

兴奋抑制性临界性探究

一、文献基础材料

1.1 临界性探究

1. 核心现象：无标度雪崩
2. 物理原理：相变
3. 验证机制：Crackle Noise 关系

二、可靠性和灵敏性的机制探究

1. 实验验证机制

- A. 基础指标测量
- B. 神经分类任务

2. 主要原理机制

- A. 核心机制：信号诱导的可靠雪崩
- B. 结构基础：抑制性连接的异质性
- C. 降维表征

二、实验设计

第一阶段：寻找/验证临界点

1. 输入
2. 中间层
3. 输出层
 - A. 次临界状态
 - B. 超临界状态
 - C. 临界状态
4. Crackle Noise 公式
5. 网络结构
 1. 神经元总数 (N)
 2. 连接方式
6. 神经动力学
7. 突触电流动力学
 1. 突触电流方程：

2. 突触滤波器：双指数函数

3. 时间常数参数：

4. 突触权重：

5. 背景驱动输入

一、文献基础材料

1.1 临界性探究

1. 核心现象：无标度雪崩

文献指出，神经临界性的典型特征是“神经雪崩”。

- **机制描述：**当一个神经元被激活时，它会触发其他神经元，形成一个级联反应。在临界状态下，这些级联活动的规模（Size）和持续时间（Duration）没有典型的特征尺度（即“无标度”）。
- **数学表现：**这意味着小规模的活动和大规模的活动都按照特定的概率发生，其概率分布遵循幂律形式：
 - $P(S) \sim S^{-\tau}$ （雪崩规模的分布）
 - $P(T) \sim T^{-\alpha}$ （雪崩持续时间的分布）

文献中提到，这是神经系统在微观不规则发放和宏观群体同步之间的一种特殊状态。

2. 物理原理：相变

使用幂律分布来探测临界性的根本物理原理是相变理论。

- **边缘状态：**系统处于两个不同动态相的边界（Phase Boundary）。
 - 次临界（Subcritical）：活动会迅速衰减（指数级衰减），无法进行长距离信息传输。
 - 超临界（Supercritical）：活动会过度放大（如癫痫发作），产生巨大的全网同步，导致信息混乱。
 - 临界点（Critical）：处于两者之间。在这篇文献的模型中，这是通过*Hopf分叉（Hopf bifurcation）*实现的（正文第2页）。

E-I 平衡机制：文献特别强调，在其生物物理模型中，这种相变是由兴奋-抑制（E-I）平衡的动态过程驱动的。具体来说，是通过调节抑制性突触的衰减时间常数 (τ_I^d) 来控制网络从次临界向超临界转变。当 (τ_I^d) 调整到特定值（如文中约8ms）时，网络处于临界态，雪崩服从幂律分布。

3. 验证机制：Crackle Noise 关系

文献强调，仅仅观察到幂律分布本身并不足以证明临界性（因为其他非临界机制也能产生幂律）。为了严格验证，文献使用了Crackle Noise 关系（也称为标度律关系）作为“指纹”机制：

原理：雪崩规模的指数 T 和持续时间的指数 α 之间必须满足特定的数学关系：

$$\frac{1}{\sigma\nu z} \approx \frac{\alpha - 1}{\tau - 1}$$

(注：这里的 $\frac{1}{\sigma\nu z}$ 是通过平均雪崩规模与持续时间的缩放关系 $\langle S \rangle(T) \sim T^{\frac{1}{\sigma\nu z}}$ 独立测得的)。

文献材料：文献在正文第2页和补充材料中指出，只有当网络处于临界状态时，实际测得的指数才能完美符合这个公式。这被视为临界性的严格数学标志。

二、可靠性和灵敏性的机制探究

1. 实验验证机制

作者主要通过对E-I平衡网络模型和分支过程模型，在三个层面上进行了验证：

以下是他们具体的实验验证步骤以及背后的主要原理：

A. 基础指标测量

- 敏感性验证：
 - 操作：向网络输入额外的泊松信号（扰动）。
 - 测量：测量网络发放率相对于基线的相对变化量（以及动态范围）。
 - 结果：在临界点附近，网络对微小输入的响应变化最大（即灵敏度最高）。
- 可靠性验证：
 - 操作：使用“冻结信号”（Frozen Signal）技术。即在多次试验（Trials）中，向网络输入完全相同的时间模式信号。
 - 测量：计算法诺因子（Fano Factor）的倒数。法诺因子衡量的是多次试验间发放率的方差。方差越小（倒数越大），说明网络对同一输入的反应越一致，可靠性越高。
 - 结果：在E-I平衡网络中，临界点的可靠性达到峰值（而在传统分支模型中，临界点的方差最大，可靠性最低）。

B. 神经分类任务

为了证明这种共存具有功能意义，作者设计了一个基于脉冲的分类器任务：

任务：让网络接收两组统计特性相同但时间模式不同的“冻结信号”(ξ_A 和 ξ_B)。

- **读出机制：**训练一个下游的读出神经元，看它能否仅通过观察网络的输出脉冲，准确区分当前输入是 A 还是 B。
- **结果：**在临界状态下，分类准确率最高（约96.8%）。这直接证明了网络在保持灵敏（能被激活）的同时，其内部的表征是非常可靠的（能被区分）。

2. 主要原理机制

A. 核心机制：信号诱导的可靠雪崩

- **现象：**在临界状态下，外部输入信号会触发特定的、大规模的神经雪崩。
- **原理：**这些雪崩并不是随机的噪声放大，而是被输入信号“锁定”的。特定的输入模式会稳定地激活网络中特定的神经元子集，形成一个“分类雪崩”。这个雪崩充当了信号的特征，使得下游神经元容易读取。

B. 结构基础：抑制性连接的异质性

- **不均匀的抑制：**在随机连接的网络中，不同神经元接收到的抑制性输入是不同的（服从泊松分布）。
- **筛选效应：**这种异质性导致神经元的兴奋性不同。
 - 接收抑制较少的神经元更容易被激活，它们成为了“信号可靠神经元”。
 - 这些神经元构成了可靠响应的“骨架”。
- **临界态的作用：**
 - 次临界态：活动太弱，无法形成足够大的雪崩来传递信息。
 - 超临界态：抑制太弱，网络整体过度同步，所有神经元都乱发放，淹没了那些“可靠神经元”的信号，导致无法区分不同的输入。
 - **临界态（最佳点）：**网络处于一种动态平衡。它允许那些“信号可靠神经元”对外部输入做出强烈反应（高灵敏性），同时抑制了无关的背景噪声，从而实现了高信噪比和高可靠性。

C. 降维表征

- 通过主成分分析 (PCA) 发现，在临界状态下，尽管网络由成千上万个神经元组成，但那些由信号诱发的可靠雪崩使得神经轨迹在低维空间中是线性可分的。这意味着大脑可以用低维的编码方式高效、可靠地处理复杂的高维信息。

二、实验设计

第一阶段：寻找/验证临界点

1. 输入

- 具体形式：独立的泊松脉冲序列（Independent Poisson Spike Trains）。
- 文献设置：
 - 每个神经元都接收来自外部的随机脉冲。
 - 频率：25Hz
 - 特征：这些输入在时间上没有规律，在空间上没有关联。
- 重点：任何有意义的信号，也没有“冻结信号”。

2. 中间层

- 结构：1000个神经元（800个兴奋性 E，200个抑制性 I），随机连接（概率 p=0.2）
- 调节旋钮（核心变量）：抑制性突触的衰减时间常数 τ_I^d
- 发生的过程：
 - 背景噪声让神经元发放。
 - 兴奋性神经元试图让网络沸腾（正反馈）。
 - 抑制性神经元试图让网络冷却（负反馈）。
 - 通过调节 τ_I^d ，改变抑制作用的持久度

3. 输出层

根据 τ_I^d 的不同，实验设计成功应该会有三种不同的状态

A. 次临界状态

- 栅格图表现：稀疏、散乱。神经元只是偶尔响一下，很难带动邻居。
- 雪崩特征：雪崩规模很小。
- 数学分布：指数分布。在双对数坐标图上，这是一条向下弯曲的曲线（掉得很快）。

B. 超临界状态

- 栅格图表现：全网同步。你会看到竖直的条纹，所有神经元像喊口号一样同时发放，然后同时沉默。
- 雪崩特征：雪崩巨大，甚至贯穿整个网络。
- 数学分布：双峰分布。图上会出现一个凸起的包，代表异常大的同步事件。

C. 临界状态

- 栅格图表现：既不散乱，也不全同步。你会看到大小不一的活动团块。这种活动看起来像是有组织的，但又很灵活。
- 雪崩特征：无标度。既有无数的小雪崩，也有少量的大雪崩，大小跨度极大。
- 数学分布：幂律分布。
 - 在双对数坐标图上，是一条笔直的直线。
 - 斜率（指数）：规模指数

判定标准：符合Crackle Noise 关系公式。

4.Crackle Noise 公式

1.雪崩规模 (Size, S) 的幂律指数 τ ：

$$P(S) \sim S^{-\tau}$$

2.雪崩持续时间 (Duration, T) 的幂律指数 α ：

$$P(T) \sim T^{-\alpha}$$

3.规模与持续时间的缩放关系：

一般来说，持续时间越长的雪崩，其规模也越大，它们之间符合一个幂函数关系

$$\langle S \rangle(T) \sim T^{\frac{1}{\sigma\nu z}}$$

Crackle Noise 关系公式就是：

$$\frac{1}{\sigma\nu z} = \frac{\alpha - 1}{\tau - 1}$$

5. 网络结构

1. 神经元总数 (N)

- 总数 $N=1000$
- 兴奋性神经元： 800个
- 抑制性神经元： 200个

2. 连接方式

- 类型：随机稀疏连接
- 连接概率 $p: 0.2$ 。意味着任意两个神经元之间有20%的概率存在突触连接。
- 异质性的关键：虽然概率是固定的，但是神经元的实际入度是服从二项分布近似泊松分布的，因为这种随即连接产生的入度差异，尤其是抑制入度的差异，构成了该网络的“结构异质性”的基础

6. 神经动力学

每个神经元 i 的膜电位 V_i 随时间的变化由以下微分方程控制：

$$\frac{dV_i}{dt} = \frac{1}{\tau_\alpha} (V_{\text{rest}} - V_i) + I_i^{\text{rec}} + I_i$$

1. 膜时间常数 τ_α :

- 兴奋性神经元： 20ms
- 抑制性神经元： 10ms

2. 静息电位 V_{rest} : -70mv

3. 发放阈值 V_{thre} : -50mv, 当 $V_i \geq V_{\text{thre}}$, 神经元发放脉冲

4. 复位电位 V_{reset} : -60mv, 当发放后, 电位瞬间重置为该值

5. 不应期:

- 兴奋性神经元： 2ms
- 抑制性神经元： 1ms

7. 突触电流动力学

模型构建当中最复杂也是最关键的一部分，特别是这里面的突触滤波器

1. 突触电流方程:

$$\frac{dV_i}{dt} = \frac{1}{\tau_\alpha} (V_{\text{rest}} - V_i) + I_i^{\text{rec}} + I_i I_i^{\text{rec}} = \sum_{\beta \in \{E, I\}} g_{\alpha\beta} (V_\beta^{\text{rev}} - V_i) \sum_{j \in C_i^\beta} F_\beta(t)$$

$V_E^{\text{rev}} = 0 \text{ mV}$ (兴奋性反转电位)

$VI_{\text{rev}} = -70 \text{ mV}$ (抑制性反转电位)

2. 突触滤波器：双指数函数

$$F_\beta(t) = \frac{1}{\tau_\beta^d - \tau_r} (e^{-t/\tau_\beta^d} - e^{-t/\tau_r})$$

这个模拟了突触后电流的上升和衰减过程

3. 时间常数参数：

上升时间 τ_r : 0.5ms (对E和I都一样)

兴奋性衰减 τ_E^d : 2ms(模拟AMPA受体)。

抑制性衰减 τ_I^d : 核心的控制参数

4. 突触权重：

$g_{EE} = 0.012$

$g_{IE} = 0.024$

$g_{EI} = 0.18$

$g_{II} = 0.31$

5. 背景驱动输入

为了让网络产生自发活动 (寻找临界点时, 你需要加入背景噪声。)

1. 输入源：

- 每个神经元接收来自外部 N_o 个神经元的输入。
- $N_o = p \times N_E = 0.2 \times 800 = 160$ 个外部输入源。
- 这些输入源发放服从 **泊松过程 (Poisson Process)**。

2. 频率 (Q_o): 25 Hz。

3. 外部突触权重：

- $g_{Eo} = 0.022$ (外部 → E)
- $g_{Io} = 0.04$ (外部 → I)