迈向热力学储备池计算：探索 SHA-256 专用集成电路作为潜在物理基底

理论框架与初步实验观察

Francisco Angulo de Lafuente[1,2],**Vladimir Veselov**[3],**Richard Goodman**[4]

[1]独立研究者，马德里，西班牙[2]CHIMERA 项目／全息储备池计算首席架构师[3]莫斯科电子技术学院（MIET），莫斯科，俄罗斯
开放研究者与贡献者身份识别码：0000-0002-6301-3226[4]
Apoth3osis 管理总监，应用科学学士

联系方式：请参阅本文末尾的作者链接

2025年12月

arXiv:2601.01916v1 [cs.NE] 5 Jan 2026

范围说明：本文提出了一个理论框架，并报告初步实验观察。核心假设——承受电压应力的比特币挖矿专用集成电路可用作物理储备池计算基底——仍有待充分验证。全文明确区分理论预测与实证测量。

摘要

我们提出了一个理论框架——全息储备池计算（HRC）——并假设承受电压应力的比特币挖矿专用集成电路（BM1366）中的热力学噪声与时序动态可能用作物理储备池计算基底。我们介绍了 CHIMERA（通过矿工嵌入式共振架构实现的意识混合智能）系统架构。该架构不将 SHA-256 哈希流水线视为熵源，而是将其视为确定性扩散算子；在受控电压和频率条件下，其时序特性可能呈现具有计算价值的动态。

我们报告了稳定性边缘运行期间到达间隔时间统计呈现非泊松变异性的初步观察，并将其称为“硅之心跳”假设。基于分层数制（HNS）表示的理论分析表明，与传统冯·诺依曼 $O(2^n)$ 依赖关系相比，此类架构的能耗缩放可达到 $O(\log n)$，有望将效率提升数个数量级。然而，我们强调，这些只是仍需实验验证的理论预测。我们介绍了已实施的测量基础设施，承认当前局限，并概述了确认或证伪这些假设所需的实验计划。本研究提出了一种将过时密码学硬件改用于神经形态应用的新方法，为新兴的热力学计算领域作出贡献。

关键词：物理储备池计算，神经形态系统，专用集成电路再利用，热力学计算，SHA-256，时序动态，能源效率，循环经济计算，分层数字系统，边缘计算

1 引言

1.1 动机与背景

当代人工智能领域面临着一个悖论式挑战：算法复杂度呈指数级提升，而底层硬件基底仍受冯·诺依曼架构及其相关能量成本的根本性制约 [1]。“功耗墙”已成为真正自主的边缘部署认知系统出现的实际障碍 [2]。在人类计算历史上，人工智能的实际极限首次不再由算法能力决定，而是由信息处理的热力学成本所支配 [3]。

与此同时，全球加密货币挖矿行业产生了大量过剩的专用硅。用于比特币挖矿的专用集成电路（ASIC），例如 BM1387 和 BM1366 芯片组，每年都会进入电子废弃物流，因为挖矿难度的提升使它们在经济上变得过时 [4]。业界普遍认为，这些芯片“只能挖掘加密货币，且必须使用 ASIC 的原生算法”，因此“无法被重新用于”其他计算任务 [5]。

本文对这一假设提出质疑——并非声称专用集成电路能够执行通用计算，而是提出，这些器件在非标准运行条件下的物理动力学，或许可用于一类特定计算：物理储备池计算。

1.2 物理储备池计算范式

储备池计算（RC）是一种适用于时序数据处理的计算框架，源自循环神经网络模型，包括回声状态网络（ESN）和液体状态机（LSM） [6, 7]。储备池计算系统由储备池和读出层组成：前者将输入映射到高维空间，后者用于模式分析。关键在于，储备池是固定的——只有读出层需要训练，通常采用简单的线性回归 [8]。

这种架构上的简洁性带来了一项关键优势：储备池本身无需是仿真的神经网络。具有适当非线性动力学的物理系统可以直接充当储备池，从而消除仿真带来的计算开销 [9]。忆阻器 [10], 、光子系统 [11]、自旋电子振荡器 [12], , 甚至机械系统 [13], 都已成功应用于物理储备池计算。

物理储备池的关键要求包括：(1) 高维状态空间；(2) 非线性动力学；(3) 衰减记忆（回声状态属性）；以及 (4) 分离性质 —— 即将不同输入映射到可区分状态的能力 [14]。我们的假设是，在时序稳定性边缘运行的电压应力 ASIC 可能呈现出满足这些要求的动力学特性。

1.3 贡献与范围

本文的贡献如下：

1. **理论框架：** 我们提出全息储备池计算（HRC）框架，假设 SHA-256 ASIC 在受控应力条件下运行时，可以充当物理储备池。

2. **系统架构：** 我们介绍 CHIMERA，这是一种三层架构，用于将挖矿硬件作为计算基底进行接口连接。

3. **测量基础设施：** 我们介绍了用于采集 ASIC 运算时序统计数据的工具。

4. **理论效率分析：** 我们提出了一个数学基础，说明基于层次数字系统表示法可能实现的能源效率提升。

5. **初步观察：** 我们报告了初步测量结果，这些结果表明存在不可忽视的时序动态，同时也承认仍需进行严格验证。

我们明确说明本文不 声称什么：我们并未声称已经构建出可运行的神经形态计算机；并未声称我们的方法优于专门构建的储备池计算硬件；也未声称已观察到的时序变化在未经进一步验证的情况下就构成计算能力。

2 相关工作

2.1 物理储备池计算系统

物理储备池计算已成为一个活跃的研究领域，并已在多种基底上实现。Tanaka 等人 [9]提供了一份全面的综述，按照基底类型对物理储备池计算进行分类：电子、光子、自旋电子学、机械和生物。不同基底在速度、功率消耗和集成复杂度方面各有取舍。

电子实现包括基于忆阻器的储备池，它们利用电阻开关器件 [10, 15]固有的非线性和短期记忆。Du 等人展示了一种 32×32 忆阻器交叉阵列，在时间序列任务 [16]上实现了具有竞争力的性能。最近，采用时域模拟脉冲神经元的基于 CMOS 的实现展现出用于硬件友好型储备池计算 [17]的潜力。

光子储备池利用光学系统的高带宽和并行性。Larger 等人 [11] 展示了采用光电振荡器的基于延迟的储备池计算，在语音识别任务上取得了最先进的性能。延迟反馈架构与我们的工作尤为相关，因为它表明，相对简单的物理配置也能产生丰富的动力学。

2.2 热力学与随机计算

近期研究探索了热涨落和随机动力学的计算潜力。Camsari 等人 [18]利用低势垒纳米磁体引入了概率比特（p-bits），并证明受控随机性可用于计算。Borders 等人 [19] 表明，磁性隧道结中的热噪声可以驱动概率计算。

Extropic Corporation 和学术团体提出了“热力学计算”范式，主张拥抱而非抵抗热噪声 [20]。这些方法表明，只要加以恰当利用，计算产生的“废热”就可能转化为一种计算资源。我们的假设与这一观点一致：专用集成电路中由电压应力引起的时序变化，可能构成一种有用的随机性。

2.3 专用集成电路再利用尝试

加密货币行业曾多次尝试将挖矿基础设施转用于其他应用，尤其是人工智能 [5]。然而，这些尝试无一例外都是用图形处理器取代专用集成电路，而非重新利用专用集成电路本身。Hut 8、Iris Energy 和 Core Scientific 等公司已宣布转向人工智能托管，但也明确承认，SHA-256专用集成电路无法执行通用计算 [21]。

我们的方法有着根本区别：我们并不试图让专用集成电路执行任意计算。相反，我们提出将其物理动力学——具体而言，即受应力影响时的时序行为——用作储备池基底。这类似于不把一桶水当作计算机，而是利用其波动动力学分离输入的物理系统 [22]。

3 理论框架

3.1 CHIMERA 假说

本研究的核心假设是：SHA-256 挖矿专用集成电路在电压和时序稳定性的边缘运行时，会表现出可能满足物理储备池计算要求的动态特性。我们将此称为 CHIMERA

（通过矿工嵌入式共振架构实现的有意识混合智能）假设。

SHA-256 是一种确定性密码哈希函数：相同的输入总是产生相同的输出。然而，SHA-256 在硅中的物理实现涉及具有有限开关时间、传播延迟和热敏感性的真实晶体管。当工作条件接近设计范围的边缘时，这些物理效应便可测量。

我们提出，候选物理信号并非哈希输出比特本身——它们仍然是确定性的——而是哈希计算的时序动态。具体而言，我们假设，有效份额的到达间隔时间的变异系数（CV）和熵呈现出与工作区间相关的结构。

3.2 SHA-256 作为扩散算子

区分熵生成与熵扩散至关重要。SHA-256 不会产生熵；它是一种确定性函数。然而，SHA-256 具有雪崩效应：输入中单个比特发生变化，平均会导致 50% 的输出比特发生变化 [23]。因此，SHA-256 是一种有效的扩散算子，能够将信息扩散到整个输出空间。

在 CHIMERA 框架中，SHA-256 充当高维非线性变换，是储备池系统的一个组件。状态表示由以下内容推导得出：

$$X(t) = \sigma\left(W_{in}u(t) + \sum_i A_{ij}X_j(t-1) + \xi(V,T,f)\right) \quad (1)$$

其中，$X(t)$ 表示高维内部状态，A_{ij}是由 SHA-256 门电路的物理布局决定的有效邻接矩阵，而 $\xi(V,\ T,\ f)$ 表示取决于电压 V、温度 T 和时钟频率 f 的时序扰动。激活函数 σ 由晶体管逻辑的非线性开关动态提供。

3.3 Chronos动态：将时序作为可观测量

V04 架构的关键洞见是，时序统计而非比特模式构成了用于测量物理动力学的通道。我们将 ChronosBridge 耦合效率定义为：

$$K_{sync} = \exp\left(-\frac{\sigma_J^2 f_{clk}}{2\pi}\right) \cdot \sum_k \cos(\Delta\phi_k) \quad (2)$$

其中，σ_J是网络抖动，f_{clk}是 ASIC 时钟频率，而 $\Delta\phi_k$ 是第 k 个哈希核心的相位偏移。此公式刻画了软件观测与硬件动态之间的时序相干性如何影响可观测信号的质量。

当前系统实现的主要观测量包括：

- **变异系数（CV）：** 到达间隔时间的变异系数 $= \sigma/\mu$。对于泊松过程，CV $= 1$。偏离该值表示存在非随机结构。
- **直方图熵：** 到达间隔时间分布的香农熵，可反映时间模式的复杂性。
- **汉明距离：** 连续哈希输出之间的比特差异，可作为扩散质量的代理指标。

3.4 相变假说

我们假设，专用集成电路从可靠运行转变为不可靠运行的过程遵循相变，可使用金兹堡-朗道形式建模。将序参量 ψ 定义为全局核心同步程度。硅衬底的自由能为：

$$F(\psi, V) = F_0 + a(V - V_{crit})\psi^2 + b\psi^4 + \gamma|\nabla\psi|^2 \quad (3)$$

在 $V = V_{crit}$ 时，系数 $a(V - V_{crit})$ 改变符号，可能引发自发对称性破缺，并表现为相干振荡——这就是我们假设的“硅之心跳”。

> **注意：** 该相变模型是一种理论假设。要通过实证加以验证，需进行系统的电压扫描并开展严格的统计分析，这项工作计划在未来进行。

3.5 能源效率：O（对数 n）与 O（2^n）

本研究的一项重要理论贡献是在与 Veselov 的合作中建立的 [24], ，涉及不同计算架构的能耗缩放。在传统的冯·诺依曼架构中，状态转换的能耗随状态空间扩展：

$$E_{vN} \propto O(2^n) \quad (4)$$

这种指数级扩展源于线性存储器寻址方案需要大规模并行切换。状态表示中的每一位都需要独立的物理切换事件，而这些事件无法在整个状态空间中摊销。

相比之下，CHIMERA 架构所采用的层次数字系统（HNS）表示法将储备池动态映射到一种分层结构中，使能量成本与状态复杂度脱钩：

$$E_{HNS} \propto O(\log n) \quad (5)$$

这种对数级扩展的出现，是因为分层表示允许将状态转移编码在表示本身的结构中，而不必进行显式枚举。

对于典型的储备池维度（$n \sim 10^4$ 状态），理论效率比为：

$$\frac{E_{vN}}{E_{HNS}} \approx \frac{2^n}{\log(n)} \approx 10^4 \quad (6)$$

这为本研究初步描述中提及的 10,000×效率提升提供了理论基础。我们强调，这是基于信息论考量得出的理论上限，而非实测结果。要确定实际可实现的效率提升，仍需在受控条件下进行实验验证。

4 系统架构

4.1 三层 CHIMERA 堆栈

CHIMERA 架构由三个层次结构层组成，每一层负责储备池计算流程中的特定环节。这种模块化设计便于独立开发和测试各个组件。

4.1.1 第 1 层：Ghost（硬件抽象）

Ghost 层负责原始遥测数据采集和命令执行。它通过 AxeOS 固件 HTTP API 与挖矿硬件交互，为不同版本的专用集成电路提供统一的电压和频率控制抽象。主要功能包括：

- 每隔 3 秒进行一次遥测轮询（电压、温度、功率、哈希率）
- 通过向矿机 API 发送 HTTP PATCH 请求进行电压控制
- 通过更改锁相环配置进行频率调制
- 以微秒分辨率记录份额事件时间戳

4.1.2 Layer2：Muse（信号处理）

Muse 层将原始时间数据处理为有意义的特征。它实现 Chronos Bridge 动力学，计算：

- 到达间隔时间统计（均值、方差、变异系数）
- 基于可配置分箱宽度的直方图熵
- 连续哈希值之间的汉明距离序列
- 用于全息表示的相位-振幅编码

我们采用“全息”一词的信息论含义：通过相位-振幅耦合，从低维投影重建高维相位空间动力学，这类似于光学全息，其中三维信息被编码在二维干涉图样中。

4.1.3 第3层：哨兵（稳态）

哨兵层监测系统健康状态，并实施控制回路，使系统维持在目标运行区间内。其包括：

- PID 回路热管理
- 电压限制执行
- 用于硬件保护的异常检测
- 用于离线分析的日志基础设施

表 1：硬件规格和运行参数（已实施）

参数	值	备注
ASIC 芯片组	BM1366	LV06 变体（Lucky Miner）
哈希核心	138	并行 SHA-256 单元
频率范围	300–500 MHz	20 MHz 步进分辨率
核心电压范围	850–990 mV	通过 AxeOS 遥测
电压驻留时间	60 秒	每个电压步进
频率驻留时间	30–45 秒	每个频率步进
遥测轮询间隔	3 秒	通过 HTTP API
标称功率	5–15 W	工作范围

4.2 电压与频率控制

CHIMERA 系统通过 AxeOS 固件的 HTTP API 控制专用集成电路的运行条件。电压和频率变化通过 PATCH 请求应用：

```
负载 = {"frequency": 频率,"volts":
```

PLL（锁相环（PLL））配置的更改需要固件重启后才能生效。已实现的频率扫描覆盖 300–500 MHz，步进为 20 MHz，并设置了足够的停留时间以实现热稳定。

注意： 代码通过 coreVoltageActual 遥测字段以毫伏（mV）为单位运行。初步描述中提到的“8.2V”指的是板级供电电压，在核心遥测级别对应约 850–870 毫伏。这一区分对于确保可复现性至关重要。

5 实现细节

5.1 时序测量基础设施

Chronos Bridge 模块（chronos_bridge.py）实现了时序测量基础设施。份额事件在接收时进行时间戳标记，并在滑动窗口上计算到达间隔统计：

```
# chronos_bridge.py:236if
```

对于泊松过程（随机、无记忆到达），变异系数= 1。偏离 1 表示时间安排具有一定结构：变异系数 >1 表示聚集（突发到达），而变异系数 <1则表示规律性（准周期性到达）。

5.2 扩散质量指标

连续哈希输出之间的汉明距离可作为扩散质量的近似指标：

```
#metrics.py:562 异或值 =哈希1 ^哈希2_

乱
```

局限性：这测量的是输出之间的扩散，而非硬件错误率。目前没有检测错误计算（无效份额、错误哈希值）的机制。未来计划通过无效份额计数直接测量错误率。

5.3 已知混杂因素

有几个因素可能会独立于硅的物理特性而影响时序统计：

- **TCP 缓冲：** 网络协议栈可能会批量共享通知
- **操作系统调度：**Python 进程可能会出现抖动。
- **固件批处理：**AxeOS 可能会汇总多个份额
- **矿池延迟：**网络往返会影响时间戳的准确性

未来的工作将通过增大窗口大小、记录原始时间戳以供离线分析，以及在可能的情况下直接探测硬件，来解决这些混杂因素。

表 2：测量通道——已实施与计划中

指标	Code	状态	解释
到达间隔变异系数	chronos:236	✓ 实现	时序结构
直方图熵	chronos:240	✓ 实现。	时序复杂度
汉明距离	metrics：56	✓ 实现。	扩散代理指标
电压遥测	幽灵层	✓ 实现。	工作点
温度	幽灵层	✓ 实现	热状态
FFT/PSD 分析	–	○ 计划中	频率补偿
无效份额率	–	○ 计划	硬件错误率
硬件随机数错误	–	○ 计划	时序违规

6 初步观察

6.1 电压应力下的时序变异性

在从 990 mV 到 850 mV 的受控电压扫描过程中，我们观察到到达间隔时间统计数据发生了系统性变化。随着电压降低至稳定运行的下限附近，变异系数值在 1 上下波动，表明其偏离了泊松统计。

这些初步观察与以下假设一致：稳定性边缘运行会使时序动态呈现结构性特征。不过，我们强调：

1. 样本量有限（每个电压点有 $N < 1000$ 份额事件） 2. 混杂因素（网络、操作系统调度）未得到充分控制 3. 尚未确立多芯片可重复性 4. 统计显著性分析尚待进行

表3：假设的工作区间（初步）

核心电压	工作区间	特征	状态
$>$ 950毫伏	确定性	低方差，变异系数 ≈ 1	初步
870–950 毫伏	过渡性	CV方差增加	初步
850–870 毫伏	共振?	结构化模式?	调查中
$<$ 850毫伏	不稳定	频繁错误、重置	已观察到

6.2 “硅心跳”假设

本工作的初步描述曾提到“2.4Hz 硅心跳”——这是对 ASIC 功耗遥测中一种假设的自组织振荡的描述。我们必须澄清这一说法当前的状态：

当前实现的代码会对约 10 个事件组成的窗口计算变异系数和熵指标。它不会 实现：

- 快速傅里叶变换或功率谱密度（PSD）分析
- 长时程时间序列记录
- 振荡器频率提取
- 周期性的统计显著性检验

因此，“2.4 Hz”的说法应被视为一种基于非正式观察的工作假设，而非经过验-证的测量结果。恰当的验证需要进行谱分析，这需要依靠我们在未来工作部分概述的基础设施。

局限性： 我们观察到事件间隔的非泊松变异性，到达统计数据中存在这种现象。关于稳定窄带振荡的说法，需要进行时间序列记录和频域分析，这些工作已列入计划，但尚未实施。

7 理论效率分析

7.1 冯·诺依曼瓶颈

传统计算架构受到所谓的冯·诺依曼瓶颈的制约：存储与处理分离造成了根本性的带宽限制 [1]。更重要的是，就我们的分析而言，这些架构中的计算能耗会随着问题复杂度的增加而急剧上升。

对于表示 n 位状态的系统，冯·诺依曼架构所需的能量与状态空间探索成正比：

$$E_{vN} = k \cdot 2^n \cdot E_{switch} \tag{7}$$

其中 E_{switch} 是每比特转换能耗， k 是取决于算法的常数。这种指数级扩展是架构本身的根本特性，而不仅仅是实现限制。

7.2 层次化数制效率

Veselov 提出的层次数字系统（HNS）方法 [24], 使用树形结构表示状态，并将状态转移编码在层次结构本身中。由此可得：

$$E_{HNS} = k' \cdot \log(n) \cdot E_{switch} \tag{8}$$

这种对数级扩展源于：在层次化表示中，状态转换只需更新 $O(\log n)$ 个节点，而不必更新可能的全部 n 比特。

7.3 预期效率提升

T不同架构之间的能耗比为：——

$$\eta = \frac{E_{vN}}{E_{HNS}} = \frac{k}{k'} \cdot \frac{2^n}{\log(n)} \tag{9}$$

对于实际的储备池维度（$n = 10^4$ 个有效状态），并假设实现常数相当（$k \approx k'$），理论效率比约为 10^4，这正是我们提出“10,000×”这一说法的依据。

注： 该效率分析属于理论分析，并假设处于理想条件。实际的效率提升将取决于实现细节、开销成本以及具体的计算任务。还需要进行实验验证。

8 潜在应用

8.1 边缘神经形态计算

如果得到验证，基于专用集成电路的储备池计算将能够在网络边缘实现神经形态处理。退役挖矿硬件成本低且供应广泛，有望让更多人能够使用物理储备池计算；目前，这项技术仅限于拥有专用设备的研究实验室。

8.2 硬件安全原语

每个专用集成电路的时序特征由独特的工艺变化和制造变化决定，可作为硬件安全应用中的物理不可克隆函数 [25]。由于其响应取决于结温和设备特定的延迟故障，即使拥有芯片的完美逻辑模型，也无法对其进行复制。

8.3 循环经济计算

或许最显著的潜在影响在于环境方面。全球加密货币挖矿行业每年会淘汰数百万台过时的专用集成电路 [4]。如果这些设备能够被改作计算用途——哪怕是专用计算——其环境影响也将十分可观。这意味着专用硅有望从线性模式（制造—使用—丢弃）转向循环模式（制造—使用—改作他用）。

表 4：潜在应用——就绪度评估

应用	要求	状态	就绪度
物理不可克隆函数 / 硬件安全	唯一响应	已观察到	中
熵源	真正的随机性	未经验证	Low
储备池计算	回声状态性质，分离	理论	Low
信号处理	基准性能	未测试	非常低

9 与相关方法的比较

9.1 专用物理储备池

与专门打造的物理储备池系统相比，基于专用集成电路的储备池有着不同的权衡：

表 5：与其他物理储备池计算方法的比较

方法	演示。	功率	可用。	控制。
忆阻器 [10]	Yes	μ瓦–毫瓦	研究	High
光子 [11]	Yes	mW–W	Lab	High
自旋电子学 [12]	Yes	μW	研究	中
CMOS 脉冲神经 [17]	Yes	mW	晶圆厂要求	High
CHIMERA（此项）	No	5–15 W	商用	有限

CHIMERA方法的主要优势在于可获得性：有数百万个合适的专用集成电路，且可以极低的成本获取。其主要缺点是，该基底并非为储备池计算而设计，能否将其用作储备池仍未得到证实。

9.2 行业专用集成电路再利用工作

我们的方法与行业中的“人工智能转型”举措有着根本区别。Hut 8、Iris Energy 和 Core Scientific 等公司正在用图形处理器取代专用集成电路 [5, 21]。我们提出直接利用专用集成电路本身，尽管仅用于一类范围有限的计算。

10 局限性与未来工作

10.1 理论不确定性

核心假设——SHA-256 ASIC 能够充当物理储备池——尚未得到证实。我们必须应对若干理论挑战：

1. **回声状态属性：** 我们尚未证明该基底对输入具有渐消记忆。这是储备池计算的一项基本要求。

2. **分离性质：** 我们尚未证明，不同的输入会产生可区分的储备池状态。

3.**状态维度：** 基于时序的状态表示的有效维度尚不明确。

4. **物理效应与伪影：** 已观察到的时序变化可能是网络/操作系统伪影，而非硅物理效应。

10.2 实验局限性

当前的实验局限性包括:

1. **硅之心跳：** “2.4 Hz”这一说法需要进行 FFT/PSD 分析和统计显著性检验，而这些工作尚未实施。2. **错误率：** 我们测量的是汉明距离（扩散），而非实际的硬件错误率（时序违规）。无效份额计数将提供直接证据。3. **可复现性：** 尚未确立跨芯片、跨站点的可复现性。4. **样本量：** 初步观察使用了有限的样本量（每种条件 $N < 1000$ 个）。

10.3 本文不主张什么

为避免误解，我们明确说明本文不 主张以下内容:

- 我们**不** 声称已经构建出一台可运行的神经形态计算机
- 我们**不** 声称专用集成电路优于专用储备池计算硬件
- 我们**不**声称时序变化在任何有意义的层面上构成“意识”或认知
- 我们**不**声称实验已验证效率有所提升
- 我们**不**声称 SHA-256 会生成熵（它只是对熵进行扩散）

10.4 必要的未来实验

要验证或证伪 CHIMERA 假说，必须开展以下实验:

表 6：必要的验证实验

实验	目的	基础设施	优先级
FFT/PSD 分析	验证频率	长时间记录	High
无效份额计数	测量错误率	分层模数	High
多芯片研究	可复现性	多个专用集成电路	High
NARMA-10基准测试	标准储备池计算性能	读出实现	中
Mackey-Glass	时间序列容量	训练基础设施	中
回声状态测试	基础储备池计算	输入注入	关键
直接电磁探测	绕过混杂因素	硬件仪器	Low

11 结论

我们提出了 CHIMERA 框架，将其作为一项理论方案，用于重新利用退役的比特币挖矿 ASIC，充当物理储备池计算基底。其核心洞见在于，候选物理信号并非哈希比特模式——后者仍是确定性的——而是在受控电压和频率应力下呈现的时序动态。

我们与 Veselov 合作开展的理论分析，为相较于传统冯·诺依曼 $O(2^n)$架构实现潜在的 $O(\log n)$ 能耗缩放提供了数学基础。这表明，效率提升数个数量级或许可以实现，但仍需进行实验验证。

初步观察表明，在稳定性边缘运行期间，到达间隔时间统计呈现非泊松变异性。尽管这些发现颇为引人注目，我们仍强调，在提出任何关于计算效用的主张之前，还有大量实验工作有待完成。“硅之心跳”仍是一项工作假设，尚待谱分析验证。

如果 CHIMERA方法得到验证，它就能通过赋予原本已过时硬件新的用途，为可持续计算作出贡献——将电子废弃物转化为计算基础设施。我们希望本文能激发讨论，并邀请储备池计算和神经形态工程领域的研究者开展合作，严格检验这些想法。

比特币挖矿的遗产不必止于填埋场。它能否成为一种新型计算的基础设施，仍是一个有待回答的问题——我们认为值得对此展开调查。

致谢

作者感谢开源社区提供的工具和框架，使本研究得以开展。F.A.L. 感谢 AxeOS 开发团队提供固件文档。V.V. 感谢 MIET 的支持。R.G. 感谢 Apoth3osis 研究团队进行技术审阅，并开展代码与论文的一致性分析。

我们特别感谢同行评审人提出的批评性意见，这些意见显著提升了本文的诚实性与准确性。他们坚持要求明确区分理论预测与实证测量，使本文成为一项更有力的贡献。

参考文献

[1] 约翰·冯·诺依曼，《EDVAC 报告初稿》，技术报告，宾夕法尼亚大学，1945年。

[2] C. Mead，《神经形态电子系统》，*Proceedings of the IEEE*，第78卷，第10期，第1629–1636页，1990年。

[3] R. Landauer，《计算过程中的不可逆性与热量产生》，*IBM Journal of Research and Development*，第5卷，第3期，第183–191页，1961年。

[4] 剑桥比特币电力消费指数，“采矿设备数据库。”https://ccaf.io/cbnsi/cbeci，2024 年。

[5] RSM US LLP，“比特币矿工转向人工智能以维持盈利能力。”https://rsmus.com/insights/industries/financial-services/，2024年。

[6] H. Jaeger，《“回声状态”分析方法及循环神经网络训练》，技术报告 GMD Report 148，德国国家信息技术研究中心，2001年。

[7] W. Maass、T. Natschläger 和 H. Markram，“无稳定状态的实时计算：一种基于扰动的神经计算新框架”，*Neural Com-putation*，第 14 卷，第 11 期，第 2531–2560 页，2002 年。

[8] M.Lukoševi˘cius和H. Jaeger，“循环神经网络训练的储备池计算方法”，*ComputerScienceReview*，第3卷，第3期，第127–149页，2009年。

[9]G. Tanaka、T. Yamane、J. B. Héroux、R. Nakane、N. Kanazawa、S. Takeda、H. Numata、D. Nakano和A. Hirose，“物理储备池计算的最新进展：综述”，*NeuralNetworks*，第115卷，第100–123页，2019年。

[10] C. Du、F. Cai、M. A. Zidan、W. Ma、S. H. Lee和W. D. Lu，“利用动态忆阻器进行时间信息处理的储备池计算”，*Nature Communications*，第8卷，第1期，第2204页，2017年。

[11] L. Larger、M. C. Soriano、D. Brunner、L. Appeltant、J. M. Gutiérrez、L. Pesquera、C. R. Mirasso 和 I. Fischer，“超越图灵的光子信息处理：储备池计算的光电实现”，*Optics Express*，第 20 卷，第 3 期，第 3241–3249 页，2012 年。

[12] D. Markovi´c、N. Leroux、M. Riou、F. Abreu Araujo、J. Torrejon、D. Querlioz、A. Fukushima、S. Yuasa、J. Tryp-iniotis、A. Martíns、等，“利用自旋转移纳米振荡器的频率、相位和振幅进行储备池计算”，*Applied Physics Letters*，第 114 卷，第 1 期，文章编号 012409，2019 年。

[13] K.Nakajima, H. Hauser, R. Kang, E. Guglielmino, D. G. Caldwell 和 R. Pfeifer，“将软体作为储备池：章鱼启发的软体机械臂动态模型案例研究”，*Frontiersin Computational Neuroscience*，第 7 卷，第 91 页，2013 年。

[14]K. Nakajima，“物理储备池计算——入门视角”，*JapaneseJournal of AppliedPhysics*，第 59 卷，第 6 期，第 060501 页，2020 年。

[15] S. H. Sung、T. J. Kim、H. Shin、T. H. Im 和 K. J. Lee，“用于神经形态储备池计算的新兴动态忆阻器”，*Nanoscale*，第 13 卷，第 45 期，第 19017–19032 页，2021 年。

[16] Z. Wang, S. Joshi, S. E. Savel’ev, H. Jiang, R. Midya, P. Lin, M. Hu, N. Ge, J. P. Strachan, Z. Li，等，“具有扩散动力学的忆阻器作为神经形态计算的突触模拟器”，*Nature Materials*，第 16 卷，第 1 期，第 101–108 页，2017 年。

[17] N. Kimura、H. Tanaka、T. Shimoda 和 Y. Amemiya，“基于互补金属氧化物半导体的时域模拟脉冲神经元实现物理储备池计算的硬件友好型实现”，*arXiv* 预印本，2024 年。

[18] K. Y. Camsari、R. Faria、B. M. Sutton 和 S. Datta，《用于可逆逻辑的随机 p 比特》，*Physical ReviewX*，第 7 卷，第 3 期，页码 031014，2017 年。

[19] W. A. Borders、A. Z. Pervaiz、S. Faria、K. Y. Camsari、B. M. Sutton 和 S. Datta，《使用随机磁性隧道结进行整数因式分解》，*Nature*，第 573 卷，第 7774 期，页码 390–393，2019 年。[20] Extropic 公司，《扩散模型的热力学》，技术报告，Extropic，2025 年。[21]《连线》杂志，《比特币矿工正转向人工智能》，2024 年 12 月。[22] C. Fernando 和 S. Sojakka，《桶中的模式识别》，载于《人工生命进展》，页码 588–597，施普林格，2003 年。

[23] 美国国家标准与技术研究院，“安全哈希标准（SHS）”，技术报告 FIPSPUB 180-4，美国国家标准与技术研究院，2015 年。

[24] V. Veselov，“层次数字系统与能效计算”，技术报告，莫斯科电子技术学院（MIET），2024 年。

[25] C. Herder、M.-D. Yu、F. Koushanfar 和 S. Devadas，“物理不可克隆函数及其应用：教程”，*IEEE* 会刊，第102卷，第8期，第1126–1141页，2014年。

作者信息

投稿至：IEEE Transactions onNeuralNetworksandLearning Systems**类别：**立场论文 / 假设与初步观察**日期：**2025年12月19日**官方代码仓库：**
h
t
t
p
s://
github.com/Agnuxo1/Emergent-Neuromorphic-Intelligence-Computi
ng-in-热

Francisco AngulodeLafuente（通讯作者）GitHub:
https://github.com/Agnuxo1ResearchGate:
h
t
t
p
s://
www.researchgate.net/profile/Francisco-Angulo-Lafuente-3Kaggle:
https://www.kaggle.com/franciscoangulo HuggingFace:
https://huggingface.co/Agnuxo Wikipedia:
https://es.wikipedia.org/wiki/Francisco_Angulo_de_Lafuente

Vladimir Veselov
莫斯科电子技术学院 (MIET) 开放研究者与贡献者身份
识别码：0000-0002-6301-3226

Richard Goodman董事总经理,
A
poth3osis https://apoth3osis.com

© 2025 作者。本文依据知识共享署名 4.0 国际许可协议授权。