

1-4-2019

Neural Coding Model for Fast and Significant Perceptual in the Pigeon Optic Tectum

Songwei Wang

1.School of Electrical Engineering, Zhengzhou University, Zhengzhou 450001, China; ;

Shuman Huang

3.Industrial Technology Research Institute, Zhengzhou University, Zhengzhou 450001, China;

Shi Li

1.School of Electrical Engineering, Zhengzhou University, Zhengzhou 450001, China; ;2.Department of Automation, Tsinghua University, Beijing 100084, China; ;

Mengke Wang

3.Industrial Technology Research Institute, Zhengzhou University, Zhengzhou 450001, China;

Follow this and additional works at: <https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal>



Part of the Artificial Intelligence and Robotics Commons, Computer Engineering Commons, Numerical Analysis and Scientific Computing Commons, Operations Research, Systems Engineering and Industrial Engineering Commons, and the Systems Science Commons

This Paper is brought to you for free and open access by Journal of System Simulation. It has been accepted for inclusion in Journal of System Simulation by an authorized editor of Journal of System Simulation.

Neural Coding Model for Fast and Significant Perceptual in the Pigeon Optic Tectum

Abstract

Abstract: In the classical target recognition theory, many neurons in the mammalian retina and LGN perform DoG operations. Their functions are generally considered to be whitening, eliminating redundancy, and enhancing edges. Where is the redundant information? *In this paper, the electrophysiological study of the ON-OFF neurons of the dove optic roof was performed. It was found that the FSL was used to carry out the rough and fast transfer of the whole scene information, and then the salient features in the scene were successively transmitted using the issue rate.* For this reason, by analyzing the response pattern of neurons, this paper proposes an assumption of the ON-OFF neuron working mechanism of OT (Optic Tectum) and builds a model architecture. This research has certain reference significance for the research of the new Spike neural network.

Keywords

optic tectum, significant characterization, spike neural network, delayed encoding

Recommended Citation

Wang Songwei, Huang Shuman, Shi Li, Wang Mengke. Neural Coding Model for Fast and Significant Perceptual in the Pigeon Optic Tectum[J]. Journal of System Simulation, 2018, 30(11): 4086-4099.

鸽视顶盖快速显著感知编码模型研究

王松伟¹, 黄淑漫³, 师丽^{1,2}, 王梦珂³

(1.郑州大学电气工程学院, 河南 郑州 450001; 2.清华大学自动化系, 北京 100084;
3.郑州大学产业技术研究院, 河南 郑州 450001)

摘要: 在经典目标识别理论中, 哺乳动物的视网膜和 LGN 中许多神经元执行了 DoG (Difference of Gaussian)操作, 其功能一般认为是白化, 祛除冗余, 并增强了边缘。通过对鸽视顶盖的 ON-OFF 神经元进行电生理研究, 发现其利用 FSL(First-Spike Latency)进行场景整体信息粗略快速的传递, 利用发放率对场景中显著性特征进行相续的传递。通过解析神经元响应模式, 提出了 OT(Optic Tectum)的 ON-OFF 神经元工作机制的一种假设, 搭建了模型架构。该研究对新型的 Spike 神经网络的研究具有一定的借鉴意义。

关键词: 视顶盖; 显著性表征; spike 神经网络; 延时编码

中图分类号: Q424 文献标识码: A 文章编号: 1004-731X (2018) 11-4086-14

DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.201811006

Neural Coding Model for Fast and Significant Perceptual in the Pigeon Optic Tectum

Wang Songwei¹, Huang Shuman³, Shi Li^{1,2}, Wang Mengke³

(1.School of Electrical Engineering, Zhengzhou University, Zhengzhou 450001, China; 2.Department of Automation, Tsinghua University, Beijing 100084, China; 3.Industrial Technology Research Institute, Zhengzhou University, Zhengzhou 450001, China)

Abstract: In the classical target recognition theory, many neurons in the mammalian retina and LGN perform DoG operations. Their functions are generally considered to be whitening, eliminating redundancy, and enhancing edges. Where is the redundant information? *In this paper, the electrophysiological study of the ON-OFF neurons of the dove optic roof was performed. It was found that the FSL was used to carry out the rough and fast transfer of the whole scene information, and then the salient features in the scene were successively transmitted using the issue rate.* For this reason, by analyzing the response pattern of neurons, this paper proposes an assumption of the ON-OFF neuron working mechanism of OT (Optic Tectum) and builds a model architecture. This research has certain reference significance for the research of the new Spike neural network.

Keywords: optic tectum; significant characterization; spike neural network; delayed encoding

引言

在大多数脊椎动物神经系统中, 神经元通过全或无动作电位而不是分级电位进行通信。通常假定

神经元使用它们的平均发放率(Fire Rate, FR)传输信息, 即通过调节在单位时间窗口内或神经元集群中产生的锋电位数目^[1-2]。事实上, 在大多数电生理学和计算机模拟研究中, 主要是用锋电位序列的平均发放速率来表征信息。当前深度学习神经网络本质上也是发放率编码的应用实现。

一些研究已经对基于神经元发放率的编码模式提出了挑战, 并且提出了基于单个锋电位发放时



收稿日期: 2018-05-30 修回日期: 2018-07-16;
基金项目: 国家自然科学基金(U1304602);
作者简介: 王松伟(1979-), 男, 回族, 河南周口, 博士, 讲师, 研究方向为生物视觉机制研究与建模; 黄淑漫(1994-), 女, 河南鲁山, 博士生, 研究方向为控制科学与工程。

<http://www.china-simulation.com>

• 4086 •

间的时间编码模式^[3-6]。对视觉, 听觉, 嗅觉和躯体感觉通路的研究揭示了由感觉刺激引发的神经元放电模式中的精确时序关系^[7-9], 表明刺激信息的重要组成部分可由单个刺激的时间编码表征^[10-13]。

最近, 已经表明, 蝶螈视网膜的某些神经节细胞在图像刺激后的第一次锋电位发生的时间 (First-Spike Latency, FSL) 可以对图像空间内容信息进行编码^[14]。这种信息编码机制被称为延时编码^[15-18]。延时编码可以在视觉系统中快速传输信息。也就是说, 视觉信息可以通过神经群体的第一个锋电位发放时间来传输。随后, 大脑区域可以从刺激发生后第一次锋电位发放时间知道更多关于刺激的信息, 而不是等待所有响应结束并记录平均发放率。因此是一种快速的信息编码方式。

而延时编码的本质是视觉系统中 ON 通路(亮度增强)和 OFF 通路(亮度降低)的非对称响应属性。文献[17]认为, 任务里有这种非对称属性的神经元都可看作是延时编码的候选者。

本文通过电生理手段对鸟类视顶盖的神经元进行研究, 结构表明, 视顶盖中一种 ON/OFF 神经元利用 FSL 及发放率结合的方式进行场景整体信息的快速表征, 及场景中显著性信息的相继传递。进一步, 通过对解析神经元的响应模式, 提出了这种类型神经元工作机制的一种假设, 并建立了相应的编码模型框架。

在一般的目标识别理论中, DoG 操作是一种常见于处理手段, 去除冗余, 增强边缘, 起到场景中显著性信息表征的作用。本文的研究认为视顶盖神经元具有 FSL+DoG 的功能。而基于 FSL 的场景整体信息的快速表征即是 DoG 操作去除的冗余信息。本文的研究对构建新型的 Spike 神经网络具有一定的借鉴作用。

1 神经电生理实验

1.1 动物手术及电极植入

购入的信鸽在动物房正常饲养 2 周之后取出,

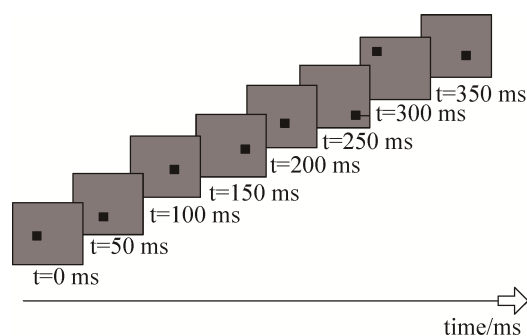
手术前按照 0.17 mL/100 g 的比例腹腔注射 3% 的戊巴比妥那进行麻醉, 将信鸽头部固定在立体定位仪上, 按照信鸽脑功能图谱确定 OT (Optic Tectum) 区的位置, 并进行开颅手术。硬脑膜剥除后, 取出电极, 固定在电极杆上, 显微镜下通过微操控制电极移动, 植入铂铱合金 Microprobes 微电极阵列至 OT 中间层(700~1 000 μm), 待鸽子恢复一周时间后进行信号的采集。

1.2 视觉刺激模式

使用计算机运行 Matlab 工具箱(Psychtoolbox; MathWorks, Natick, MA, USA)产生视觉刺激, 并将视觉刺激显示在位于每只鸽子右眼前方 40 cm 处的 CRT (Cathode Ray Tube) 监视器上。在记录之前, 把每只鸽子头部的水平旋转 38°, 使右眼的侧凹与暴露的顶盖相对。

1.2.1 稀疏噪声刺激

为了测定信鸽 OT 区神经元感受野空间位置, 本文设计了随机闪动的灰底黑棋盘格刺激模式, 如图 1(a)所示。图中的棋盘格为 15×15 灰底单黑格, 共 225 个格子, 灰底的亮度值是 128, 黑格的亮度值为 0。在一个周期内, 黑格随机出现, 且所有 225 个棋盘格的点都只出现一次黑格, 时间频率 20 Hz, 即黑格每次显示 50 ms。本文重复 20 次实验, 采用叠加求平均值的方法减少实验中可能出现的随机误差。



(a) 棋盘格刺激

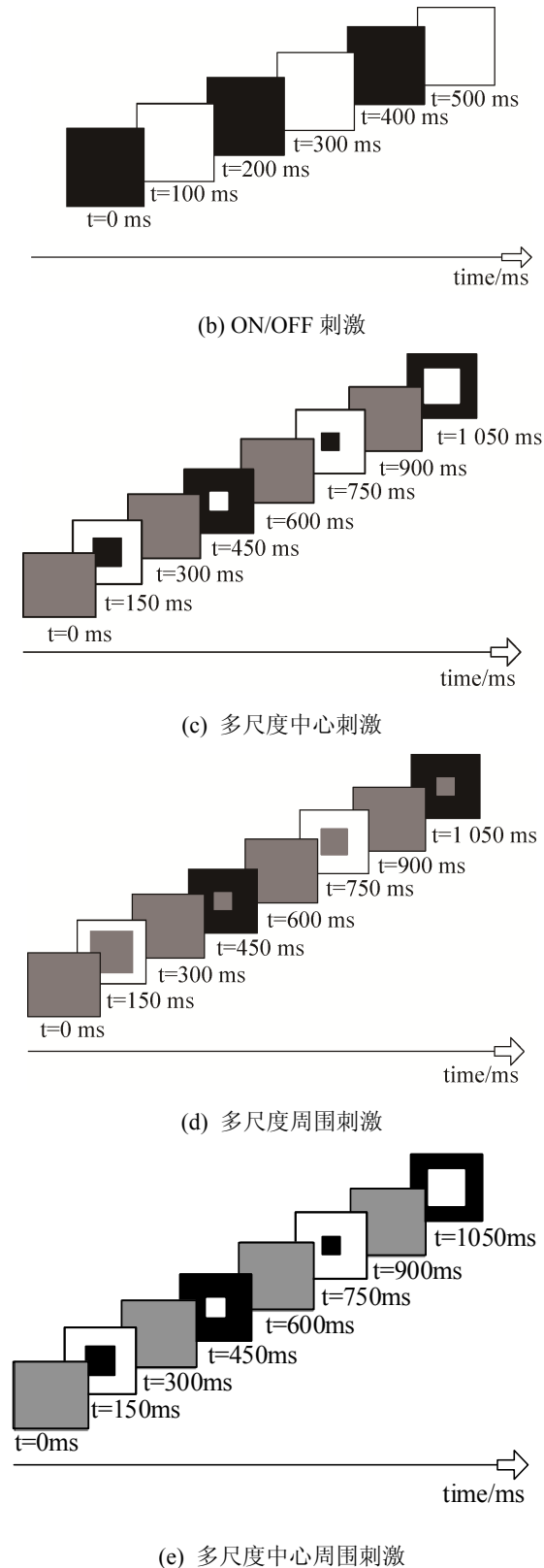


图1 刺激模式
Fig. 1 Stimulus pattern

1.2.2 ON-OFF 刺激

设计了简单的黑白亮度刺激模式即 ON/OFF 刺激，用于研究 OT 神经元在给光和撤光时的响应特性。如图 1(b)所示，图中黑色亮度值为 0，白色亮度值为 255，黑白刺激交替重复出现，每种刺激的刺激持续时间为 100 ms，重复次数为 80 次。此刺激为全屏刺激实验即刺激图像大小同感受野测试时的屏幕大小相同，以保证所有能确定感受野位置的神经元都受到了视觉刺激。进而确定对给光和测光刺激均敏感的神经元。

1.2.3 中心周围刺激

考虑中心周围类型的刺激(没有方向性)分析神经元的响应属性。分别给出多尺度中心，多尺度周围和多尺度中心周围三种刺激模式。图 1(c)为多尺度中心刺激(Cen 刺激)，图 1(d)为多尺度周围刺激(Sur 刺激)，图 1(e)为多尺度中心-周围刺激(Cen-Sur 刺激)，图中黑色亮度值为 0，灰色亮度值为 128，白色亮度值为 255，每种类型的刺激根据中心刺激的尺度划分 20 个等级。每种刺激的刺激持续时间为 150 ms，灰屏休息 150 ms，重复次数为 15 次。

1.3 动作电位的检测与预处理

数据采集系统使用 Blackrock 公司生产的 Cerebus 多通道微电极阵列信号采集系统，本实验中有 32 个有效通道。动作电位属于高频信号，采集到的原始信号通过二阶巴特沃斯带通滤波器(250~5 000 Hz)得到连续的信号，然后采用阈值检测法提取动作电位。

1.4 细胞类别判断

许多 OT 神经元对亮度的增强和减弱均有响应。文中选择稀疏噪声刺激下有清晰的空间感受野位置，且对亮度的增强和减弱均有明显响应的神经元。本文将这种类型的神经元称为 ON-OFF 神经元。

2 神经元基本建模

2.1 DOG 滤波器模拟

DOG (Difference of Gaussian, DOG)滤波器为两个高斯滤波器作差得到^[19], DOG 滤波器中的函数是两个高斯函数的差分。

那么 DOG 滤波器中的函数表示为:

$$f(u, v, \sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left(-\frac{(u^2 + v^2)}{2\sigma^2}\right) - \frac{1}{2\pi K^2 \sigma^2} \exp\left(-\frac{(u^2 + v^2)}{2K^2 \sigma^2}\right) \quad (1)$$

2.2 GLM 建模

GLM(Generalized Linear Models)是一种回归模型,通常用于表征外部或内部协变量与一组记录的锋电位序列之间的关系。在系统神经科学中, GLM 模型通常指的是自回归点过程模型^[20-21],在该模型中,刺激和历史锋电位数据的线性函数被非线性转换以产生泊松过程的锋电位速率或条件强度^[22-23]。

GLM 模型通过刺激滤波器 \bar{k} 和后峰值滤波器 \bar{h} 进行参数确定,刺激滤波器 \bar{k} 描述神经元如何整合外部刺激,后峰值滤波器 \bar{h} 捕捉历史峰值对当前峰值概率的影响,以及确定锋电位发放率的基准标量 μ 。(见图 2)这些滤波器的输出相加并通过非线性函数 f 来决定条件强度 $\lambda(t)$:

$$\lambda(t) = f(\bar{k} * \bar{x}(t) + \bar{h} * \bar{y}_{hist}(t) + \mu) \quad (2)$$

其中 $\bar{x}(t)$ 是时空刺激(矢量化的), $\bar{y}_{hist}(t)$ 是表示时间 t 处的历史锋电位的数量, f 是确保锋电位发放率非负的非线性函数。锋电位是根据条件泊松过程产生的^[24-25],所以在单位时间 Δ 中的锋电位数 $y(t)$ 根据泊松分布:

$$P(y(t)/\lambda(t)) = \frac{1}{y(t)!} (\Delta\lambda(t))^{y(t)} * e^{-\Delta\lambda(t)} \quad (3)$$

本文中 f 设为指数函数。

由于条件泊松锋电位的假设, GLM 模型从根本上是随机的。然而,这种随机性有助于拟合目标,因为它将分级概率分配给触发事件,并可以使用基于极大似然的方法进行参数拟合。

3 电生理实验结果与分析

3.1 ON, OFF 响应判断

稀疏噪声刺激下可以测得感受野空间位置的 OT 神经元中,约 70%在撤光刺激和给光刺激瞬间均产生放电活动,选择给光和撤光刺激下发放率均超过 0.5 的神经元作为进一步研究的对象,图 3 给出了 8 个 ON-OFF 神经元在给光和撤光刺激下的 raster 图,可以发现这些神经元的 ON 刺激响应比 OFF 刺激响应晚,且存在着稳定的时间差。这说明 OT 的 ON-OFF 神经元具有稳定的非对称的响应属性,即 OT 神经元采用延时编码,利用 FSL 进行空间模式信息的快速表征。

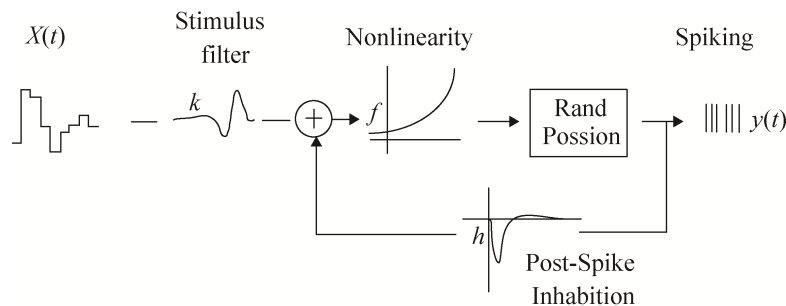


图 2 模型的示意图
Fig. 2 Model diagram

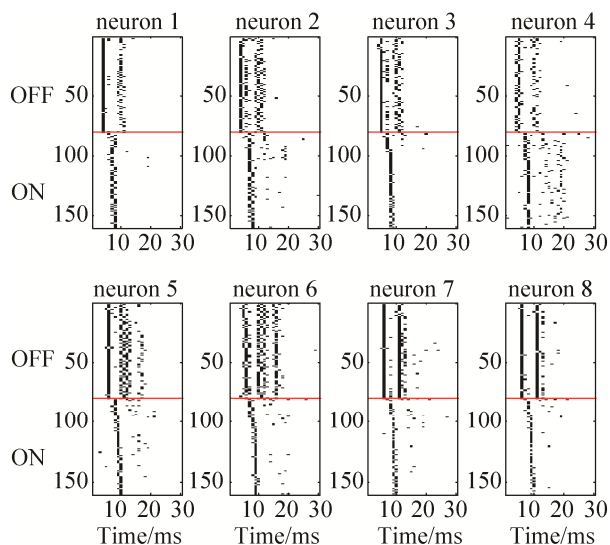


图3 OT神经元的ON-OFF响应
Fig. 3 On-Off response of neurons

3.2 各种中心周围类型刺激下的FSL分析

文献[26]给出了一个FSL的预测模型,将ON系统的输入和OFF系统的输入进行合流,然后由两个系统的共同输入决定FSL。

1) 首先考察Cen刺激,可以发现,当刺激在RF内时,随着刺激的尺寸增加,FSL的时间越来越提前,这意味着当感受野内只激活单个系统(ON系统或OFF系统)时,随着该系统中被激活的子单元数量的增加,汇入的胞内电流越来越大,导致了越来越提前的FSL,如图4(a)。

2) 对于Sur刺激,由于RF的中心没有刺激,可以发现,随着周围刺激由中心向周围扩展,感受野中心的空缺越来越大,这时,我们发现,只要当中心的空缺足够大时,FSL才会迟于全屏刺激下的FSL。这说明RF内的周围子单元对FSL的形成,都有较大的贡献,甚至,RF外的RGC子单元对FSL的形成也有贡献。

3) 对于Cen-Sur刺激,可以发现,当RF内Cen刺激较小时,其FSL与全屏周围的FSL相当,当RF内Cen刺激较大时,其FSL会发生跳变至全屏中心刺激的FSL相当(但存在着渐变)。如图4(a)

因此,FSL可能是有单个系统决定的,而不是取决于ON系统和OFF系统的汇入电流之和^[26]。

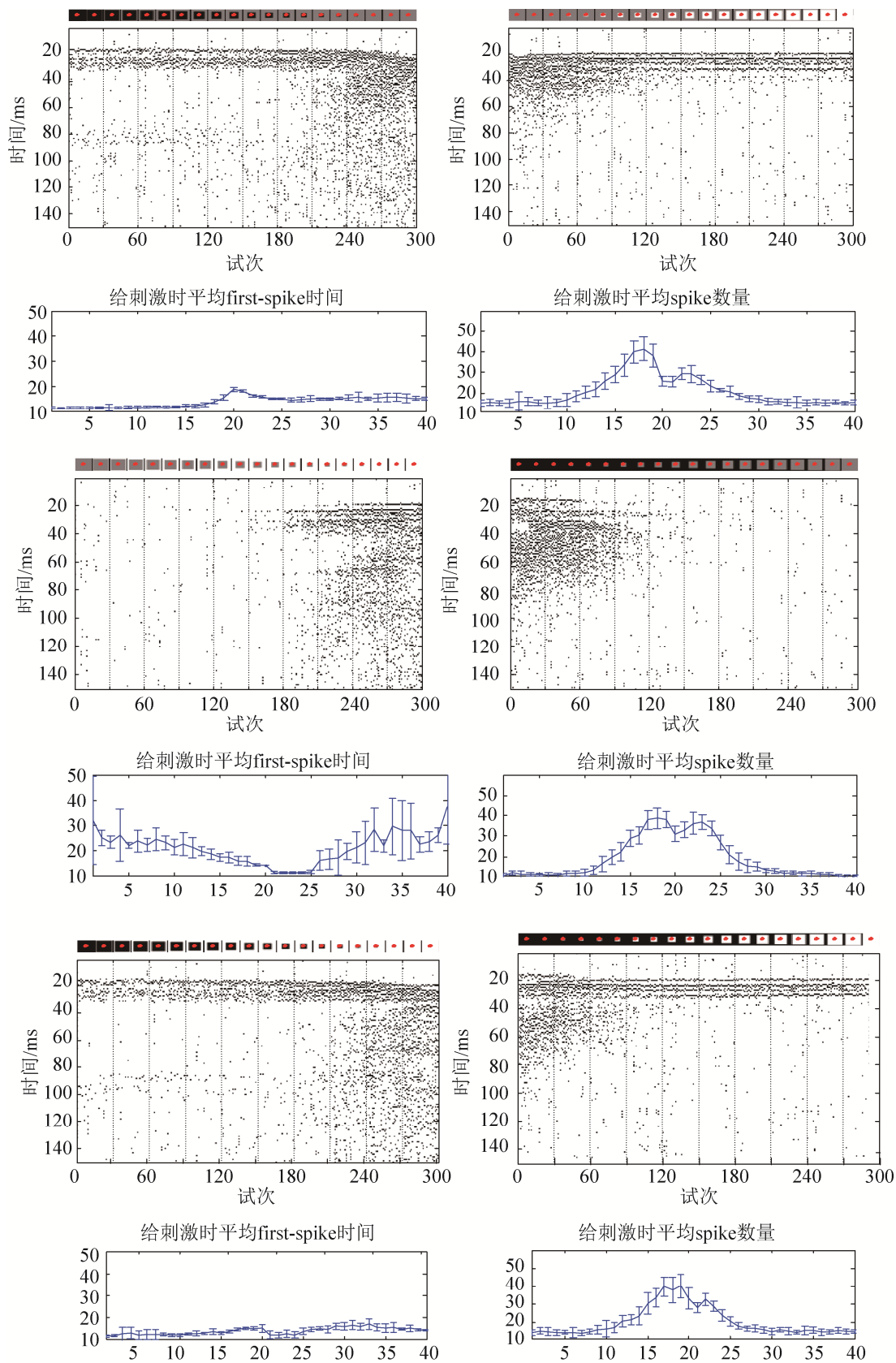
3.3 中心周围类型刺激下的FR分析及与DoG滤波器功能比较。

从发放率的角度分析,OT神经元同时具备了DoG-ON滤波器和DoG-OFF滤波器的功能,我们给出了DoG滤波器在不同的中心周围类型刺激下的响应比较,如图4(a)(b)所示,其中(a)的第一、三、五行为神经元在不同刺激下响应的raster图,每个子图上侧为20个不同尺度的视觉刺激(包括黑色Cen,白色Cen;黑色Sur,白色Sur;黑Cen白Sur,白Cen黑Sur)。中间红色块为神经元的感受野,下侧为神经元在每种视觉刺激(重复15次)下的响应锋电位序列(每个黑点代表一个锋电位)。(a)的第二、四、六行为神经元在不同视觉刺激下响应的FSL和FR的均值与方差。(b)DoG-ON和DoG-OFF滤波且在类似刺激下响应强度。

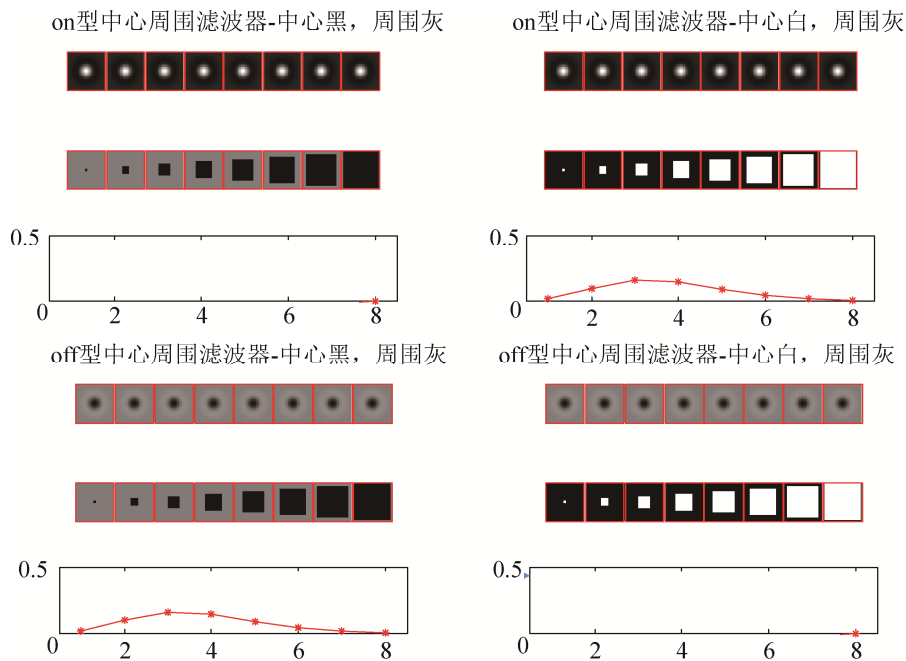
1) 首先看Cen刺激,ON型Cen刺激显然激活了OT神经元的ON系统,接着神经元表现出的功能类似于DoG-ON;同样,OFF型Cen刺激激活了OT神经元的OFF系统,而神经元接着表现出的功能类似于DoG-OFF。

2) 对于Sur刺激,ON型Sur刺激激活了神经元的ON系统,但OT神经元随即的表现却类似于DoG-OFF;同样,OFF型Sur刺激激活了神经元的OFF系统,但OT神经元随即的表现却类似于DoG-ON。

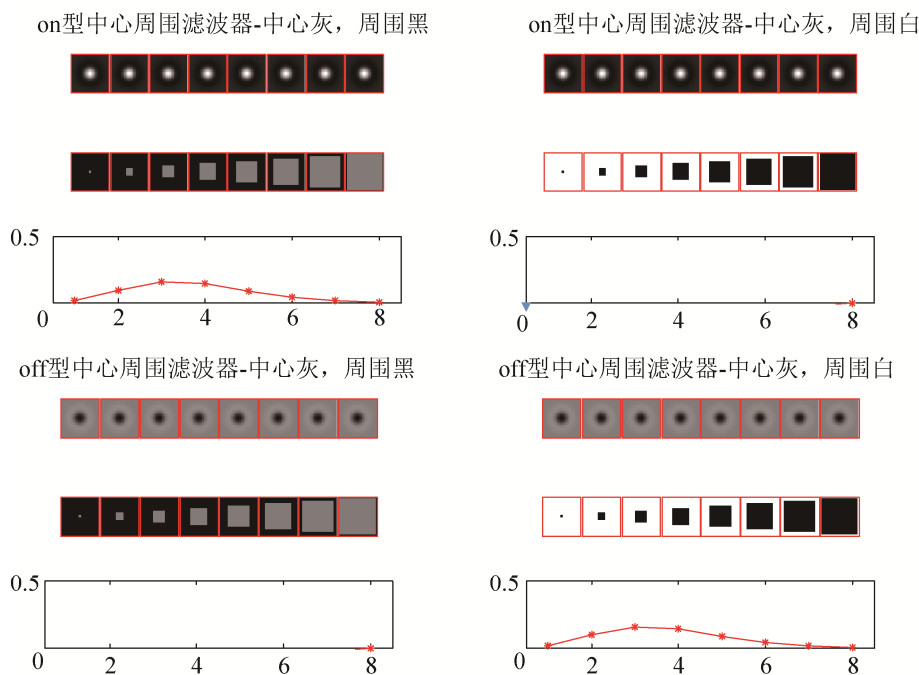
3) 对于Cen-Sur刺激,ON型Cen,OFF型Sur刺激应该是同时激活了OT神经元的ON系统和OFF系统,接着神经元的表现类似于DoG-ON;OFF型Cen,ON型Sur刺激应该是同时激活了OT神经元的OFF系统和ON系统,接着神经元的表现类似于DoG-OFF。



(a) 神经元在不同类型刺激下响应及 FSL 和 FR 分析

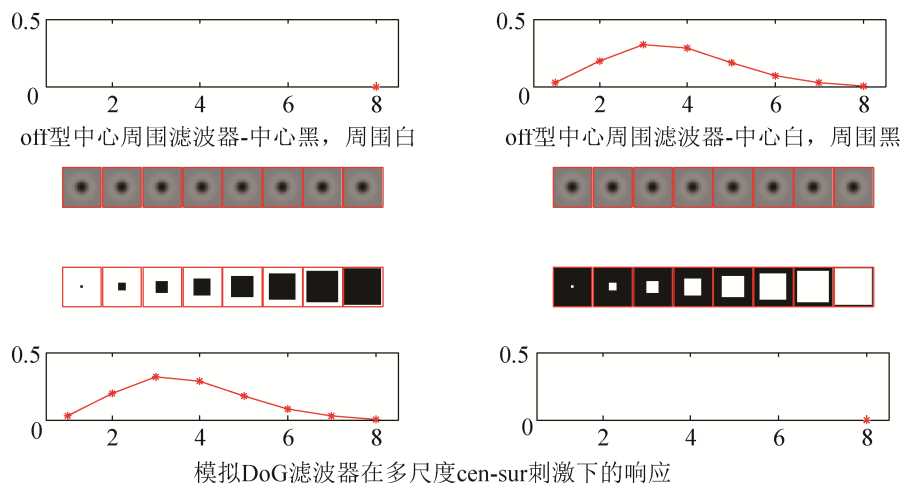


模拟DoG滤波器在多尺度cen刺激下的响应



模拟DoG滤波器在多尺度sur刺激下的响应





(b) 模拟 DoG 滤波器在不同的不同类型中心-周围刺激下的响应

图 4 OT 神经元的 FSL 分析, FR 分析及与 DoG 滤波器功能比较

Fig. 4 FSL analysis and FR analysis of OT neurons and comparison with DoG filter functions

3.4 功能建模

神经元是如何实现这些类似于 DoG-ON 和 DoG-OFF 的功能呢? 可以发现, 在三种不同类型的中心周围类型刺激中, 神经元的响应模式有着显著的不同。通过对响应模式的分析, 本文给出一种 OT 神经元工作机制的假设并进行了建模。

3.4.1 单系统(ON 系统或 OFF 系统)刺激模式依赖的 Post-spike 抑制机制、建模及仿真

首先从变化比较连续的 Cen 刺激着手, 提出单个系统(ON 系统或 OFF)的刺激模式依赖的 Post-spike 抑制机制, 而且使得 ON 系统具备了 DoG-ON 的功能, 使得 OFF 系统具备了 DoG-OFF 的功能, 但不能解释 OT 神经元同时具备的 DoG-ON 和 DoG-OFF 功能。

Cen 型刺激显然诱发了神经元的 ON 系统或 OFF 系统, 观察神经元的响应模式, 如图 4(a), 可以发现, 随着位于神经元中心的刺激尺寸不断增大, 即, 激活的子单元的数量不断增加, 其发放数越来越低, 我们提出一种刺激模式依赖的 Post-spike 抑制机制解释这种现象, 不但可以解释 Cen 型刺激下的 FSL, 而且可以模拟不同刺激尺寸下的发放数变化, 具体如下:

对于单个系统(ON 系统或 OFF 系统), 其 spike 输出不但取决于各个激活子单元产生的胞内电流之和, 而且受到了这些激活子单元产生的抑制电流的调制。假设每个被激活的 RGC 子单元都会产生抑制电流, 所有这些被激活的子单元产生的抑制电流之和作为单个系统的整体抑制电流; 每个子单元产生的抑制电流的强度是不同的, 大致服从一个正态分布, 即, 位于 RF 的中心区域的子单元产生的抑制电流较小, 但位于 RF 的周围区域的子单元产生的抑制电流较大; 另外, 在经典 RF 之外, 仍有一些 RGC 子单元会给 OT 神经元提供胞内电流的输入, 但是由于这些子单元产生的抑制作用过大, 这些 RF 外子单元在诱发 OT 神经元做出少数几个 Spike 表达之后, 就会被抑制, 因此, 采用经典 RF 测量方法不能标定这些子单元的位置, 如图 5(a) 所示。

图 5 表明, 在 Cen 类型刺激下, 当刺激较小时, 虽然激活的子单元少, 胞内电流小, 但仍然产生较为强烈的 Spike 响应, 模拟出类似 DoG 神经元功能如图 5(b)所示。同样的, 在这种模型假设下, 同样可以模拟 Sur 刺激响应的第一阶段, 如图 5(c) 及图 4(a)的中间列所示。该结果表明, 在上述的高斯和的模型假设下, 是可以设计模型, 生成类似于真实的 Spike 响应模式的。

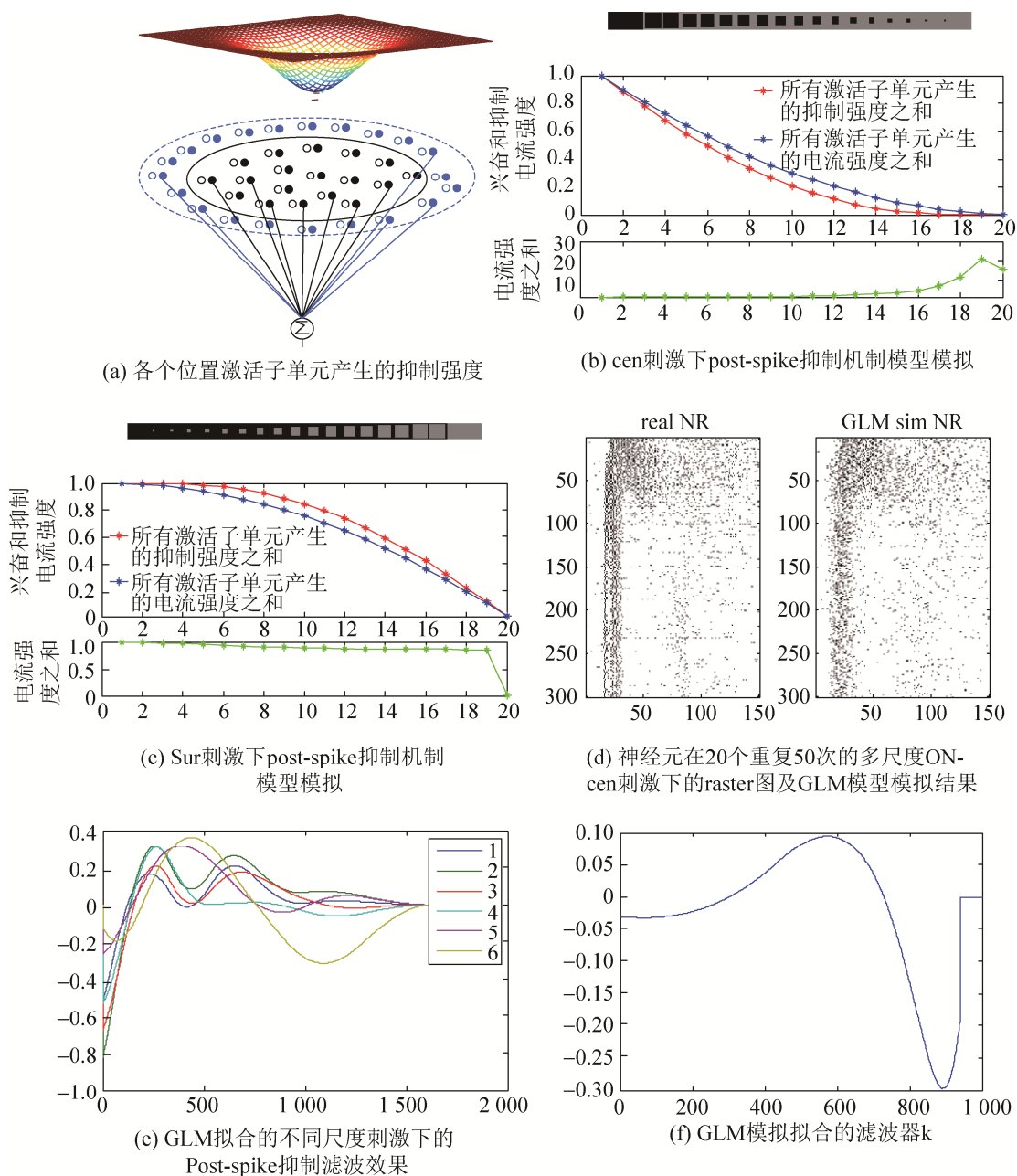


图5 刺激空间模式依赖的 Post-spike 抑制机制建模、模拟与仿真

Fig. 5 Modeling, simulation and simulation of Post-spike suppression mechanism relying on stimulus space model

我们利用 GLM 模型对单系统在不同大小的 Cen 刺激下的响应进行的仿真，其中滤波器 k 保持不变，输入刺激的强度与 Cen 刺激的大小成正比，即模型的胞内电流大小与刺激大小成正比。在此基础上，利用观察到的数据，进行 Post-spike 抑制滤波器的模拟，可以发现，Post-spike 抑制滤波器随着刺激大小的增大而减少，近似服从我们提出的刺激模式依赖的 Post-spike 抑制假设。

3.4.2 中心周围类型刺激下的 OT 神经元响应模式分析

Cen-Sur 类型刺激和 Sur 类型刺激响应模式表现出比较明显的阶段性，我们进行了响应模式的阶段划分，以简化问题。

(1) 通过给刺激和撤刺激对比，将神经元响应划分为亮度变化表征相位和空间模式表征相位。因为从灰屏变换到 ON 型 Cen 刺激，其亮度变化等价

于从 OFF 型 Cen 刺激变化到灰屏, 因此, 如图 6。可以看到, 这种简化极大地简化了 Cen-Sur 类型的刺激响应, 如图 6(c)所示。

(2) Cen-Sur 型刺激响应模式分析及 Burst 阶段划分。如图 7 所示, 可以看到, 这种阶段划分极大地简化了 Cen-Sur 类型的刺激响应, 首先考察 ON 型 Cen、OFF 型 Sur 刺激。通过亮度响应相位和空间模式表征相位的阶段划分, 我们画了一条横线, 这条横线也将 Cen 刺激响应模式和 Sur 刺激响应模式划分为两个阶段, 红线之上的阶段称为 Burst 相位。可以发现, Cen-Sur 刺激响应模式的 burst 相

位是 Sur 刺激响应模式和 Cen 刺激响应模式的 Burst 相位的叠加。

(3) Sur 型刺激响应模式分析及 Spike 诱发机制。

对于 Sur 刺激, 经过 Burst 相位和空间模式表征相位的划分之后, 剩下了一个中间阶段, 我们对中间阶段进行进一步的划分。首先可以发现, 在 Burst 相位处, Sur 刺激也是存在着一个发放间隙, Burst 相位表征了首先激活系统的响应模式, 同样可以用 Post-spike 抑制机制进行解释。而下一步的, 我们则认为是空闲系统诱发相位, 取决于核区是否空闲, 并且依赖于激活系统的输入电流, 如图 8 所示。

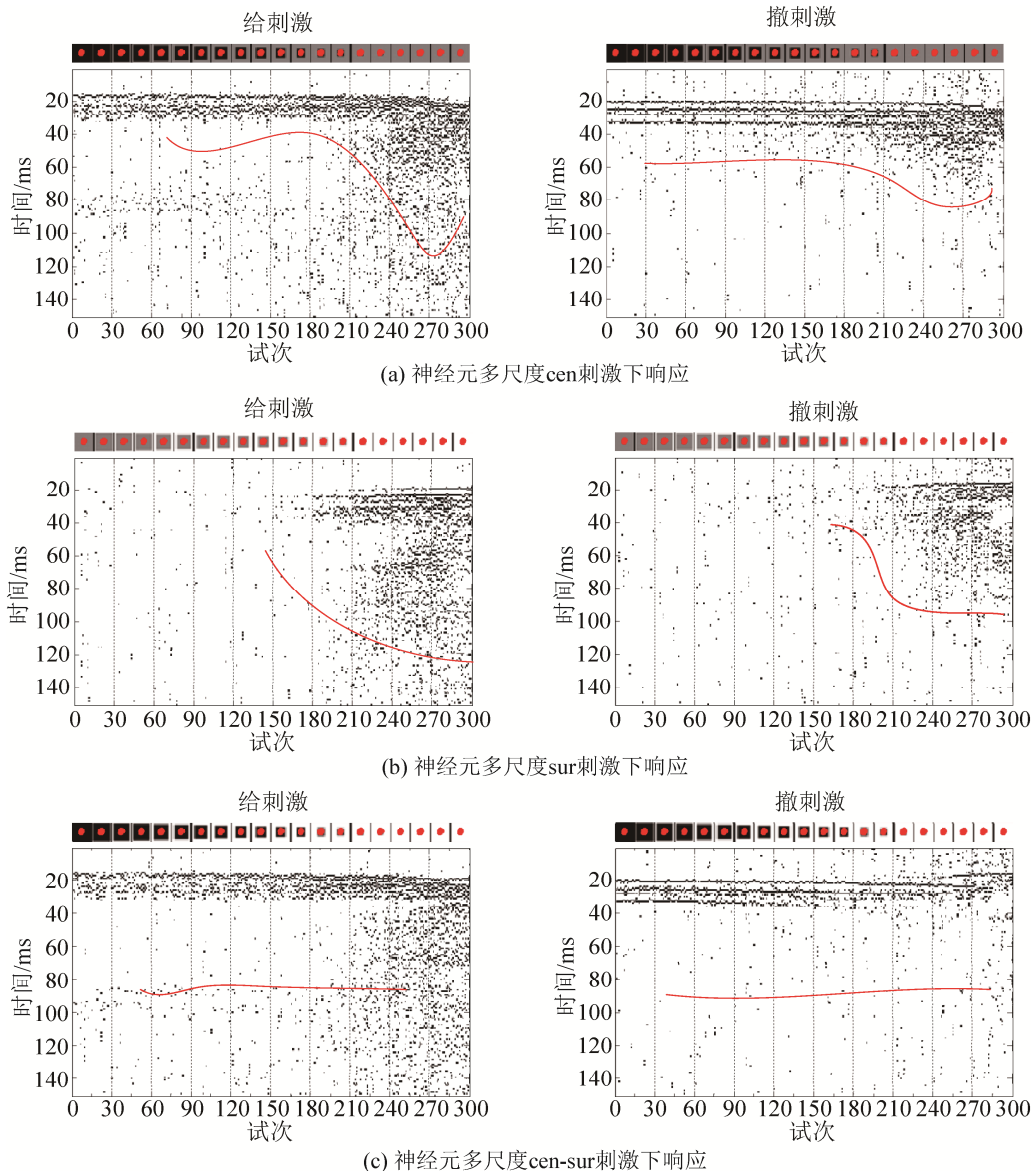


图 6 OT 神经元响应的亮度变化阶段和空间模式表征阶段划分

Fig. 6 OT neuron response brightness change phase and spatial pattern characterization phase division

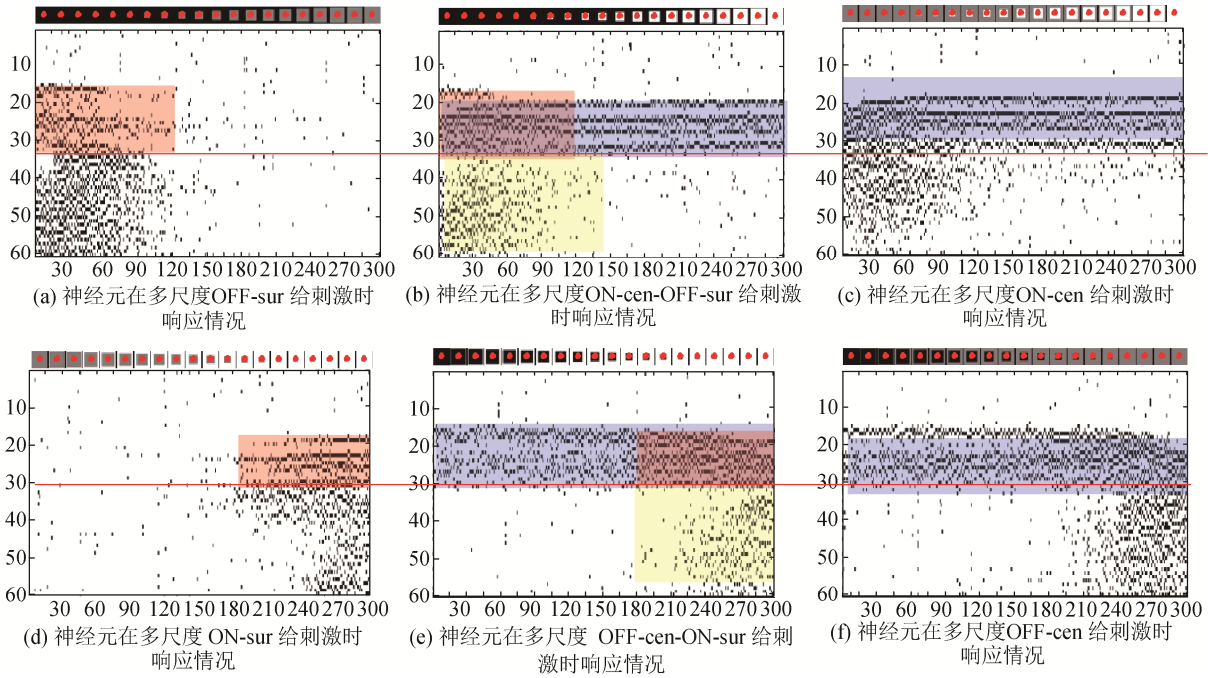


图7 burst相位的划分
Fig. 7 Burst phase division

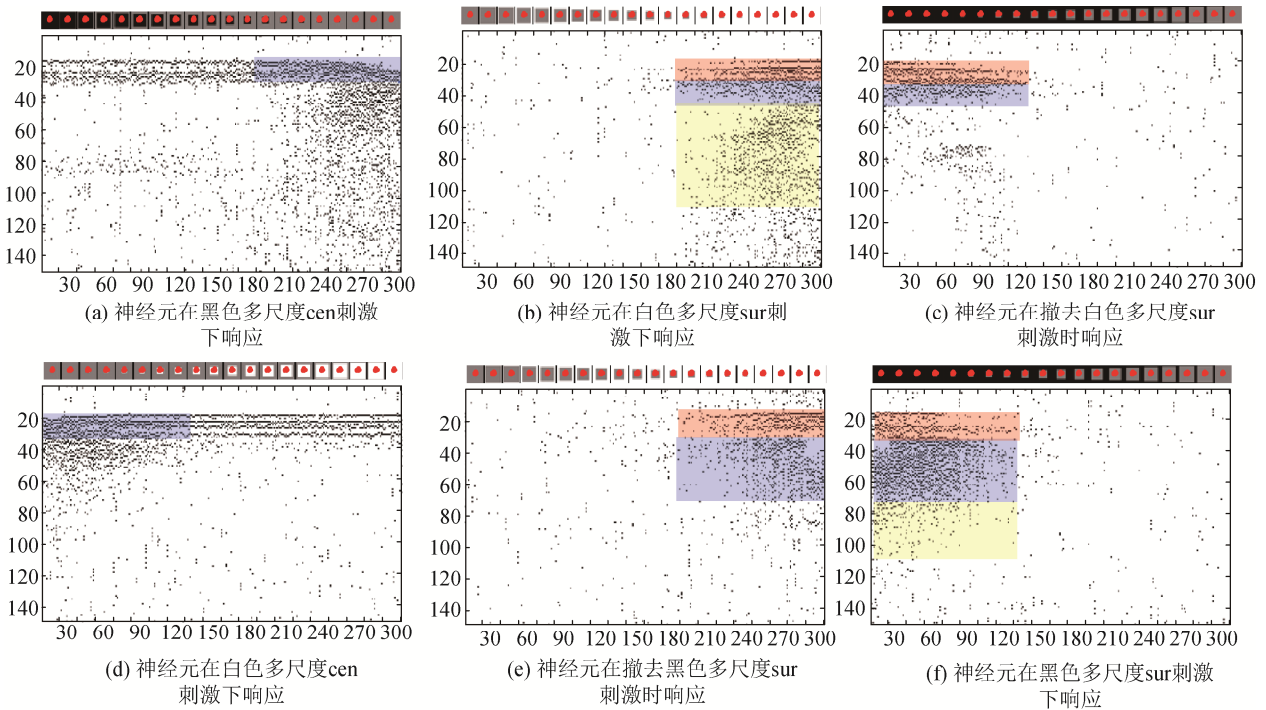


图8 诱发相位的划分
Fig. 8 Induced phase division

3.4.3 中心周围类型刺激下的神经元响应模式背后的机制总结与功能模型

- I. FSL 由单系统决定;
- II. 单系统(ON 系统或 OFF 系统)的刺激模

式依赖的 Post-Spike 抑制机制, 使得单个系统(ON 系统或 OFF 系统)具有 DOG-ON 或 DOG-OFF 功能, 同时可以解释 FSL;

- III. ON 系统和 OFF 系统同时激活时的双系

统输出同时打开机制;

IV. 核区空闲时的空闲系统诱发机制, 使得输入刺激为 ON 型 Sur 刺激时, 神经元具有 DOG-Off 功能; 使得输入刺激为 Off 型 Sur 刺激时, 神经元具有 DOG-ON 功能。

V. 空间相位表征阶段取决于一个触发器, 即, 单系统是否在 RF 范围内全部激活, 若没有, 则, 启动空间相位表征, 空间相位表征可以看做是弥散

阶段的一个延续。

VI. 任何情况下的神经元响应都可以看做是 3 个阶段, FSL 阶段、Burst 阶段、弥散阶段。

基于上述总结, 本文给出了 OT 中间层 ON/OFF 型神经元功能模型架构, 如图 9 所示, 其中 Cen 和 Cen-Sur 可以用 1、2 和 4 来解释, Sur 刺激可以用 1、2、4 和 3 来解释。

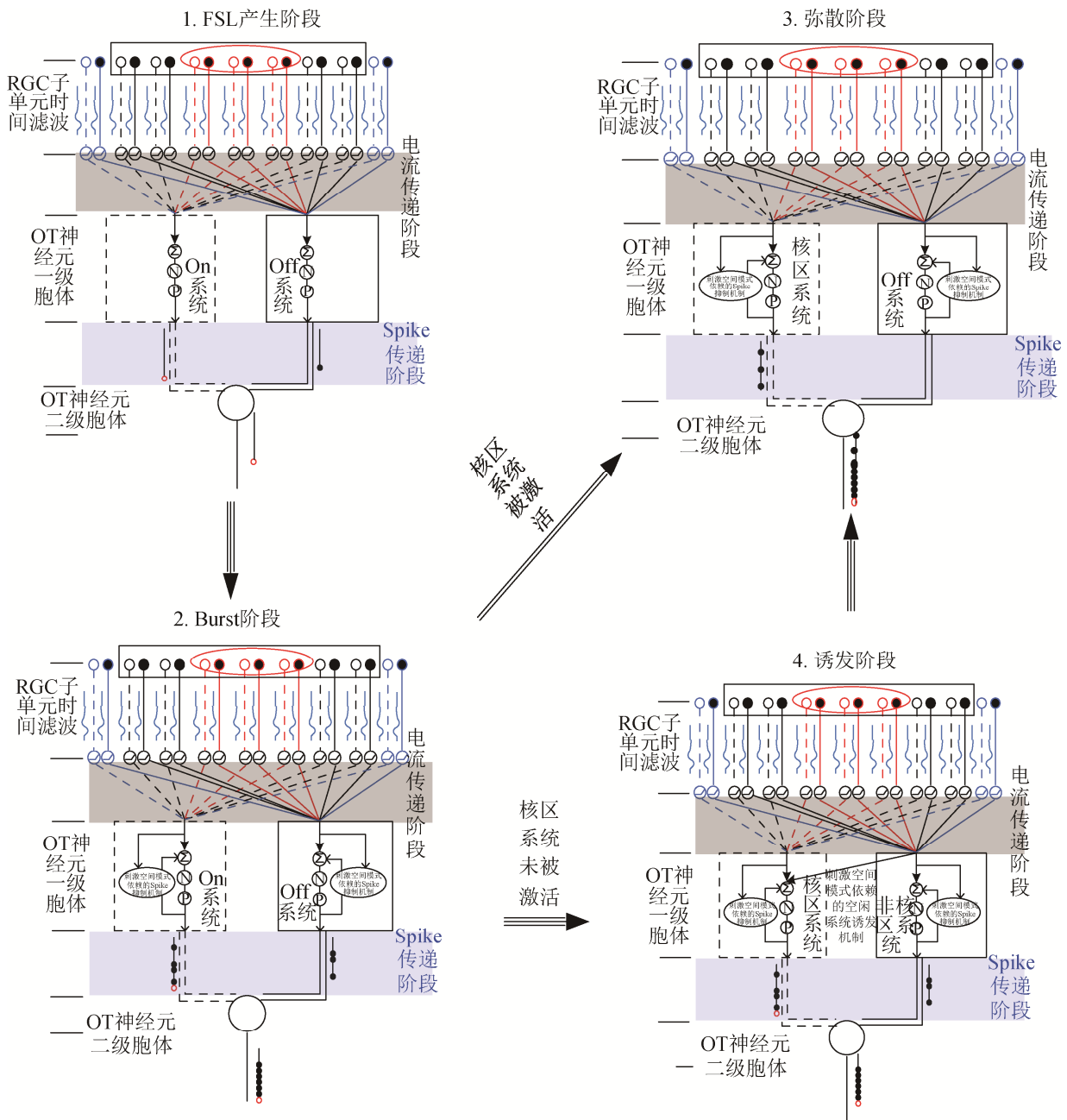


图 9 OT 中间层 ON/OFF 型神经元功能模型架构

Fig. 9 OT middle layer ON/OFF neuron function model architecture

4 结论

本文对植入深度为700~1 000 μm 的 OT 中层神经元进行了快速和显著性感知的编码机制研究。本文的创新性主要体现在，首先发现了鸽子 OT 存在对亮度的增强和降低均有响应的 ON-OFF 神经元，且其 ON 响应和 OFF 响应的时差为 4~6 ms；其次，分别给出多尺度中心，多尺度周围和多尺度中心周围三种刺激模式。结果发现，当神经元感受野内具有异质输入时，神经元表现出较长持续时间的发放模式，而 RF 内接受统一的输入时，神经元的响应模式仅仅是一簇 Spike-Burst。最后，通过构建神经计算模型的方法，实现了 OT 中间层 ON/OFF 型神经元模型架构的功能模拟。

(1) 本文发现鸽子 OT 区神经元采用延时编码进行信息表征，这是一种区分给光和撤光刺激的重要机制。OT 的 ON-OFF 神经元功能类似于火蜥蜴等动物 RGC 细胞的功能，火蜥蜴的 RGC 细胞中其 ON 滤波器和 OFF 滤波器到达峰值的时间差为 30 ms，足够的时间差使得单个神经元能以更多不同的时间差表征不同的空间模式；而 ON-OFF 神经元的 ON 响应和 OFF 响应的时差为 4~6 ms，这意味着 OT 的 ON-OFF 神经元可以利用 FSL 进行空间模式信息的表征，但是其表征精度不如火蜥蜴的 RGC 细胞；

(2) OT 神经元在‘扫视-凝视’的场景下，进行基于 FSL 的快速粗略空间结构信息和基于 FR 的显著性目标信息的相续传递。其中，所谓的显著性目标是指边缘、角点和中心周围等关键局部细节信息。当 RF 内存在异质输入时，会灵敏地显著性表征(FR 增强)；而 FSL 是一个粗略的、快速的方式。总的来说，OT 神经元的神经元响应包括 FSL 和 FR，FSL 粗略传递的场景亮度信息，FR 用于表征显著性信息，类似于 FSL+DoG-ON+DoG-OFF 的合体的功能。实现了基于 FSL 和 FR 的场景整体信息和显著性特征快速相续传递。

(3) 经典的目标识别理论认为中心周围操作

祛除了冗余信息，增强边缘，是一个丢失非目标识别关键信息的过程，因此，还是丢失了一些信息，本文提出这些信息利用 FSL 进行表征。OT 神经元通过不同的方式，同时集成了 DoG-ON 和 DoG-OFF 的功能，DoG 操作即中心-周围操作，实现了显著性的表征，本文给出了一种基于 OT 神经元信息处理机制的 GLM 计算模型，模拟了这些功能。

目前应用较多的人工神经网络是第二代神经网络。它们通常是全连接的，接收连续的值，输出连续的值。尽管第二代神经网络已经让我们在很多领域中实现了突破，但它们在生物学上并不能精确地模仿生物大脑神经元的运作机制。本文提出的基于 FSL 和 FR 的场景整体信息和显著性特征快速相续传递模型属于第三代神经网络模型脉冲神经网络 Spiking Neural Networks (SNN)，使用最拟合生物神经元机制的模型来进行计算，把时间信息的影响考虑其中，增强了处理时空数据(或者说真实世界感官数据)的能力，旨在弥合神经科学和机器学习之间的差距。我们的模型借鉴了神经元处理信息的机制，具备相对更全面的生物合理性，因此更能反映智能的本质，为人工智能的发展提供了必要的基础，揭示了基于 FSL 和 FR 的场景整体信息和显著性特征快速相续传递的模式应用到人工智能问题上的潜力。

参考文献:

- [1] Adrian E D. The impulses produced by sensory nerve endings [J]. *Journal of Physiology* (S0022-3751), 1926, 1(3414): 1000-1001.
- [2] Shadlen M N, Newsome W T. Noise, neural codes and cortical organization [J]. *Current Opin ON in Neurobiology* (S0959-4388), 1994, 4(4): 569-579.
- [3] Zuo Y, Safaai H, Notaro G, et al. Complementary Contributions of Spike Timing and Spike Rate to Perceptual Decisions in Rat S1 and S2 Cortex.[J]. *Current Biology Cb* (S0960-9822), 2015, 25(3): 357-363.
- [4] Yu Q, Tang H, Hu J, et al. A Spike-Timing Based Integrated Model for Pattern Recognition[M]// *Neuromorphic Cognitive Systems*. Springer International Publishing, 2017.

- [5] Marzi Z, Hespánha J, Madhwa U. On the information in spike timing: neural codes derived from polychromatic groups[J]. *Statistics*(S0233-1888), 2018.
- [6] Scaglione A, Foffani G, Moxon K A. Spike count, spike timing and temporal information in the cortex of awake, freely moving rats[J]. *Journal of Neural Engineering* (S1741-2560), 2014, 11(4): 046022.
- [7] Theunissen F, Miller J P. Temporal encoding in nervous systems: a rigorous definition[J]. *Journal of Computational Neuroscience*(S0929-5313), 1995, 2(2): 149-162.
- [8] Decharms R C, Merzenich M M. Primary cortical representation of sounds by the coordination of action-potential timing[J]. *Nature*(S0028-0836), 1996, 381(6583): 610-613.
- [9] Lestienne R. Spike timing, synchronization and information processing on the sensory side of the central nervous system[J]. *Progress in Neurobiology* (S0301-0082), 2001, 65(6): 545-591.
- [10] Oram M W, Xiao D, Drietschel B, et al. The temporal resolution of neural codes: does response latency have a unique role?[J]. *Philosophical Transactions of the Royal Society of London* (S1471-2962), 2002, 357(1424): 987.
- [11] Scaglione A, Foffani G, Moxon K A. Spike count, spike timing and temporal information in the cortex of awake, freely moving rats[J]. *Journal of Neural Engineering* (S1741-2560), 2014, 11(4): 046022.
- [12] Oniz Y, Kaynak O. Variable-structure- systems based approach for online learning of spiking neural networks and its experimental evaluation[J]. *Journal of the Franklin Institute* (S0016-0032), 2014, 351(6): 3269-3285.
- [13] Billimoria C P, Dicaprio R A, Prinz A A, et al. Modifying spiking precision in conductance-based neuronal models [J]. *Network Computation in Neural Systems* (S0954-898X), 2013, 24(1): 1-26.
- [14] Tim Gollisch. Throwing a glance at the neural code: Rapid information transmission in the visual system[J]. *Hfsp Journal* (S1955-2068), 2009, 3(1): 36-46.
- [15] Thorpe S J. Spike arrival times: A highly efficient coding scheme for neural networks[C]// *Parallel Processing in Neural Systems & Computers*, Elsevier, Amsterdam, 1990.
- [16] Gawne T J, Kjaer T W, Richmond B J. Latency: another potential code for feature binding in striate cortex[J]. *Journal of Neurophysiology*(S0022-3077), 1996, 76(2): 1356-1360.
- [17] Johansson R S, Birznieks I. First spikes in ensembles of human tactile afferents code complex spatial fingertip events[J]. *Nature Neuroscience*(S1097-6256), 2004, 7(2): 170.
- [18] Gütig R, Gollisch T, Sompolinsky H, et al. Computing Complex Visual Features with Retinal Spike Times[J]. *Plos One*(S1932-6203), 2013, 8(1): e53063.
- [19] Yuan Y, Liu Y, Dai G, et al. Automatic foreground extraction based on difference of Gaussian.[J]. *Scientific world journal* (S1537-744X), 2014: 296074.
- [20] Gerhard F, Deger M, Truccolo W. On the stability and dynamics of stochastic spiking neuron models: Nonlinear Hawkes process and point process GLMs[J]. *Plos Computational Biology*(S1553-734X), 2017, 13(2): e1005390.
- [21] Schwalger T, Deger M, Gerstner W. Towards a theory of cortical columns: From spiking neurons to interacting neural populations of finite size[J]. *Plos Computational Biology*(S1553-734X), 2017, 13(4): e1005507.
- [22] Truccolo W, Eden U T, Fellows M R, et al. A point process framework for relating neural spiking activity to spiking history, neural ensemble, and extrinsic covariate effects[J]. *Journal of Neurophysiology* (S0022-3077), 2005, 93(2): 1074-1089.
- [23] Pillow J W, Shlens J, Paninski L, et al. Spatio-temporal correlations and visual signalling in a complete neuronal population [J]. *Nature*(S0028-0836), 2008, 454(7207): 995.
- [24] Perkel D H, Gerstein G L, Moore G P. Neuronal Spike Trains and Stochastic Point Processes[J]. *Biophysical Journal* (S0006-3495), 1967, 7(4): 419-440.
- [25] Cox D R, Isham V. Point processes[J]. *Monographs on Statistics & Applied Probability*, 1980, 65(432): 47-98.
- [26] Gollisch T, Meister M. Rapid neural coding in the retina with relative spike latencies[J]. *Science*(S0036-8075), 2008, 319 (5866): 1108-1111.