特性，说明神经元对混沌信息传递具有一定的选择性和再加工能力，有利于群体编码中的信息交互。

(3) 基于神经元混沌编码机制以及混沌传递特性，结合动态化学突触，构建了一种新的视觉神经计算模型，并尝试应用于图像的边缘检测。根据突触前膜神经元响应模式动态改变突触的信号转换能力，利用突触后膜电位波形来刻画信号分布的时空特征。实验结果表明，新模型将反映神经网络时空状态的动力学演变过程，能够将光信号刺激转换成具有时空特征的脉冲发放序列，并利用混沌编码机制提高对弱边缘检测的敏感性。

(4) 基于神经元混沌态传递特性，本文提出了一种图像密码构造的新方法。利用非线性映射将静态用户编号和数字密码转换为动态混沌序列，驱动神经元产生具有遍历性的不可逆混沌响应，最后重构为二维图像密码。新方法有效增强了身份认证系统的安全性，为密码加密以及身份认证领域的应用提供了一种崭新的思路。

1.4 论文的组织结构

本文的主要结构及各章节内容安排如下：

第一章绪论，介绍了本文课题的背景与目的、国内外研究现状、主要工作和创新点以及本文的组织结构。

第二章主要介绍周期激励下神经信息混沌编码机制研究，提出采用非线性预报结合替代数据法，进行神经元不同响应模式的辨识；提出了一种基于相位圆映射原理的神经信息混沌编码机制；最后应用混沌编码机制，结合符号动力学，实现弱信号测量。

第三章主要介绍混沌激励下的混沌信息传递研究，提出利用突触连接构建级联神经元模型；介绍了采用统计分析、近似熵、非线性预测结合替代数据法，研究混沌激励下的神经元动态响应；最后进行了实验结果的分析与讨论。

第四章主要介绍混沌编码机制在图像边缘检测中的应用，提出了一种基于神经元混沌编码机制的视觉神经计算模型，并应用于边缘检测。

第五章主要介绍了混沌传递特性在身份认证领域的应用，提出的一种基于神经元混沌传递特性的图像密码构造方法，并对实验结果进行分析讨论。

第六章主要描述了对本文研究内容的总结归纳，以及对以后工作的展望，提出了后续可开展的研究工作和目标。

第 2 章 周期激励下的神经信息混沌编码机制

大量生理实验表明，神经系统采用混沌节律进行生物信息流的传递与处理^[16-20]。而对混沌信息的编码机制展开研究，将有助于理解神经编码方式与神经功能之间的密切联系，同时也将给计算神经与人工智能等工程应用带来新的思路。目前，人们对于神经信息的编码机制仍然处于摸索过程，各种编码机制假说陆续被提出^[30-34]，但均无法揭示神经系统混沌运动对信息流的编码过程，无法建立混沌响应在输入与输出之间的对应关系。

鉴于此，本文基于电生理模型，针对周期激励下神经元响应特性，提出利用非线性预报误差，区分神经元的不同响应模式；考虑到现有编码方式对神经混沌信息编码的局限性，从标准正弦圆映射原理出发，探讨神经元响应圆映射，提出了一种新的神经信息混沌编码机制；为验证该机制的有效性，采用符号动力学，将相位序列经粗粒化描述转换成符号序列，利用符号序列间距离实现对输入频率的度量。实验结果表明，本文混沌编码机制对于激励信息具有更好的灵敏度，更高的传递效率，可能是一种有效的神经编码方式。

2.1 HH 神经元模型

1952 年 Hodgkin 和 Huxley 创建了巨型枪乌贼轴突神经元模型（以下简称 HH 模型），以微分方程形式解释了动作电位产生和传导的机理^[50-53]，HH 模型的提出，架起了神经生理学和物理、数学之间的桥梁，也奠定了计算神经科学的发展基础^{[51][53]}。相比 FHN、IF 这些由 HH 模型简化而来的模型，HH 神经元更接近于真实神经元放电过程^[52]，描述了电流跨过细胞膜表面流动而产生的动作电位的变化，神经细胞膜可因局部电位变化从静息水平超极化或去极化，产生动作电位，如图 2.1 所示。HH 神经元模型的形式如式(2.1)所示：

$$\begin{aligned}
 C_m \frac{dV}{dt} &= I_{ext} - g_{Na} m^3 h (V - V_{Na}) - g_K n^4 (V - V_K) - g_L (V - V_L) \\
 \frac{dm}{dt} &= K_T [\alpha_m(V)(1-m) - \beta_m(V)m] \\
 \frac{dn}{dt} &= K_T [\alpha_n(V)(1-n) - \beta_n(V)n] \\
 \frac{dh}{dt} &= K_T [\alpha_h(V)(1-h) - \beta_h(V)h]
 \end{aligned} \tag{2.1}$$

式中， K_T 如式(2.2)所示，而 $\alpha_m(V)$ 、 $\beta_m(V)$ 、 $\alpha_n(V)$ 、 $\beta_n(V)$ 、 $\alpha_h(V)$ 以及 $\beta_h(V)$ 如式(2.3)所示。

$$K_T = 3^{(T-6.3)/10} \tag{2.2}$$

$$\begin{aligned}
 \alpha_m &= 0.1 \times \frac{25-V}{e^{\frac{25-V}{10}} - 1}, \\
 \beta_m &= 4 \times e^{\frac{V}{18}}, \\
 \alpha_h &= 0.07 \times e^{\frac{V}{20}}, \\
 \beta_h &= \frac{1}{e^{\frac{30-V}{10}} + 1}, \\
 \alpha_n &= 0.01 \times \frac{10-V}{e^{\frac{10-V}{10}} - 1}, \\
 \beta_n &= 0.125 \times e^{\frac{V}{80}}.
 \end{aligned} \tag{2.3}$$

其中, C_m 为膜电容, V 为膜电位, I_{ext} 为激励电流, T 为温度, g_{Na} 、 g_K 、 g_L 分别是钠离子、钾离子和漏电流通道最大电导值, 反映了各离子在细胞膜两侧的浓度, V_{Na} 、 V_K 、 V_L 分别是相应通道的逆转电位, m 和 h 分别为钠离子的活性与钝性, n 为钾离子的活性。式(2.1)、(2.2) (2.3)中各参数引用参考文献^[50], 如表 2.1 所示。

表 2.1 神经元模型参数

参数	数值	单位
C_m	1	uf/cm ²
g_K	36	ms/cm ²
g_{Na}	120	ms/cm ²
g_L	0.3	ms/cm ²
V_{Na}	54.98	mV
V_K	-71.967	mV
V_L	-49	mV

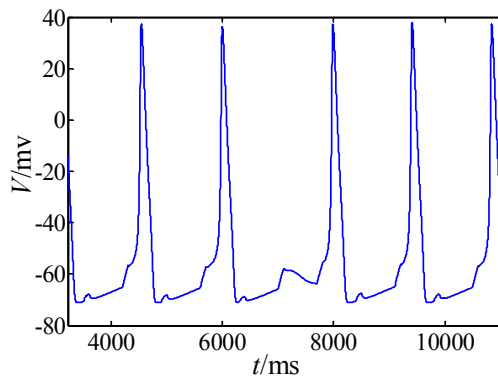


图 2.1 神经元响应动作电位示意图

2.2 神经信息的非线性预报误差分析

混沌是指确定性系统中出现的一种类似随机的现象^[54], 尽管不规则但存在确定性结构,

具有初值敏感性^[55]，所以混沌时间序列不可能实现长期预测。但在短时间内，混沌系统在相空间内的轨道具有一定的规律^[56]，所以可以进行短期预测，故混沌具有短期可预测、长期不可预测性的特点。本文提出采用标准非线性预报误差(normalized prediction error, NPE)衡量神经脉冲发放时间序列中的确定性结构，其具体算法如下所示：

假设神经元脉冲发放的时间序列为 $U_i (i=1, 2, \dots, N)$ 。首先确定嵌入空间 R^m ，得到 $N-m+1$ 个嵌入矢量点 V ，则 $V_j = \{U_j, \dots, U_{j+m-1}\}$ ，在空间 R^m 中寻找最邻近 V_j 的 n 个点，用集合 $J_k = (U_{j_k}, \dots, U_{j_k+m-1}) (k=1, 2, \dots, n)$ 表示^{[18][57]}。 V_j 在 h 步时的非线性预报值如式(2.4)所示：

$$P_{j+h} = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n U_{j_k+h} \quad (2.4)$$

但 h 步以后 V_j 的真实值是 U_{j+h} ，所以标准预报误差计算如式(2.5)所示：

$$NPE(h) = \frac{\langle (P_{j+h} - U_{j+h})^2 \rangle^{1/2}}{\langle (U_j - \bar{U})^2 \rangle^{1/2}} \quad (2.5)$$

其中 $\bar{U} = 1/N \sum_{i=1}^N U_i$ ， $n=b(N-m+1)$ ，在本文中， b 取 1%， m 通常取 4。若 NPE 小于 1，则表明该序列 h 步可预报；当 NPE 值接近 1.0 时，表明该序列不可进行 h 步预报，是随机的。对于神经元产生的混沌脉冲发放而言，其时间序列为混沌序列，在预测步长较短时，预测误差较小，呈现可预测性，而在预测步长较长时，预测误差较大，不可预测。显然准周期序列与混沌序列相比，具有更明显的确定性结构。为了进一步确认待分析数据的混沌特性，本文在非线性预报误差分析的基础，提出结合替代数据法，也就是打乱原始序列的排列顺序，破坏其可能存在的确定性结构，但保留原始序列的统计特征，从而生成替代序列进行对比分析。

2.3 圆映射与符号动力学

2.3.1 标准正弦圆映射

圆映射是圆到自身的映射，标准正弦圆映射如式(2.6)、(2.7)所示，式中 θ_n 是线性项， $(K/2\pi)\sin(2\pi\theta_n)$ 为非线性项， K 为耦合常数。

$$f_{\Omega}(\theta_n) = \theta_n + \Omega - \frac{K}{2\pi} \sin(2\pi\theta_n) \quad (2.6)$$

$$\theta_{n+1} = \text{mod}(f_{\Omega}(\theta_n), 1) \quad (2.7)$$

当 K 小于等于 1 时，表现为单调的圆映射，此时系统产生周期或准周期序列；当 K 大于 1 时，表现为非单调的圆映射，此时系统可能产生混沌序列^[52]，如图 2.2(a)所示。

利用标准正弦圆映射公式(2.6)、(2.7)，取 $K=1.8$ ，产生原始圆映射序列，结合替代数据法。根据式(2.5)，取预报步长 h 为 10，分别对原始圆映射数据和替代数据进行非线性预报误差(NPE)计算，探讨 $K=1.8$ 时，非单调圆映射是否为混沌序列，实验结果如图 2.2(b)所示。原始圆映射数据随着预测步长 h 的不断增大，标准预报误差不断增加，NPE 值由小于 1，逐渐

增加到等于 1，甚至超过 1，而替代数据则从一开始就无法预测。验证了非单调圆映射序列具有确定性结构，为后续实验奠定基础。

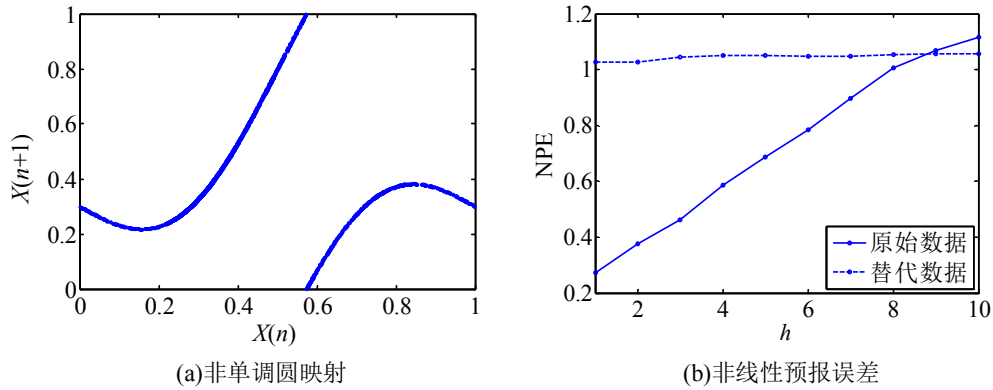


图 2.2 $K=1.8$ 时，非单调圆映射及其非线性预报误差

2.3.2 神经响应圆映射

构造周期信号作为神经元激励电流，为实现对动作电位序列的定量分析，先获取脉冲发放的相位序列，如图 2.3 所示，具体步骤如下：

- (1) 获取周期激励下 HH 神经元的响应膜电位，根据神经元膜电位，求取动作电位发放时刻，设动作电位发放序列为 $\{t_1, t_2, \dots, t_n\}$ ；
- (2) 根据动作电位发放时刻 t_i ，获取动作电位发放时刻与输入周期电流的相位序列 Ph ， $Ph = \{ph_1, ph_2, \dots, ph_n\}$ ，并进行 Ph/T 计算，对相位序列进行归一化，得到序列 $\{C(n)\}$ 。
- (3) 对归一化后的相位序列 $\{C(n)\}$ 进行首次回归映射，得到 HH 模型的圆映射，如图 2.4 所示。

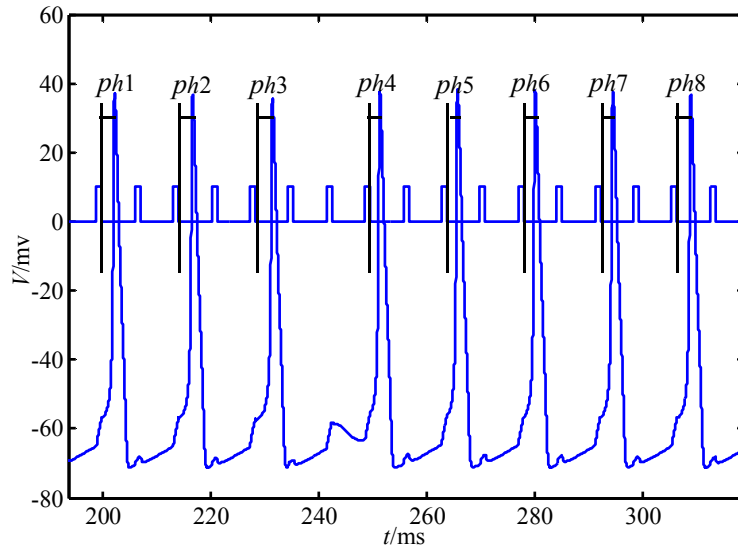


图 2.3 动作电位与周期激励的相位关系

图 2.4 为混沌信息的圆映射，描绘了第 n 个圆映射点 $C(n)$ 和第 $n+1$ 个圆映射点 $C(n+1)$ 之间的迭代关系：假设已知初始值 $C(0)$ ，按照图 2.4 中箭头标识的迭代关系确定 $C(1)$ ，即根据 $C(n)$ 可确定 $C(n+1)$ ，依此类推，可得到一串映射序列，该序列从圆映射理论看是一串非常好的“良序”映射，如果已知初始映射点 $C(0)$ 时，就能根据图 2.4，推导出第 n 个映射点。

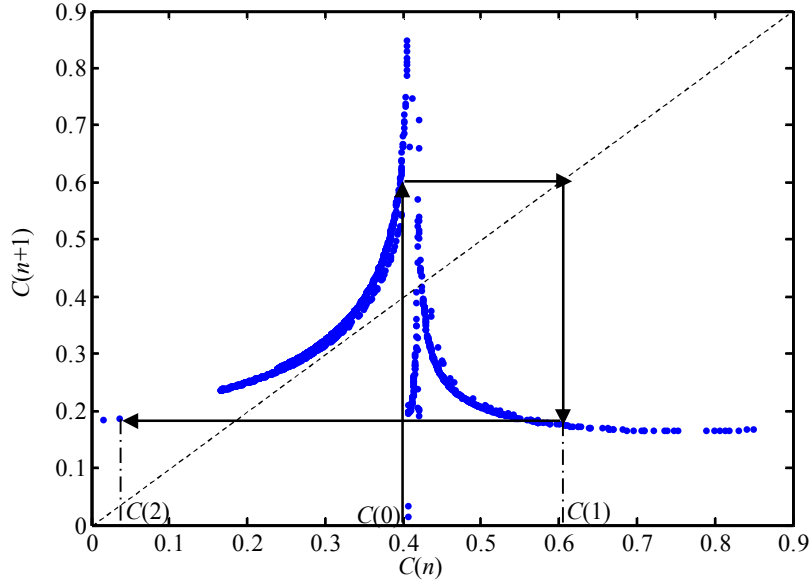


图 2.4 神经元混沌信息圆映射

根据上文所述, 可知 $C(n)$ 与 $C(n+1)$ 之间存在一种关系 ϕ , 设表达式如式(2.8)所示:

$$C(n+1) = \phi(C(n)) \quad (2.8)$$

目前, 尽管无法用具体表达式来描述 ϕ , 但从图 2.4 可看出 $C(n)$ 与 $C(n+1)$ 之间存在一种规律联系, 这种规律为后续阶段要实现的神经编码提供了依据。

2.3.3 符号动力学和距离空间

前述的 HH 神经元圆映射在输入信号及神经元参数一定的情况下, 可以得到确定的一个序列 $C(1), C(2), \dots, C(n)$, 即为轨道。根据混沌系统的参数敏感性, 当初始条件一定时, 改变激励信号的周期 T 就会产生不同的轨道。

符号动力学是在有限精度下描述动力学行为的严格方法^[53], 相对于复杂动态系统而言, 符号动力系统是比较简单的, 可将许多复杂动态系统变换为符号动力系统, 通过后者来分析研究一般动力系统的行为^[53]。本文按照符号动力学方法, 对于每一条轨道 $C(1), C(2), \dots, C(n)$, 相应变换公式如式(2.9)所示:

$$a(i) = \begin{cases} 1, & C(i) \leq C(i+1) \\ 0, & C(i) > C(i+1) \end{cases} \quad (2.9)$$

可将轨道 $C(1), C(2), \dots, C(n)$ 变为符号序列 $A = \{a(i)\} = \{a(1), a(2), \dots, a(n)\}$, (其中 $a(i)$ 只取 0 或 1), 如此一来, 每串轨道序列便有与之对应的符号序列。计算两轨道之间的距离, 可以简化为计算两串符号序列之间的距离。假设有两串符号序列, 分别为 $A = \{a_i\}$ 与 $B = \{b_i\}$, 定义两符号序列间的距离如式(2.10)所示。

$$d(A, B) = \sqrt{\sum_{i=1}^N (a_i - b_i)^2} \quad (2.10)$$

假设需要测量的参数为 T ，而事实上 T 与轨道序列是一一对应的，则 $T_x - T_0$ 与两符号序列间的距离 $d(S_x, S_0)$ 满足的函数关系如式(2.11)所示：

$$|T_x - T_0| = f[d(S_x, S_0)] \quad (2.11)$$

其中， T_0 为测量参数的零点，本章中 T_0 取 0， S_0 即为 0 序列。函数 f 是确定的，可用计算机数值计算直接得到。在实际测量中，可按上述的神经元圆映射和符号动力学方法得到符号序列 S_x ，然后按式(2.11)计算出待测信号周期 T_x ，取 T_x 的倒数可得到待测脉冲信号的频率。

2.4 实验与分析

2.4.1 神经元响应模式

以周期为 T 、高电平持续时间为 Top 的周期信号为激励信号，输入 HH 神经元模型。通过改变输入信号的周期 T ，可绘制其分岔图，从分岔图上观察到系统由单一频率振荡通过倍周期分岔进入弛豫振荡^[53]。根据分岔现象，观察单一频率振荡、倍周期分岔、弛豫振荡时的动作电位，分别对应取 $T=8$ 、 $T=2.8$ 以及 $T=7.1$ 为例，对动作电位序列、ISI 序列及其首次回归映射。其中，动作电位发放如图 2.5 所示。从图 2.5 中可看出，单一频率振荡 $T=8$ 时，输入信号与动作电位发放存在固定比例，为周期放电。而倍周期分岔 $T=2.8$ 时和弛豫振荡 $T=7.1$ 时，均不存在固定比例。

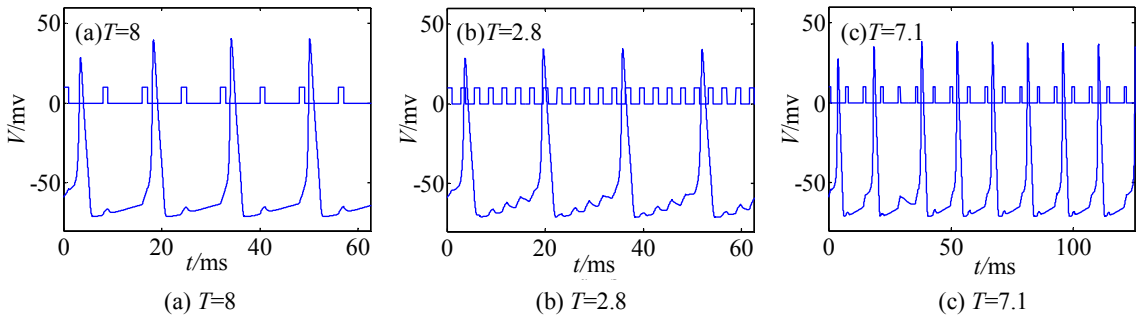


图 2.5 神经元不同放电模式的动作电位序列

图 2.6 为 ISI 序列图， $T=8$ 时，动作电位间的时间间隔为固定值。 $T=2.8$ 时，动作电位间的时间间隔无规则，但表现出了貌似周期的现象。而 $T=7.1$ 时，动作电位间的时间间隔表现毫无规律。

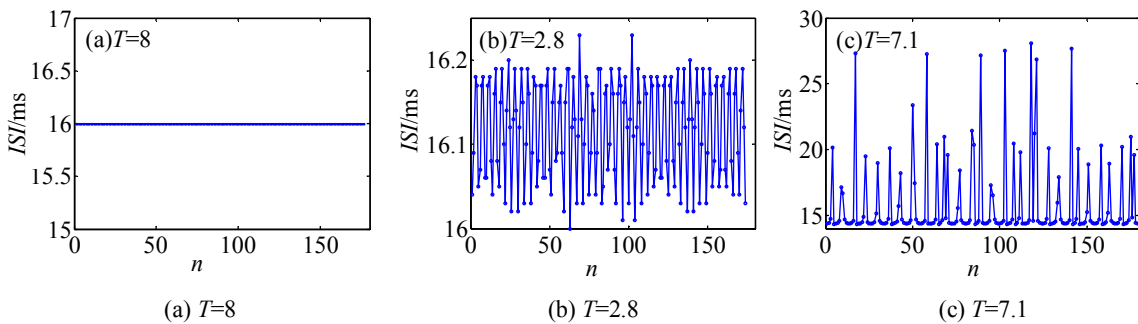


图 2.6 神经元不同放电模式的时间间隔(ISI)序列

图 2.7 为 ISI 序列的首次回归映射图，对序列中前后两个 ISI 元素间的相关性进行描述，假设时间序列为 $ISI(n)$ ，以 $ISI(n)$ 为 X 轴坐标， $ISI(n+1)$ 为 Y 轴坐标，可绘制时间序列 $ISI(n)$ 的

首次回归映射图。从图 2.7 可见, $T=8$ 时, 图中只有一个点, $T=2.8$ 时, ISI 回归映射图呈现极限环的形状。 $T=7.1$ 时, 首次回归映射图呈现奇异吸引子的形状。根据上文结果图分析, 可见单一频率振荡 $T=8$ 时为周期响应, 而倍周期分岔 $T=2.8$ 、弛豫振荡 $T=7.1$ 时很可能为准周期或混沌响应模式。综上所述, 周期响应可以通过上文的定性分析而直观地判别, 而准周期与混沌响应由于都存在不规则放电较难区分, 故本文采用非线性预报结合替代数据法, 定量地对准周期和混沌放电进行辨识。

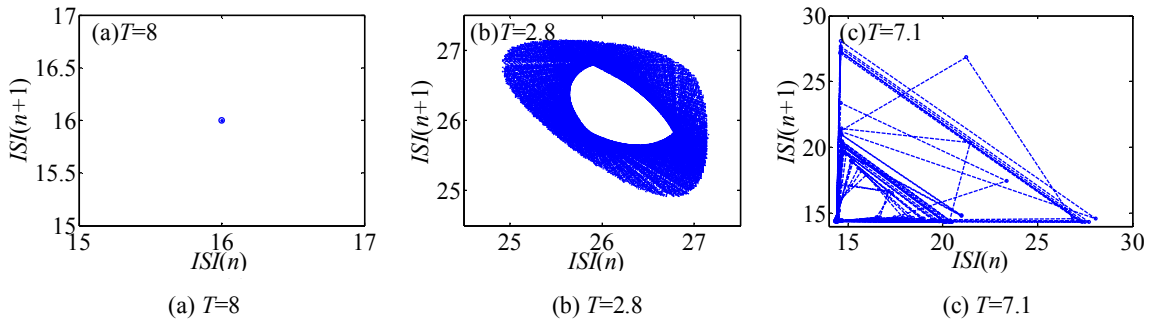


图 2.7 神经元不同响应模式的时间间隔序列(ISI)首次回归映射

本文分别对 $T=2.8$ 和 $T=7.1$ 的 ISI 序列进行非线性预报误差(NPE)计算, 结合替代数据法, 即打乱原始序列的排列顺序, 破坏其确定性结构, 但保留原始序列的统计特征, 生成替代序列。实验结果图 2.8 所示, 发现两者替代数据的 NPE 均大于 1, 无法预测。而准周期 ISI 序列比混沌态的 ISI 序列具有更强的可预测性, 并且随着预测步长的增加, 准周期 ISI 序列的 NPE 值未发生明显变化, 而混沌 ISI 序列的 NPE 值随着预测步长增加而增加, 最终接近 1 而不可预测。因此, 用非线性预测方法实现对准周期序列和混沌序列的辨识是一种可行的办法。

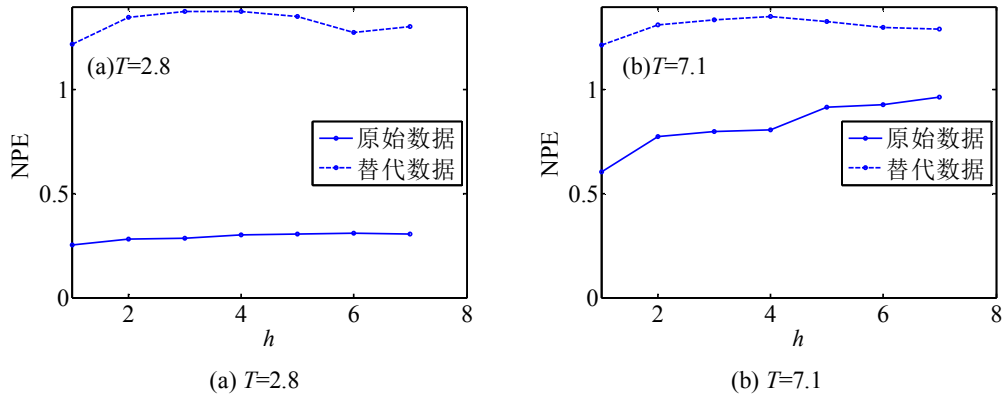


图 2.8 神经元不同响应模式的非线性预测误差(NPE)

为对比神经元混沌响应与周期、准周期响应时圆映射, 同样对 $T=8$, $T=2.8$, $T=7.1$ 时的神经元响应进行圆映射计算, 结果如图 2.9 所示。 $T=8$ 周期响应时的圆映射为一个点, 相位不发生迭代, 为固定值; $T=2.8$ 准周期响应时的混沌表现为两分支单调递增; $T=7.1$ 混沌态响应的圆映射表现为其中一分支单调, 另一分支非单调。可见准周期与混沌响应的圆映射单调性不同, 利用圆映射的单调性, 可辨识神经元的响应模式。

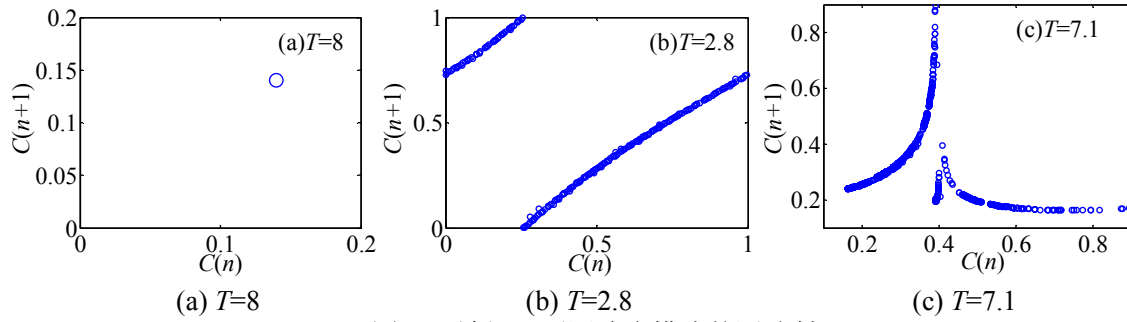


图 2.9 神经元不同响应模式的圆映射

2.4.2 基于混沌编码机制的频率测量

为进一步验证本章混沌编码机制的有效性，确保能够实现混沌态响应时的频率测量，我们首先对 HH 神经元在不同频率的输入信号下的响应模式进行分析，能够使 HH 神经元产生不规则响应的频率段并不多，参数取值以及输入信号条件如上文所述。本文通过大量实验仿真，发现 T 在 7.04~7.16 之间，神经元处于弛豫振荡，很可能产生混沌响应。本章不改变神经元模型参数取值，只改变激励信号的频率(即周期 T)，获取神经元混沌响应时的符号序列，并通过距离公式计算符号序列与参照序列之间的距离。从表 2.2 中可看出， T 在 7.05 到 7.16 随着频率的增加，符号距离 d 呈递增趋势，而符号序列距离的差距远大于周期 T 的差距。验证了混沌编码机制的有效性，表明可以通过符号序列距离实现对输入信号频率的度量，并且扩大了输入信号间的频率差距。混沌编码机制将增强神经元对于外界激励的敏感度，有助于提高神经信息传递的效率。

表 2.2 周期 T 与距离 d 的对应关系表

$T(\text{ms})$	对应的前 32 位符号序列 S_x	符号序列距离 d
7.04	11110111101111011110111101111011	11
7.05	11011011110111011100111011101111	10.7238
7.06	01111011110111101111011110110111	10.8167
7.07	10111101111010111101111011101110	10.8628
7.08	01111101111101110111101110110111	11.0454
7.09	11111011111101111101111110111111	11.1355
7.10	11101111110111111011111101111011	11.2694
7.11	10111110111111101111111011111110	11.4018
7.12	11111110111111110111111110111111	11.5326
7.13	11111101111111110111111110111111	11.5758
7.14	11111101111111111011111110111111	11.6619
7.15	11011111111111111110111111111111	11.8743
7.16	11111111111111111111111111111111	12.2474

同时，从表 2.2 中观察到， $T=7.04$ 到 $T=7.05$ 尽管周期增加，但符号距离反而变小了，而在 7.15 到 7.16 距离变化跨度相对较大。为分析具体原因，本文结合 ISI 序列和标准非线性预报误差进行分析，对 T 从 7.04 到 7.16 的动作电位发放情况进行分析。发现 $T=7.05$ 到 7.15 的

之间, 神经元 ISI 序列均不规则, 非线性预报预报均显示随着步长增加, NPE 逐渐接近 1, 属于混沌态发放。而在 $T=7.04$ 时, ISI 序列以及非线性预报如图 2.10 子图(a)(b)所示, ISI 序列显示为从周期 3 到周期 5 的分岔现象, 上文已验证此时为准周期响应。而非线性预报检测结果显示其具有良好的确定性结构, 并且随着预测步长增加, NPE 并不发生变化, 可见其并非混沌响应, 而导致混沌编码机制无法反应频率变化。 $T=7.16$ 时, ISI 序列以及非线性预报如图 2.10 子图(c)(d)所示, ISI 序列显示其类似随机发放, 而非线性预报测试显示其几乎不具有确定性结构。另外发现 $T=7.17$ 时, 神经元产生周期响应, 故 $T=7.16$ 为从混沌的结束状态。综上所述, $T=7.05$ 到 $T=7.15$ 是一段完整的混沌响应过程, 验证了混沌编码机制可以有效实现地对激励信号周期的度量。

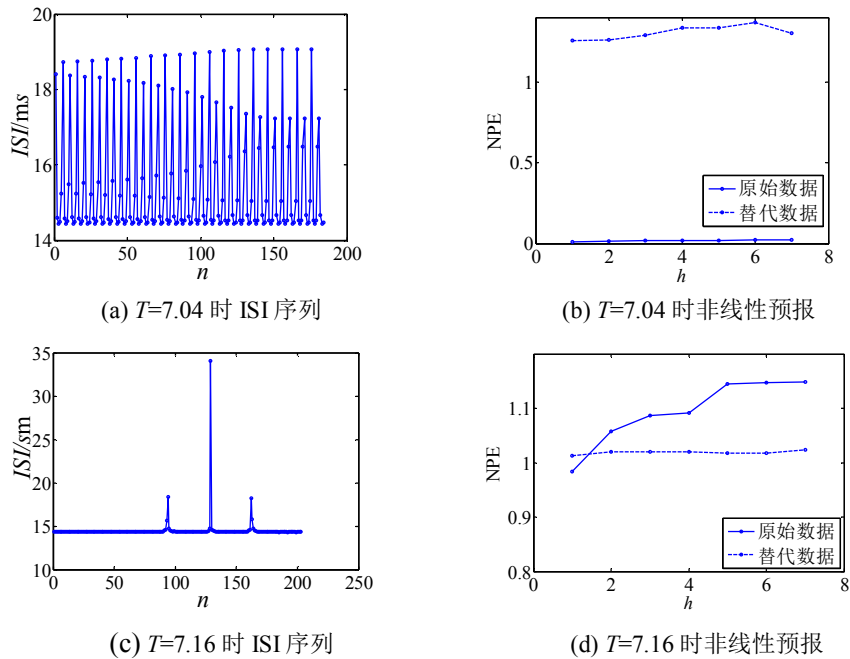


图 2.10 $T=7.04$ 和 $T=7.16$ 时神经元响应模式分析

2.5 本章小结

本章对混沌响应特性与周期激励之间的关系展开研究, 在借助 ISI 序列定性、定量分析的基础上, 进行神经元响应模式辨识; 针对周期激励下 HH 神经元混沌响应特性, 提出了基于圆映射的混沌编码机制; 基于上述混沌编码机制, 提出了一种符号动力学编码方式以及距离计算公式, 以零序列作为符号距离参考序列, 通过距离计算实现对输入信号频率的刻画。实验证明, 在神经元产生混沌响应时, 本章方法可以通过符号序列距离实现对输入信号频率的度量, 并且利用混沌编码机制将增强神经元对于外界激励的敏感度, 有助于提高神经信息传递的效率。

第3章 突触连接下的混沌信息传递与处理研究

混沌信息在神经元间的编码、传递研究，将帮助理解人脑中的不规则活动，了解混沌信息在脑信息处理中的作用，为人们构造神经计算模型提供新的思路，具有重要的意义。在第二章中，已经验证了神经信号以混沌形式存在，并且周期激励下 HH 神经元会产生不同的响应模式，包括周期、准周期以及类似随机的混沌响应。而神经元通过突触结构实现相互连接，构成神经元网络，故突触在神经信息传递处理过程中也起到很重要的作用。既然单个 HH 神经元模型能够产生混沌响应，那么混沌信号必将通过突触连接传入下一个神经元。目前大多数研究更多地关注突触前神经元的混沌响应特性^{[18][19]}，而忽略了突触后神经元对于混沌信息接收、传递和处理过程。这促使我们思考这样一些问题：混沌激励下的神经元动态响应信号是什么？突触参数对混沌信息传递处理有什么影响？突触前输入的混沌激励与神经元的混沌响应之间有什么联系？神经元的响应过程是信息的处理传递过程，那么神经元在这过程中起到了什么作用？

针对上述问题，本章利用突触连接结构，构造级联 HH 神经元模型，提出采用近似熵、非线性预测结合替代数据法，研究混沌激励下的神经元动态响应。在初步验证突触后神经元响应具有确定性结构的基础上，对神经信号的确定性结构来源展开研究。实验结果表明，在混沌信息的传递过程中，突触后膜神经元显著保留了频率交替差别较大的激励信号特性，同时丢弃了频率交替差别较小的激励信号特性，说明神经元对混沌信息传递具有一定的选择性和再加工能力，有利于群体编码中的信息交互。

3.1 级联 HH 神经元模型

本章以两级具有方向性的神经元互连为例来构建级联神经元模型，由突触前神经元 $N1$ 、突触后神经元 $N2$ ，以及连接 $N1$ ， $N2$ 的突触耦合模型组成。其中神经元模型 $N1$ 、 $N2$ 作为基本计算单元，均为 Hodgkin-Huxley 神经元模型，模型具体信息如 2.1 节所示。周期信号作用于神经元 $N1$ ，产生混沌放电，其动作电位的时间间隔序列为混沌序列，记做 $ISI_i (i=1,2,\dots,N)$ 。再经由突触耦合连接，形成突触后膜神经元的混沌激励 I_{ext} 。对定义如式(3.1)所示的突触连接简化表达：

$$I_{ext}(t) = A \cdot \sum_{i=1}^{i=N} Gsyn_i \quad (3.1)$$

其中，信号幅值 $A>0$ 且为常数，而 $Gsyn_i$ 如式(3.2)所示：

$$Gsyn_i = \begin{cases} 1, & t \in [Sbegin_{i-1} + Tao, Sbegin_i] \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (3.2)$$

G_{syn_i} 表示神经元 $N1$ 、 $N2$ 之间的化学耦合强度； Tao 表示突触延时参数； $Sbegin_j(j=0,1,2,\dots,N)$ ，为突触前神经元 $N1$ 的动作电位发放时刻序列，可根据 ISI_k 序列重构得到，如式(3.3)所示，其中 j 为动作电位发放时刻的序列号。

$$Sbegin_j = \begin{cases} 0 & (j=0) \\ \sum_{k=1}^{k=j} ISI_k & (j \neq 0) \end{cases} \quad (3.3)$$

然后，混沌激励信号 I_{ext} 经由突触后膜神经元 $N2$ ，产生神经元放电，我们利用非线性方法，围绕 $N2$ 神经元产生的动作电位时间间隔序列，进行混沌响应分析。级联 HH 神经元模型工作示意图如图 3.1 所示。

由于主要从时间序列编码角度探究混沌信号的传递过程，而化学耦合强度 G_{syn_i} 的大小将影响激励幅值的高低，为便于分析研究，本章中将化学耦合强度 G_{syn_i} 设为固定值。突触延时参数 Tao 表示电流通过突触从一个神经元传到其他神经元的时间延迟，为可控变量，参考神经信号在大脑皮层中传递时的毫秒级延迟时间，本文中 Tao 取 2~13，此时神经元动态响应研究更接近真实神经元混沌响应，并且利用突触较好地模拟了混沌信息在生物神经元间的传递过程。

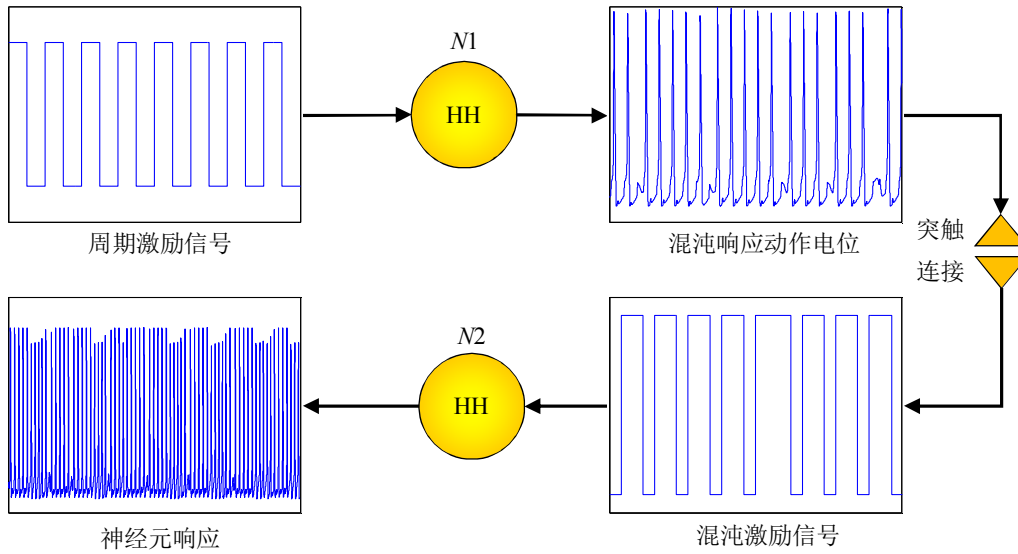


图 3.1 级联 HH 神经元模型工作示意图

3.2 数据分析方法

在上文级联神经元模型基础上，围绕突触后膜神经元在混沌刺激信号下，产生的动态响应展开研究。神经元动作电位时间间隔序列(即 ISI 序列)反应了神经元动作电位在时间上的排序，与放电频率相比包含更丰富的信息。故采用统计分析、近似熵以及非线性预报结合替代数据，分别从 ISI 序列分布情况、复杂性、时间上的确定性机理对混沌激励下的神经元动态响应进行综合分析，以确定混沌激励下神经元动态响应信号类型。同时，通过改变突触延迟参数，可调节突触后膜神经元的混沌激励信号，通过将突触后膜神经元的响应 ISI 序列，与突触前神经元产生的混沌响应进行对比分析，以研究输入的混沌激励与神经元响应之间关系。

基于上文的实验研究，发现混沌激励下HH神经元动态响应序列具有确定性结构。为进一步研究突触后膜神经元动态响应ISI序列的确定性结构来源，本文首先打乱混沌激励序列的排列次序，使其数据排列顺序随机化。经随机化得到的数据称之为混沌激励的替代随机激励，其均值、标准差等统计特征与混沌激励相同，但其数据序列中的排列方式、相互时间关系却与高斯白噪声相同，确定性经随机化被破坏。然后，分别利用混沌激励和随机激励驱动神经元产生动作电位序列，并对相应的ISI序列进行非线性预报分析。如果随机驱动下的响应ISI序列不具有确定性结构，则说明混沌激励下响应ISI序列的确定性结构来自于激励信号，神经元可以较好地进行混沌信息传递。而如果随机驱动下的响应ISI序列仍具有确定性结构，则说明混沌激励下的神经元响应ISI序列的确定性结构来自于神经元的响应过程，神经元在混沌信息传递过程中具有选择性和再加工能力。非线性预报结合替代数据的算法步骤见第二章内容，数据仿真分析过程示意图如图3.2所示。

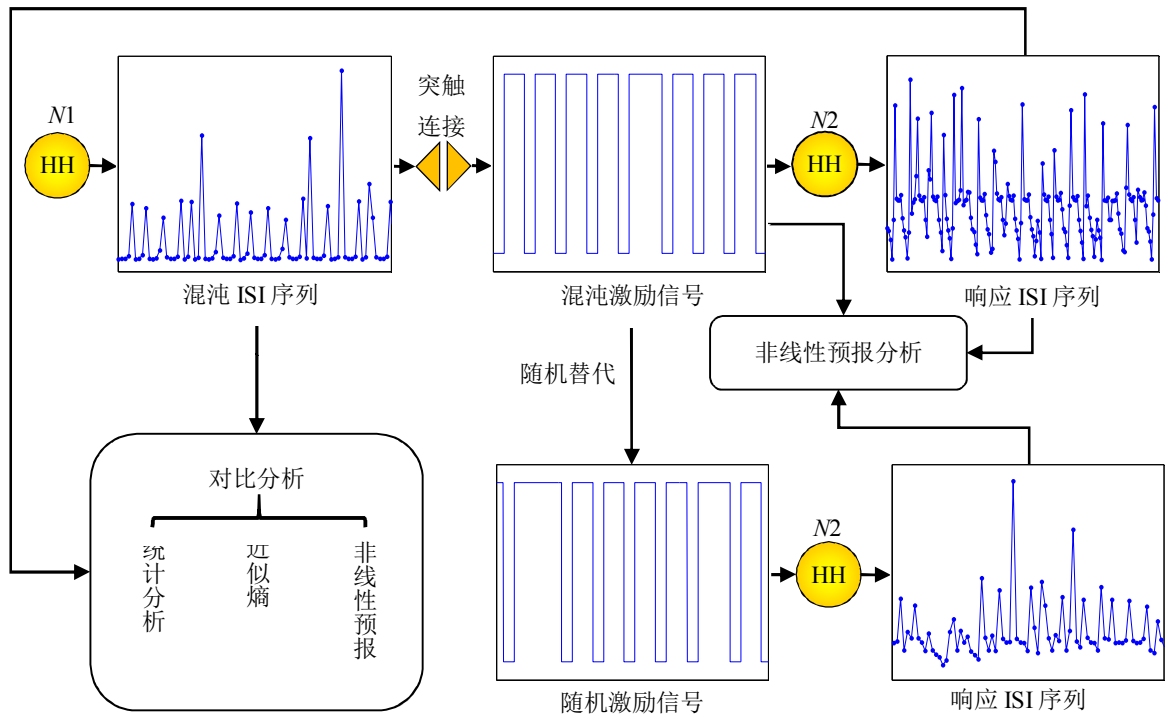


图 3.2 突触后膜神经元响应仿真分析示意图

3.3 仿真实验结果

根据上文的数据仿真分析过程，首先对突触前神经元的响应ISI序列展开分析。以周期为7，幅值为10，高电平时间为1的周期信号作为神经元的激励电流，使神经元产生混沌放电，此时混沌态放电的分析图如图3.3所示。其中HH神经元模型的 m 、 h 、 V 三变量动态演化如图3.3(a)所示，呈现出奇异吸引子形状，从图中可看出，即使初始的两条轨道非常接近，随着时间的演化，其差别最终都会无法预测。突触前神经元的混沌ISI序列统计直方图如图3.3(b)所示，可见ISI序列值并不相等，呈现出三个峰值，动作电位发放的时间间隔无规则，可见神经元并未发生周期放电。ISI序列首次回归映射图3.3(c)所示，与参考文献^[57]对HH模型混沌响应时的描

述一致。非线性预报标准误差如图3.3(d)所示,可知尽管动作电位的发放没有规律但具有确定性结构。综上所述,本文构造的突触前膜神经元产生混沌放电,确保输入突触后膜的激励信号具有混沌特性。

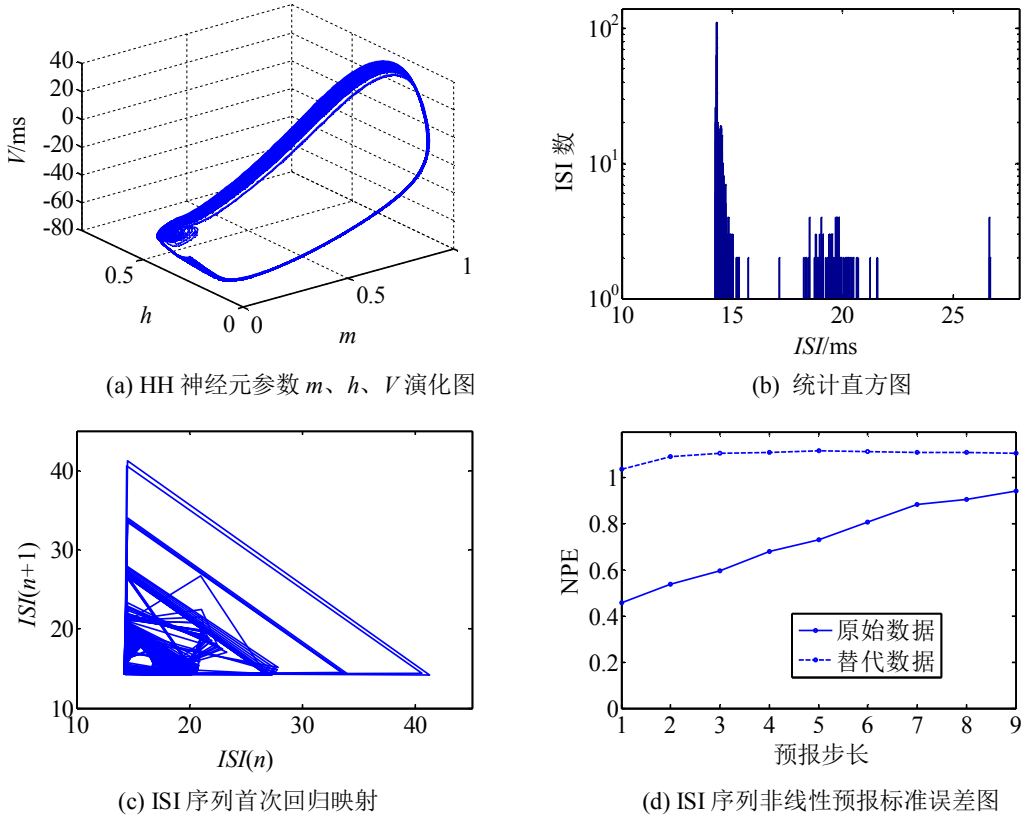
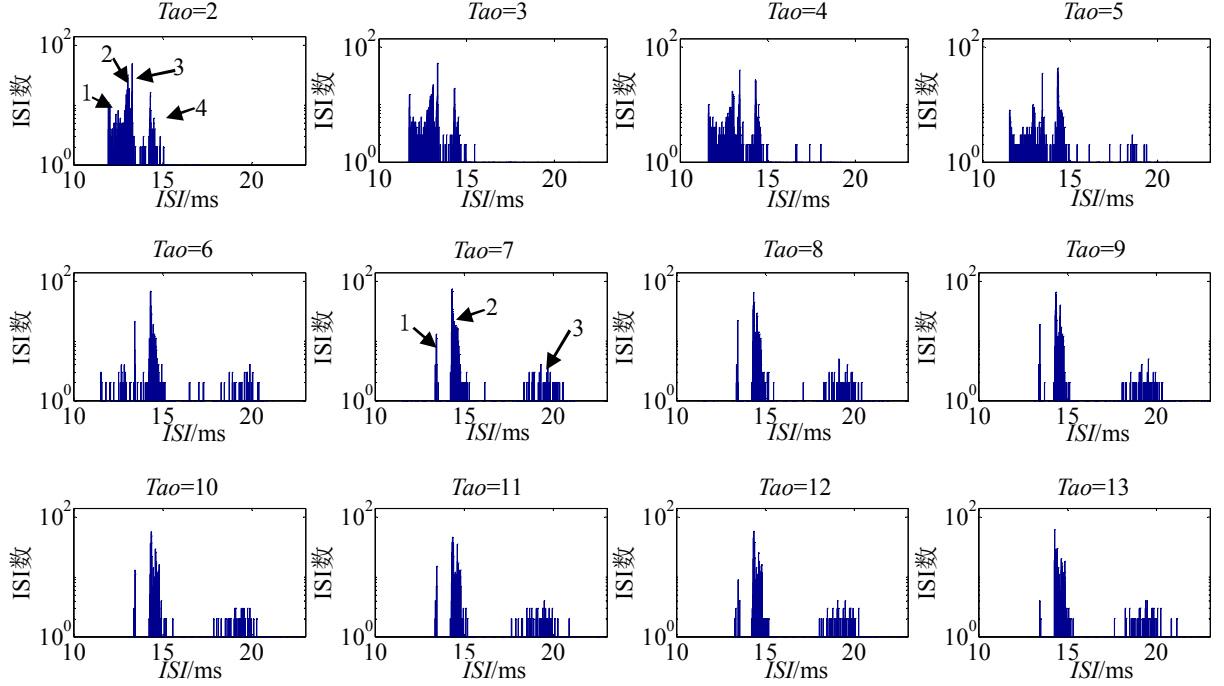


图 3.3 突触前神经元的混沌响应。

随后,在仿真实验中基于突触前膜神经元产生的混沌 ISI 序列,代入式(3.1)求取混沌激励 I_{ext} 。通过改变突触延迟参数 Tao ,改变神经元间连接强度,调整混沌激励信号,采用统计直方图、近似熵、非线性预测结合替代数据法,研究混沌激励下的神经元动态响应。

3.3.1 神经元响应的统计分析

突触前膜神经元的混沌 ISI 序列统计直方图如图 3.3(b)所示,显示有离散分布的 3 个峰,分别位于时间间隔为 14、20、26 左右。突触后膜神经元响应 ISI 序列统计直方图如图 3.4 所示。当突触延迟参数 $Tao=2$ 时,响应的 ISI 统计直方图显示有离散分布的 4 个峰,分别位于 12、13、13.5、14.5 左右。随着 Tao 的增加,左侧第一、第二、第三个峰值逐渐减小,第四个峰值逐渐变大。直到 $Tao=7$ 时,左侧第一、第二个峰消失,响应的 ISI 统计直方图显示有离散分布的 3 个峰,原先的第三、第四峰,以及新形成的位于 20 左右的较矮峰。当突触延迟参数 Tao 在 8~13 之间时,响应的 ISI 统计直方图依旧保持着 $Tao=7$ 时的 3 个峰。随着 Tao 的增加,神经元间连接强度减少一直在减小,但响应的 ISI 统计直方图并没有发生显著变化。


 图 3.4 参数 Tao 取 2~13 时，突触后神经元响应 ISI 序列统计直方图

从实验结果中可以看出随着突触延迟参数 Tao 的增加，神经元间连接强度减弱，ISI 序列统计直方图的峰个数减少，最高峰的峰值增加，这表明 ISI 序列整体分布变得更集中，主要集中在峰所在的 ISI 值上。即神经元间连接强度越强，神经元动作电位发放时间间隔更多样化，很可能表现得更加无序。而神经元间连接强度越弱，神经元动作电位时间发放间隔更单一化，很可能表现得更加规律。另外，直方图显示突触后膜神经元的响应 ISI 统计分布，并不符合已知的任一随机统计分布形式。

3.3.2 神经元响应的近似熵分析

近似熵(Approximate entropy, 简称 ApEn)是一种适合度量神经元放电 ISI 序列复杂性的方法。从计算角度来讲，ApEn 是度量信号中产生新模式的概率大小的一个指标。ApEn 值的大小反应序列复杂性的变化，ApEn 值越大表示产生新模式的概率越大，序列的复杂性越大，包含频率成分越丰富。对混沌响应序列而言，ApEn 值越大则蕴含的信息越多，反之，则越少。

假设神经脉冲发放时间序列为 $\{U(n)\}$ ，序列长度为 N 。近似熵算法首先确定窗口长度 m ，根据 m 将 $\{U(n)\}$ 重构成时间序列 $\{X(n)\}$ ，重构方式如式(3.4)所示：

$$X(i) = \{U(i), U(i+1), \dots, U(i+m-1)\}, i=1, 2, \dots, N-m+1 \quad (3.4)$$

然后，将 $X(i)$ 与 $X(j)$ 之间的最大差值，设为 $X(i)$ 与 $X(j)$ 的距离 $d[X(i), X(j)]$ 。给定阈值 r ，对每个 $i < N-m+1$ ，统计 $d[X(i), X(j)]$ 小于 r 的数目 N_d 。

最后，长度为 N 的时间序列，其近似熵的计算如式(3.5)(3.6)所示：

$$ApEn(m, r, N) = \varphi^m(r) - \varphi^{m+1}(r) \quad (3.5)$$

$$\varphi^m(r) = \frac{1}{N-m+1} \sum_{i=1}^{N-m+1} \ln\left(\frac{1}{N-m} \cdot N_d\right) \quad (3.6)$$

近似熵的值与 N , m , r 的取值相关, 根据 Pincus 的建议, N 选取通常大于 1000, m 一般等于 2, r 一般等于 $0.15SD$, SD 为原始时间序列 $\{U(n)\}$ 的标准差^[27]。本文在仿真实验过程中, 利用矩阵运算进行快速计算, 提高近似熵计算速度。

在本章中, 时间序列的长度根据事先的估算取 1000 点, 分别计算不同突触延时参数 Tao 时, 突触后膜神经元动态响应 ISI 序列的近似熵, 计算结果如表 3.1 所示。计算结果显示, 随着突触延迟时间 Tao 的增加, 神经元间连接减弱, ISI 序列复杂性减小, 即 ISI 序列产生新模式的概率变小, 包含频率成分越少。对混沌序列而言, 则蕴含的信息越少。此处近似熵复杂性的分析与统计分析的猜测一致。另外, 混沌激励的近似熵计算得到 0.7637, 当 $Tao \geq 8$ 时, 神经元响应的 ISI 序列近似熵低于激励信号的近似熵。本文认为, 当突触延迟参数比较大, 即神经元间连接强度比较弱时, 部分刺激信号的信息很可能在传递过程中被丢失。

表 3.1 突触后膜神经元响应 ISI 序列近似熵

Tao	2	3	4	5	6	7
近似熵	0.82	0.79	0.80	0.79	0.78	0.76
Tao	8	9	10	11	12	13
近似熵	0.74	0.73	0.72	0.71	0.72	0.67

从响应 ISI 序列的统计分布上看, 不同刺激时间的混沌激励的响应的 ISI 序列分布都表现出类似于随机的不规则放电情况, 但不符合任意已知的随机分布, 而近似熵的计算显示, 响应 ISI 序列具有较高的复杂性, 表现出了混沌信号所具有的特征。

3.3.3 神经元响应的非线性预测分析

3.3.3.1 混沌驱动下的预测分析

基于 K 近邻法对突触后神经元响应 ISI 序列进行非线性预测, 时间序列的长度取 1000 点。经过大量的实验发现, 不同突触延迟参数 Tao 的响应 ISI 序列均能进行短期预测, 并且短期预测效果达到最好的嵌入维数不相同。 $Tao=2$ 、9、10 在嵌入维数 $m=2$ 时预测效果最好, $Tao=1$ 、4、7、8 在嵌入维数 $m=3$ 时预测效果最好, $Tao=3$ 、5、6 在嵌入维数 $m=4$ 时预测效果最好。表 3.2 为不同 Tao 值时, 最佳嵌入维数时的预测相对误差。

表 3.2 响应 ISI 序列在最佳嵌入维数上的预测相对误差

<i>Tao</i>	2	3	4	5	6	7
误差 (%)	5.2266	5.6283	4.2593	2.6422	9.2577	1.3944
<i>Tao</i>	8	9	10			
误差 (%)	5.3513	5.7404	4.3861			

从表 3.2 看出, 响应的 ISI 序列预测的相对误差较低, 表明响应 ISI 序列可用 K 近邻法进行短期预测。为进一步研究响应 ISI 序列的内在结构, 引入非线性预报结合替代数据法来检

测 ISI 序列的确定性特性。按照上文短期预测效果最好的维数 m 进行 NPE 计算，实验结果如图 3.5 所示，在 Tao 从 2-13 变化过程中，响应 ISI 序列在预报步长较短时，非线性预报的预报误差较小，在预测步长较长接近于 1，呈短期可预报而长期不可预报的特性。而对于替代数据，由于确定性结构的丧失而呈现不可预报性，说明突触后膜的响应 ISI 序列存在确定性的时间结构，具有混沌态。并且，随着突触延迟参数 Tao 的增加，神经元间连接强度的减弱，最大可预测步长在增加，具有更加明显的确定性结构。

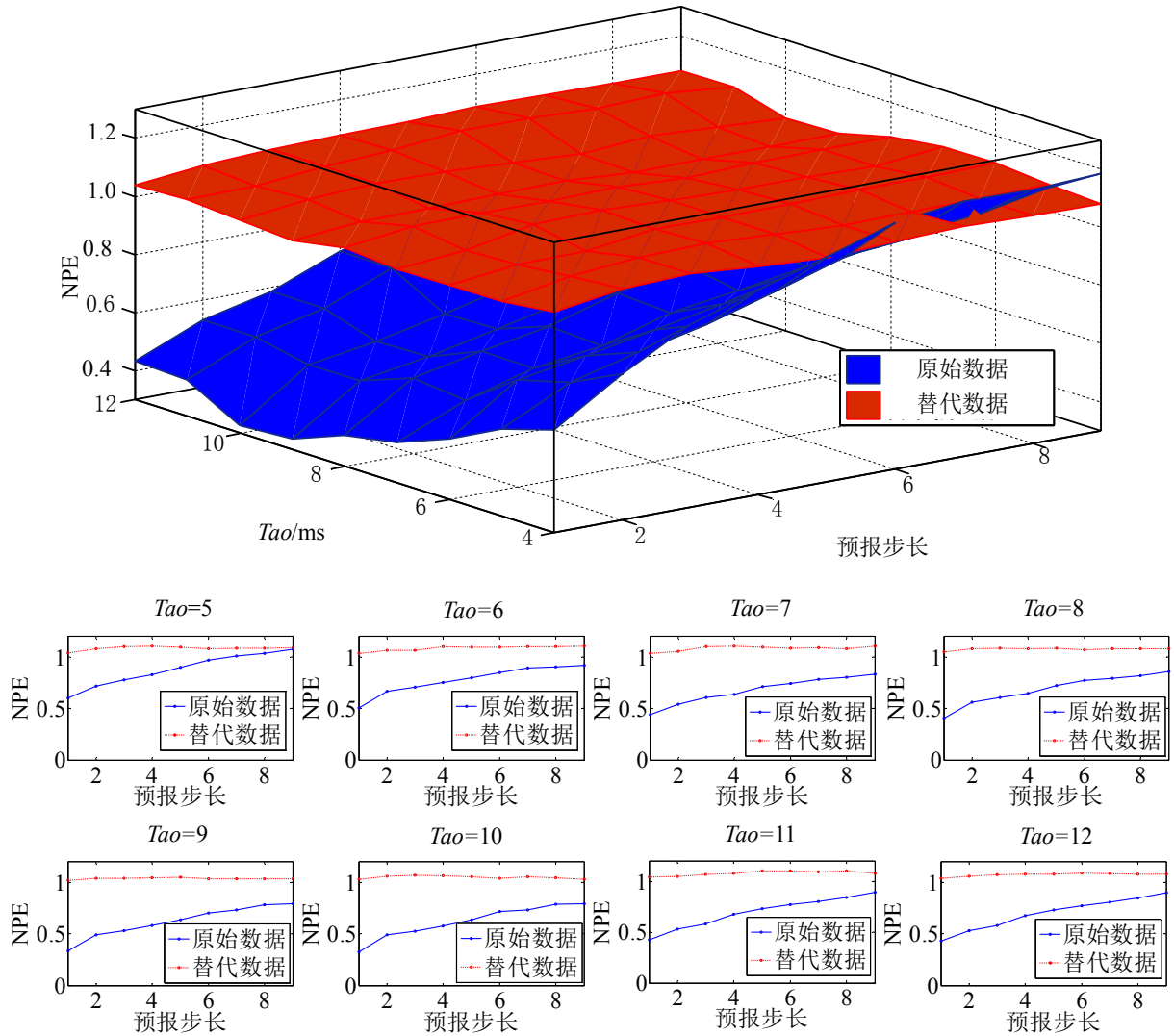


图 3.5 参数 Tao 取 4~13 时，突触后神经元响应 ISI 序列非线性预报误差

3.3.3.2 随机驱动下的预测分析

上文结果显示，混沌驱动下的突触后神经元响应 ISI 序列具有确定性结构，并不是随机过程。那这确定性结构是来自于混沌激励，还是由于神经元响应过程中产生的？为解决上述问题，本章将混沌激励随机重排，使其确定性结构丧失，形成与混沌激励具有相同分布规律的随机信号，并将随机信号作为刺激信号输入 HH 模型，分别获得随机驱动与混沌激励下的响应 ISI 序列，对其进行非线性预报，并对分线性预报结果进行 T 检验分析。如果响应 ISI 序列的确定性结构来自于混沌激励，那么当输入信号随机时，响应的 ISI 序列不应该具有确定

性结构。否则，则认为神经元在响应过程中对混沌信息进行了处理，将随机信息调整成了混沌信息，具有一定的再加工能力。实验结果如图 3.6 所示。

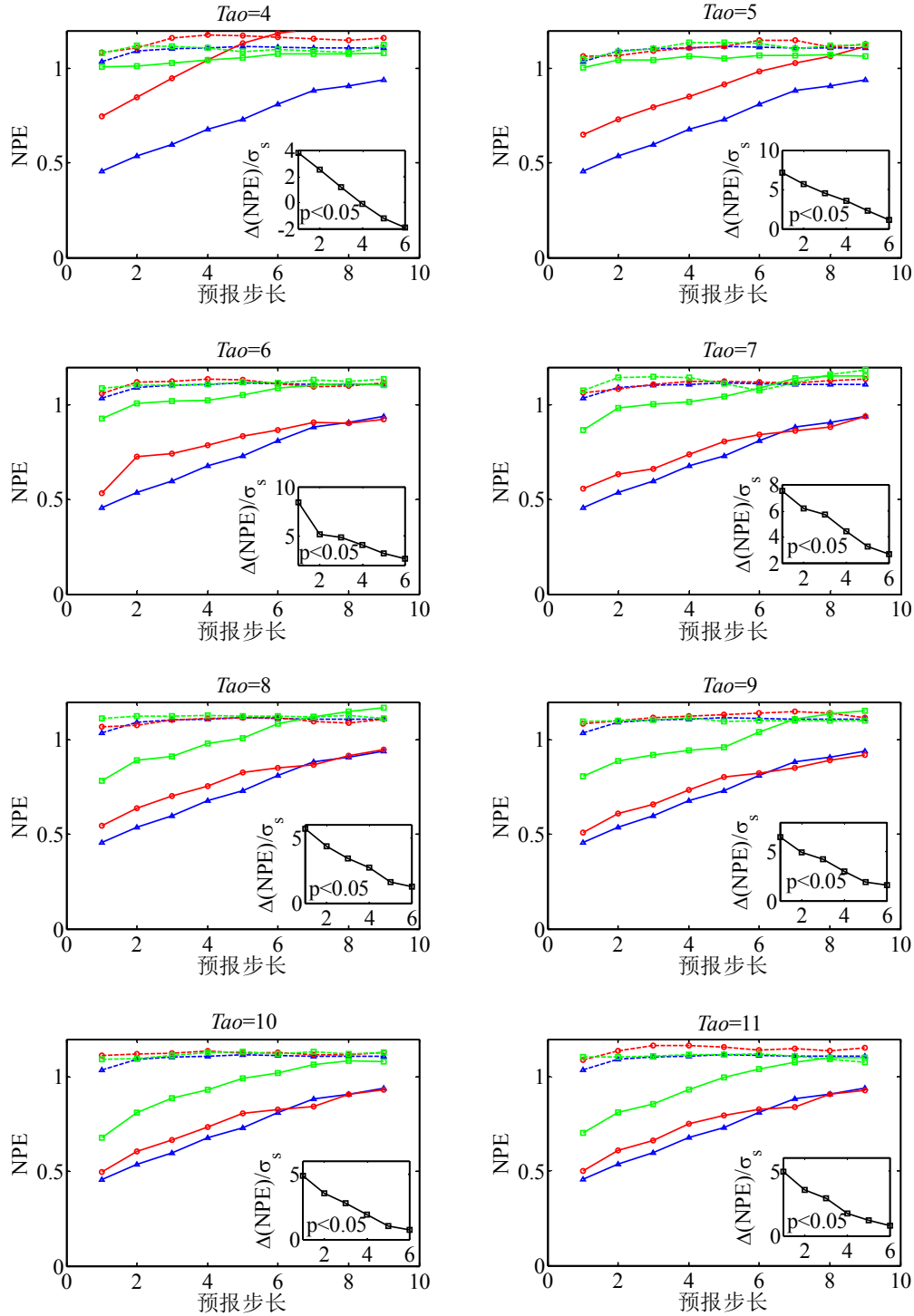


图 3.6 τ 为 4~11 时, $m=4$, $N=600$, 分别对混沌激励信号、混沌驱动响应信号、随机驱动响应信号及其替代数据的 NPE 计算结果。蓝色三角形实线表示混沌激励的 NPE 曲线, 红色圆形实线表示混沌驱动下突触后膜神经元响应 ISI 序列的 NPE 曲线, 绿色正方形实线表示随机驱动下突触后膜神经元响应 ISI 序列的 NPE 曲线, 虚线表示其相应的随机替代数据的 NPE 曲线。小图为混沌驱动与随机驱动 NPE 的 T 检验结果, $p < 0.05$, 表明差异显著, 两者实验数据来自不同分布。

上述实验结果图表明:

- (1) 突触延迟参数 $Tao=1\sim7$ 之间, 混沌激励的响应 ISI 具有确定性结构, 而随机激励的响应 ISI 不具有确定结构。对上述实验进行拓展研究, 将用于预测的点数 N 增加至 2000 个左右, 发现同样不具有确定性结构。
- (2) 突触延迟参数 $Tao=8\sim13$ 之间, 混沌激励的响应 ISI 具有确定性结构, 但随机激励的响应 ISI 随着 Tao 的增加逐渐表现出确定性结构。

从图 3.6 中可见, 实验结果并不如预期的简单, 发现突触延迟参数 Tao 在混沌信息的传递过程中起到了关键的作用。 $Tao=2\sim7$ 之间, 随机驱动下神经元动态响应 ISI 序列不具有确定性结构, 说明混沌驱动下 ISI 响应的确定性主要来自于神经元的混沌激励信号, 但确定性结构不如混沌激励显著, 结合响应 ISI 序列的近似熵计算结果, $Tao=2\sim7$ 时大于或等于混沌激励的近似熵, 表明在突触后神经元在响应过程中对混沌信号进行了再加工, 导致混沌复杂性增加。 $Tao=8\sim13$ 之间, 随机驱动下突触后膜神经元响应 ISI 序列仍具有确定性结构, 说明 ISI 响应的确定性主要来自于神经元的响应过程, 结合上文近似熵的分析, 本文认为突触延迟时间过长时, 神经元间连接强度过弱, 神经元在响应过程中丢失了混沌信息, 导致响应的 ISI 序列复杂度下降, 此时将不能准确地反映激励信号所蕴含的信息。

3.4 分析与讨论

对于 Tao 在 $8\sim13$ 之间, 随机驱动下突触后膜神经元响应 ISI 序列仍具有确定性结构进行深入分析。在单个方波刺激实验中, 当周期信息的高电平刺激时间(Top)在一定范围的变化过程中, 动作电位的发放时刻几乎没有变化, 这是由于动作电位发放存在不应期的导致的。根据突触构造算法, 由于突触延迟参数 Tao 是常数, 当进行随机重排的时候, 随机重排的是刺激时间 Top 。但尽管高电平刺激 Top 被随机重排了, 由于不应期的存在, 并不一定会改变动作电位的发放时刻。导致不同的刺激时间长度, 但得到相类似的动作电位发放时刻, 另外, 对 $Tao=8\sim13$, 从激励 ISI 序列的统计直方图上看, ISI 值主要分布在 14 左右, 随机重排后刺激时间间隔仍在 14 左右的可能性很大, 也就获得与混沌激励产生的相类似的 ISI 序列。由于混沌激励下的响应 ISI 序列是具有确定性结构的, 所以随机驱动下的 ISI 序列也具有确定性结构, 但随机重排后, 原先时间间隔在 14 左右变成 20 或 40 的左右, 此时不受不应期的影响, 动作电位发放时刻发生改变, 而由于随机激励信号的随机性, 导致随机重排后的 NPE 指标普遍大于混沌激励下的 NPE 指标。

根据上文分析, 差异较大的时间间隔交替, 例如混沌激励的时间间隔从 14 变成 25 或者 40, 会破坏突触后膜神经元动态响应的混沌结构, 那么神经元对混沌信号的传递过程是否具有选择性的呢? 能否显著保留频率交替差异的混沌信号? 为进一步确认导致混沌驱动下 ISI 响应的确定性来源不同的原因, 本章提出了一种基于直方图响应的 ISI 序列粗粒化方法, ISI 值位于其统计直方图第一个峰, 则记为 0; 位于第 k 个峰, 则记为 $k-1$, 以此类推, 得到 ISI 粗粒化后的序列 $C(k)$, 粗粒化过程示意如图 3.7 所示。

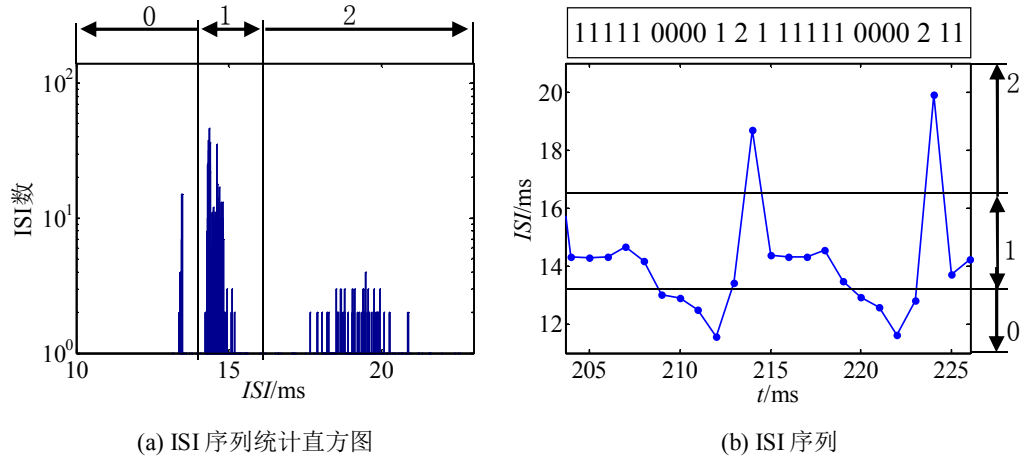


图 3.7 基于响应 ISI 序列直方图的粗粒化示意图

在实验中，分别对混沌驱动和随机驱动下的响应 ISI 序列进行粗粒化转换，消除了基础 ISI 的确定性结构，保留了相差极大的时间间隔之间的交替性。实验结果显示，混沌激励的响应 ISI 序列非线性预报的预报误差尽管比较大，但在随着步长增加预报误差逐渐增大，呈现出了短期可预报而长期不可预报的特性。随机驱动的响应 ISI 序列，从一开始就呈现较大的预报误差，呈不可预报性。由此可知，混沌激励的响应 ISI 序列交替差别较大的存在确定性结构，而随机混沌激励的响应 ISI 序列交替差别较大不存在确定性结构。以 $Tao=10\sim13$ 为例，NPE 曲线图如图 3.8 下所示。

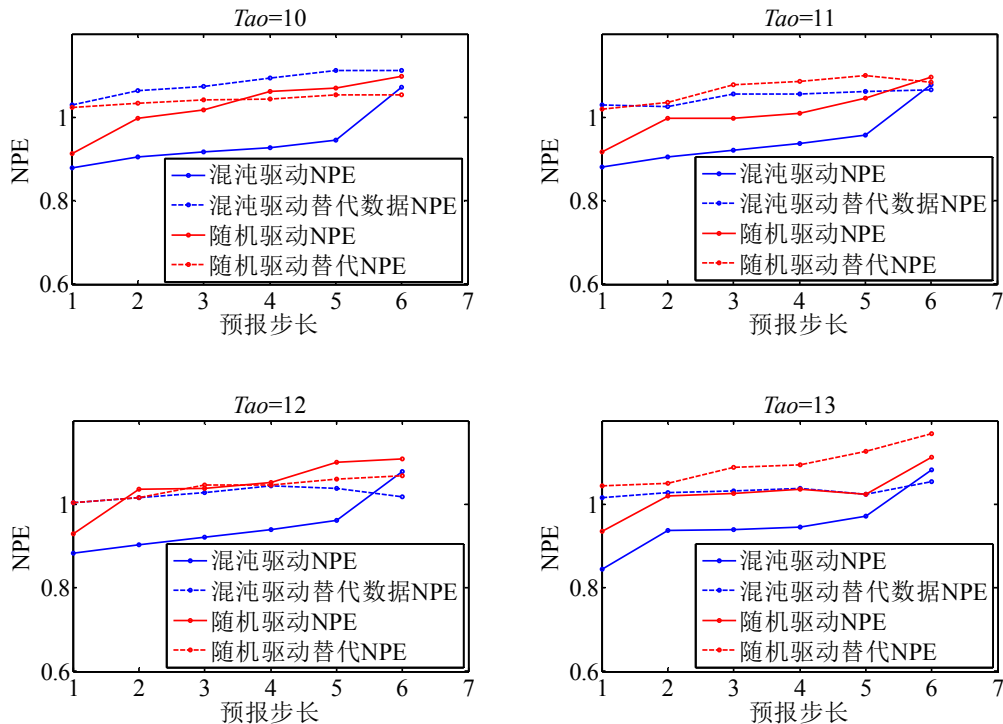


图 3.8 粗粒化后非线性预报分析结果。蓝色实线表示混沌驱动下神经元动态响应 ISI 序列的 NPE，红色实线表示随机驱动下神经元动态响应 ISI 序列的 NPE，蓝色、红色虚线分析表示响应替代数据的 NPE。

总结上文，得出以下几点关键结论：

- (1) 根据 3.3.3.1 中的分析，混沌激励下的神经元响应时间间隔序列仍具有确定性结构，

当参数 Tao 处于较小时，神经元响应序列的确定性来自于主要混沌激励的确定性结构，而当参数 Tao 较大时，响应序列的确定性结构主要来自于神经元响应过程。

(2) 混沌驱动响应 ISI 序列差别较大的频率交替存在确定性结构，而随机信号驱动的响应 ISI 序列差别较大的频率交替不存在确定性结构。

(3) 神经元在混沌信号的传递过程中，显著保留了频率交替差别较大的激励信号特性，同时丢弃频率交替差别较小的激励信号特性，说明神经元对混沌信息传递具有一定的选择性和再加工能力，有利于群体编码中的信息交互。

为进一步验证本文研究结果的正确性，构造洛伦茨混沌激励下的神经元动态响应过程，输入与输出信号如图 3.9 所示，实验表明，时间间隔交替差别较大的激励信号的神经元响应 ISI 序列变化趋势与混沌激励信号一致，具有较好的同步性，但对于频率交替差别较小的激励信号，神经元没有保留其混沌特性，而是形成了新的混沌特性，如图 3.9 中红圈标注的区域所示，符合本文混沌编码传递机制的研究结论，表明神经元对一般混沌信息的传递仍具有选择性再加工能力。

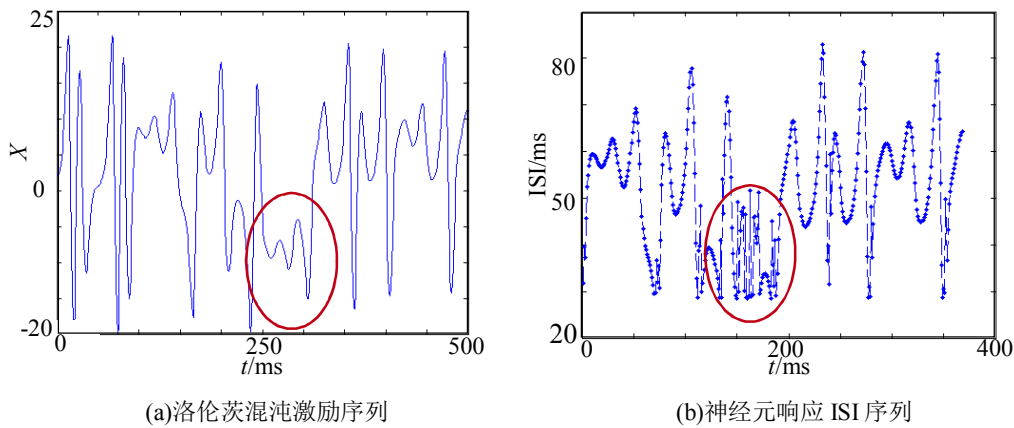


图 3.9 洛伦茨混沌激励下神经元动态响应

3.5 本章小结

为研究神经系统中混沌信息传递与处理模式，本章结合突触连接构造级联神经元，采用近似熵、非线性预报结合替代数据法，研究混沌激励下的神经元动态响应。在实验发现突触后膜神经元响应 ISI 序列具有确定性结构的基础上，深入对确定性结构来源展开了研究。实验结果表明，神经元显著保留了频率交替差别较大的激励信号特性，同时丢弃频率交替差别较小的激励信号特性，说明神经元对混沌信息传递具有一定的选择性和再加工能力，有利于群体编码中的信息交互。

第4章 基于神经元混沌信息编码的图像边缘检测

边缘信息对于后续更高层次的视觉加工和认知起着关键的作用。随着视觉神经生理实验技术和手段的发展,视觉神经计算模型逐渐受到了关注,例如有学者基于初级视皮层神经元集群对于线条方向响应时的选择特性,提出了 Gabor 滤波器边缘检测方法^[58];另外还有研究者模拟神经元网络以及脉冲发放编码在视觉感知中的作用,提出了基于脉冲耦合神经网络(Pulse Coupled Neural Network, PCNN)的边缘检测方法^[59-61]。应该说两者都利用了视觉神经的一部分响应或生理特性,但它们都简化了突触连接对于神经元脉冲序列的时间编码特性,并且忽略了感受野中的兴奋或抑制型神经元对于脉冲发放的空间编码特性,而神经工程上越来越多的研究证据表明,动态化学突触可塑性在神经信号传递和编码中起着重要的作用^[62]。另外,一些视觉神经系统的构建多采用传统的神经元编码方式,例如频率编码、次序编码、首次发放率编码等,都忽视或回避了混沌编码在神经信息传递中扮演的重要作用,而以上传统的编码方式往往无法反应神经元的混沌响应特性。现在学者们一般认为正常人体节律是混沌的,而缺少变化的周期节律却正好是病态的表现。故为仿真正常人眼对图像的处理过程,在视觉模型的构建中,神经元对混沌信号的正确编码、译码显得尤为重要。

因此本文提出了一种能够反映图像时空信息的突触传递模型,结合上文所述神经元混沌信息编码方式,构造了一种视觉神经计算模型,并应用于图像边缘检测。根据突触前神经元响应模式调整突触的信号转换能力,利用突触后膜电位波形来表征图像像素分布的空间特征。通过动态突触传递,反映神经元网络状态在空间和时间上的动态演变过程,从而将光信号刺激转换成具有时空特征的脉冲发放序列,最后通过神经元混沌信息编码得到符号序列距离,灰度映射后得到图像边缘,利用混沌编码机制提高对弱边缘检测的敏感性。

4.1 视觉神经计算模型

在视通路中,视网膜上的感光细胞将光信号刺激转换为电信号,经过双极细胞和神经节细胞传入外侧膝状体,最终到达视皮层形成视觉。本文在视觉神经计算模型中,将上述过程抽象为双层神经网络结构。按功能将视觉神经计算模型分成三层,分别为光电转换层、神经信号解码传输层和轮廓感知层。具体算法流程图如图 4.1 所示,其中光电转换层模拟眼球微动特性,将原图图像信息转换为神经元膜电位;神经信号解码传输层通过局部区域连接、神经解码、互连的化学突触将空间信息融入发放序列中;最后在轮廓感知层,通过神经元混沌信息编码得到符号序列距离,灰度映射后得到图像边缘,利用混沌编码机制提高对弱边缘检测的敏感性,将神经元响应动作电位序列转换成边缘信息。

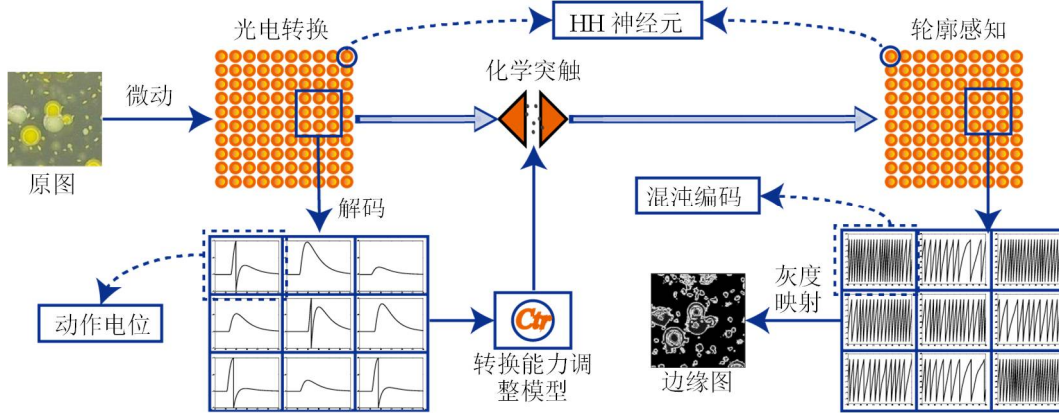


图 4.1 本文算法处理流程图

4.1.1 光电转换层

生理实验表明，固视微动特性将显著改善对于目标纹理和轮廓的观察能力^[63]。本文根据眼球与观察物的相对运动关系，对图像像素进行位置偏移来实现微动预处理，如式(4.1)所示。

$$G_{move}(x, y) = G(x \pm dx, y \pm dy) \quad (4.1)$$

其中， G 为原图， G_{move} 为结果图，其中 (x, y) 表示图像上像素点所在位置 dx 和 dy 分别为 x 、 y 方向的移动步长。

本文将 HH 神经元模型作为网络的基本单元，具体计算公式如式(2.1)所示，则 $V_{(x,y)}(t)$ 为 t 时刻膜电位。激励信号 $I_{(x,y)}$ 为刺激电流，如式(4.2)所示， $step(t)$ 为单位阶跃信号，图像像素灰度值的大小决定激励电流的时间间隔长度。

$$I_{(x,y)}(t) = G_{move}(x, y) \times step(t) \quad (4.2)$$

4.1.2 神经信号解码传输层

4.1.2.1 响应模式解码

基于生理学实验研究，本文根据神经元对于刺激的正向或反向响应模式进行信号解码，如式(4.3)所示。其中， $D_{(x,y)}(t)$ 为 t 时刻解码信号； $V_{(x,y)}(t)$ 、 V_{thresh} 与式(2.1)中相同。图 4.1 中 ON 表示 $D_{(x,y)}(t)=1$ ，OFF 表示 $D_{(x,y)}(t)=0$ 。

$$D_{(x,y)}(t) = \begin{cases} 1 & \text{if } V_{(x,y)}(t) \geq V_{thresh} \\ 0 & \text{else} \end{cases} \quad (4.3)$$

4.1.2.2 改进的突触传递

传统突触计算模型基于运算简化的考虑，认为突触前后膜间信号转换仅依赖于突触的历史连接特性^[64]，而本文认为突触前神经元的响应模式在其中也起了重要作用。因此本文在具体实现时，改变了以动态传输矩阵表征突触连接的传统方式，综合了上述两种因素对化学突触的动态作用，同时反映了突触对于时间和空间信息的编码能力。

本文中化学突触动态过程如式(4.4)所示。该突触依赖于后续阐述的突触信号转换能力调整模型，使突触信号转换能力是一种动态变化的过程。对于包含空间结构信息的图像而言，

边缘检测必须考虑神经元响应在空间上的相互关系。本文引入方形感受野窗口^[64]，将图像空间特性反映于动态化学突触连接，根据突触前膜的脉冲发放模式改变突触的信号转换能力，加强边缘区域脉冲发放，抑制非边缘区域脉冲发放，从而凸显边缘信息。综上所述，定义突触信号转换能力调整模型如式(4.5)所示。

$$\begin{cases} \frac{d}{dt} Ca_{(x,y)}(t) = -\frac{Ca_{(x,y)}(t)}{\tau_1} + \delta(t-t_{pre}) Ctr_{(x,y)}(t)(1-Ca_{(x,y)}(t)) \\ \frac{d}{dt} Pv_{(x,y)}(t) = -\frac{1-Pv_{(x,y)}(t)}{\tau_2} - \delta(t-t_{pre}) Prel_{(x,y)}(t)Pv_{(x,y)}(t) \\ \frac{d}{dt} EP_{(x,y)}(t) = -\frac{EP_{(x,y)}(t)}{\tau_3} + \delta(t-t_{pre}) Pv_{(x,y)}(t)Ca_{(x,y)}(t) \end{cases} \quad (4.4)$$

其中， $Ca_{(x,y)}(t)$ 为前膜电位的钙离子浓度； $Pv_{(x,y)}(t)$ 为前膜囊泡浓度； $EP_{(x,y)}(t)$ 为后膜电位； $Ctr_{(x,y)}(t)$ 为式(4.5)所示突触的信号转换能力； $\tau_1 \tau_2 \tau_3$ 分别为 $Ca_{(x,y)}(t)$ 、 $Pv_{(x,y)}(t)$ 、 $EP_{(x,y)}(t)$ 的时间常数； δ 为狄利克雷分布； t_{pre} 为前膜脉冲发放时刻。

$$\begin{cases} \frac{d}{dt} Ctr_{(x,y)}(t) = Ctr_{(x,y)}(t) \times [\alpha_{(x,y)}(t)-1], \alpha_{(x,y)}(t) = e^{-\left(\frac{\sum D_{(m,n)}(t)}{(N^2-1)}\right)^2}, \text{if } \frac{d}{dt} EP_{(x,y)}(t) \geq 0 \\ \frac{d}{dt} Ctr_{(x,y)}(t) = Ctr_{(x,y)}(t) \times [\beta_{(x,y)}(t)-1], \beta_{(x,y)}(t) = e^{-\left(\frac{\sum [1-D_{(m,n)}(t)]}{(N^2-1)}\right)^2}, \text{else} \end{cases} \quad (4.5)$$

其中， N 为方形感受野的边长， $m, n = 1, 2 \dots N$ ； $EP_{(x,y)}(t)$ 与式(4)中相同， $D_{(m,n)}(t)$ 与式(4.3)所示相同。

4.1.3 轮廓感知层

突触后膜电位输入神经元模型进行放电响应，轮廓感知层的激励电流 $I_{(x,y)}^2(t)$ 如式(4.6)，代替式(2.1)中HH神经元模型中的 $I_{(x,y)}(t)$ ，进行神经元放电响应，得到轮廓感知层的响应电压 $V_{(x,y)}^2(t)$ 。

$$I_{(x,y)}^2(t) = EP_{(x,y)}(t) / R_{syn} \quad (4.6)$$

其中， $EP_{(x,y)}(t)$ 为式(4)中所示后膜电位， R_{syn} 为等效膜电阻。

由于光电转换层微动预处理的存在，故整个视觉神经计算模型的输入信号在短时间内为非周期信号，根据第四章研究结论，神经元对频率交替差异较大的输入信息具有较好的传递功能，即在轮廓感知层中，通过响应电压 $V_{(x,y)}^2(t)$ 获得动作电位时间序列，时间间隔交替差异较大的序列更好地感知了原始图像信息。故在轮廓感知过程中，首先根据时间间隔交替的差异大小对神经元响应ISI序列进行删选，差异较小的时间间隔交替置为0。然后采用第二章的圆映射以及符号动力学进行距离计算的方法，选择光电转换层的激励电流为参考电流，进行神经元混沌信息编码，最后将符号序列距离归一化后通过灰度映射得到边缘图像。

4.2 实验结果与分析

为充分反映本文方法的有效性，以包含大量弱边缘细节信息以及噪声信息的微生物显微图像为例，选取 PCNN 和 Gabor 滤波器与本文方法进行对比，其中 PCNN 方法连接因子为 0.4，衰减系数为 0.2；Gabor 滤波器选取 16 方向信息。边缘检测结果如图 4.2 所示。

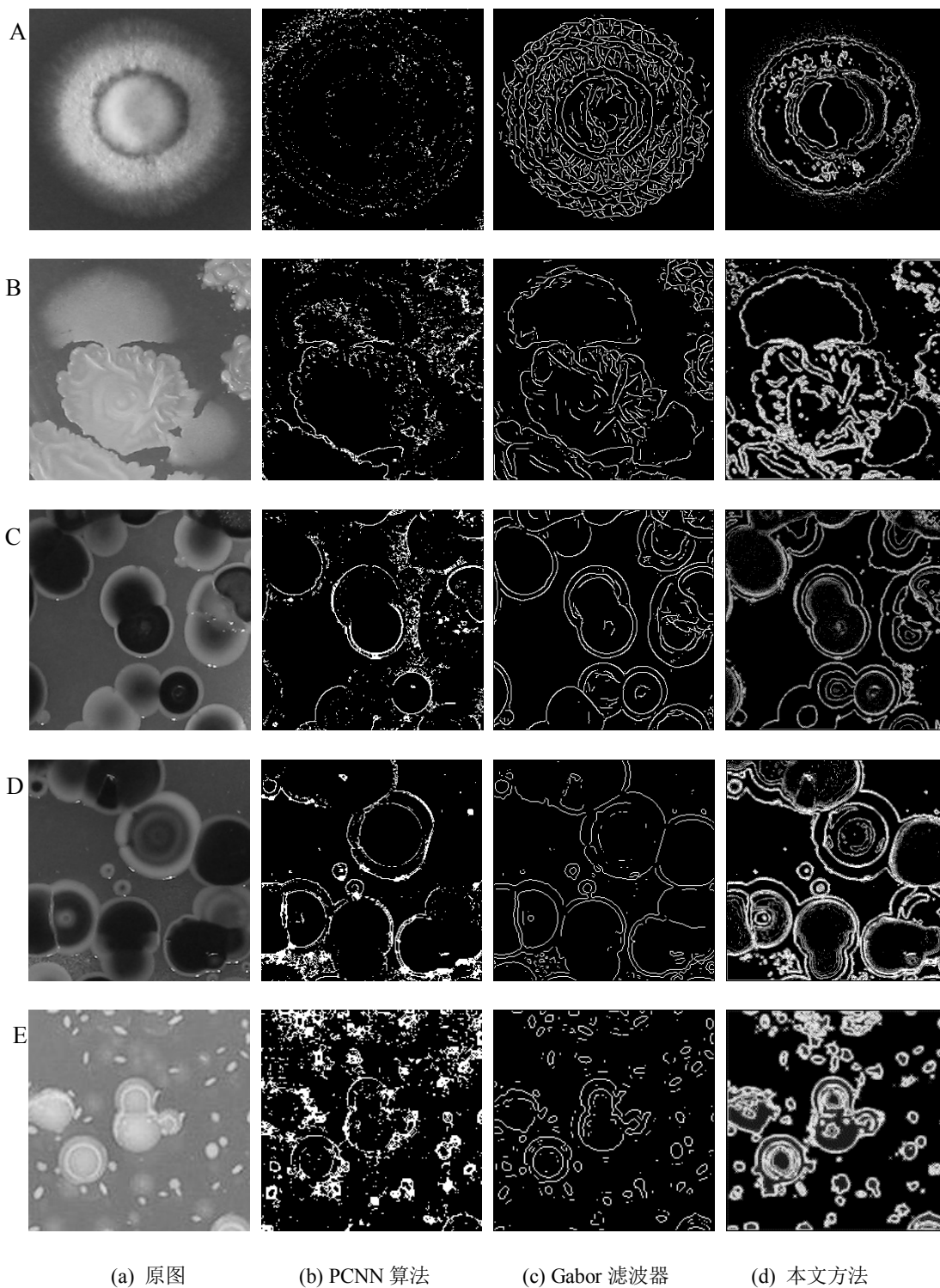


图 4.2 原图及边缘检测结果

图 4.2 中, A 对应弱边缘情况, 可以看出, PCNN 方法无法检测出连续边缘信息, Gabor 滤波器检测出了大量虚假边缘, 出现过检测现象。B 包含大量的细节信息, 并且存在着强弱边缘共存的情况, 对比检测结果, PCNN 方法和 Gabor 滤波器都能较好地检测出强边缘, 但 PCNN 方法无法有效检测出弱边缘, Gabor 滤波器方法虽然能够检测出部分弱细节边缘, 但边缘信息并不连贯。对于 A 和 B 的情况, 本文方法检测结果相较方法 PCNN 方法和 Gabor 滤波器存在明显的优势, 检测出的弱边缘具有较好的连续性, 更接近于人眼感知特性。C 和 D 则表现为具有丰富层次信息, 可以看出 PCNN 算法检测存在较多噪声, 而 Gabor 滤波器虽然较好地检测出微生物外周强边缘, 但内部仍边缘检测不连续。与之相对应的, 本法方法较好地实现了对微生物图像内部层次的检测, 得到比较连续的弱边缘曲线。E 为具有较多小微生物的图像, 此时 PCNN 算法无法实现对边缘的完整检测。Gabor 滤波器虽然较好地检测出了小目标, 但无法检测出与背景对比度较小的微生物。而本文方法对于小尺寸目标以及弱对比度轮廓, 均表现出了较好的检测性能。综上所述, PCNN 算法的耦合特性提高了对强边缘的检测效果, 但由于弱边缘与背景相近, PCNN 算法对两者产生脉冲发放情况相似, 无法实现对弱边缘和背景的有效区分。同时, 由于噪声与背景的差异显著, PCNN 将噪声信息作为强边缘进行了增强, 因此 PCNN 算法无法有效检测弱边缘, 并且对噪声较敏感。Gabor 滤波器通过方向选择较好地实现对弱边缘检测, 但在边缘点与非边缘点的有效分离上性能不佳, 导致边缘图中存在较多虚假边缘^[42]。本文方法通过固视微动预处理, 以及构建具有感受野特性的化学突触, 从而将图像空间信息融入到神经元的脉冲发放序列上, 并利用混沌编码机制提高对弱边缘检测的敏感性, 更接近于视觉系统在感知轮廓信息时的内在机理。结果表明, 本文方法较好地实现了对真伪边缘的分类, 在完整检测出强边缘信息的同时, 有效避免了虚假边缘和噪声信息问题, 准确凸显出弱细节信息。

为进一步验证本文方法的有效性, 采用边缘置信度用以描述检测边缘是真实边缘的平均可能性^{[42] [66]}, 由邻域中心的梯度相位确定标准的边缘模板, 定义边缘置信度 $\eta = |t^T a|$, 其中 t 为标准边缘模板, a 为边缘图像像素矢量。同时根据边缘检测结果进行原图重构, 利用重构相似度^{[67][68]}弥补边缘置信度指标缺陷。重构相似度将失真建模为亮度、对比度和结构三个不同因素的组合。重构相似度定义如式(4.7)所示, 其中, x 和 y 分别表示原图和重构图, 用均值 μ_x 、 μ_y 作为亮度的估计, 标准差 σ_x 、 σ_y 作为对比度的估计, 协方差 σ_{xy} 作为结构相似程度的度量, $C_1 = 6.5$, $C_2 = 19.5$ 。

$$SSIM(x, y) = \frac{(2\mu_x\mu_y + C_1)(2\sigma_{xy} + C_2)}{(\mu_x^2 + \mu_y^2 + C_1)(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + C_2)} \quad (4.7)$$

针对图 4.2 中 A~E 各种情况, 边缘置信度和重构相似度结果如表 4.1 所示。并以 B 和 D 情况为例, 重构图如图 4.3 所示。

表 4.1 边缘置信度和重构相似度对比结果

图 4.2	置信度/重构相似度		
	PCNN	Gabor 滤波器	本文方法
A	0.1364/0.4669	0.2498/0.7700	0.3162/0.6707
B	0.2821/0.6156	0.1581/0.7309	0.2435/0.8759
C	0.3755/0.6589	0.2810/0.8275	0.2973/0.9256
D	0.3106/0.6676	0.2839/0.7090	0.2826/0.9228
E	0.4900/0.7232	0.4582/0.5586	0.4661/0.9604

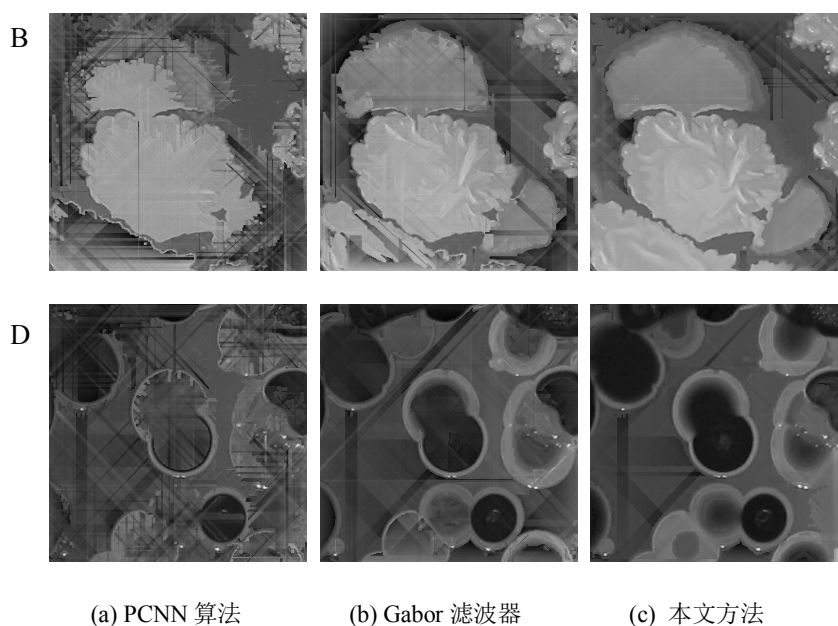


图 4.3 图像边缘检测结果重构图

表 4.1 中的边缘置信度结果, A 情况评价结果与主观评价一致, 本文方法边缘置信度最高, PCNN 算法没有检测出连续边缘信息导致边缘置信度很低。对于 B~E 情况, 本文方法高于 Gabor 滤波器方法, 略低于 PCNN 方法。结合主观定性观察发现, PCNN 检测结果中的噪声信息很可能导致置信度偏高, Gabor 滤波器检测存在较多虚假边缘使边缘置信度偏低, 而本文方法较好地实现对噪声信息及虚假边缘的有效抑制, 置信度主要表现为对真实边缘的评价, 因此本方法能更准确实现对边缘信息的真伪判断^[42]。而对于表 4.1 中的重构相似度数据, 本文方法整体高于其他方法, 结合边缘置信度评价结果, 本文方法的图像重构更多基于真实边缘重构, 从图 4.3 的重构图中也可看出, 本文方法的重构图相较其他方法更接近原图。由此可知本文方法检测的边缘更完整连续, 能更准确的检测出弱细节边缘信息。不失一般性, 本文对 32 幅微生物显微图边缘检测结果的重构相似度进行统计分析, 其中 PCNN 算法、Gabor 滤波器以及本文方法的重构相似度均值分别为 0.712、0.6817 和 0.8096。表明本文方法整体上也比 PCNN 方法和 Gabor 滤波器具有更好的边缘检测效果。另外对本文方法和 PCNN 方法、

Gabor 方法的 32 幅图检测的重构相似度进行 t 检验, P 值分别为 0.0073 和 0.0317, 均小于 0.01 的显著水平, 表明本文方法与 PCNN 方法、Gabor 方法的重构相似度数据差异显著。综上所述, 本文方法可以有效检测出图像边缘信息, 相较于 PCNN 方法和 Gabor 方法在边缘信息的连续性及准确性方面存在显著优势。后续研究可以考虑将动态化学突触应用于图像理解中, 充分发挥突触对图像时空特性的凸显, 实现对图像特征的提取作用, 进一步发挥生物视觉机制在图像处理领域的应用优势。

4.3 本章小结

为更好地检测图像弱边缘, 本文提出了一种能够反映图像时空信息的突触传递模型, 结合第三章神经信息混沌编码机制, 构建了一种新的视觉神经计算模型, 应用于图像边缘检测。本文视觉神经计算模型的构建, 通过突触前膜的脉冲发放模式改变突触的信号转换能力, 加强边缘区域脉冲发放, 抑制非边缘区域脉冲发放; 通过混沌编码机制提高轮廓感知层对弱边缘检测的敏感性通过在微生物显微图像上的实验。结果表明, 本文方法相较传统方法, 对弱对比度轮廓具有较好的检测性能。

第5章 基于神经元混沌信息编码的身份认证系统

身份认证用于鉴别用户身份，是用户保障自身隐私与财产的主要方式。在互联网进入大数据时代的今天，身份认证机制成为网络安全技术的重要组成部分。密码机制是最基本、应用最广泛的身份认证机制。系统提示用户输入合法的用户名和密码，通过将其与存储在系统中的用户名和密码进行比对，如果一致则认证成功，身份有效。采用这种方法进行身份认证比较简单、方便，但安全性极差。主要存在以下几个弊端：(1)用户无法认证系统的身份，容易被虚假的系统骗取正确的密码或其他有价值的信息；(2)用户密码以明文的形式存储在系统中，一旦被不法分子窃取，就容易造成大规模的信息安全问题；(3)用户向系统输入的是明文形式的口令，用户密码容易在通信线路中被截取^[69]。

为解决上述口令密码验证存在的问题，本文提出了一种全新的多重密码身份认证系统，即与传统单一的口令密码不同，用于身份认证的不仅有数字密码，还有与用户信息、用户自定义的数字密码存在一一对应关系的图像密码。改变了传统身份认证系统的单向验证过程，而引入了第三方图像密码验证插件，不仅实现系统对用户身份进行认证，用户也可对系统的真伪进行判别。但是，假如用户信息或数字密码不同时，产生的图像密码却是相同或相似的，则会产生误登录，或容易被暴力破解者通过密码间的相似程度进行破解。故一个好的密码构造方法应具有“雪崩效应”，即当输入发生轻微改变时，产生的图像密码应具有高度差异性，否则系统的安全性会大大的降低^[70]。本文考虑到混沌系统对结构、参数的具有高度敏感性，应用混沌系统构造图像密码，可保证图像密码的唯一性。结合本文第四章研究结果，复杂的神经元模型在混沌信息传递过程中可产生新的混沌，提出了一种基于神经元混沌信息编码的图像密码构造方法，并将该方法应用于多重密码身份认证系统。本文充分利用了混沌系统的参数敏感性、神经元系统复杂性以及神经元在混沌信息编码过程中的作用，大大提高了身份认证系统的安全性，同时，新方法有效增强了身份认证系统的安全性，为密码加密以及身份认证领域的应用提供了一种崭新的思路。

5.1 多重密码身份认证系统

多重密码身份认证系统主要用于完成对用户的身份认证，可作为独立的身份认证系统，例如某个实验室门禁的身份认证，可也作为其他大型系统的组成构件，例如公司、学校的信息管理系统或网站等。所谓的多重密码即数字密码和图像密码，其中，数字密码由用户自定义生成，图像密码由系统根据用户编号和用户自定义的数字密码生成。用户注册成功后，数字密码与图像密码均由用户本人保存，系统中不进行用户密码的存储。当用户登陆系统进行身份认证时，用户输入用户名、数字密码、图像密码，系统根据用户输入的用户编号和数字密码产生图像密码，当用户输入的图像密码与系统产生的图像一致时，用户登陆成功，完成

身份认证。

多重密码身份认证系统涉及到实体对象主要有三个，分别为用户、数据管理员，以及用于比对系统与用户的图像密码是否一致的验证插件。相较传统的身份认证系统，增加的图像密码验证插件安装于用户本地，实现用户与系统间的相互认证。本文采用结构化方法对系统进行分析与设计，获得顶层数据流图如图 5.1 所示，0 层数据流图如图 5.2 所示。其中，身份认证系统的主要功能如下：

(1) 数据管理员可通过多重密码身份认证系统进行用户信息管理和权限管理。用户管理维护用户信息，用户信息（用户名、用户基本信息、数字密码）存储在用户表中；权限管理维护权限表，该表管理用户是否有注册权限和登录权限。

(2) 用户提交注册信息后，提出注册请求，系统先对注册信息进行格式检查，其中注册信息包括用户名、用户基本信息以及数字密码。如果格式不正确，则返回格式错误信息；如果格式正确，则等待数据管理员通过用户信息管理进行信息验证。若信息验证不通过，则返回非法用户信息；若信息验证通过，则进行用户的注册权限验证；若权限验证不通过，则返回用户权限不足；若用户权限验证通过，则系统自动将用户名转换为对应的用户编号，根据用户任意设置的数字密码，构造图像密码，返回给用户保存，注册成功。

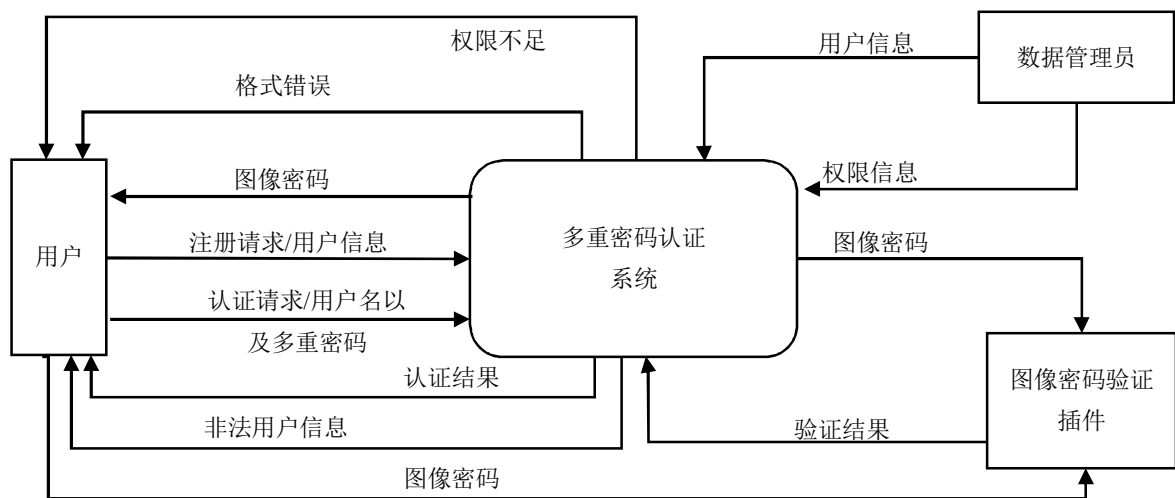


图 5.1 顶层数据流图

(3) 用户提交认证信息后，提出认证请求，系统先对认证信息进行格式检查，其中认证信息包括用户名、数字密码，如果格式不正确，则返回格式错误；如果格式正确，则用户名与数字密码传入系统。而图像密码由用户直接传入本地的图像密码验证插件。系统根据用户表自动将用户名转换为对应的用户编号，结合数字密码构造图像密码后，传入图像密码验证插件进行图像密码验证。若图像密码验证不一致，则身份认证失败；若图像密码验证一致，则身份认证成功。

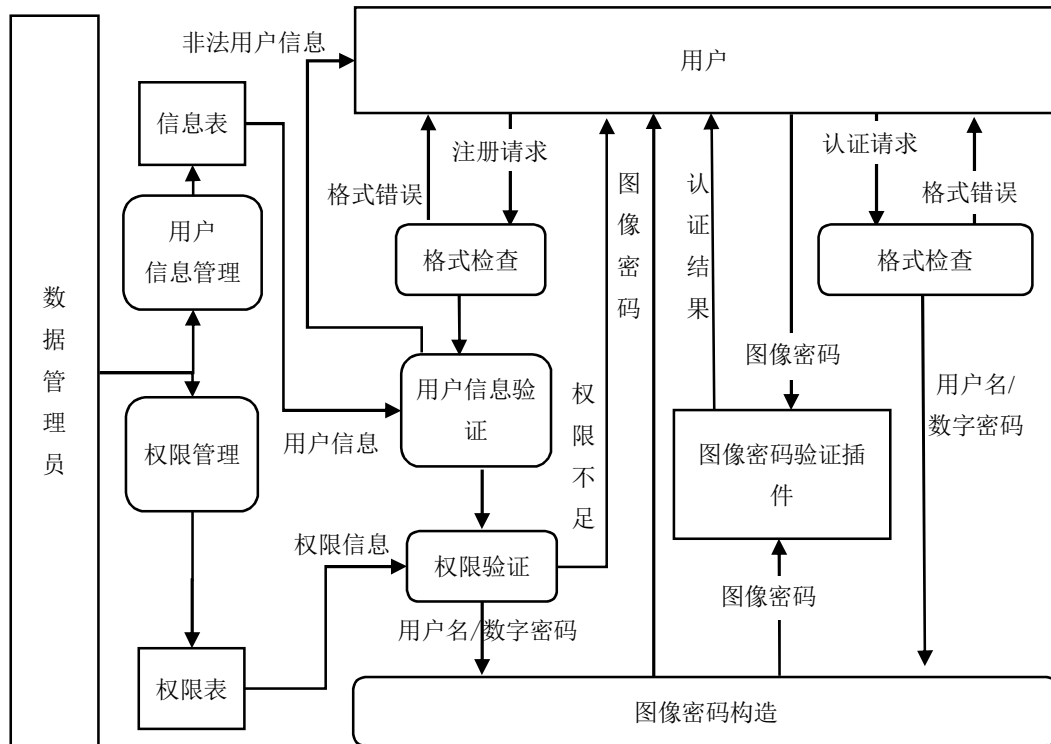


图 5.2.0 层数据流程图

5.2 图像密码构造方法

图像密码的构造是多重密码身份认证系统中的核心部分，基于神经元信息混沌编码特性，本文提出了一种图像密码构造的新方法。本文充分考虑混沌系统对输入信号的响应呈现的具有遍历性的不可逆混沌响应，以及对初始值的高度敏感性，结合本文第四章对神经元在混沌信号编码过程中产生的作用，构造了洛伦茨混沌系统与 HH 神经元级联的混沌系统，进行图像密码的构造。首先，利用洛伦茨混沌系统，构造与数字密码相关的混沌序列；其次，提出神经元混沌响应层，结合用户编号，构造图像密码的一维信号序列；然后，对一维信号序列进行灰度映射，按行排列得到图像密码；最后，采用 Cat 置乱算法对图像密码进行加密，进一步提高图像密码的安全性。

5.2.1 洛伦茨系统

为构造具有混沌特性的图像密码，文中采用洛伦茨系统来产生密钥以及 HH 神经元输入参数。洛伦茨系统由美国著名气象学家洛伦茨提出，其在对大气对流实验研究中，构造了一个可以描述混沌现象的三阶微分方程，其具体形式如式(5.1)所示：

$$\begin{aligned}
 \frac{dx}{dt} &= a(y-x) \\
 \frac{dy}{dt} &= x(b-z)-y \\
 \frac{dz}{dt} &= xy-cz
 \end{aligned} \tag{5.1}$$

其中, a 、 b 、 c 为系统参数, $a=10$, $b=28$, $c=8/3$, 此时系统具有混沌特性。 x 、 y 、 z 为系统控制变量, y 的初值等于2, z 的初值等于10, 系统将用户输入的数字密码 $M1$ 进行对数变换后得到 $X1$, $X1$ 作为洛伦茨混沌系统三维空间 x 方向上的位置初值, x 方向上的混沌序列记为 $X = \{X1, X2, \dots\}$ 。其中对数字密码 $M1$ 进行的对数变换公式如式(5.2)所示:

$$X1 = [\ln(M1) - \ln(1000)] \cdot 10 / [\ln(9999) - \ln(1000)] \quad (5.2)$$

5.2.2 神经元混沌响应映射

结合本文第四章神经元在混沌信号传递中的研究, 利用非线性映射将静态用户编号和数字密码转换为动态混沌序列, 驱动神经元产生具有遍历性的不可逆混沌响应, 最后重构为二维图像密码。首先, 根据上文洛伦茨系统产生的 x 方向上的混沌序列 X , 构造混沌方波激励信号作为神经元的输入电流刺激, 如图5.3所示。其中高电平时间为 T_top , 幅值为 F , 均为系统内部参数, 而脉冲间时间间隔序列为延迟序列 $delay$ 为一动态数值, 与混沌序列 X 相关。

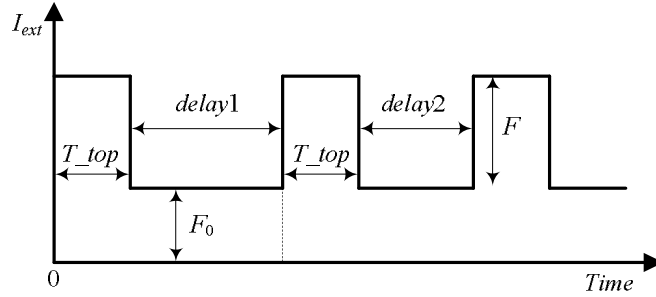


图 5.3 神经元混沌方波激励信号构造图

然后, 根据混沌序列 X 构造方波激励信号的低电平时间序列 $delay = \{delay1, delay2, \dots\}$ 。具体构造公式如(5.3)所示:

$$delay = A + G_X \cdot (ID / 10^m) \quad (5.3)$$

其中, A 为系统参数, ID 为用户编号, 10^m 为系统用户总人数级数, G_X 序列为特定时间窗口内的时间混沌序列 X 进行归一化处理生成, 设混沌序列 X 中的最小值为 X_min , 混沌序列 X 中的最大值为 X_max , 归一化公式如(5.4)所示:

$$G_X = (X - X_min) / (X_max - X_min) \quad (5.4)$$

最后, 结合第四章混沌激励下神经元响应研究, 将混沌方波激励信号作为刺激电流输入 HH 神经元模型, 产生神经元膜电位序列, 模型如式(2.1)所示, 产生神经元膜电位序列为 V_m 。根据膜电位序列 V_m 获得动作电位发放时刻序列 $Spike_begin = \{S1, S2, \dots\}$, 对动作电位发放时刻序列 $Spike_begin$ 序列求差分, 得到动作电位发放的时间间隔序 $ISI = \{ISI1, ISI2, \dots\}$ 。 ISI 序列即为神经元混沌响应层生成图像一维信号序列。为实现将一维信号序列转换成二维图像序列, 截取特定序列长度的 ISI 序列进行灰度映射得到图像密码。设图像密码的行列参数均为 N , 截取序列长度为 N^2 的 ISI 序列进行灰度映射, 灰度映射公式如式(5.5)所示:

$$G_ISI = \left[(ISI - ISI_min) / (ISI_max - ISI_min) \right] \cdot 256 \quad (5.5)$$

将一维 G_ISI 按行排列转换成 $N \times N$ 的二维灰度图像 $Image$ ， $Image$ 即为图像密码。

5.2.3 Cat 图像密码置乱算法

为进一步提高系统安全性，采用 Cat 置乱算法对图像密码进行加密。Cat 置乱算法是一种二维可逆混沌映射^[71]，具体计算形式如下：

$$\begin{bmatrix} \dot{x} \\ \dot{y} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & m \\ n & nm+1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} \bmod(N) \quad (5.6)$$

式子中 (x, y) 表示图像密码的像素位置， m, n 为系统控制参数， N 为上文所述图像行列参数。

5.2.4 图像密码构造算法步骤

图像密码构造流程图如图5.4所示，图像密码构造方法主要包括以下步骤：

步骤（1）用户首先输入已经过系统认证注册的用户名以及任意拟设定的四位数字密码，其中用户名具有唯一性，系统会自动将用户名转换为对应的用户编号；

步骤（2）系统将用户输入的数字密码进行对数变换，将变换结果作为洛伦茨混沌系统三维空间 x 方向上的位置初值，使之产生 x 方向上的时间混沌序列；

步骤（3）构造混沌方波激励信号，其中方波信号幅值与高电平时间均为加密系统内部参数，而方波低电平时间为一动态数值，与步骤(2)中产生的时间混沌序列有关；

步骤（4）对特定时间窗口内产生的时间混沌序列进行归一化处理，将其转换为归一化后的时间序列，然后结合用户编号，利用线性变换生成方波激励信号的低电平时间序列；

步骤（5）将混沌方波激励信号作为刺激电流输入HH神经元模型，产生动作电位序列；

步骤(6)根据膜电位序列获得动作电位发放时刻序列，对动作电位发放时刻序列求差分，得到动作电位发放的时间间隔序列；

步骤（7）截取特定序列长度的时间间隔序列进行灰度映射，并且按图像密码的行列参数，将一维时间序列转换为二维灰度图像 $Image$ ， $Image$ 即为图像密码；

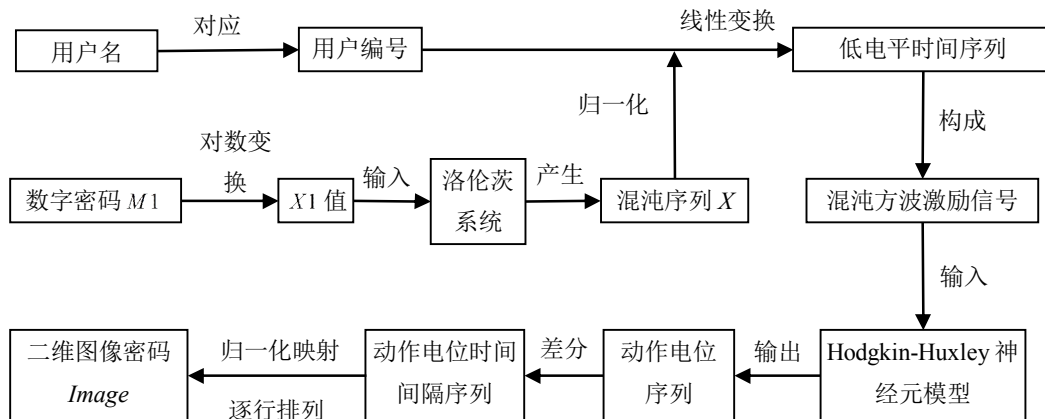


图 5.4 图像密码构造流程图

步骤(8)采用 Cat 图像密码置乱算法对图像密码 $Image$ 进行加密，提高图像密码安全性。

5.3 实验结果与分析

为验证图像密码构造方法的有效性, 本文根据上文算法步骤进行图像密码构造, 并对图像密码构造结果进行分析。其中系统各参数设置如下: 时间窗口 T 取 10s, 用户编号 $ID = 50$, $m=2$, 用户随机设定数字密码 $M1=1627$; 混沌激励信号高电平时间 $T_{top}=1\text{ms}$, 幅值为 $F=10$, 基础幅值 $F_0=0$; $A=10$; $N=20$; HH 神经元的参数设置如第二章所示。

假设用户编号为 50 的用户, 该用户任意设置一个数字密码为 1627 时, 产生的图像密码如图 5.5(a), 如果该用户任意设置的一个用户密码为 1626, 则产生的图像密码如图 5.5 (b) 所示, 与图 5.5(a) 差异非常大, 可见同一用户设定的数字密码发生轻微的变化时, 产生的图像密码是完全不同的。假设用户编号为 50 和 51 的两位用户, 同时设置了相同的数字密码 1627, 则用户编号 50 的图像密码如图 5.6(a) 所示, 用户编号为 51 的图像密码如图 5.6 (b) 所示, 同样与图 5.6(a) 差异很大, 可见即使用户编号很接近的用户, 并且选择了相同的数字密码, 构造出来的图像密码仍具有极大差异性, 而由于用户编号的唯一性, 很好地保证了图像密码的唯一性。根据上文的定性分析, 可见本文图像密码的构造方式, 输入的轻微改变会导致图像密码发生极大的改变, 具有良好的“雪崩效应”, 即猜到相似的图像密码是毫无意义的。



图 5.5 当用户编号为 50 时,
(a)为数字密码 $M1=1627$ 的图像密码, (b)为数字密码 $M1=1626$ 的图像密码。



图 5.6 当设定的数字密码 $M1=1627$ 时,
(a) 为用户编号 50 的图像密码, (b)为用户编号 51 的图像密码。

为更严谨地对实验结果进行分析, 本文采用图像密码相似度指标, 验证当输入的轻微改变时, 本文图像密码构造方法会导致图像密码发生极大的改变, 具有良好的“雪崩效应”。具体图像密码相似度^[72]计算公式如式(5.7)所示。

$$R = \frac{\sum_x \sum_y (A_{(x,y)} - \bar{A})(B_{(x,y)} - \bar{B})}{\left(\sum_x \sum_y (A_{(x,y)} - \bar{A})^2 \right)^{\frac{1}{2}} \left(\sum_x \sum_y (B_{(x,y)} - \bar{B})^2 \right)^{\frac{1}{2}}} \quad (5.7)$$

其中, (x, y) 表示图像密码中像素点位置, A 、 B 分别表示两张不同的图像密码。

本文采用图像密码相似度, 对图 5.5(a)、图 5.6(a)和图 5.6(b)进行两两相似度计算, 结果如表 5.1 所示。可见, 整体相似度均低于 0.4, 表明当一个输入参数发生改变时, 本文方法构造的图像密码不同, 且相似度均低于 0.4, 图像密码差异较大。

表 5.1 上文三张图像密码相互间的图像相似度

图像相似度	$ID = 50, M1 = 1627$	$ID = 50, M1 = 1626$	$ID = 51, M1 = 1627$
$ID = 50, M1 = 1627$	—	0.3881	0.3565
$ID = 50, M1 = 1626$	0.3881	—	0.2749
$ID = 51, M1 = 1627$	0.3565	0.2749	—

上文基于图像密码之间的相关性进行分析, 验证了当输入参数发生微弱变化时, 本文图像密码构造方法产生的图像密码, 将发生较大的变化, 能够防止通过图像密码之间的相关性进行攻击。而为防止通过图像密码本身进行预测、统计分析进行攻击, 本文对图像密码进行空间分析以及像素相关性分析。以图 5.5(a)长宽为 20 的图像面膜为例子, 图像密码空间为 2^{3200} , 可有效抵抗针对图像密码的穷举攻击。以 40×40 的图像密码为例子, 本文选取图像密码中的 1560 个像素点, 与其水平相邻的 1560 个像素点组成像素对, 形成的散点图如图 5.7 所示, 从图中观察, 像素对主要聚集在图像的上下左右四个角落, 但整体散乱无规则, 表明图像像素之间相关性较低, 证明本文构造的图像密码能够较好地抵抗统计攻击。

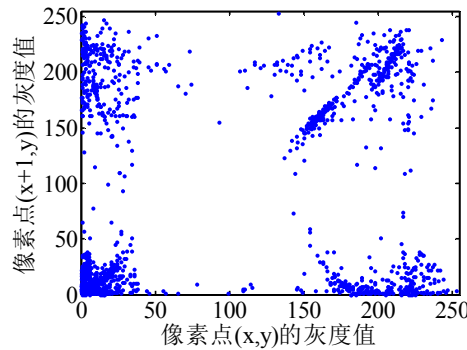


图 5.7 图像密码相邻像素点相关性示意图

本文提出的多重密码身份认证系统, 改变了传统身份认证系统的单向验证过程, 即只对用户进行身份认证的过程, 而引入了图像密码构造和第三方图像密码验证插件, 形成用户、系统之间相互制衡的关系, 不仅可以实现系统对用户身份的认证, 用户也可对系统的真伪进行判别。综合各方面考虑, 本身份认证系统的优势主要有以下几点:

- (1) 无需要进行密码存储, 节省存储空间。用户的数字密码与图像密码不需要存储在系统

或数据库中，数字密码与图像密码只有用户知道。当用户进行身份认证时，只需要根据用户输入的数字密码，结合系统中的用户编号，即可产生图像密码进行验证；

(2) 图像密码被预测或构造过程被破解可能性非常小。若从图像密码本身进行信号预测，由于混沌信号变化趋势上类似随机信号，难以实现精确预测。另外，图像密码构造方式复杂，HH 神经元模型所涉及参数个数众多，图像密码形成过程中各细节繁琐，而又由于混沌系统的参数敏感性，轻微的变动即会导致构造的图像密码大相径庭，故图像密码的构造过程被破解可能性非常小。另外，通过上文对本文图像密码构造方法分析，避免了通过密码间的相似程度进行密码猜测，即是猜到相似的密码，也是毫无意义的。

(3) 可避免了造成大规模的信息泄露。由于无需进行密码存储，不法分子无法进行密码窃取，可能被盗窃的只有图像密码构造详细代码。而数字密码在用户手中，即便不法分子窃取了图像密码构造详细代码也无法使用。

(4) 可实现用户对系统真伪的判别。假如虚假系统想要骗取正确的口令或其他信息，如果没有图像密码构造的详细代码，则无法完成用户对系统的认证。

(5) 图像密码验证插件若安装在客户端，则降低了密码在通信线路被截取的风险。

(6) 可减轻用户密码保存负担。随着互联网大数据时代的到来，越来越多的系统、网站需要进行用户身份认证，故为减轻记忆负担，大部分人在不同的系统、网站上都使用相同的密码，这样的密码设置风险极大，若某个系统上的密码泄露则会导致在各个系统、网站上的信息同时泄露。而本文提出的多重密码身份认证系统很好地解决了该问题。若各系统、网站均采用本文身份认证系统，则即使用户使用相同的数字密码，不同系统、网站上的图像密码仍是不同的，降低了密码同时泄露的风险。

同时，本文提出的多重密码身份认证系统也存在几点缺陷，例如图像密码存储在用户个人电脑、手机中，相较口令密码会占据更大的存储空间；图像密码需要精确地对比验证，若部分被损则无法完成身份认证，需要找回密码。但本文的多重密码身份认证系统提出了一种全新的身份认证架构，为密码加密以及身份认证领域的应用提供了一种崭新的思路。

5.4 本章小结

本章为解决传统身份认证系统中，用户无法对系统进行身份认证等问题，基于神经元信息混沌传递特性，提出了一种图像密码构造的新方法，并应用于多重身份认证系统。为构造具有混沌特性的密钥，利用非线性映射将静态用户编号和数字密码转换为动态混沌序列，驱动神经元产生具有遍历性的不可逆混沌响应，最后重构为二维图像密码。新方法实现了用户对系统的认证，有效增强了密码认证的安全性，为密码加密、身份认证领域的应用提供了一种崭新的思路。

第 6 章 总结与展望

6.1 本文工作总结

神经信息学是当今最热门的研究领域之一，研究神经系统的信息处理机制是治疗精神疾病和发展人工智能的必经之路^[52]。但由于神经系统的复杂性和混沌放电的伪随机性，人们对神经信息处理方式仍欠缺统一的认识。本文以 HH 神经元混沌信息编码分析为研究主轴，以 HH 神经元放电间隔的时间序列(ISI)作为研究对象，对响应动作电位发放序列的时间特性进行深入、定量的分析，并将神经元的混沌信息编码机制，应用于微生物显微图像的边缘检测以及身份认证领域。主要研究内容及成果如下：

第一，为揭示神经系统中的混沌运动对神经信息的编码机制，本文以周期激励下的 HH 神经元动态响应为切入点，提出利用 ISI 序列以及非线性预报进行神经响应模式的辨识，发现在不同的刺激频率下，神经元的响应表现出周期、准周期、及混沌等不同的动力学现象；在此基础上，分析研究了 HH 神经元产生混沌响应时的圆映射编码机制，发现圆映射轨道会随激励信号的频率改变而发生有规律的运动。考虑到神经编码是快速、高灵敏度的响应过程，利用符号动力学实现神经元混沌响应的粗粒化描述，提出一种基于符号序列距离的激励频率测量方法，实验结果表明，混沌编码机制将增强神经元对于外界激励的敏感度，有助于提高神经信息传递的效率。

第二，为研究神经元在混沌神经信息的传递与处理的作用，利用突触结构构造级联神经元，提出采用近似、非线性预测结合替代数据法，研究混沌激励下的神经元动态响应。发现混沌激励驱动下的响应 ISI 序列仍具有确定性结构。为进一步分析确定性结构的来源，以及神经元响应过程的作用，提出将随机驱动与混沌驱动下的响应 ISI 序列进行对比分析，结合粗粒化分析方法，实验结果表明在混沌信息的传递过程中，突触后膜神经元显著保留了频率交替差别较大的激励信号特性，同时丢弃频率交替差别较小的激励信号特性，说明神经元对混沌信息传递具有一定的选择性和再加工能力，有利于群体编码中的信息交互。

第三，为解决图像中弱边缘检测问题，根据人眼视觉神经处理系统的工作机理，基于神经元信息动态突触传递和混沌编码机制，构建了一种新的视觉神经计算模型，并尝试应用于微生物显微图像的边缘检测。根据突触前膜神经元响应模式动态改变突触的信号转换能力，利用突触后膜电位波形来刻画信号分布的时空特征。实验结果表明，新模型将反映神经元网络时空状态的动力学演变过程，能够将光信号刺激转换成具有时空特征的脉冲发放序列，并利用混沌编码机制提高对弱边缘检测的敏感性。

第四，为提高现有身份认证系统的安全性，基于神经元信息混沌编码特性，本文提出了一种图像密码构造的新方法。利用非线性映射将静态用户编号和数字密码转换为动态混沌序列，

驱动神经元产生具有遍历性的不可逆混沌响应，最后重构为二维图像密码。新方法有效增强了身份认证系统的安全性，为密码加密以及身份认证领域的应用提供了一种崭新的思路。

6.2 工作展望

本文对神经元的混沌信息编码机制展开研究，并利用计算机仿真对实验结果进行了验证。但不管从生物机理研究，还是仿生工程学应用来看，本课题仍有很大的探讨和研究空间。

首先，混沌激励下的神经元响应编码机制研究，仍处于定性分析，未实现对激励信号的定量编码。混沌激励下的神经元响应圆映射分析，以及基于符号动力学的定量分析仍有待进一步研究。另外，本文主要分析了突触延迟参数的影响，而其他模型参数、激励的混沌特性在混沌激励中起到的作用，仍是一个值得继续探讨的问题。

其次，在图像边缘检测应用上，基于神经元信息动态突触传递和混沌编码机制的视觉神经计算模型，往往根据多次调试结果进行参数确定，应保证模型的应用广泛性，或者实现其参数的自适应性。因为在实际应用中，必须实现针对不同图像，均达到最好的边缘检测效果。

然后，神经元混沌信息编码身份认证领域的应用，验证了驱动神经元可产生具有遍历性的不可逆混沌响应，神经元模型在图像加密、安全认证等领域的应用仍具有一定的研究价值。

最后，本文神经元混沌信息编码机制的研究，仅限于单个神经元，但从神经信息学的发展趋势来看，大规模的神经元网络动力学特性研究是未来的主要研究方向。本文提出神经元混沌信息编码机制，在大规模神经元网络中能否适用仍值得探讨。

致谢

在两年多的研究生求学生涯中，有准备期末考试的匆忙，有从事科研的艰辛，有参加科研竞赛的拼搏，也有等待结果的忐忑，收获研究成果的喜悦，以及和同窗好友为相同目标一起奋斗的感动。这些宝贵的经历固然将成为回忆，却留下了巨大的财富，给予我都不断前行的力量与勇气。

在求学过程中收获了知识，锻炼了能力，增长了见识，也取得了一些成绩。其中个人的努力固然重要，但离开导师范影乐教授的指导，个人再努力也是事倍功半，因此首先需要感谢的是我的导师范影乐教授。在学习 MFC 的时候，范老师深入浅出的讲授，为我扫清了概念理解上的障碍，帮我快速熟悉了 MFC 的编程流程。当我遇到编程上的疑难时，范老师耐心的解答常常让我茅塞顿开；在撰写小论文时，范老师往往能够帮我指明合理的研究方向，同时对我提出的实验方案迅速给出可行性建议。在生活中，范老师是我们亲密的朋友，当遇到问题时经常会给予我们最大的帮助。除此之外，平常范老师的一言一行都充满了师者言传身教的人格魅力，对我们产生了深深的影响。

当然在求学过程中也离开不了实验室小伙伴们无私而慷慨的帮助，他们的意见让我获益匪浅，因此我也要深深地感谢他们。感谢陈金龙师兄、郭芳芳师姐、李丹菁师兄、王梦蕾和陆晓娟师姐的大量帮助，让我在求职的路上不再迷茫；感谢廖进文师兄和罗佳俊师兄对我科研上的指导与帮助，让我避免了许多弯路，节省了大量时间；感谢同窗好友王典、王迪在平常学习、竞赛的大量帮助与建议，因为有你们的陪伴与支持才使得研究生阶段的求学过程不那么艰辛；感谢师妹张梦楠，师弟谢尚周、李康群、郭笑天、李家祥、王强、郭金朋和胡钧皓，有了你们实验室才显得生机勃勃，充满乐趣。

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

二零一五年十二月二十日

参考文献

- [1] Pereda A E. Electrical synapses and their functional interactions with chemical synapses [J]. Nature Reviews Neuroscience. 2014, 15(4):250-263.
- [2] (美)尼古尔斯(Nicholls,J.G.)等.杨雄里等译. 神经生物学:从神经元到脑[M].北京:科学出版社,2005.
- [3] Dayan P, Abbott L F. Theoretical neuroscience: computational and mathematical modeling of neural systems [M]. Cambridge: MIT Press. 2001.
- [4] Rabinovich M L, Varona P, Selverston A L, et al. Dynamical principles in neuroscience [J]. Reviews of Modern Physics. 2006, 78(4):1213-1265.
- [5] Philippe F, Henri K. Is there chaos in the brain? I. Concepts of nonlinear dynamics and methods of investigation [J]. Biologie cellulaire et moléculaire du neurone, 2001, 324(9):773-793.
- [6] Windmiller J R, Zhou N, Chuang M C, et al. Microneedle array based carbon paste amperometric sensors and biosensors[J].Analyst,2011,136(9):1846-1851.
- [7] Gardon M, Dosta S, Guilemany J M, et al. Improved, high conductivity titanium sub-oxide coated electrodes obtained by atmospheric plasma spray [J].Journal of Power Sources, 2013, 238(28):430-434.
- [8] 姜润华,吕晓华,李德荣等.用于神经活动观测的随机扫描双光子显微成像[J]. 生物化学与生物物理进展(Progress in Biochemistry and Biophysics),2012, 39(6): 505-512.
- [9] 田轶伦, 王龙, 李原等. 正电子发射型断层扫描在植入式心血管电子装置感染诊断中的应用[J]. 中国心脏起搏与心电生理杂志, 2015, 29(5), 449-453.
- [10] Svoboda K, Yasuda R. Principles of two-photon excitation microscopy and its applications to neuroscience[J]. Neuron, 2006,50(6): 823-839.
- [11] Helmchen F, Denk W. Deep tissue two-photon microscopy[J].Nat Methods, 2005, 2(12): 932-940.
- [12] Chen H T., Ng K T, Bennak A, et al. Spike Latency Coding in Biologically Inspired Microelectronic Nose[J]. IEEE Transactions on Biomedical Circuits and Systems. 2011,5(2): 160-168.

- [13] Kostal L, Lansky P, Rospars, J P. Neuronal coding and spiking randomness [J]. European Journal of Neuroscience. 2007, 26(10):2693-2701.
- [14] Kang J, Robinson H P C, Feng J. Diversity of Intrinsic Frequency Encoding Patterns in Rat Cortical Neurons-Mechanisms and Possible Functions[J]. PLoS One. 2010, 5(3):96-98.
- [15] Hengtong W , Yueling C , Yong C. First-spike latency in Hodgkin' s three classes of neurons[J]. Journal of Theoretical Biology. 2013, 328:19-25.
- [16] Aihara K, Matsumoto G., Ichikawa M. An alternating periodic-chaotic sequence observed in neural oscillators [J]. Physics Letters A, 1985, 111(5): 251-255.
- [17] Matsumoto G, et al. Chaos and phase locking in normal squid axons [J]. Physics Letters A, 1987, 123(4): 162-166.
- [18] 古华光,朱洲,贾冰.一类新的混沌神经放电的动力学特征的实验和数学模型研究[J].物理学报, 2011, 60(10): 100505-1~100505-12.
- [19] 古华光,惠磊,贾冰.一类位于加周期分岔中的貌似混沌的随机神经放电节律识别[J].物理学报, 2012, 61(8):080504-1~080504-10.
- [20] Quiroz G, Bonifas I, Barajas-Ramirez J G, et al. Chaos evidence in catecholamine secretion at chromaffin cells [J].Chaos, Solitons & Fractals,2012,45(7):988-997.
- [21] Fumihiro F, Shoji H, Lee H. On a response characteristics in the Hodgkin-Huxley model and muscle fiber to a periodic stimulation [J]. IEEE: Transactions on Neural Networks, 2000, 3:2035-2041.
- [22] Sato S, Doi S. Rspnse characteristics of the BVP neuron model to periodic pulse inputs [J]. Mathematical Biosciences, 1993, 112(2): 243-259.
- [23] Doi S ,Sato S. The gobal bifucation structure of the BVP neuronal model driven by periodic pulse trains[J]. Mathematical Biosciences. 1995, 125(2): 229-250.
- [24] Jiang W, Yanqiu C, et al. Unidirectional synchronization of Hodgkin-Huxley neurons exposed to ELF electric field [J]. Chaos, Solitons & Fractals (S0960-0779), 2009, 39(3): 1335-1345.
- [25] Jiang W, Si W J, Yanqiu C, et al. Spike trains in Hodgkin-Huxley model and ISIs of acupuncture manipulations [J]. Chaos, Solitons & Fractals (S0960-0779), 2008, 36(4): 890-900.
- [26] Xile W, Jiang W, Bin D. Introducing internal model to robust output synchronization of FitzHugh-Nagumo neurons in external electrical stimulation [J]. Communications in Nonlinear Science and Numerical Simulation (S1007-5704), 2009, 14(7): 3108-3119.

- [27] Yanqiu C, Jiang W, et al. Phase-locking and chaos in a silent Hodgkin–Huxley neuron exposed to sinusoidal electric field [J]. *Chaos, Solitons & Fractals*, 2009, 39(1):454-462.
- [28] Barlow H B. Single units and sensation: a neuron doctrine for perceptual psychology [J]. *Perception*, 1972, 1(4):371-394.
- [29] Butts D A, Weng C, Jin J, Yeh C, Lesica N A, Alonso J, Stanley G B. Temporal precision in the neural code and the timescales of natural vision [J]. *Nature*, 2007, 449(7158): 92-95.
- [30] 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.
- [31] Innocenti G., Genesio R. On the dynamics of chaotic spiking-bursting transition in the Hindmarsh-Rose neuron [J]. *Chaos*. 2009, 19(2):577-621.
- [32] Hashemi M., Valizadeh A., Azizi Y. Effect of duration of synaptic activity on spike rate of a Hodgkin-Huxley neuron with delayed feedback [J]. *Physical Review E*. 2012, 021917 85(2): 1489-1492.
- [33] Wang H, Wang L., Yu L., et al. Response of Morris-Lecar neurons to various stimuli [J]. *Physical Review E*. 2011, 83(2 Pt 1): 638-654.
- [34] Tanabe S. Population codes in the visual cortex [J]. *Neuroscience research*, 2013, 76(3): 101-105.
- [35] Sauer T. Reconstruction of Integrate and Fire Dynamics [J]. *Phys. Rev. Lett*, 1994, 72(3811):1-12.
- [36] Kristen A, Richardson, Thomas T, et al. Encoding Chaos in Neural Spike Trains [J]. *Phys. Rev. Letts*, 1998, 80(11):2485-2488.
- [37] Rodrigo C, Bruno C. Dynamics and spike trains statistics in conductance-based integrate-and-fire neural networks with chemical and electric [J]. *Chaos, Solitons & Fractals*, 2013, 50(5):13-31.
- [38] David A G, Alessandro T. Stable chaos in fluctuation driven neural circuits [J]. *Chaos, Solitons & Fractals*, 2014, 69: 233-245.
- [39] Ibarz B, Casado J M, Sanjuán M A F. Map-based models in neuronal dynamics [J]. *Phys Rep*, 2011, 501(1–2):1-74.
- [40] 廖进文, 范影乐, 武薇, 等. 基于点阵神经元响应时空信息的菌落图像边缘检测 [J]. *航天医学与医学工程*, 2014, 27 (2) :94–100.
- [41] Monica Subashini M, Sahoo S K. Pulse coupled neural networks and its applications [J]. *Expert*

Systems with Applications, 2014, 41(8): 3965-3974.

- [42] 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]. 中国生物医学工程学报, 2014, 33(6): 677-686.
- [43] 廖进文, 范影乐, 武薇, 等. 基于抑制性突触多层神经元群放电编码的图像边缘检测[J]. 中国生物医学工程学报, 2014, 31(5): 513-524.
- [44] Kerr D, Coleman S, McGinnity M, et al. Biologically inspired edge detection[C]//2011 11th International Conference on Intelligent Systems Design and Applications (ISDA).Cordoba: IEEE, 2011:802-807.
- [45] Delorme A., Thorpe S. SpikeNET: An Event-driven Simulation Package for Modeling Large Networks of Spiking Neurons, Network: Comput. Neural Syst,2003, 14(4), 613-627.
- [46] Doherty J, Lebedev M, Ifft P, et al., Active tactile exploration using a brain-machine-brain interface[J], Nature, 2011, 479(7372), 228-231.
- [47] Iakymchuk T, Rosado-Muñoz A, et al. Simplified spiking neural network architecture and STDP learning algorithm applied to image classification, Eurasip Journal on Image & Video Processing, 2015, 2015(1):1-11
- [48] 杜馨瑜, 李永杰, 尧德中等. 一种模拟视觉机制的图像分割模型[J]. 中国生物医学工程学报, 2012, 31(1): 32-38.
- [49] Qingqiang W, McGinnity T M, Liam M, Rongtai C, Meigui C. A visual attention model based on hierarchical spiking neural networks [J]. Neurocomputing, 2012, 23(4): 234-356.
- [50] Hodgkin A L, Huxley A F. A quantitative description of membrane current and its application to conduction and excitation nerve [J]. The Journal of Physiology, 1952, 117(4):500-544.
- [51] 王恒通. 神经元响应特性及其动力学行为[D]. 兰州: 兰州大学, 2014.
- [52] Jiong D, Hong Z, Qinye T. Parameter Estimation for Coupling Neural Network Models with Symbolic Dynamics [C]// International Symposium on Bioelectronics and Bioinformatics (ISBB), Cordoba: IEEE, 2011, 275-278.
- [53] 丁炯. 基于符号动力学的神经编码机制研究[D]. 浙江: 浙江大学, 2014.
- [54] Kaslik E, Sivasundaram S. Nonlinear dynamics and chaos in fractional-order neural networks [J]. Neural Network, 2012, 32(1): 245-256.
- [55] Coombes S, Thul R, Wedgwood K C A. Nonsmooth dynamics in spiking neuron models [J]. Physica D: Nonlinear Phenomena, 2012, 241(22):2042-2057.

- [56] Tattini L, Olmi S, Torcini A. Coherent periodic activity in excitatory Erdos–Renyi neural networks: the role of network connectivity [J]. *Chaos*, 2012, 22(2):319-331.
- [57] Hasegawa H. Responses of a Hodgkin-Huxley neuron to various types of spike-train inputs [J]. *Physical Review*, 2000, 61:718-726.
- [58] Liu S, Niu Z, Sun G, et al. Gabor filter-based edge detection: A note [J]. *Optik - International Journal for Light and Electron Optics*, 2014, 125(15): 4120-4123.
- [59] Wei S, Hong Q, Hou M. Automatic image segmentation based on PCNN with adaptive threshold time constant [J]. *Neurocomputing*, 2011, 74(9): 1485-1491.
- [60] Yang N, Chen H, Li Y, et al. Coupled Parameter Optimization of PCNN Model and Vehicle Image Segmentation[J]. *Journal of Transportation Systems Engineering and Information Technology*, 2012, 12(1): 48-54.
- [61] Monica S M, Sahoo S K. Pulse coupled neural networks and its applications [J]. *Expert Systems with Applications*, 2014, 41(8): 3965-3974.
- [62] Farajidavar A, Saeb S, Behbehani K, Incorporating synaptic time-dependent plasticity and dynamic synapse into a computational model of wind-up [J]. *Neural Networks*, 2008, 21(2-3): 241-249.
- [63] Rolfs M. Microsaccades: small steps on a long way [J]. *Vision research*, 2009, 49(20): 2415-2441.
- [64] 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.
- [65] Kerr D, McGinnity T M, Coleman S, et al. A biologically inspired spiking model of visual processing for image feature detection [J]. *Neurocomputing*, 2015, 158: 268-280.
- [66] 王培珍, 毛雪芹, 毛雪菲等. 基于均值偏移和边缘置信度的焦炭显微图像分割[J]. *中国图象图形学报*, 2010, 10(15): 1478-1484.
- [67] Wang Z, Bovik A C, Sheikh H R, et al. Image quality assessment: from error visibility to structural similarity [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2004, 13(4): 600-612.
- [68] Govindarajani B, Panetta K A, Agaian S. Image reconstruction for quality assessment of edge detectors[C]// *IEEE International Conference on Systems*. Singapore: IEEE, 2008: 691-696.
- [69] Huibin L, Yan S. Image Encryption Algorithm Based on New Super-chaotic System[J]. *Computer Science*, 2013, 38(6): 149-151.

- [70] Yi L, Xingjiang P. AES Chaotic Encryption AlgorithmBased on Neural Networks[J]. Science Technology and Engineering,2010,29(10):7308-7313.
- [71] Yicong Z, Long B. Image Encryption Using a New Parametric Switching Chaotic System [J]. Signal Processing,2013,102(93):3039-3052.
- [72] LI L,Niu X. Elliptic Curve Eigamal Based Homomorphic Image Encryption Scheme for Sharing Secret Images [J]. Signal Process,2012,38(92):1069-1078.

附 录:

作者在读期间发表的学术论文及参加的科研项目

发表(录用)学术论文:

1. 基于神经元突触可塑性机制图像边缘检测方法[J].华中科技大学学报(自然科学版).EI 收录 (20154401471319), 2015,1/4.
2. 基于视觉神经计算的图像边缘检测方法 [J].华中科技大学学报(自然科学版).EI 收录 (20154401471320), 2015,1/4.

授权(申请)专利:

发明专利

1. 基于皮层神经元视觉方向响应的图像边缘检测方法, 已公开, 201310290419.0, 3/6.
2. 一种基于神经元混沌响应编码的图像密码构造方法, 已公开, 201510345680.5, 2/4.

软件著作权登记

1. 自动化检测中的机器视觉功能模块软件 V1.0, 2015SR149765, 2/4.

参与的科研项目:

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