# 不同难度决策任务中鸽子多脑区神经模式的差异分析

尚志刚[1,2], 王英会[1], 靳富丽[3,4], 杨莉芳[1,2], 张家硕[1], 岳彩通[1], 李蒙蒙[1,2]

(1.郑州大学 电气与信息工程学院,河南 郑州 450001;2.河南省脑科学与脑机接口技术重点实验室,河南 郑州 450001;3.黄淮学院 电子信息学院,河南 驻马店 463000;4.河南省智能人机交互设备工程研究中心,河南 驻马店 463000)

**摘　要**:为深入探讨鸟类价值决策过程中的行为策略调控机制,以成年鸽子为对象研究不同决策难度下弓状皮质尾外侧区(nidopallium caudolaterale, NCL)与纹状体(striatum, ST)神经动态特征差异不明的问题。设计了低难度(高奖赏差异)与高难度(低奖赏差异)的两类三选项决策任务,同步采集任务执行过程中鸽子 NCL 与 ST 脑区的局部场电位信号,利用功率谱密度提取并对比 Theta、Alpha、Beta 及 Gamma 频段的能量特征,并基于相位锁定值构建脑功能网络,对不同学习阶段及决策难度下的网络拓扑进行统计分析。结果显示:低难度任务习得期内 ST 脑区 Gamma 频段能量及网络聚类系数显著增强,表明其在奖励驱动决策执行中的主导作用;而高难度任务下 NCL 脑区 Theta 与 Alpha 频段能量及网络整合水平显著提升,反映了其在策略维持与认知控制中的关键作用。本研究表明:鸽子 NCL 与 ST 脑区的振荡和功能连接模式受决策难度的显著调节,揭示了鸟类在处理不同认知负荷任务时脑区间的差异化分工,为理解鸟类价值学习的神经基础提供了实验依据。

**关键词**:决策难度; NCL; ST; 频带能量; 功能连接

**中图分类号**:Q811.3; Q424　　**文献标志码**:A　　**doi**:10.13705/j.issn.1671-6833.2027.02.005

动物决策学习中,大脑需不断整合外界刺激与内部认知过程,以形成最优行为策略。其中,强化学习(reinforcement learning, RL)强调通过奖赏反馈更新选择偏好,而工作记忆(working memory, WM)则支持对近期经验与任务规则的保持利用[1-3],这两种机制在复杂任务中往往呈动态协同关系,而非单独作用[2,4]。因此,探讨不同认知负荷下相关神经系统的交互变化对于理解决策机制具有重要意义。

从神经基础层面看,前额叶皮层与纹状体分别对应规则保持与奖励驱动学习,是调控决策策略形成的关键节点[5-6]。然而,现有研究多聚焦灵长类动物,对拥有高度认知能力但组织结构差异显著的鸟类,其脑区功能分工与交互机制仍缺乏系统探索。鸽子弓状皮质尾外侧区(nidopallium caudolaterale, NCL)被认为具有类似哺乳动物前额叶的功能[7],与工作记忆、注意控制及规则维持密切相关[8-9]。纹状体(striatum, ST)则与奖赏预测与行为价值编码相关[10-11]。因此,鸽子为比较不同认知负荷条件下脑功能分化提供了理想模型。随着近年来神经电生理技术的发展,局部场电位(local field potential, LFP)的频段分析、基于图论的功能网络分析被广泛用于相关的脑机制解析[12-13]。尽管如此,不同任务难度如何调控 NCL-ST 间的能量模式与网络连接,目前尚缺乏系统的实证支持。

基于上述背景,本研究设计高/低难度概率选择任务,考察价值学习过程中神经活动的动态变化。相比已有研究,本研究具有以下特点:首先,通过操控奖励概率差异构建不同决策难度,系统分析认知负荷对价值学习的影响;其次,记录 NCL 与 ST 两脑区的神经活动,对比前额叶样脑区与纹状体在决策

**收稿日期**:2026-09-04;**修订日期**:2026-10-28

**基金项目**:国家自然科学基金资助项目(62301496,62301496);中国博士后科学基金特别资助项目(2025T180781);国家资助博士后研究人员计划项目(GZC20232447);河南省科技攻关项目(252102311095,252102210008)

**作者简介**:尚志刚(1975—),男,甘肃兰州人,郑州大学教授,博士,博士生导师,主要从事生物医学信号分析与模式识别研究,E-mail:zhigang_shang@zzu.edu.cn。

**通信作者**:李蒙蒙(1990—),男,河南虞城人,郑州大学副教授,博士,博士生导师,主要从事生物信号检测处理、机器学习与脑机接口研究,E-mail:limengmeng@zzu.edu.cn。

中的功能分工;再次,结合 LFP 频带能量与功能网络分析,从两个层面刻画脑区动态特征。本研究有助于揭示不同难度任务下多脑区神经模式的差异性规律,为理解鸟类强化学习与认知控制的协同机制提供新的实验依据。

## 1 材料与方法

### 1.1 实验动物

实验选取 5 只成年鸽(编号 P002、P003、P005、P006、P007),体重为 350~530 g,不区分性别。正式实验前,动物在公共饲养室(3 m×3 m×2 m)中适应至少两周,光照及通风正常,可自由摄食和饮水。正式实验期间,鸽子单笼饲养(80 cm×80 cm×80 cm),保持 12 h 光照/12 h 黑暗周期,所有训练工作安排在光照期进行。饲养与实验过程中每日监测动物健康状况,实验程序由郑州大学生命科学伦理审查委员会批准执行。

### 1.2 行为任务与实验流程

本研究的决策实验任务,在定制的亚克力板不透明操作箱内进行(50 cm×50 cm×50 cm,6 mm 厚),如图 1 所示。实验装置包括可呈现视觉刺激的液晶屏、与刺激对应的 3 个啄键、微电机驱动的粮食给料装置、红外检测模块及实时摄像记录系统。控制模块采用 STM32 微控制器,实现任务流程控制、刺激呈现、奖励反馈的精确时序同步,及逐试次的选择时间和反应时间记录。刺激线索为 3 个几何图案,分别在对应左、中、右的位置呈现,空间顺序采用伪随机方式排列以避免空间偏好。

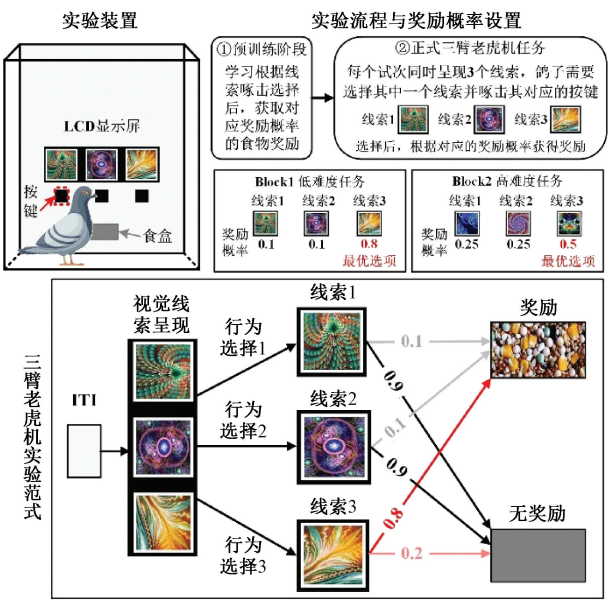



图 1 实验装置、流程与范式设计

**Figure 1 Experimental setup, process and paradigm design**

预训练阶段用于训练鸽子识别并啄击视觉线索,以建立稳定的刺激—反应关联及多选反应习惯。每日开展 4 个 Session 训练任务,每个 Session 包含 100 次试验,按鸽子的行为表现推进训练阶段。

(1)啄键塑造阶段。旨在使被试熟悉实验环境并掌握啄键操作。采用正向强化程序,当屏幕亮起对应位置提示后,鸽子啄击相应按键即可获得奖励(强化概率 90%),10 s 内未响应则结束试次且无奖励。若单 Session 中的有效啄键率≥90%,则视为完成此阶段;连续 5 天未达标则予以淘汰。

(2)三选项任务规则学习阶段。用于训练鸽子学习三选项概率价值任务。实验呈现三个分形视觉线索,对应奖励概率分别为 0.8,0.1,0.1。当选择正确率(选取奖励概率最高选项的比例)在连续 3 个 Session 中均≥90%时,则进入下一阶段。

(3)术后恢复阶段。通过筛选的被试接受阵列植入手术后约 1 周,进行恢复训练。采用全新线索,并设置更高难度的概率组合(0.55,0.40,0.25),检验手术的潜在影响。连续 3 个 Session 中选择正确率≥70% 时判定完成训练;10 天未达标则予以淘汰。

正式实验任务阶段的环境设置和操作步骤与预训练一致。正式实验由两个子任务(Block)组成:低难度和高难度任务。任务难度主要由最优选项与非最优选项的概率差异决定。差异越大,动物越容易辨别最优选项,难度越低;差异越小,则价值辨别的不确定性越高,难度越高。两个任务依次进行,所有个体顺序保持一致。低难度条件下,线索 1,2,3 对应的奖励概率为 0.1,0.1,0.8;高难度条件下为 0.25,0.25,0.5。线索 3 在两种任务下均为最优选项(对应最高奖励概率)。

为减少整体奖励可获得性差异可能带来的混淆,在完整强化结构下使两种难度条件的总体预期奖励回报保持基本一致。该总体预期奖励(Expected Reward, ER)反映的是完整任务强化结构下的理论奖励水平,其计算表达式为

$$ER = \sum_{i=1}^{3} P(C_i) \times P(R \mid C_i)。\qquad (1)$$

式中:$P(C_i)$ 表示选择第 $i$ 个线索的理论概率;$P(R \mid C_i)$ 表示对应线索的奖励概率。正式实验初期各线索理论选择概率近似相等,总体理论奖励水平约为 0.4,用于描述任务整体奖励环境,而非 3 个奖励概率(0.1,0.1,0.8)的简单算术平均值。

每只鸽子每日完成两轮训练(间隔 10 min 休息),每轮 150 试次。每次实验中同时呈现 3 个视觉

线索,响应窗口为 5 s,鸽子选择其中一个线索后,根据其对应的奖励概率获得奖励。当次啄击触发奖励则谷物投喂 2 s,随后进入固定 6 s 的试验间隔期(inter-trial interval, ITI),未触发则直接进入 ITI。

实验可被分为探索和习得期,习得判据为:低难度条件下连续 3 个 Session 中选择最高奖励刺激的比例≥65%;高难度条件下连续 3 个 Session 中选择最高奖励刺激的比例≥50%(均显著高于随机水平 33.3%)。达到判据进入习得期后,再进行 2~4 轮训练以获取行为与神经数据。

### 1.3 行为数据与神经信号同步采集

本研究采用 Cerebus™ 神经信号采集系统(Blackrock Microsystems, Salt Laken City, USA)同步记录行为事件标记与多通道神经信号,实验场景与脑区植入位置如图 2。基于脑图谱确定 NCL 与 ST 的植入坐标后,结合解剖结构设计一体式三维跨脑区微电极阵列,每个脑区分配 16 通道,并分别设定了针长与深度差便于同时植入与稳定记录。

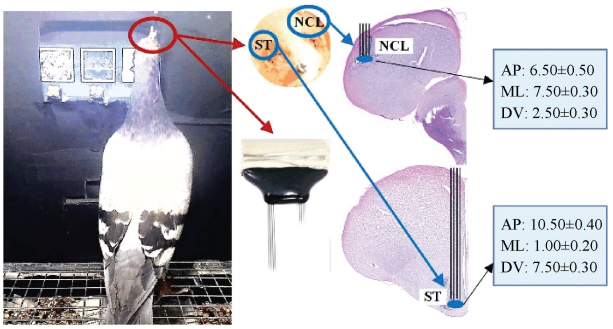



**图 2 实验场景与鸽子脑区实际植入位置**

**Figure 2 The experimental scenarios and actual implantation location in the pigeon brain**

植入手术采用全身麻醉及严格灭菌条件,通过开颅暴露硬脑膜、固定螺钉、植入阵列并牙科树脂封固完成操作。术后静养一周并监测健康状况。实验结束后,通过电损毁标记与组织学切片验证电极位置。

### 1.4 神经信号预处理与有效数据统计

完成预训练筛选、微电极阵列植入及术后恢复训练后,被试鸽子正式进入价值概率选择任务阶段。所有行为选择与奖赏反馈信息同步记录,并对 ST 与 NCL 区的多通道 LFP 信号进行采集。

采集到的原始神经信号首先经 0~250 Hz 模拟低通滤波器提取 LFP,采样频率为 2 kHz,并采用中值降采样算法降至 1 kHz。采用基于最小均方误差的自适应滤波器去除工频干扰,采用小波变换进行多尺度去噪处理,提高有效神经成分保留率并抑制低频运动伪迹。为确保神经信号具有真实决策相关意义,剔除反应时间小于 500 ms 的试次和因剧烈振翅、运动状态变化等引发明显伪迹的试次。

LFP 信号以刺激呈现时刻为零点,刺激前 -500~0 ms 作为基线区间;刺激的 0~1 000 ms 为分析窗口,其中啄键行为发生前的 500 ms 为任务区间,采用基线归一化方法计算各频段相对能量,并用于功能网络的构建。对完成预训练并进入正式实验阶段的被试数据进行统计,如表 1 所示。

**表 1 实验被试与信号采集信息统计**

**Table 1 Data collection and statistical analysis of pigeons participating in the experiment**

| 编号 | 植入脑区(电极类型) | 低难度试次数 | 高难度试次数 |
|---|---|---|---|
| P002 | ST+NCL (4×4) | 824 | 1 461 |
| P003 | ST+NCL (4×4) | 1 748 | 1 660 |
| P005 | ST+NCL (4×4) | 1 376 | 2 128 |
| P006 | ST+NCL (4×4) | 1 605 | 2 359 |
| P007 | ST+NCL (4×4) | 677 | 1 725 |

### 1.5 功能网络构建

为分析不同学习阶段下的脑功能连接特性,本研究基于 NCL 和 ST 脑区分别采集的 16 通道 LFP 构建功能网络,每个电极通道被视为一个网络节点。

节点间连接采用相位锁定值(phase locking value, PLV)进行度量[14]。首先,对预处理后的 LFP 信号分别提取 Theta(4~8 Hz)、Alpha(8~12 Hz)、Beta(12~30 Hz)和 Gamma(30~80 Hz)频段信号,并利用 Hilbert 变换获得各通道瞬时相位。其次,在对应时间点上计算两信号的相位差,得到瞬时相位差序列。最后,将各时刻的相位差视为单位圆上的方向向量,叠加全部时刻的向量做归一化处理,合成向量的模长即为 PLV 值。PLV 取值为 0~1,数值越大表示相位同步越高,功能连接越强[15]。

计算所有通道两两间的 PLV 后,得到脑区内 16×16 无向加权的全连通邻接矩阵,对角元素置为 0,得到局部脑功能网络。为减少弱连接及噪声连接对网络拓扑特征的影响,采用固定阈值法将 PLV 值低于 0.30 的连接置零得到稀疏化的功能网络。选取聚类系数作为网络拓扑指标评价网络的局部信息聚集能力,聚类系数越高,表示节点邻域内连接越紧密,局部网络的信息整合能力越强。

### 1.6 统计分析

本文所有连续变量均以均值±标准误差(*Mean*±*SEM*)表示,统计分析分别在 MATLAB R2023b (MathWorks, Natick, MA, USA)和 GraphPad Prism 9.5(GraphPad Software, Boston, MA, USA)中完成。正式统计分析前,首先用 Shapiro-Wilk 检验对各组

数据进行正态性检验。当数据满足正态分布时,两组配对数据采用配对 $t$ 检验进行比较;当数据不满足正态分布时,则采用 Wilcoxon 符号秩检验。

对涉及多条件的重复比较,采用 Benjamini-Hochberg 方法进行 FDR(false discovery rate)校正,以控制Ⅰ类错误。统计显著性水平设定为 $p<0.05$。对 $t$ 检验的结果,同时计算 *Cohen's d* 作为效应量,以评价组间差异的实际效应大小,其中 $d\approx0.2$,0.5,0.8 分别对应小、中、大效应。

## 2 结果与讨论

### 2.1 行为学结果

为了评估不同决策难度条件下的学习表现,本文定义最优线索选择率为一次实验中,选择线索 3(最优选项)的频率占有效试次总数的比例;得奖率为同一实验中获得奖励的试次比例。滑窗处理 150 次实验的行为数据进行平滑处理,相邻窗口间重叠 50%。结果如图 3 所示,图中实线表示所有被试的平均值,阴影区域代表平均标准误差。

图 3 结果表明,鸽子在低难度任务下对 3 种线索的选择率随训练逐渐分化:线索 3 的选择率持续上升,并在后期显著高于线索 1 与 2。相应地,线索 1 与 2 的选择率逐渐下降,最后趋于较低水平。同时,整体得奖率逐步提高,与线索 3 选择率的上升保持高度一致。这表明,鸽子能较快形成稳定的价值表征,并有效地将行为选择集中于高回报选项。

相比之下,高难度任务条件下的学习过程明显更缓慢且波动更大。尽管最优线索的选择率同样呈上升趋势,但增速明显减缓,且在中前期存在较明显的起伏。相应地,得奖率的提升也更平缓,并在多个 Session 中出现短暂回落。这表明,高难度条件下增加的价值信息不确定性,导致鸽子需要更长时间才能形成稳定偏好,且其总体得奖率相比低难度任务更低。对探索期与习得期不同线索的选择率进行进一步的组内比较(见补充材料图 S1),发现两种难度任务下,鸽子习得期对高回报选项(线索 3)的选择率均显著高于探索期。

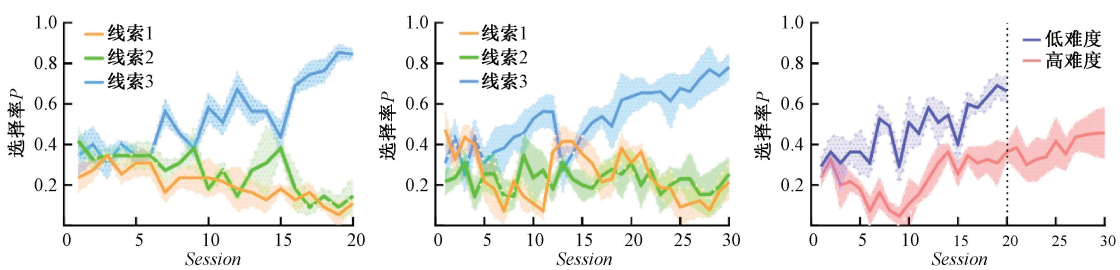
### 2.2 频带能量分析

为深入探究鸽子在不同决策难度下所采用的学习策略及其神经基础,从神经活动分析层面对 NCL 与 ST 脑区的 LFP 信号进行频域特征对比,重点考察不同行为选择及学习阶段下各频段能量的变化规律。探索期涵盖行为准确率低于 60%试次的阶段,个体尚未形成稳定价值偏好[16];行为准确率高于 85%后进入习得期,此时鸽子行为已趋于稳定,能够较好反映学习完成后的神经特征[17]。需要说明的是,本研究中的行为训练习得判据(低难度 65%、高难度 50%)用于判断动物是否达到正式实验要求,而频带能量分析中的探索期(准确率<60%)与习得期(准确率>85%)仅用于神经信号分析阶段划分。严格阈值有助于提高神经活动差异的可分辨性,避免过渡阶段数据对统计分析造成干扰。

对不同线索及情境下的 LFP 信号,采用 Burg 方法进行功率谱密度(power spectral density, PSD)估计。对各目标频段在对应频率范围内的 PSD 进行积分,以计算总能量。分析前对能量值进行了基线校正,以减少个体差异和非特异性背景活动的影响。ST 脑区的频带能量变化结果如图 4 和图 5 所示。

结果表明,ST 脑区表现出显著的学习阶段依赖性和选项特异性调制。低难度任务下,对最优选项线索 3,习得期 Beta 频段能量显著高于探索期(配对 $t$ 检验,$t=4.282$,$p<0.01$,*Cohen's d* $=0.957$),Gamma 频段表现出相同趋势(配对 $t$ 检验,$t=7.106$,$p<0.000\,1$,*Cohen's d* $=1.589$)。高难度任务下,线索 3 对应习得期 Gamma 频段能量也显著高于探索期(配对 $t$ 检验,$t=10.366$,$p<0.000\,1$,*Cohen's d* $=2.318$),说明 ST 脑区对高价值选项的神经响应随学习逐渐增强。

对非最优选项(线索 1 和线索 2),探索期与习得期间同样存在阶段差异。低难度任务下,Beta 频




(a) 低难度任务下的线索选择率　(b) 高难度任务下的线索选择率　(c) 不同难度任务下的得奖率

图 3 不同决策难度下线索选择率和得奖率的动态变化

**Figure 3 Successive changes in the selection rate of three clues and reward rate under different decision-making difficulties**

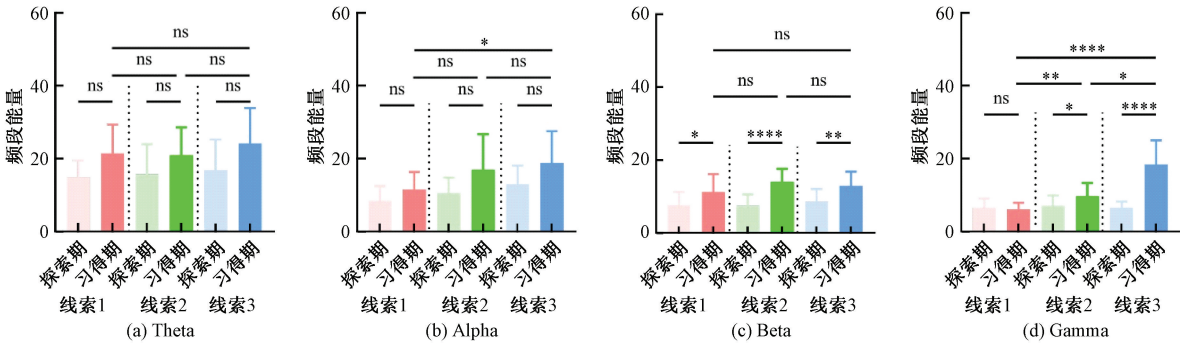



**图 4　低难度任务下 ST 脑区的 LFP 能量变化(ns:$p>0.05$,*:$p<0.05$,**:$p<0.01$,****:$p<0.0001$)**

**Figure 4　LFP energy changes in ST under low-difficulty tasks (ns: $p>0.05$, *: $p<0.05$, **: $p<0.01$, ****: $p<0.0001$)**

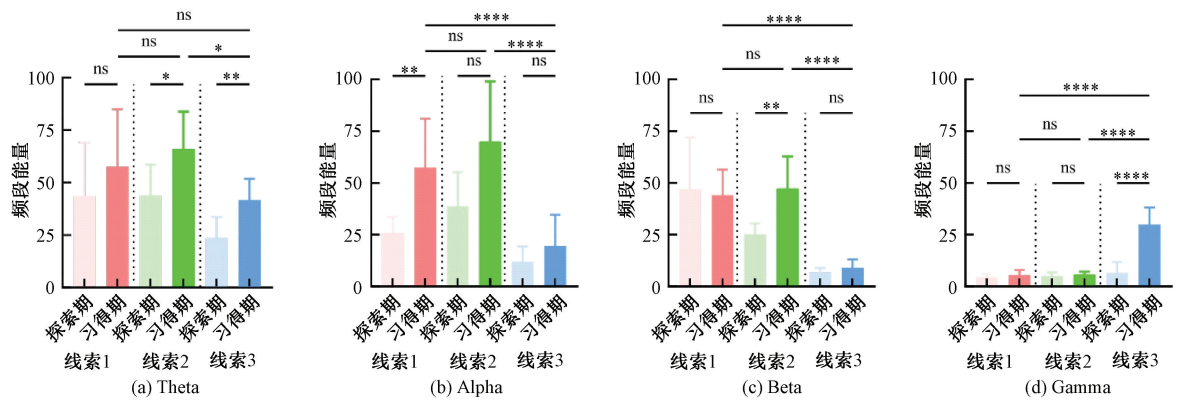



**图 5　高难度任务下 ST 脑区的 LFP 能量变化(ns:$p>0.05$,*:$p<0.05$,**:$p<0.01$,****:$p<0.0001$)**

**Figure 5　LFP energy changes in ST under high-difficulty tasks (ns: $p>0.05$, *: $p<0.05$, **: $p<0.01$, ****: $p<0.0001$)**

段(线索 1:配对 $t$ 检验,$p<0.05$;线索 2:配对 $t$ 检验,$p<0.0001$)和 Gamma 频段(线索 2:配对 $t$ 检验,$p<0.05$)的差异均达到统计学显著性,而 Delta、Theta 和 Alpha 频段未观察到显著差异(配对 $t$ 检验,$p>0.05$)。上述结果提示,高频振荡尤其 Gamma 节律对价值学习过程更为敏感。

NCL 脑区不同阶段和条件下的频带能量变化如图 6 和图 7 所示。结果显示,NCL 脑区在低频段(Theta 与 Alpha)表现出较为明显的阶段性变化,而高频段(Beta 与 Gamma)的调制相对较弱。

综上所述,本研究观察到的频段特异性变化可能对应不同的信息处理机制。ST 脑区 Gamma 振荡的增强不仅反映神经同步性的提高,更可能对应强化学习过程中奖励预测误差及价值更新信号的神经表征。当个体逐渐学习到高价值选项后,纹状体 Gamma 活动增强有助于稳定价值表征并促进动作选择。相比之下,NCL 脑区 Theta 与 Alpha 活动增强更可能反映工作记忆维持、注意资源分配及任务规则保持等高级认知过程。当任务难度增加时,个体需要持续维持多个候选价值并抑制竞争策略,因此 NCL 更多依赖低频神经振荡实现长时间尺度的信息整合。这种高频负责价值更新、低频负责认知

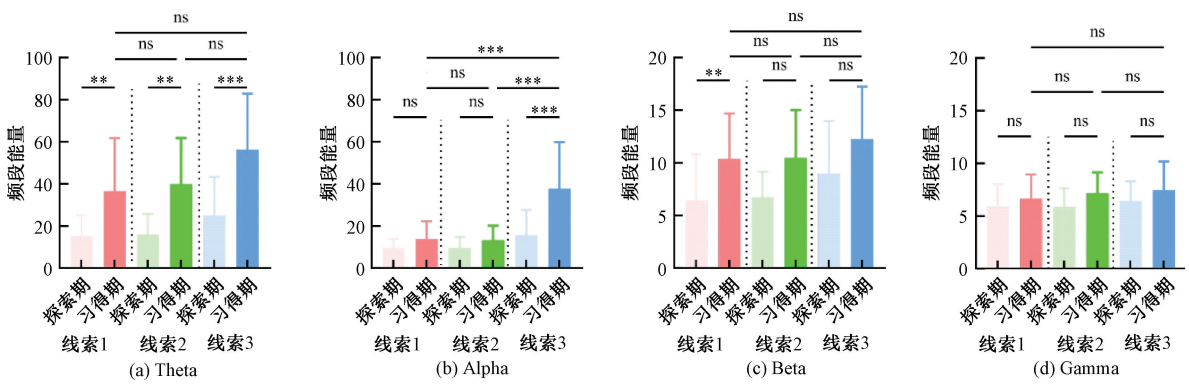



**图 6　低难度任务下 NCL 脑区的 LFP 能量变化(ns:$p>0.05$,**:$p<0.01$,***:$p<0.001$)**

**Figure 6　LFP energy changes in NCL under low-difficulty tasks (ns: $p>0.05$, **: $p<0.01$, ***: $p<0.001$)**

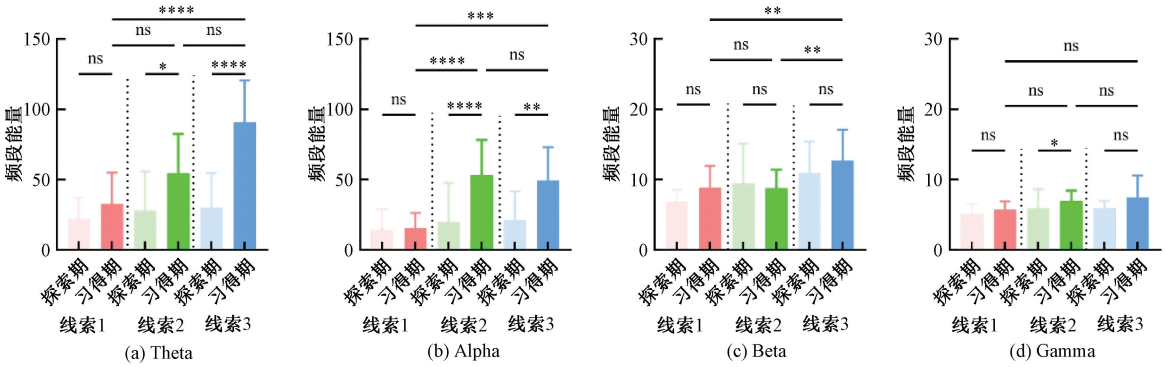



**图 7　高难度任务下 NCL 脑区的 LFP 能量变化(ns:$p>0.05$, * :$p<0.05$, ** :$p<0.01$, *** :$p<0.001$, **** :$p<0.0001$)**

**Figure 7　LFP energy changes in NCL under high-difficulty tasks (ns: $p>0.05$, * : $p<0.05$, ** : $p<0.01$, *** : $p<0.001$, **** : $p<0.0001$)**

控制的功能分工,与强化学习—工作记忆协同计算框架具有较好的一致性。

### 2.3　功能网络连接分析结果

基于 NCL 和 ST 脑区 LFP 构建无向加权功能网络,以揭示行为选择的节律特异性功能连接,平均 PLV 强度的组内比较统计见补充材料图 S2 和 S3。在此基础上以聚类系数为指标,统计探索期与习得期的结果,如图 8 和图 9 所示。

图 8 所示 ST 脑区的结果显示,低难度任务下,随着学习进程的推进,线索 3 对应的网络拓扑表现出节律特异性的显著增强。相较于探索期,习得期 Gamma 频段的聚类系数显著升高(Wilcoxon 符号秩检验,$p<0.05$),对应的平均 PLV 连接明显增强(补充图 S2a),说明 Gamma 频段 ST 脑区的神经同步性增强,提示低认知负荷条件下增强的 ST 高频同步,与价值学习过程中稳定价值表征的形成一致。

高难度任务下,习得期 ST 脑区 Gamma 频段网络聚类系数同样增强显著(Wilcoxon 符号秩检验,$p<0.01$),对应的平均 PLV 连接也显著增强(补充图 S2b),表明随着价值辨别难度增加,ST 脑区神经同步进一步增强,提示 ST 局部网络内通过更稳定的相位耦合支持复杂价值信息处理。

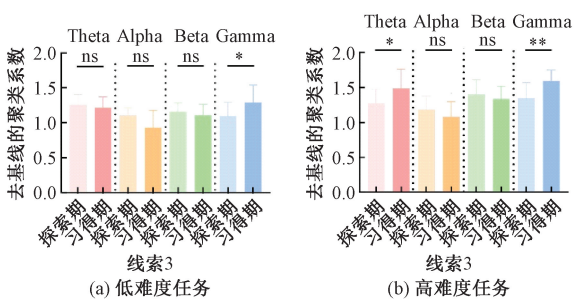



**图 8　选择线索 3 时 ST 脑区局部网络的拓扑特性(ns:$p>0.05$, * :$p<0.05$, ** :$p<0.01$)**

**Figure 8　Local network topology characteristics of ST choosing clue 3 (ns: $p>0.05$, * : $p<0.05$, ** : $p<0.01$)**

图 9 所示 NCL 网络连接变化模式则与 ST 有所不同。低难度任务下,其习得期低频 Theta 段网络的聚类系数显著高于探索期(配对 $t$ 检验,$t(4)=3.21$,$p<0.01$,$Cohen's\ d\approx1.44$),且其平均 PLV 连接显著增强(补充图 S3a),而高频段未观察到明显变化。该结果提示 NCL 主要表现为与价值学习相关的低频同步增强。

高难度任务下,NCL 低频 Theta 和 Alpha 段的网络聚类系数整体升幅虽小于 ST,但依然明显,且 Alpha 频段的平均 PLV 连接显著增强(补充图 S3b)。这说明高认知负荷条件下 NCL 仍需要通过低频神经同步活动的增强参与价值信息整合。

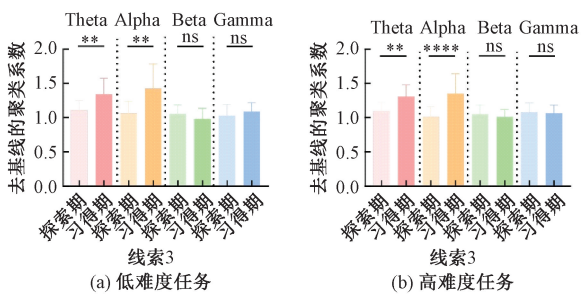



**图 9　选择线索 3 时 NCL 脑区局部网络的拓扑特性(ns:$p>0.05$, ** :$p<0.01$, **** :$p<0.0001$)**

**Figure 9　Local network topology characteristics of NCL choosing clue 3 (ns: $p>0.05$, ** : $p<0.01$, **** : $p<0.0001$)**

功能网络分析结果显示:1) 习得期表现出更强的 PLV 连接,并伴随聚类系数增加,说明学习阶段的推进影响局部神经同步;2) ST 区主要表现为高频 Gamma 段同步增强,而 NCL 主要表现为低频 Theta/Alpha 段同步增强,体现两脑区在价值学习过程中的分工;3) 聚类系数变化与 PLV 连接增强趋势一致,提示学习过程伴随着局部连接模式的调整。

综合上述行为学、频带能量及网络分析结果可以发现,三者共同反映了决策策略形成过程中神经

系统的动态重组过程。行为结果显示,高难度任务显著延缓了价值学习速度,并增加了策略波动;与此同时,NCL 脑区 Theta 和 Alpha 活动增强,提示个体需要投入更多认知资源维持任务规则及工作记忆。相反,在低难度条件下,鸽子能够快速形成稳定策略,ST 脑区 Gamma 振荡及局部网络聚类系数同步增强,说明此时奖赏价值表征更加稳定,促进了自动化价值决策。由此可见,差异化的行为表现对应着不同脑区神经振荡模式及网络组织方式的动态调整,共同支持了鸽子在不同认知负荷条件下由探索向稳定策略逐渐转变的神经机制。

## 3 结论

本研究聚焦不同决策难度条件下鸽子 NCL 与 ST 脑区的神经活动变化,系统比较了频带能量与功能网络特征,揭示了认知负荷对强化学习与工作记忆系统的动态调控规律,主要结论归纳如下:

(1)决策难度通过调节价值收敛效率驱动策略动力学演变。低难度任务诱导价值函数迅速收敛,表现为稳健的选择偏好;而高难度任务则降低了价值更新的斜率并诱发策略波动,表明认知负荷的增加限制了对奖赏概率的精确提取。

(2)低难度条件下 ST 主导奖赏驱动决策执行,其 Gamma 频段的能量及网络聚类系数均显著提升。这种模式可以被解释为与价值编码与动作选择执行相关的神经同步增强,与基底节在自动化决策执行中的作用一致[18]。

(3)高难度条件下 NCL 低频振荡及其对应网络连接的增强表征了高负荷下的认知策略维持。这种向低频振荡的模式转换,反映了大脑从“奖赏驱动”向“规则导向”的功能迁移[19],体现了 NCL 会在复杂决策中补偿强化学习系统在价值收敛上的滞后。

本研究结果与哺乳动物前额叶—基底节决策机制具有一致性。为理解鸟类价值学习及执行控制机制提供了神经电生理证据,也为理解不同物种价值决策机制的演化提供了新的实验依据。

未来还可通过模型拟合与神经信号指标对接,量化不同策略权重在神经层面的表征;进一步引入跨频耦合分析、因果建模或效应性连接分析方法,可以更系统地探索鸟类决策网络的动态调控机制。此外,结合光遗传学、电刺激或闭环神经调控等干预技术,可以直接验证相关脑区在价值更新、策略维持及认知控制中的功能作用。

## 参考文献:


[1] Sutton R S, Barto A G. Reinforcement learning: an introduction[M]. Cambridge: MIT Press, 1998.

[2] McDougle S D, Collins A G E. Modeling the influence of working memory, reinforcement, and action uncertainty on reaction time and choice during instrumental learning [J]. Psychonomic Bulletin & Review, 2021, 28(1): 20-39.

[3] Di Jingwen, Li Jie. Visual working memory and attention: from theory to neural mechanisms[J]. Advances in Psychology, 2025(4): 46-53. [狄靖雯, 李杰. 视觉工作记忆与注意力:从理论到神经机制[J]. 心理学进展, 2025(4): 46-53.]

[4] Collins A G E, Frank M J. How much of reinforcement learning is working memory, not reinforcement learning? A behavioral, computational, and neurogenetic analysis [J]. European Journal of Neuroscience, 2012, 35(7): 1024-1035.

[5] Xu Muyuan, Hosokawa T, Tsutsui K I, et al. Dynamic tuning of neural stability for cognitive control[J]. Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America, 2024, 121(49): e2409487121.

[6] Rios A, Nonomura S, Sakai Y, et al. Dorsomedial striatum monitors unreliability of current action policy and probes alternative one via the indirect pathway[J]. Science Advances, 2025, 11(44): eadt4652.

[7] Güntürkün O, Bugnyar T. Cognition without cortex[J]. Trends in Cognitive Sciences, 2016, 20(4): 291-303.

[8] Hartmann K, Veit L, Nieder A. Neurons in the crow nidopallium caudolaterale encode varying durations of visual working memory periods [J]. Experimental Brain Research, 2018, 236(1): 215-226.

[9] Pusch R, Packheiser J, Azizi A H, et al. Working memory performance is tied to stimulus complexity[J]. Communications Biology, 2023, 6: 1119.

[10] Gao Meng, Pusch R, Güntürkün O. Blocking NMDA-receptors in the pigeon's medial striatum impairs extinction acquisition and induces a motoric disinhibition in an appetitive classical conditioning paradigm[J]. Frontiers in Behavioral Neuroscience, 2019, 13: 153.

[11] Jin Fuli, Yang Lifang, Yang Long, et al. Dynamics learning rate bias in pigeons: insights from reinforcement learning and neural correlates[J]. Animals, 2024, 14(3): 489.

[12] Liu Xinyu, Ping Yanna, Wang Dongyun, et al. Comparison of decoding performance between spike and local field potential signals during goal-directed decision-making task of pigeons[J]. Journal of Biomedical Engineering, 2018, 35(5): 786-793. [刘新玉, 平燕娜, 王东云, 等. 鸽子目标导向抉择任务中锋电位和局部场电位解码性能对比研究[J]. 生物医学工程学杂志, 2018, 35

(5): 786-793.]
[13] Yang Long, Li Mengmeng, Yang Lifang, et al. Hippocampal LFP responses during pigeon homing flight in outdoors[J]. The Journal of Neuroscience, 2025, 45(30): e0185252025.
[14] Li Xiaoyuan, Ren Liqing, Liu Denghui, et al. Neural representation of pigeon MVL nucleus for video transfer object recognition[J]. Journal of Zhengzhou University (Engineering Science), 2025, 46(4): 1-7. [李晓媛, 任立庆, 刘登辉, 等. 鸽子 MVL 核团对视频迁移实物目标识别的神经表征[J]. 郑州大学学报(工学版), 2025, 46(4): 1-7.]
[15] Dirik H B. Differences between coherence and phase locking value during the Stroop task in athletes[J]. Neuroscience Letters, 2025, 864: 138316.
[16] Roitberg E, Franz H. Oddity learning by African dwarf goats (Capra hircus)[J]. Animal Cognition, 2004, 7(1): 61-67.
[17] Wilson R C, Shenhav A, Straccia M, et al. The eighty five percent rule for optimal learning[J]. Nature Communications, 2019, 10: 4646.
[18] Maith O, Apenburg D, Hamker F. Pallidal deep brain stimulation enhances habitual behavior in a neuro-computational basal ganglia model during a reward reversal learning task[J]. European Journal of Neuroscience, 2025, 61(9): e70130.
[19] Hoy C W, de Hemptinne C, Wang S S, et al. Beta and theta oscillations track effort and previous reward in the human basal ganglia and prefrontal cortex during decision making[J]. Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America, 2024, 121(31): e2322869121.

# Differential Analysis of Neural Patterns across Multiple Brain Regions in Pigeons during Decision-Making Tasks of Varying Difficulty

SHANG Zhigang[1,2], WANG Yinghui[1], JIN Fuli[3,4], YANG Lifang[1,2], ZHANG Jiashuo[1], YUE Caitong[1], LI Mengmeng[1,2]

(1. School of Electrical and Information Engineering, Zhengzhou University, Zhengzhou 450001, China; 2. Henan Key Laboratory of Brain Science and Brain Computer Interface Technology, Zhengzhou 450001, China; 3. School of Electronic Information, Huanghuai University, Zhumadian 463000, China; 4. Henan Engineering Research Center of Intelligent Human-Machine Interaction Equipment, Huanghuai University, Zhumadian 463000, China)

**Abstract**: To investigate the behavioural strategy regulation mechanisms of birds during value-based decision-making, this study conducted research on adult pigeons to address the lack of clarity regarding the neural dynamic characteristics of the nidopallium caudolaterale (NCL) and striatum (ST) under varying cognitive loads. Two types of three-choice decision-making tasks—low difficulty (high reward variance) and high difficulty (low reward variance)—were designed. Local field potential signals from NCL and ST were recorded synchronously during task execution. Power spectral density analysis was used to extract and compare energy characteristics in Theta, Alpha, Beta, and Gamma bands. Furthermore, functional networks were constructed based on phase locking value to compare network topology across different learning stages and decision-making difficulties. The results indicated that high-difficulty conditions significantly inhibited learning speed and increased strategy volatility. During the acquisition phase of low-difficulty tasks, Gamma-band power and the clustering coefficient in ST were significantly enhanced, reflecting its dominant role in reward-driven decision execution. Conversely, in high-difficulty tasks, Theta and Alpha oscillations in NCL were significantly potentiated, with an accompanied increase in network integration levels, reflecting its critical involvement in strategy maintenance and cognitive control. This study demonstrated that the oscillation and functional connectivity patterns in NCL and ST were significantly modulated by decision difficulty. These findings reveal the differentiated labor between brain regions when processing varying cognitive loads in birds, providing a crucial experimental basis for understanding the neural foundations of avian value learning and cross-species cognitive functional comparisons.

**Keywords**: decision difficulty; NCL; ST; frequency band energy; functional connectivity