

· 论 著 ·

眶额皮层神经元经济价值编码的点过程建模

韩馨月^{1,2} 李一鸣¹ 邓欣依¹

摘要 目的 准确描述眶额皮层(orbitofrontal cortex, OFC)的神经元放电活动对于理解经济价值编码的神经机制及其生物医学工程应用至关重要。本研究旨在建立一个点过程广义线性模型框架,系统描述价值相关神经元活动受多维因素影响的特征及其任务特异性,为神经元放电调控技术提供理论参考。**方法** 采用点过程广义线性模型分析猕猴执行价值相关选择任务和无价值停止信号任务时 OFC 13区95个神经元的放电活动。模型将每个神经元的放电概率与行为任务结构、运动执行、放电振荡动力学和放电历史等多维因素同时关联。通过三次样条函数描述神经元的任务响应和放电历史依赖性,比较两种任务中神经元放电模式的差异。**结果** 无价值任务中 5.49%的神经元表现出显著放电历史效应且无显著时序区别,价值相关任务中该比例为 4.35%,提示 OFC 神经元长期历史依赖模式具有任务特异性。放电历史作为内在隐藏维度,对经济价值编码存在重要调控作用。**结论** 建立的点过程广义线性模型能够有效捕获 OFC 神经元放电活动中的多维特征,揭示了神经元放电历史对经济价值编码的重要调控作用。该模型为描述经济决策中 OFC 神经元活动的动态特性提供了系统性的建模框架,为理解经济决策的神经机制提供了方法参考。

关键词 点过程;广义线性模型;决策行为;经济抉择;眶额皮层;电生理数据;神经经济学

DOI: 10.3969/j.issn.1002-3208.2026.02.001.

中图分类号 R318;O212 **文献标志码** A **文章编号** 1002-3208(2026)02-0111-08

本文著录格式 韩馨月,李一鸣,邓欣依. 眶额皮层神经元经济价值编码的点过程建模[J]. 北京生物医学工程, 2026, 45(2): 111-118. HAN Xinyue, LI Yiming, DENG Xinyi. Point process modeling of economic value encoding in orbitofrontal cortex[J]. Beijing Biomedical Engineering, 2026, 45(2): 111-118.

Point process modeling of economic value encoding in orbitofrontal cortex

HAN Xinyue^{1,2}, LI Yiming¹, DENG Xinyi¹

1 School of Mathematics, Statistics and Mechanics, Beijing University of Technology, Beijing 100124;

2 School of Business, Hong Kong University of Science and Technology, Hong Kong, China 999077

Corresponding author: DENG Xinyi (E-mail: xinyi@bjut.edu.cn)

【Abstract】 Objective Accurately describing the spiking patterns of neurons in orbitofrontal cortex (OFC) is important for understanding the neural mechanisms underlying economic value encoding and its applications in biomedical engineering. This study aims to establish a point process generalized linear model framework to systematically describe the characteristics of value-related neuronal activity influenced by multidimensional factors and its task specificity, thereby providing theoretical references for neuronal firing

regulation technologies. **Methods** A point process generalized linear model was used to analyze the firing activity of 95 neurons in OFC Area 13 when macaques performed value-related choice tasks and

基金项目:国家重点研发计划(2024YFF1206501)资助

作者单位:1 北京工业大学数学统计学与力学学院(北京 100124)

2 香港科技大学商学院(中国香港 999077)

通信作者:邓欣依. E-mail: xinyi@bjut.edu.cn

value-free stop-signal tasks. The model simultaneously related each neuron's firing probability to multiple factors, including temporal structure of the trial, movement execution, refractoriness, bursting, and oscillatory dynamics. Cardinal spline functions were employed to describe neuronal task responses and firing history dependence, and differences in neuronal firing patterns between the two tasks were compared. **Results** In value-free tasks, 5.49% of neurons exhibited significant firing history effects without significant temporal distinctions, while the proportion was 4.35% in value-related tasks, suggesting that the long-term history-dependent patterns of OFC neurons are task-specific. As an intrinsic hidden dimension, firing history played an important regulatory role in economic value encoding. **Conclusions** The established point process generalized linear model can effectively capture the multidimensional features of OFC neuronal firing activity and reveal the important modulatory role of neuronal firing history in economic value encoding. This model provides a systematic framework for characterizing the dynamics of OFC neural activity in economic decision-making and offers methodological reference for understanding the neural mechanisms of economic decisions.

【Keywords】 point process; generalized linear model; decision making; economic choice; orbitofrontal cortex; electrophysiology; neuroeconomic

0 引言

神经元放电调控是生物医学工程研究的核心问题,在神经系统疾病治疗和脑功能修复中具有重要意义。深部脑刺激(deep brain stimulation, DBS)等神经调控技术通过植入式电极精准刺激特定脑区对神经元放电活动进行干预,已在帕金森病、特发性震颤等运动障碍疾病的治疗中取得显著成效,并在难治性抑郁症、强迫症以及病理性赌博等与奖励系统失调相关的精神疾病治疗中显示出巨大潜力^[1-3]。其治疗本质是通过电刺激精确调控目标神经元放电速率,改善病理状态下的异常神经活动模式。

DBS治疗的核心技术挑战在于精确识别和刺激特定功能的神经元群体——电极产生的治疗电场虽覆盖范围有限,但仍包含大量神经元,能否从中区分对疾病症状起关键作用的功能性亚群,直接影响治疗效果^[4]。例如,在帕金森病患者的冲动障碍治疗或病理性赌博等成瘾行为干预中,需要精确定位和调控价值编码相关的神经元^[5-6],但现有技术尚难以实现这类神经元的特异性识别,因此深入研究其放电调控机制成为重要方向。

眶额皮层(orbitofrontal cortex, OFC)作为前额叶皮层的重要组成部分,在经济价值编码中发挥着核心作用^[7-8],其神经元放电活动与价值评估、决策行为密切相关^[9-10]。因此,解析OFC神经元的放电规律,既是理解价值编码神经机制的基础,也为优

化神经调控技术提供了潜在靶点。

神经元放电活动的数学建模是实现基于神经信号的决策功能评估的核心技术问题。目前,点过程模型为神经元放电建模提供了有效框架^[11-12]。神经元的放电活动受到多种因素的综合影响,包括外部任务刺激、运动执行、神经元自身的放电历史、网络振荡等内在动力学特性^[13]。但在经济决策研究中,这类模型多聚焦外部任务刺激的影响,对放电历史等内在动力学因素的调控作用建模相对不足^[14-15]。此外,放电历史如何参与经济价值编码、其作用是否随任务类型(价值相关/无价值)呈现特异性差异,也仍需深入探究。

针对以上问题,本研究旨在建立一个系统性模型框架,关联神经元放电速率与行为实验任务结构、运动执行、放电振荡动力学和放电历史等多维因素,深入探究神经元放电历史对OFC神经元经济价值编码的调控作用机制及其任务特异性,为生物医学工程中功能性神经元的识别与调控提供方法参考。

1 方法与材料

1.1 神经元活动的点过程模型

点过程框架可以用来描述瞬时发生的离散事件以及事件间的关联。神经科学是典型的点过程数据的应用领域:神经元的放电活动产生离散的电信号序列,神经元相互作用形成网络。点过程框架为神经元放电分析提供了合适的工具^[16]。

设 $(0, T]$ 是一个观察区间, $N_{0,t}^c$ 表示神经元 C 在 $(0, t]$ 时间内的放电活动函数(右连续,在放电时刻递增1),该函数包含了放电活动中的放电时刻和数量信息^[17]。设 $N_{0,t} = \{N_{0,t}^1, \dots, N_{0,t}^c\}$ 为 $(0, t]$ 时间内神经集群的放电活动。每个神经元的放电活动取决于外界刺激和自身以及临近神经元放电历史的综合影响。为了表示这种依赖性,定义 $S_{0,t}$ 为 $(0, t]$ 时间内应用的一系列刺激信息, $S_{0,t} = \{0 < s_1 < \dots, < s_t \leq t\}$ 。定义 $H_t = \{N_{0,t}, S_{0,t}\}$ 是神经元 C 在 t 时刻前(包括 t 时刻)所有的放电历史,则瞬时放电概率用条件强度函数描述为^[18-19]:

$$\lambda_c(t|H_t) = \lim_{\Delta \rightarrow 0} \frac{P(N_{0,t+\Delta}^c - N_{0,t}^c = 1|H_t)}{\Delta} \quad (1)$$

Brillinger在神经元放电活动数据分析方面发表过一系列开创性的统计论文。点过程模型解决了他提出的两个基本问题^[20]:(1)点过程模型可以拟合包含神经元行为基本特征的分析模型;(2)若给定神经元网络的放电活动信息,通过点过程模型可以推断出神经活动和行为之间的关联关系。

1.2 三次样条函数

神经元放电的时间与历史依赖性常为高维非线性关系,直接建模易导致复杂度过高。三次Cardinal样条函数能够用有限数量的基函数线性组合来近似复杂的非线性函数关系,在保持建模灵活性的同时降低维度^[21-22]。因此,本研究采用三次样条函数分别建模神经元的任务结构响应和放电历史依赖性。

给定平面上的等距节点 $(x_i, y_i)(i = 0, 1, \dots, n)$ (相邻节点间距 $x_{i+1} - x_i = h$),对于 $x_i \leq x \leq x_{i+1}$,令 $t = (x - x_i)/h$ 。则任务响应函数 $\{B_i(t)\}$ 定义为:

$$B_i(t) = b_0(t)y_{i-1} + b_1(t)y_i + b_2(t)y_{i+1} + b_3(t)y_{i+2} \quad (2)$$

式中:

$$\begin{cases} b_0(t) = -\alpha t^3 + 2\alpha t^2 - \alpha t \\ b_1(t) = (2 - \alpha)t^3 + (\alpha - 3)t^2 + 1 \\ b_2(t) = (\alpha - 2)t^3 + (3 - 2\alpha)t^2 + \alpha t \\ b_3(t) = \alpha t^3 - \alpha t^2 \end{cases} \quad (3)$$

式中: $i = 1, 2, \dots, n - 2, \alpha \in R$ 为自由参数。

$\{B_i(t)\}$ 用于捕捉任务阶段对放电的调控。类似地,定义放电历史函数 $G_j(H_t)$ 用于描述放电历史的影响,聚焦前100 ms内的放电对当前活动的作用。

1.3 基于点过程-广义线性模型的神经元放电建模

基于上述理论基础,本文提出了一个点过程广义线性模型来描述神经元的放电活动,它将每个神经元的放电概率与实验的任务结构、被试的运动执行和神经元的放电历史等相关因素联系起来。点过程模型完全由其条件强度函数确定。

本文模型将每个时刻 t 的OFC神经元放电速率与多维因素关联,将神经元放电速率函数建模为任务时间函数和神经元放电历史函数的线性组合,条件强度函数定义为:

$$\lambda(t|\Theta) = \exp \left\{ \sum_{i=t_{\text{start}}}^{t_{\text{end}}} \alpha_{i,d} B_i(t) + \sum_{j=\text{lag}_{\min}}^{\text{lag}_{\max}} \beta_{j,d} G_j(H_t) \right\} \quad (4)$$

式中: t_{start} 和 t_{end} 分别为行动信号前500 ms和行动信号后2 500 ms; H_t 表示观测的放电历史区间 $(\text{lag}_{\min}, \text{lag}_{\max}]$, $\text{lag}_{\min} = 1 \text{ ms}$, $\text{lag}_{\max} = 100 \text{ ms}$ 。 i 和 j 是用于拟合样条函数的控制点数, d 表示任务类型。 $\Theta = \{\{\alpha_{i,d}\}_{i=t_{\text{start}}}^{t_{\text{end}}}, \{\beta_{j,d}\}_{j=\text{lag}_{\min}}^{\text{lag}_{\max}}\}$ 是一组未知参数,用于乘以样条函数, $\alpha_{i,d}$ 量化任务时间结构的影响, $\beta_{j,d}$ 量化放电历史的调控作用。

它遵循点过程条件强度函数的定义^[23],即在一个小的时间间隔 $[t, t + \Delta)$ 内放电的概率近似为:

$$P([t, t + \Delta)|\Theta) \approx \lambda(t|\Theta) \Delta \quad (5)$$

式中:对于本文分析的所有神经元,选择 $\Delta = 1 \text{ ms}$ 。

式(4)所定义的函数其对数是任务时间结构和放电历史的线性函数,这意味着该模型可以使用基于GLM理论的最大似然法来拟合神经元放电过程。基于GLM理论将放电速率函数定义为:

$$\lg \lambda(t|\Theta, H_t) = \sum_{i=t_{\text{start}}}^{t_{\text{end}}} \alpha_{i,d} B_i(t) + \sum_{j=\text{lag}_{\min}}^{\text{lag}_{\max}} \beta_{j,d} G_j(H_t) \quad (6)$$

进行指数变换后, $\exp(\alpha_{i,d})$ 可解释为对任务类型 d 的行动信号激发的放电概率所表示的时间函数,而 $\exp(\beta_{j,d})$ 可解释为神经元在任务类型 d 中放电历史的函数。

1.4 实验数据来源及说明

本研究使用的神经电生理数据来自Balasubramani和Hayden(2020)公开的数据集(OFC_data,存储于Figshare,且已获得数据集原始研究者的正式授权使用)。数据集包含2只猕猴(J

和 T) 执行停止信号任务(无价值)和选择信号任务(价值相关)时 95 个 OFC 13 区神经元的放电数据(J: 51 个, T: 44 个), 原始数据以 PSTH(peristimulus time histogram) 格式存储, 采样频率为 1 ms, 每个实验记录包含 15 s 的神经元放电数据, 以任务事件(行动信号或停止信号呈现)为时间零点, 包含事件前 5 s 和事件后 10 s 的记录(共 15 000 个时间点)。需要特别声明的是, 除上述实验数据外, 本文中的所有研究成果, 包括点过程广义线性模型的建模方法、数据处理过程、图表数据分析结果和结论阐述等, 均为本文作者团队的原创性工作。

选择非人灵长类动物模型开展研究, 主要基于两方面考虑: 一是人类大脑的生理数据很难通过侵入式电极被获得; 二是在经济决策选择机制上, 猴脑与人脑具有较高相似性, 对猴脑决策机制的研究可为理解经济价值这一抽象概念在人脑中的编码过程提供重要启发。

实验流程如图 1 所示: 停止信号任务和选择信号任务随机交替进行。其中, 停止信号任务包含两种随机交错的实验类型——“行动实验”和“抑制行动实验”, 被试对行动信号和停止信号的不同反应分别记为“行动”、“成功抑制”和“失败抑制”; 选择信号任务与停止信号任务框架类似, 对应“行动实验”的为“强制选择实验”, 对应“抑制行动实验”的为“奖励比较实验”, 被试在两种实验中做出不同决策后, 会获得低、中、高不同数量的果汁奖励。

2 结果

2.1 建模分析流程

本研究的建模分析包括以下步骤。

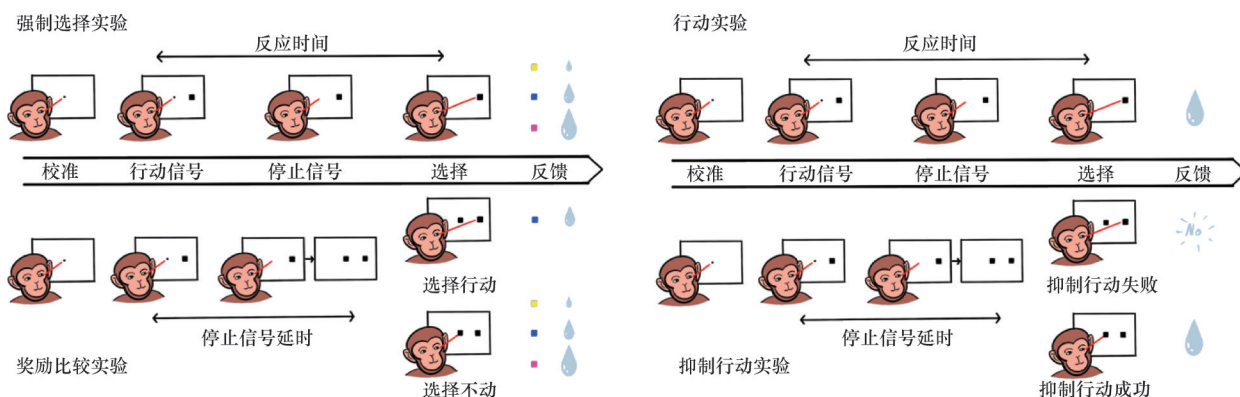


图 1 经济决策实验框架示意图

Figure 1 Schematic representation of economic decision-making task framework

(1) 数据预处理: 将原始 PSTH 数据重新组织为建模所需的矩阵格式, 并将放电速率数据转换为二进制放电事件序列(放电速率大于 100 尖峰/s 设为 1, 否则为 0), 剔除包含空值的神经元记录。最终纳入分析停止信号任务(无价值相关任务)91 个神经元、选择信号任务(价值相关任务)92 个神经元。

(2) 协变量设计: 构建包含任务时间结构、运动执行、放电历史等多维特征的设计矩阵;

(3) GLM 模型拟合: 采用最大似然法估计 $\alpha_{i,d}$ 和 $\beta_{j,d}$;

(4) 显著性检验: 通过似然比检验及 95% 置信区间判断参数显著性(区间不相交为显著);

(5) 神经元分类: 基于参数显著性结果对所有神经元进行分类汇总。

以下各节将详细阐述建模分析结果。

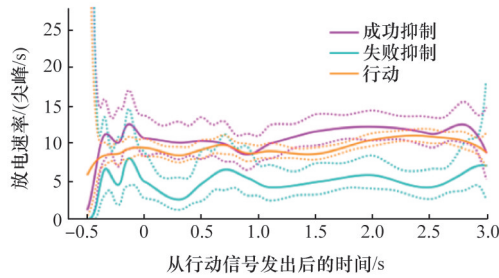
2.2 协变量显著性检验结果

基于上述构建的点过程广义线性模型, 使用式 (6) 对样本神经元的放电速率进行建模, 参数 $\{\alpha_{i,d}\}_{i=1}^{n_{\text{cell}}}$ 和 $\{\beta_{j,d}\}_{j=1}^{n_{\text{lag}}}$ 将任务类型的放电速率分别与任务的时间结构、OFC 神经元的放电历史相关联。以下通过典型示例神经元展示时间任务结构和放电历史对神经元放电的显著影响。

(1) 基于任务时间结构即可识别部分神经元所参与的任务类型。

图 2 呈现了 J47 神经元在停止信号任务中不同实验类型的放电速率建模结果。

结果显示, 在行动信号后 0.2 s 左右, “行动”、“成功抑制”和“失败抑制”3 种实验的置信区间出现不相交, 表明仅通过时序特征即可区分该神经元参



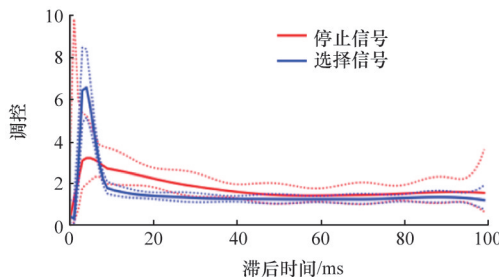
图中实线为任务时间结构参数 $\exp(\alpha_{i,d})$ 的估计值,
虚线表示其95%置信区间

图2 J47神经元基于任务时间结构的放电速率建模结果
Figure 2 Modeling results of firing rate based on temporal structure for neuron J47

与的决策类型,验证了任务时间结构对放电活动的显著调控作用。

(2)基于放电历史即可识别部分神经元所参与的任务类型。

图3呈现了J20在两种任务中的放电历史效应建模结果。



图中实线为放电历史参数 $\exp(\beta_{j,d})$ 的估计值;
虚线表示其95%置信区间

图3 J20神经元放电历史的调控效应建模结果
Figure 3 Modeling results of firing history modulation for neuron J20

在 $\text{lag} = 5 \text{ ms}$ 和 $\text{lag} = 20 \text{ ms}$ 前后,停止信号任务(无价值)与选择信号任务(价值相关)的置信区间不相交。这表明,对于J20神经元,如果过去5 ms或

20 ms 放过电,那么该神经元在经济决策中更容易放电;同时也表明历史放电对当前活动的调制具有任务特异性,可作为价值编码神经元的识别标志。

2.3 神经元类型的系统性分类

基于参数显著性结果,神经元被分为4类。分类标准基于时序参数 $\exp(\alpha_{i,d})$ 和 $\exp(\beta_{j,d})$ 95% 置信区间是否相交来判断。表1呈现了所有神经元的协变量显著性模式及其任务条件分布。

神经元分类结果揭示了放电历史作为隐藏维度在神经编码中的重要作用。通过对比两类任务的神经元放电模式,在停止信号任务中,5.49%的神经元表现出显著的放电历史效应且无显著时序区别,而在选择信号任务中这一比例为4.35%。这一发现表明,神经元的放电历史是一个独立于外部任务刺激的潜在维度,对神经元的编码功能具有重要调控作用。

为直观展示不同类型神经元的放电特征,图4选取4类神经元中各1个代表性神经元,呈现其在两种任务中的建模结果(共24个子图,涵盖任务时间结构和放电历史两个维度)。

图4展示了12个典型神经元的建模结果对比分析。每两行为一个对比组,分别展示同一神经元基于任务时间结构(奇数行:A-D、I-L、Q-T)和基于放电历史(偶数行:E-H、M-P、U-X)的建模结果。

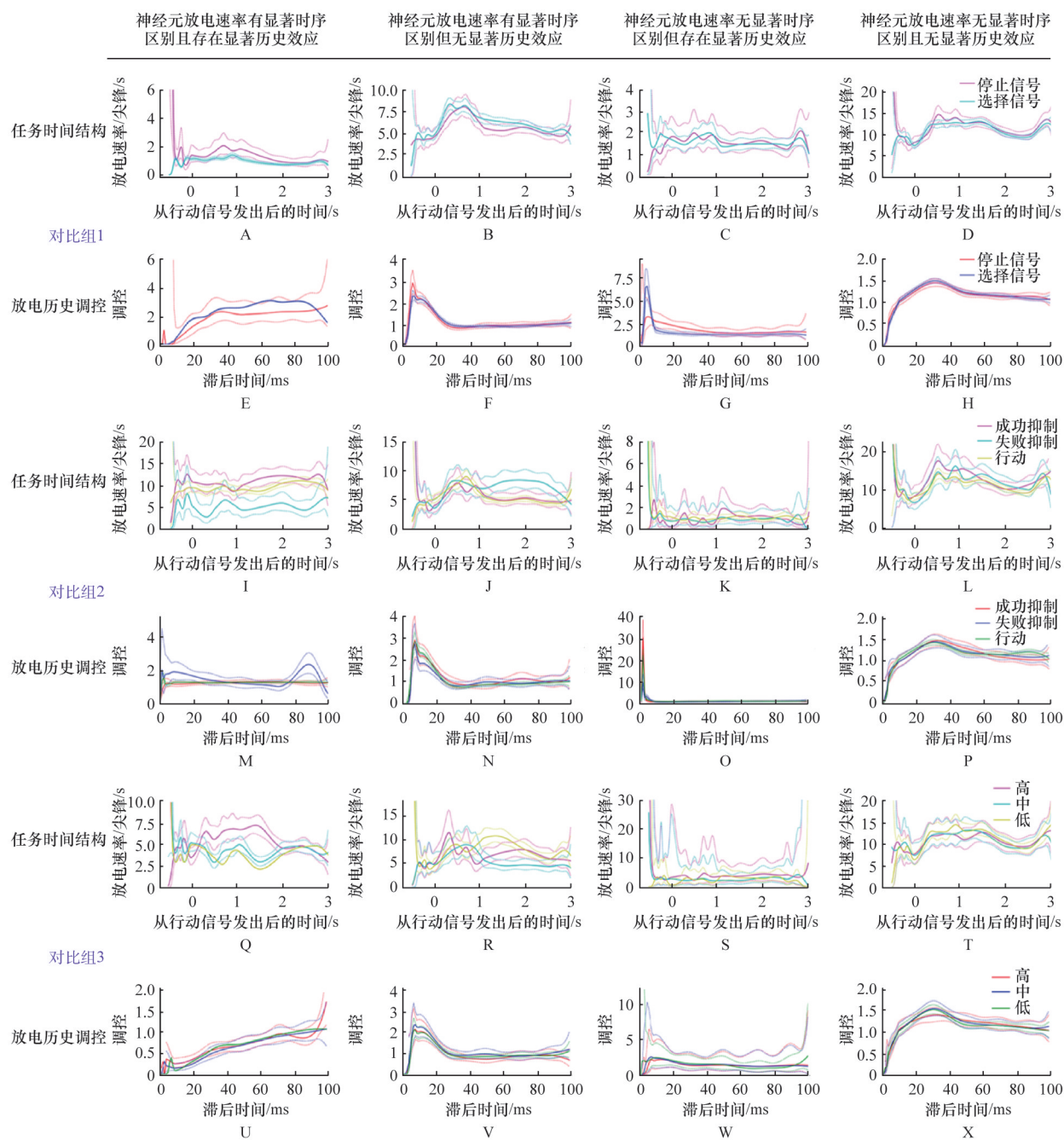
在任务类型的区分上,对比组1(A-H)对比了停止任务与选择任务中的神经元活动。对比组2(I-P)聚焦于停止任务中的不同执行结果,分别呈现“行动”、“成功抑制”和“失败抑制”条件下的神经元放电速率。对比组3(Q-X)则展示了选择任务中不同回报水平对应的神经元活动模式。

根据图4的建模结果可以看出:第1列神经元时间结构与放电历史的置信区间均存在分离,故双维度可区分任务类型;第2列神经元仅存在显著时

表1 神经元分类结果

Table 1 Neurons classification results

神经元类型	停止信号任务 (无价值相关任务)	选择信号任务 (价值相关任务)	判定方法
放电速率存在显著时序区别和历史效应	5 (5.49%)	3 (3.26%)	$\exp(\alpha_{i,d})$ 和 $\exp(\beta_{j,d})$ 95% 置信区间均存在不相交
放电速率仅存在显著时序区别	10 (10.99%)	4 (4.35%)	仅 $\exp(\alpha_{i,d})$ 95% 置信区间存在不相交
放电速率仅存在显著历史效应	5 (5.49%)	4 (4.35%)	仅 $\exp(\beta_{j,d})$ 95% 置信区间存在不相交
放电速率无显著时序区别且无显著历史效应	71 (78.02%)	81 (88.04%)	两种特征置信区间均相交



各子图中实线表示相应参数估计值,虚线表示其95%置信区间。奇数行子图(A-D, I-L, Q-T)展示基于任务时间结构的建模结果,对应参数为 $\exp(\alpha_{i,d})$;偶数行子图(E-H, M-P, U-X)展示基于放电历史的建模结果,对应参数为 $\exp(\beta_{j,d})$

图4 四类典型神经元的建模结果对比

Figure 4 Comparison of modeling results for four typical neuron types

序,故只能从速率的时序区别这一个维度区分实验类型;第3列神经元放电速率仅存在显著历史效应,故只能从放电历史这一个维度区分实验类型;第4列神经元放电速率不存在显著时序区别且无显著历史效应,无法通过速率的时序区别或放电历史来

区分它们的实验类型。

建模结果表明,OFC神经元表现出不同的长期历史依赖结构模式,以及无价值和有价值的任务之间的任务结构调节。除了神经元放电速率的时序区别以外,放电历史可作为独立维度识别实验期间

神经元所执行的任务类型。这个点过程模型通过整合多维度特征,为描述经济决策中OFC神经元的动态调控机制提供了系统框架。

3 讨论

神经元放电调控是生物医学工程领域的核心技术问题,其关键在于如何精准识别与特定功能相关的神经元亚群并调控其放电活动。深部脑刺激等神经调控技术虽已在多种神经系统疾病治疗中显示出显著疗效,但仍面临功能性神经元识别精度不足的技术挑战。本研究针对这一问题,建立了点过程广义线性模型框架,为眶额皮层神经元的放电活动建模提供了系统性方法,并揭示了神经元放电历史在经济价值编码中的重要调控作用。

本研究所提出的模型其核心价值在于,能够同时考虑任务结构、运动执行、放电历史等多种因素对神经元活动的综合影响,通过三次样条函数处理非线性依赖关系,既保留了毫秒级时间分辨率,又量化了各协变量的调控效应,为描述经济决策中OFC神经元活动的动态特性提供了系统性的建模框架。

在科学发现层面,通过对比分析无价值停止任务和价值相关选择任务中的神经元放电模式,模型识别出OFC神经元的长期历史依赖模式具有任务特异性——无价值任务中5.49%的神经元表现出显著历史效应,价值相关任务中这一比例为4.35%,揭示了放电历史作为内在隐藏维度在价值编码过程中的独特作用,为区分价值编码神经元提供了新的特征指标参考。

从生物医学工程应用角度来看,本研究建立的模型参数具有重要的临床转化价值,且与神经调控技术存在直接关联。神经调控技术的本质是对神经元放电速率的精准调控^[24],模型中的时序参数 $\alpha_{i,d}$ 可量化神经元对任务结构的响应特性,历史依赖参数 $\beta_{j,d}$ 则反映神经元的内在动力学特性。这些参数可作为功能性神经元识别的量化指标,为DBS治疗中的电极定位和刺激参数优化提供精确依据,减少对非功能神经元的刺激干扰。在脑机接口中,放电历史参数可作为重要的特征维度,提高解码精度和系统稳定性。此外,本文研究揭示了神经元内在动力学特性在经济价值编码中的重要作用,许多

精神疾病患者表现出的决策异常可能涉及神经元内在动力学特性的改变^[23-25],通过计算建模量化这种内在动力学特性的变化,可以为相关疾病的诊断和治疗提供新的思路和策略。

本研究也存在一定的局限性。首先,本研究使用的数据来源于非人灵长类动物,虽然在神经机制研究中的重要价值,但向人类临床应用转化时仍需进一步验证。其次,本文的建模框架主要基于单个神经元的放电活动,未充分考虑神经元群体间的相互作用和网络效应,未来研究可扩展至神经元集群层面,考虑采用更复杂的点过程模型和多元建模方法,进一步探索神经元网络层面的协同调控机制,为神经调控技术提供更全面的理论支撑。

4 结论

本研究建立了基于点过程广义线性模型的眶额皮层神经元放电活动分析框架,系统探究了神经元放电历史对经济价值编码的调控作用。通过对95个OFC神经元在价值相关和无价值相关任务中的放电模式分析,发现神经元放电历史作为独立于外部刺激的内在隐藏维度,对经济价值编码具有显著的任务特异性调制效应。在无价值相关任务中5.49%的神经元表现出显著历史效应,而在价值相关任务中这一比例为4.35%,表明OFC神经元具有不同的长期历史依赖结构模式。该点过程广义线性模型为描述经济决策中OFC神经元活动的动态建模提供了一个系统框架,并为生物医学工程领域的神经调控技术和脑机接口系统开发提供了重要的理论方法参考,具有良好的临床应用前景。

参考文献

- [1] Davidson B, Bhattacharya A, Sarica C, et al. Neuromodulation techniques-from non-invasive brain stimulation to deep brain stimulation[J]. *Neurotherapeutics*, 2024, 21(3): e00330.
- [2] Scangos KW, Khambhati AN, Daly PM, et al. Closed-loop neuromodulation in an individual with treatment-resistant depression[J]. *Nature Medicine*, 2021, 27(10): 1696-1700.
- [3] Figuee M, Riva-Posse P, Choi KS, et al. Deep brain stimulation for depression[J]. *Neurotherapeutics*, 2022, 19(4): 1229-1245.
- [4] Sandoval-Pistorius SS, Hacker ML, Waters AC, et al. Advances in deep brain stimulation: from mechanisms to applications[J]. *The Journal of Neuroscience*, 2023, 43(45): 7575-7586.

- [5] Carbone F, Djamshidian A. Impulse control disorders in Parkinson's disease: an overview of risk factors, pathogenesis and pharmacological management [J]. *CNS Drugs*, 2024, 38 (6): 443–457.
- [6] Fauser M, Ricken M, Markert F, et al. Subthalamic nucleus deep brain stimulation induces sustained neurorestoration in the mesolimbic dopaminergic system in a Parkinson's disease model [J]. *Neurobiology of Disease*, 2021, 156: 105404.
- [7] Howard JD, Kahnt T. To be specific: the role of orbitofrontal cortex in signaling reward identity [J]. *Behavioral Neuroscience*, 2021, 135(2): 210–217.
- [8] Balewski ZZ, Elston TW, Knudsen EB, et al. Value dynamics affect choice preparation during decision-making [J]. *Nature Neuroscience*, 2023, 26(9): 1575–1583.
- [9] Padoa-Schioppa C, Assad JA. Neurons in the orbitofrontal cortex encode economic value [J]. *Nature*, 2006, 441(7090): 223–226.
- [10] Rich EL, Wallis JD. Decoding subjective decisions from orbitofrontal cortex [J]. *Nature Neuroscience*, 2016, 19 (7) : 973–980.
- [11] Pillow JW, Shlens J, Paninski L, et al. Spatio-temporal correlations and visual signalling in a complete neuronal population [J]. *Nature*, 2008, 454(7207): 995–999.
- [12] Truccolo W, Eden UT, Fellows MR, et al. A point process framework for relating neural spiking activity to spiking history, neural ensemble, and extrinsic covariate effects [J]. *Journal of Neurophysiology*, 2005, 93(2): 1074–1089.
- [13] Weber AI, Pillow JW. Capturing the dynamical repertoire of single neurons with generalized linear models [J]. *Neural Computation*, 2017, 29(12): 3260–3289.
- [14] Fries P. Rhythms for cognition: communication through coherence [J]. *Neuron*, 2015, 88(1): 220–235.
- [15] Latimer KW, Yates JL, Meister ML, et al. Single-trial spike trains in parietal cortex reveal discrete steps during decision-making [J]. *Science*, 2015, 349(6244): 184–187.
- [16] Brown EN, Frank LM, Tang D, et al. A statistical paradigm for neural spike train decoding applied to position prediction from ensemble firing patterns of rat hippocampal place cells [J]. *Journal of Neuroscience*, 1998, 18: 7411–7425.
- [17] Eden UT, Frank LM, Barbieri R, et al. Dynamic analysis of neural encoding by point process adaptive filtering [J]. *Neural Computation*, 2004, 16(5): 971–998.
- [18] Daley DJ, Vere-Jones D. An introduction to the theory of point processes [M]. 2nd ed. New York: Springer, 2003.
- [19] Brillinger DR. Nerve cell spike train data analysis: a progression of technique [J]. *Journal of the American Statistical Association*, 1992, 87(418): 260–271.
- [20] Ramsay JO, Silverman BW. Functional data analysis [M]. 2nd ed. New York: Springer, 2010.
- [21] Gauthier J, Wu QV, Gooley TA. Cubic splines to model relationships between continuous variables and outcomes: a guide for clinicians [J]. *Bone Marrow Transplantation*, 2020, 55 (4): 675–680.
- [22] Kass RE, Ventura V. A spike-train probability model [J]. *Neural Computation*, 2001, 13(8): 1713–1720.
- [23] Vyas S, Golub MD, Sussillo D, et al. Computation through neural population dynamics [J]. *Annual Review of Neuroscience*, 2020, 43: 249–275.
- [24] Krauss JK, Lipsman N, Aziz T, et al. Technology of deep brain stimulation: current status and future directions [J]. *Nature Reviews. Neurology*, 2021, 17(2): 75–87.
- [25] Gilron R, Little S, Perrone R, et al. Long-term wireless streaming of neural recordings for circuit discovery and adaptive stimulation in individuals with Parkinson's disease [J]. *Nature Biotechnology*, 2021, 39(9): 1078–1085.

(2025-03-26 收稿, 2025-07-22 修回)