相量智能体：采用三因子可塑性与分阶段睡眠学习的振荡图

Rodja Trappe
Zauberzeug GmbH

arXiv:2601.04362v1 [cs.LG] 7 Jan 2026

代码与可复现性。 这份预印本附带了位于 https://github.com/zauberzeug/phasor-agents-paper 的开源实现，以及位于 https://github.com/zauberzeug/phasor-agents的 PyPI 库。

摘要

相量智能体 是动力系统，其内部状态为一个**相量图**：由相互耦合的 Stuart–Landau 振荡器构成的加权图。Stuart–Landau 振荡器是一种最小稳定的“节律生成器”（霍普夫分岔附近的标准形）；我们将每个振荡器视为一个抽象计算单元（其灵感来源于生物振荡群体，但并不声称对其进行建模）。在这一解释中，振荡器相位 追踪相对时序（相干性），而振幅 追踪局部增益/活动。相对相位结构充当表征媒介；耦合权重通过三**因子局部可塑性**进行学习——资格迹由稀疏全局调制器和振荡定时的写入窗口进行门控——无需反向传播。

振荡型基底面临的一项核心挑战是**稳定性**：在线权重更新可能使网络进入不理想的状态（例如全局同步），导致表征多样性崩塌。因此，受突触标记与捕获及睡眠阶段动力学的启发，我们将**清醒** 期的标记与离线巩固分开：深睡眠样门控捕获可安全地提交已标记变化，而类快速眼动睡眠重放则重构并扰动经验，以支持规划。

分阶段实验套件通过消融实验和证伪检验验证各项机制：资格迹在延迟调制下保留信用；压缩进度信号通过时间戳打乱对照；相干相位检索在噪声下达到 4× 扩散基线的水平；在权重范数预算匹配的条件下，清醒/睡眠分离使稳定学习提升67%；快速眼动睡眠重放使迷宫成功率提高+45.5个百分点；而一种 Tolman 式潜在学习特征——无奖励探索后表现出的即时能力和绕行优势——与内部模型相符，并由重放产生 [Tolman， 1948]。

代码库和所有产物均为开源。

关键词： Stuart–Landau 振子、三因子可塑性、资格迹、睡眠巩固、重放、内在动机。

快速阅读指南。 若要最快找到证据：请参阅图 11–14（s3-07、s3-04、s3-06、s3-05）以及 §3.3–3.5 了解相关机制。

1 引言

大脑在种种限制条件下学习：突触是局部装置，全局教学信号稀疏且存在延迟，而系统在学习过程中必须保持正常运行。标准深度学习通过稠密梯度、集中式优化以及将学习与行动分离的训练机制，绕开了其中许多限制。

本文探讨另一种工作假设：**振荡相位关系可作为智能体学习的表征基底**。在耦合振荡器网络中，信息可以编码于相对相位结构之中，而计算则对应于塑造相位–振幅空间中的轨迹。神经科学长期以来认为，振荡协调参与绑定与路由[von der Malsburg， 1981， Singer， 1999， Varela 等人， 2001， Fries， 2005, 2015], 而 Stuart–Landau 振荡器则在霍普夫分岔（从稳定固定点转变为自持振荡）附近提供了一种便于分析的标准形 [Pikovsky 等人， 2001]。

从生物学角度解读，可将每个节点视为局部振荡群体模态（支持某种节律的微电路或细胞程序集群）的粗粒度“序参量”。模型跟踪该模态的相对时序（相位）和局部增益/活动（振幅）。

我们提出**相量智能体**，其潜在状态是一个**相量图**：由 Stuart–Landau 振荡器构成的加权图。学习通过三**因素可塑性**来调整耦合权重——局部资格迹受全局调制器门控 [Frémaux and Gerstner， 2016]。我们关注一种在静态网络中影响较轻、但在动态基底中尤为突出的系统层面复杂性：在线改变耦合可能改变动力学状态（例如，使网络进入全局同步），这既会损害表征，也会将瞬时相关性固化为长期结构。

为缓解这一问题，我们将学习划分为不同阶段。在**清醒**期间，网络与任务互动，并积累资格迹（突触“标记”）。在**类深度睡眠**阶段，被标记的更新会在门控写入窗口内得到巩固，并与稳定化正则项结合；在**类快速眼动睡眠** 阶段，系统进行重放，重构并扰动近期经验，以生成结构化的

规划方差。这种组织方式的依据是突触标记与捕获 [Frey 和 Morris，1997，Bennaand Fusi，2016] 以及相关证据：巩固取决于阶段结构化振荡微观结构和神经调质动力学 [Kim 和 Park，2025年，Denis 等人，2025年，Keeble 等人，2025]。

1.1 关键术语与缩略语

为使机器学习和神经科学领域的读者都能顺畅阅读本文，我们在开篇处定义反复出现的术语。“类多巴胺”、“类纺锤波”和“类快速眼动睡眠”等术语指的是算法控制模式，并非声称其具有生理保真度。

表 1：本文中使用的关键术语（算法含义）。

Term	本文中的含义
相量智能体	其潜在状态为相量图的智能体
相量节点	用作计算单元的 Stuart–Landau 振荡器
相量图	耦合相量节点的加权图
相位（ϕ）	相对时序；$\phi_i = \arg(z_i)$
振幅（r）	增益/活动代理指标；$r_i = \lvert z_i \rvert$
序参量 R	全局相位相干性；R=1 = 完全锁定，$R\approx 0$ = 不相干-相干
资格迹	连接活动与延迟重-的衰减记忆 ward
调制器 $M(t)$	稀疏全局信号门控可塑性（奖励、进度）
TGC	标记–门控–捕获：清醒期标记 +振荡定时门控 + 睡眠捕获
PRP	缓慢的“塑性相关蛋白”，促成后期巩-巩固
Wake	激活并标记资格迹；存在外部输入
REM 非快速眼动睡眠／慢波睡眠	重放／扰动阶段；无外部输入 睡眠纺锤波门控巩固 + 稳态；无外部输入
潜在学习	在无奖励探索过程中习得的结构 [Tolman，1948]
绕行优势	绕开障碍物的灵活路由（类似地图的表征-示）

在操作层面，我们通过以下方式衡量潜在学习：t=0自举成功（奖励开始时的即时能力）以及绕行探测成功（新颖路径）；见§5.3.8。

缩略语。ML = 机器学习；RL = 强化学习；GNN = 图神经网络；RNN = 循环神经网络；MSE =均方误差；IMEX =隐式-显式方法；MDL = 最小描述长度；STDP = 脉冲时序依赖可塑性；E-prop =资格迹传播；ESN = 回声状态网络；MHN =现代Hopfield网络；Dyna-Q = 带有显式回放缓冲区的基于模型的强化学习基线。我们将百分点差异报告为“百分点”（而非“pp”）。

1.2 贡献与范围

本文提出了七项具体贡献：

1. **面向智能体的振荡图基底**。具有显式耦合算子、归一化对照和稳定性诊断的 Stuart– Landau 振荡器图。证据：s1-02（图 1）、s1-04（图3）。

2. **振荡门控的信用分配**。用于三因子可塑性的相位相干性门控，将既有的资格迹机制与振子动力学相结合，从而无需反向传播即可实现延迟信用分配。证据：s2-03（图5），s2-04。

3. **来自学习进展的内在调制**。一种基于经典内在动机理论的压缩进展（学习进展）内在信号 [Schmid-huber，2010，Oudeyer 等人，2007] 并与最小描述长度（MDL）原则相联系 [Rissanen，1978]，通过时序安慰剂（时间戳打乱）控制得到验证。证据：s2-02（图6）。

4. **振荡图上的相位干涉联想记忆**。我们将经典全息记忆原理（相干性门控检索）[Noest，1988，Plate，1995] 应用于 Stuart–Landau 基底，并刻画噪声/容量范围。证据：s3-01（图7），s3-08（图 8）。

5. **将清醒/睡眠巩固重新诠释为稳定性控制**。我们将既有的标记与捕获机制应用于振荡图，表明其主要益处在于防止同步性崩塌，而不仅仅是提高记忆保持率。证据：s3-02（图 9），s3-03（图 10），s3-07（图 11）。

6. **用于规划的类快速眼动睡眠重放**。离线重建和经验扰动会生成结构化变异，以支持反事实探索，其思路与 Dyna 式规划相仿 [Sutton，1990]，并在不增加环境交互的情况下提升泛化能力。证据：s3- 04（图 12），s3-06（图14）。

7. **可复现、可证伪的评估套件**。分阶段实验注册表将每项主张对应到可运行的编码和稳定产物，其中包括消融实验和证伪检验。证据：下文第1.3 节 。

我们强调研究范围：当前实验规模较小，侧重机制，旨在使主张能够被证伪，而非与大规模深度强化学习（deepRL）竞争。我们会明确报告负面结果和基线差距。

1.3 实验注册表与论文路线图

本文中的每项实证主张都对应一个可运行的实验。实验通过s<stage>-<id> 格式的编码标识（例如，s2-03），其中阶段表示其在论证中的作用：阶段1刻画振荡器基底，阶段2测试局部可塑性和内在调制，阶段3评估记忆、巩固和

重放。每个实验都位于 `paper/experiments/`下，包含简短的README和可执行入口，并将图表写入固定的产物路径，再复制到 `paper/figures/` 中，供此LaTeX构建使用。

本文结构如下。第 2 节回顾振荡计算、局部学习规则以及睡眠/回放方面的相关工作。第 3 节介绍相量图基底、耦合算子、可塑性规则和稳定性诊断。第 4 节报告分阶段实验结果。第 5–7 节讨论其影响、局限性和后续工作。

2 相关工作

相量智能体处于以下领域的交叉点：(i) 基于振荡/相位的计算，(ii) 用作可训练基底的图动力系统，(iii) 局部学习规则（三因子可塑性、资格迹），以及 (iv) 通过睡眠/回放实现的分阶段学习。我们对相关工作进行梳理，以区分灵感来源（神经科学直觉）和创新主张（本文在算法层面的贡献）。

2.1 振荡计算与动力系统

神经科学中的振荡与相位计算。长期以来，振荡相干性一直被视为实现绑定与路由的一种机制：“脑网络”框架强调通过短暂的相位同步实现大规模整合 [Varela 等人, 2001], 而“相干通信”则将相位对齐视为路由闸门[Fries, 2005, 2015]。Buzsáki 的研究提出了更广泛的观点：节律是神经计算的控制界面——它会偏置输入选择、组织细胞集合并塑造可塑性，而不仅仅是反映神经计算 [Buzsáki，2006，Buzsáki 和 Draguhn，2004，Buzsáki， 2010]。在知觉之外，Shastri 和 Ajjanagadde 将相位同步拓展到符号推理：在他们的“Shruti”模型中，逻辑命题中的角色与填项通过相位对齐放电实现绑定，表明相位动力学无需外部控制器也能支持关系知识 [Shastri 和 Ajjanagadde， 1993]。Freeman 的神经动力学研究表明，嗅球在识别过程中会利用混沌振荡状态，并收敛到习得气味各自不同的吸引子——这提示，混沌边缘附近的受控不稳定性可能是灵活学习不可或缺的一环 [Skarda 和 Freeman，1987]。对同步假说的批评（例如，Shadlen 和 Movshon 认为伽马同步对于绑定既非必要也非充分）促使相位方法必须证明其明确的功能优势 [Shadlen 和 Movshon， 1999]; 我们通过明确的消融实验和证伪检验来回应这一问题。在动力系统领域，同步现象通常通过 Kuramoto 型模型进行研究 [Acebrón 等人， 2005] 并由 Stuart–Landau 振子加以推广 [Pikovsky 等人， 2001]。现代机器学习中的振荡神经网络。Stuart–Landau 振子是霍普夫分岔附近标准形的自然选择，能够支持稳定的相位动力学，同时保留振幅自由度。Wang & Terman 的早期研究表明，耦合振子网络（LEGION）能够自组织形成锁相集群，以实现分割和聚类，展示了“通过同步进行计算” [Wang and Terman， 1995]。在机器学习（ML）领域，振子网络（包括 Stuart–Landau 变体）正日益被探索为图学习基底，并被用于缓解图神经网络（GNN）中的过平滑和表征坍塌 [Zhang 等人， 2025]。更早期的相位编码“相量”联想记忆和复值网络也探索了相关的表征理念[Noest， 1988]。神经波机器（NWM）表明，局部耦合的振荡循环神经网络（RNN）能够从数据中学习行波结构，并将波作为时空表征的归纳偏置 [Keller and Welling， 2023]。人工库拉莫托振荡神经元（AKOrN）将 Kuramoto 更新推广为动态激活函数，并展示了其在物体发现、对抗鲁棒性和推理任务上的优势[Miyato 等人， 2025]。Rajagopal Rohan 等人提出了深度振荡神经网络（DONN）：将复数域中的 Hopf 振荡器与标准非线性单元（Sigmoid、ReLU）结合，并使用复值权重 [Rajagopal Rohan 等人， 2025]。关于复值神经网络（CVNN）的全面综述，包括激活函数和优化方法，可参阅 Bassey 等人的综述[Bassey 等人， 2021]。这篇论文与相量智能体尤其相关，因为它明确区分了振荡器的多种输入呈现模式——加性谐振器驱动、振幅调制（通过 Hopf 参数）和频率调制（通过固有频率）——并报告了使用赫布式训练变体时涌现出的、具有生物学启示的现象，例如特征／时间绑定和类 STDP 核。这些近期方法通过振荡动力学反向传播进行训练。相量智能体与它们共享一个核心前提——振荡动力学能够构造时空表征——但在两个关键方面有所不同：（a）学习是局部的（采用带资格迹的三因子可塑性），而非端到端反向传播；（b）我们加入清醒/睡眠巩固和内在调制，作为智能体学习的控制策略。与 DONN 一样，我们使用复值振荡器（振幅 + 相位），而非纯相位库拉莫托单元；遵循 NWM 的测量思路，我们明确量化振子图处于行波、同步或非相干状态的情形（序参量R、频带占用率），并将这些状态与记忆和任务性能相关联（s1-02、s1-04、s3-03）。

全息与复值表示。全息／相量式表示在现代架构中再度出现。Plate 的全息压缩表示（HRR）通过分布式向量中的类相位运算，实现绑定与叠加，为此提供了经典解释 [Plate，1995]。HoloGraph 提出将振荡同步作为

图学习的蓝图 [Dan et al., 2025]。全息变换器将相位干涉直接融入自注意力：采用显式的相位失配门控、按相位差进行值旋转，并使用辅助重构头来防止相位坍缩 [Huang etal., 2025]。在架构上，这与我们由相干性门控的 + 旋转至共识核（s3-01）十分接近，不过全息变换器通过反向传播进行端到端训练，而我们采用局部可塑性。相位坍缩防护机制尤其相关：我们的睡眠护栏（s3-03）从稳定性预算视角应对同一种失效模式。我们的全息记忆框架更接近内容寻址回忆，而非序列建模，但二者都具有“以相位干涉实现绑定”这一核心理念。

注意、门控与相位-振幅耦合。大脑中的注意与节律调制密切相关：Lakatos等人发现，注意会重新调整θ相位，使重要刺激与高兴奋性窗口对齐[Lakatos et al., 2008]。Lisman 与 Jensen 的θ-γ模型提出，每个θ周期都是容纳γ编码项目的一个“时隙”，从而为工作记忆提供一种基于相位的门控机制 [Lisman 与 Jensen, 2013]。这些观点支持将全局振荡器相位用作相量智能体中的写入/读取开关。

时延产生的高阶相互作用。时延在具身系统中不可避免。Fujii等人发现，成对延迟耦合会在耦合强度的二阶项中产生有效的三元相互作用 [Fujii et al., 2025], 这为高阶耦合项提供了非任意的理论依据。Smirnov等人证明，延迟Kuramoto网络可约化为带有显式三元项的无延迟二阶旋转子 [Smirnov et al., 2025]。我们在s1-03中验证了这一点：时延会诱发可用于记忆的多稳态。近期关于带时延惯性Kuramoto模型的研究描绘了多稳态、行波和奇美拉态[Mahdavi et al., 2025], 带抑制的Kuramoto模型则再现了神经元培养物中的无标度雪崩和爆发 [Lucenteet al., 2025]。

拓扑与同步景观。 Wu 与 Bran- des 表明，拟阈值图能够实现全局同步（不存在伪吸引子），从而提供了一种有原则的“良性基线”拓扑 [Wu andBrandes, 2025]。这带来了设计启示：如果目标是多吸引子记忆存储，就必须有意引入对称性破缺（异质频率、时延或相位感知核）。

有限尺寸效应与临界性。小型振子网络 N 会表现出有限尺寸诱导相干，可能被误认为是学习信号 [Kirillov 与 Klinshov，2025年，Coletta 等人, 2017]。我们通过将 R 视为序参量，并利用易感性代理指标来识别转变窗口（s1-04），从而解决这一问题。

认知的动力系统视角。Van Gelder 的动力学假说认为，与其将认知理解为算法步骤，不如将其视为状态空间中的轨迹 [Van Gelder, 1995]。Kelso 的协调动力学为亚稳态提供了数学模型——大脑在同步与异步之间徘徊，从而兼具整合能力与灵活性 [Kelso, 1995]。Pribram 的全息大脑理论预见到，信息可以存储于相位干涉模式之中 [Pribram, 1991]。这些哲学视角构成了相量智能体核心假设的基础：相位关系是一种首要的表征媒介。

2.2 局部学习规则与三因子可塑性

生物学基础：脉冲时序依赖可塑性与资格迹。 反向传播在生物学合理性方面面临的挑战已广为人知 [Lillicrap 等人, 2020]。神经科学的一项奠基性观察是脉冲时序依赖可塑性（STDP）：突触变化的方向和幅度取决于突触前与突触后脉冲的相对时序；具有因果关系（突触前先于突触后）的时序会增强突触，而反因果时序则会削弱突触 [Markram 等人, 1997, Bi 和 Poo, 1998]。突触标记与捕获提供了“现在标记，稍后提交”的概念模型 [Frey and Morris, 1997, Bennaand Fusi, 2016]。三因子学习规则——由全局信号调制的突触资格迹——为延迟奖励情境提供了一种有原则的替代方案 [Frémauxand Gerstner, 2016]。资格迹也作为一种计算机制出现在强化学习中，用于提供局部记忆，以衔接延迟奖励。

替代学习算法。平衡传播（EP）表明，局部学习可以通过弛豫至平衡态、轻推输出趋向目标，并根据局部相位差调整突触，从而近似反向传播 [Scellier 和 Bengio, 2017]——这一框架可自然地映射到振荡器相位调整。近期研究还表明，通过加入明确的类睡眠回放巩固阶段，并辅以适度的清醒复演，可以使经过 EP 训练的循环神经网络（RNN）在持续学习中更加稳健 [Kubo 等人, 2025]。E-prop 表明，脉冲网络能够利用资格迹和广播误差信号学习时序任务 [Bellec 等人, 2020], 这直接启发了我们的双时间尺度资格迹设计。预测编码网络表明，局部预测误差最小化可以近似反向传播 [Whittington 和 Bogacz, 2017]；相位失配编码误差的振荡网络，或可将预测编码与相位动力学统一起来。Hinton 的前向-前向算法通过对比局部“良好性”而非全局梯度进行训练 [Hinton, 2022], 这提示振荡周期（正相位与负相位）可能成为一种基底。

神经形态实现。 近期关于依赖活动的稀疏更新的神经形态研究（例如，ElfCore）提供了硬件验证，表明基于边缘选择性门控的

局部活动和相似性的门控可以稳定学习 [Su 和 Indiveri, 2025]。在脉冲网络文献中，Dong 等人证明，结合受生物学启发的稳定机制（受短时程可塑性启发的滤波、自适应阈值、侧向抑制）与批次式更新聚合，可以提升基于无监督脉冲时序依赖可塑性的脉冲神经网络的竞争力 [Dong 等人， 2023]。

2.3 睡眠、巩固与记忆

睡眠与回放。研究者认为，睡眠有助于记忆巩固和突触稳态 [Tononi and Cirelli, 2014, Rasch and Born, 2013]。近期一篇综合性短评将阶段特异性振荡（非快速眼动睡眠中的慢振荡/睡眠纺锤波/尖波—涟漪耦合；快速眼动睡眠中的θ波）与神经调质动态（去甲肾上腺素，NE，以及多巴胺，DA）和突触重塑联系起来，提出这是一种多尺度的记忆巩固机制 [Kim 和 Park, 2025]。近期针对人类的脑电图（EEG）研究强调，慢波睡眠期间的离线记忆加工高度依赖睡眠微结构——尤其是慢振荡、睡眠纺锤波（σ波）和海马涟漪之间的时间耦合——而非仅仅取决于慢波睡眠（SWS）的总时长 [Keeble 等人，2025]。这支持将“睡眠”视为时间精确的写入窗口（门控），而非均一的离线时段。除时序之外，选择性分配再激活也能提升效果：一种个性化的靶向记忆再激活方案，通过增加对较难或回忆较差项目的提示，减少了记忆衰退并改善了错误校正；效果提升与慢波—纺锤波耦合有关，尤其体现在最难的项目上 [Shin 等人，2025]。Wilson 和 McNaughton 首先发现，海马位置细胞会在随后睡眠期间重放迷宫序列，证实离线再激活确实存在 [Wilson and McNaughton,1994]。Buzsáki 的两阶段模型区分了探索性θ状态与离线尖波/涟漪状态，并指出涟漪会在巩固期间驱动强烈的突触修饰[Buzsáki, 1989, 2015]。Hasselmo 提出，神经调质开关（清醒时乙酰胆碱水平高，睡眠时水平低）会形成不同的编码与巩固模式 [Hasselmo, 1999]——这直接启发了我们的清醒/睡眠阶段分离。在机器学习领域，清醒-睡眠算法表明，采用局部规则进行双阶段学习可以训练生成模型 [Hinton 等人, 1995]。受睡眠启发的持续学习方法使这一思路得以付诸实践：Tadros 等人提出睡眠回放巩固（SRC），将标准训练与离线无监督回放交替进行，以减少灾难性遗忘 [Tadros 等人, 2022]；Baradaran 等人提出昼夜清醒-睡眠计划，用奖励调制脉冲时序依赖可塑性（R-STDP）训练脉冲网络，并在夜间阶段使用生成式回放来提高类别增量学习中的保持率 [Baradaran 等人，2025]；Kubo 等人则将 SRC 扩展至采用平衡传播训练的循环网络，在清醒阶段进行 EP 学习，并交替安排睡眠阶段以驱动自发回放和施加类似 STDP 的局部可塑性；在类别增量设置中，SRC 大幅减少了灾难性遗忘，而将 SRC 与小型复习缓冲区（“清醒回放”）结合使用，则能进一步提升跨任务的长期保持率 [Kubo 等人， 2025]。我们将“清醒期/快速眼动睡眠/非快速眼动睡眠”用作算法阶段（即对动力学计算机采取的一种控制策略），并非声称其忠实复现了生物过程；但这种对应关系并非随意设定，而是反映了多种睡眠理论中都出现的标记、回放和稳定化阶段分离。近期采用表征相似性分析的脑电图研究，为阶段依赖的表征变化提供了直接证据：一夜睡眠会削弱项目级表征，同时保留类别级结构；快速眼动睡眠/慢波睡眠比越高，预测的抽象化转变越明显（项目 ↓、类别 ↑） [Liu 等人， 2025]。

内在动机。奖励学习进展（预测增益），而非惊讶记忆痕迹，这与经典内在动机研究相呼应 [Schmidhuber， 2010]。Oudeyer & Kaplan 的智能自适应好奇心促使智能体专注于能够最大化学习进展的中等难度挑战 [Oudeyer 等人, 2007]。我们的压缩进展机制在概念上与之相符；我们通过时间戳打乱对照（s2-02）明确检验时序是否重要。

联想记忆基线。经典 Hopfield 网络将内容寻址回忆形式化为能量下降[Hopfield， 1982]。现代 Hopfield 网络推广了这一观点，并与类注意力更新直接关联 [Ramsauer 等人， 2020]。回声状态网络和液态状态机等储层方法提供了标准的动力学基线，其中只有线性读出经过训练 [Jaeger，2001，Maass 等人， 2002]。我们纳入现代 Hopfield 和储层基线，以支撑全息记忆主张（s3-08）。

发育支架与预配置动力学。大脑并非一张白纸：van der Molen 等人发现，人类皮层类器官在接收任何感觉输入之前，就会自发呈现有组织的放电序列，这表明回路架构本身能够生成序列动力学 [van der Molen等人, 2025]。发育过程中的视网膜波也会在视觉开始之前引导神经连接 [Feller，2009]。这支持了我们的前提：经过精心设计的基础振荡网络（频率分布、耦合拓扑）能够使系统更易于快速习得某些功能。

2.4 本文的贡献

我们将振荡图基底（Stuart–Landau）与局部三因子可塑性（资格迹 +调制器 + 振荡定时门控）结合起来，并采用带有稳定性预算的显式清醒/睡眠调度。相较于以往工作，我们的关键不同之处在于：(a) 学习完全局部化（动力学过程中不使用反向传播）；(b) 我们将类睡眠巩固视为一种稳定性控制器，而不只是记忆机制；(c) 我们通过证伪检验（消融实验、相位打乱、时间戳打乱）进行评估

而非仅报告正向结果。分阶段实验（第 1.3节）将每项主张与可运行代码对应起来。

3 方法

3.1 PhasorGraph 基底

每个相量节点 i 携带一个复数状态 $z_i(t) \in \mathbb{C}$，其振幅为 $r_i = |z_i|$，相位为 $\phi_i = \arg(z_i)$。

建模范围。该状态 z_i 是一个抽象振子变量，而非膜电位，也不代表对神经实现方式的主张。一个有用的类比是能够支持节律性群体模式的兴奋性–抑制性微回路（或细胞程序集群）：ϕ_i 追踪该模式的相对时序，$|z_i|$则追踪粗略的增益/活动代理量。边 W_{ij} 表示局部节律之间的有效耦合（汇总了许多突触和传导延迟）。

在全文中，我们将“类多巴胺”调制因子、“睡眠阶段”和“睡眠纺锤波”等受神经科学启发的术语用作控制隐喻，指代算法机制：稀疏广播调制、分阶段可塑性窗口和门控巩固。这些标签旨在帮助理解，并非对大脑运作方式的主张。对应关系如下：“清醒” → 表示在行动时标记资格迹；“深度睡眠” → 表示在门控窗口内安全提交已标记变化；“快速眼动睡眠”→ 表示重放/扰动经验，以生成反事实训练数据。

这种抽象旨在使学习和稳定性问题能够在一个易于处理的动力系统中接受检验；它并不声称具有生物物理保真度。我们采用带外部强迫的 Stuart–Landau 标准形：

$$\dot{z}_i = (\alpha + i\omega_i - (\beta + i\gamma)|z_i|^2)\, z_i \;+\; F_i(t) \tag{1}$$

其中 $\alpha > 0$ 和 $\beta > 0$ 设定稳定极限环半径$r^* = \sqrt{\alpha/\beta}$（即自持振荡的振幅），$\omega_i$ 为固有频率，而 γ 实现振幅依赖的频移。强迫项分解为耦合和（可选的）外部输入：

$$F_i(t) = \kappa \sum_j A_{ij}\, K(z_j, z_i; W_{ij}) + I_i(t). \tag{2}$$

此处 $A_{ij} \in \{0,1\}$ 是用于指示哪些边存在的结构掩码，而 $W_{ij} \in \mathbb{R}$ 是可学习耦合权重；有效邻接矩阵为 $A \odot W$（逐元素计算）。

除非另有说明，我们采用隐式–显式（IMEX）格式对动力学进行积分，并根据 SLGNN 中的 Stuart–Landau 图神经网络惯例，将刚性三次振幅项隐式处理 [Zhang 等人, 2025]。与完全显式更新相比，这样做可在适中的时间步长下提高数值稳定性。

输入可以通过多种方式进入振子动力学。遵循 DONN 等深度振荡架构 [Ra- jagopal Rohan 等人, 2025]，我们支持：（i）加性复数强迫 $I_i(t)$，（ii）振幅调制 $\alpha \to \alpha + u_i(t)$，以及（iii）频率调制 $\omega_i \to \omega_i + u_i(t)$。我们在 s1-05 中对这些输入通道进行了实证区分。

默认参数。表2 列出了典型的参数设置；具体实验可能有所不同。

表 2：典型参数默认值（实验中可能有所不同；请参阅各实验的 README 文件）。

参数	符号	典型值
Hopf 参数	α	1.0
振幅非线性	β	1.0
频移	γ	0.0
固有频率	ω_i	U(0.8,1.2) 或固定为 1.0
耦合强度	κ	0.1–1.0（在 s1-04 中扫描）
积分步长	dt	0.05–0.1（隐式-显式方法）
快速迹线时间常数	τ_f	0.1–0.3 秒
慢迹线时间常数	τ_s	1.0–10.0 秒
相干门	β_{coh}	2.0–5.0
权重范数预算	B	2.0 (s3-07)
进度窗口长度	L	50–200 步
进度步幅	S	L (不重叠)
进度阈值	θ_{prog}	0.01–0.1
不应期	τ_{ref}	L 步

智能体输入/输出接口。 环境观测通过上述三个输入通道之一进入网络；我们通常使用 ω-调制进行高保真编码（s1-05）。动作或值通过作用于振荡器相位和/或振幅的线性读出进行解码：$\hat{y} = W_{\text{out}}[\cos\phi; \sin\phi; r]$（或其子集）。对于离散动作，则对指定的输出子集采用胜者全得机制。学习目标（奖励、预测误差或内在进展）作为调制器 $M(t)$ 进入可塑性规则。

3.2 耦合算子（边的作用）

大多数实验使用**扩散耦合**作为基线：

$$K_{\text{diff}}(z_j, z_i; W_{ij}) = W_{ij}\,(e^{i\theta} z_j - z_i), \tag{3}$$

其中，θ 是可选的相位滞后（Kuramoto–Sakaguchi 形式），它会引入旋转分量，并可稳定行波状态。

归一化很重要。原始邻接矩阵、行归一化邻接矩阵或对称归一化都可能改变有效耦合分布，从而造成“拓扑效应”的假象。具体而言：设 A 为二值邻接矩阵，D 为度矩阵；我们比较原始(A)、行归一化($D^{-1}A$，每行之和为 1)和对称($D^{-1/2}AD^{-1/2}$)。我们将归一化视为一项重要的实验因素（已在 s1-02 中验证）。

复数赫布存储。多个相位模式可以通过复数赫布外积规则叠加到单个权重矩阵中 [Noest, 1988, Hopfield, 1982]：

$$W = \frac{1}{N} \sum_{p=1}^{P} x^p (x^p)^H, \tag{4}$$

其中 $x^p \in \mathbb{C}^N$ 是单位相量模式（$|x_i^p| = 1$），$(\cdot)^H$表示共轭转置。可选的改进包括中心化（减去每个模式的均值，以避免产生平凡的同步吸引子）以及对角线置零（以防止自我强化）。这种存储规则是局部且一次性的——无需迭代优化——因此兼容在线流式学习。

相位感知检索核。 若干记忆实验需要抑制叠加相位模式之间的相消干涉。给定局部复场$f_i = \sum_j W_{ij} z_j$和一个贡献项 $c_{ij} = W_{ij} z_j$，定义相位失配 $\Delta_{ij} = \arg(c_{ij}) - \arg(f_i)$。我们定义一个软相干权重

$$\tilde{g}_{ij} = \exp(\beta_{\text{coh}} \cos(\Delta_{ij})), \qquad g_{ij} = \tilde{g}_{ij} / \sum_k \tilde{g}_{ik}, \tag{5}$$

并比较两种相位感知检索核：
- **仅门控：** $f_i \leftarrow \sum_j g_{ij}\, c_{ij}$（降低相位不一致项的权重）。
- **门控+旋转：** $f_i \leftarrow \sum_j g_{ij}\, |c_{ij}|\, e^{i \arg(f_i)}$（将一致项旋转至当前场相位）。

这些算子受到全息注意力机制中的相位失配门控和值旋转的启发 [Huanget al., 2025], 但在此处，它们被用作机制性检索核，而非反向传播训练的注意力。

3.3 可塑性：具有双时间尺度资格迹的三因子学习

相量智能体在边（耦合）处实现局部可塑性。更新采用三因子形式：局部资格迹乘以全局调制器，并可选择限制在振荡门控窗口内：

$$\Delta W_{ij}(t) = \eta\; g(t)\; M(t)\; u_{ij}(t)\; e_{ij}(t) \tag{6}$$

其中：
- $e_{ij}(t)$ 是一种**资格迹**（近期相关性的局部记忆），
- $M(t)$ 是一种**稀疏全局调制器**（奖励、内在进展或巩固资源），
- $g(t)$ 是**门控**（始终开启、相位窗口、纺锤波爆发或相干阈值），
- $u_{ij}(t)$ 是可选的**更新稀疏门控**（例如，活动/相似性阈值处理），
- η 是学习率。我们使用双重资格迹，将快速标记与慢速巩固分开：

$$\dot{e}_{ij}^{\text{fast}} = -\frac{1}{\tau_f} e_{ij}^{\text{fast}} + k_f\, h_{ij}(t), \qquad \dot{e}_{ij}^{\text{slow}} = -\frac{1}{\tau_s} e_{ij}^{\text{slow}} + k_s\, e_{ij}^{\text{fast}} \tag{7}$$

推荐时间尺度：$\tau_f \in [0.1, 0.3]$ 秒（快速标记迹），$\tau_s \in [1, 10]$ 秒（慢速捕获迹）。

巧合项与空间信用分配。巧合项 $h_{ij}(t)$ 决定**哪些边**会累积资格迹——这是实现空间信用归因的机制。我们根据任务采用三种公式：

- **仅相位：** $h_{ij}(t) = \cos(\Delta\varphi_{ij}(t))$，其中 $\Delta\varphi_{ij} = \phi_j - \phi_i$。
- **相位 +振幅：** $h_{ij}(t) = |z_i||z_j| \cos(\Delta\varphi_{ij}(t))$，按活动加权。
- **复数形式：** $h_{ij}(t) = \mathrm{R}(z_i z_j)$，等价于相位+振幅形式，但便于实现。

源/目标振荡器（类似于突触前/突触后群体）相位对齐的边会累积正资格；反相边则会累积负资格。这提供了局部、无监督的信用分配：参与相干活动的边会被标记；未参与的边则被忽略。

一个关键的设计问题是，相位相干性是否会混淆“相关”与“有用”——某条边若恰好在奖励窗口期间相位对齐，就会获得信用，无论它是否对结果有因果贡献。三因素门控结构解决了这个问题：调制器 $M(t)$提供时间特异性。在非结果时段保持相干的边会累积资格迹，但不会接收到调制器脉冲；其资格迹会在强化前衰减。只有保持相干且与调制信号同时出现的边才会更新权重。这种时间滤波机制在计算层面区分相关性与因果关系——E-prop 在脉冲网络中也使用了同样的机制 [Bellec 等人, 2020]。s2-02 实验提供了实证验证：时间戳打乱的奖励（资格迹模式相同，但调制器时序随机化）无法产生学习，这证实了驱动信用分配的是资格迹与调制器的同时出现，而非单有资格迹。

振荡门控可塑性。可塑性由振荡窗口门控，将更新限制在参考节律的特定相位：

$$g(t) = \mathbb{1}\left[\text{wrap}(\varphi_{\text{ref}}(t) - \varphi_0) \in (-\Delta, \Delta)\right] \tag{8}$$

其中，$\varphi_{\text{ref}}(t)$ 是参考振荡器的相位，φ_0 是可塑性窗口的中心，Δ 是半宽度。这里，$\text{wrap}(\cdot)$ 将角度映射到主值区间（我们使用 $(-\pi, \pi]$）。门控模式：

- `always`： $g(t) = 1$（无门控；消融实验的基线）。
- `phase_window`：每个周期在固定相位窗口内开启（类θ；清醒期间使用）。
- `spindle_burst`：仅在爆发时期开启（类睡眠纺锤波；睡眠巩固期间使用）。

参考相位源是一项消融实验轴：我们通常使用**主时钟节点**（外生，不会被学习劫持），而不是平均场相位 $\arg(\sum_j z_j)$，后者更具涌现性，但稳定性较差。

全局调制器与可塑性相关蛋白。我们将调制分为快、慢成分，遵循突触标记与捕获模型 [Frey and Morris, 1997, Benna and Fusi, 2016]:

• $M(t)$：短暂的、类多巴胺脉冲（奖励、结果或新奇性信号）。

• PRP（t）：缓慢生成的“可塑性相关蛋白”，可促成晚期捕获。

其动力学：

$$\dot{M} = -\frac{1}{\tau_M} M + \sum_k a_k \delta(t - t_k) \tag{9}$$

$$\dot{\mathrm{PRP}} = -\frac{1}{\tau_P} \mathrm{PRP} + \mathbb{1}[M(t) > \theta]\, b \tag{10}$$

当相位性信号 M（t）超过阈值 θ 时，会触发 PRP 缓慢增加；PRP 会持续数秒处于较高水平，使先前已标记的边得以巩固。

清醒与睡眠更新规则。 双迹架构支持分阶段学习：

清醒（在线）： 持续更新快速迹线；在与结果相关的时间窗口内，利用快速资格迹进行小幅权重更新：

$$\Delta W_{ij} \leftarrow \eta_{\text{wake}}\, g_{\text{wake}}(t)\, M(t)\, e_{ij}^{\text{fast}}(t) \tag{11}$$

睡眠（离线巩固）： 移除外部输入。在类纺锤波爆发期间，利用慢速资格迹和 PRP 门控可塑性：

$$\Delta W_{ij} \leftarrow \eta_{\text{capture}}\, g_{\text{spindle}}(t)\, \mathrm{PRP}(t)\, e_{ij}^{\text{slow}}(t) \tag{12}$$

纺锤门控$g_{\text{spindle}}(t)$仅在爆发时期开启，将可塑性集中在狭窄的时间窗口内，此时网络处于稳定的高相干状态。这实现了**选择性增强**：清醒期间被标记的边（高 e_{ij}^{slow}）且在纺锤波窗口期间保持相干的边会获得更新；未被标记或失去同步的边则保持不变。睡眠期间会施加突触稳态：$W \leftarrow (1-\gamma)W$，从而防止无限增长 [Tononi and Cirelli, 2014]。如果清醒期间没有发生显著的学习事件（PRP ≈ 0 和 $e^{\text{slow}} \approx 0$），捕获项便会消失；此时仅进行稳态性下调，导致权重逐渐衰减——睡眠就变成了纯粹的遗忘，而非巩固。

我们内部将这一完整组合称为“TGC”（标记–门控–捕获），但它并非一种新的可塑性定律，而是对一种既有模式的便捷称呼：三因子可塑性与双时间尺度资格迹相结合，再加上受突触标记与捕获启发的捕获阶段 [Frémauxand Gerstner, 2016, Frey andMorris, 1997, Benna and Fusi, 2016]。

3.4 基于压缩进展的内在调制

一种理想的内在信号是 学习进展：如果智能体对环境的内部模型有所改善，这种改善就可以门控可塑性（进展驱动的好奇心）[Schmidhu-ber, 2010, Oudeyer 等人, 2007]。关键在于，模型预测的是外部输入（环境接下来会发送什么），而不是内部状态——这可以避免一些取巧做法，例如网络通过退化为简单的动力学而变得能够轻易预测自身。我们实现了一个“压缩进展”检测器，用于比较两个相邻的时间窗口：如果近期窗口的平均预测误差低于前一个窗口，说明预测器正在改进，我们便发出一个门控可塑性的神经调制脉冲。

形式化定义。 令 $\epsilon_t = \ell(\hat{x}_t,\ x_t)$ 表示瞬时预测损失（均方误差或适合任务的指标）。固定窗口长度L和步长 S。在评估时刻 $t \in \{2L,\ 2L{+}S,\ \ldots\ldots\}$，计算

$$\bar{\epsilon}_{\text{prev}}(t) = \tfrac{1}{L}\textstyle\sum_{k=t-2L+1}^{t-L} \epsilon_k, \quad \bar{\epsilon}_{\text{curr}}(t) = \tfrac{1}{L}\textstyle\sum_{k=t-L+1}^{t} \epsilon_k,$$
$$\Delta(t) = \bar{\epsilon}_{\text{prev}} - \bar{\epsilon}_{\text{curr}}. \tag{13}$$

若 $\Delta(t) > \theta_{\text{prog}}$，且自上次脉冲以来已过不应期 τ_{ref}，则发出 $M(t) = \min(a\,\Delta(t)\ M_{\max})$。在实践中，$L$ 应覆盖多个振荡器周期（以平均掉相位依赖方差），而 θ_{prog} 的调整应使脉冲对应有意义的改进，而非噪声；各项取值请参阅每个实验的 README 文件。

我们通过明确的证伪检验来评估内在调制：

• **因果性：** 奖励事件应能预测未来的改进（效果优于时间戳打乱的零假设）。

• **时序特异性：** 在奖励预算相同的情况下，打乱奖励时间的效果应不如真实时序。

• **非退化性：** 改进不应归因于坍缩为平凡的全局同步。

采用失配标记的资格迹（局部失配/误差项门控标记）和预设的潜在模式间隔后，时间戳打乱对照便具有了区分能力（s2-02）。

3.5 相位分离：清醒、类快速眼动睡眠重放、深度睡眠

我们将运行过程划分为以下算法阶段：

清醒：

• 外部输入驱动网络。

• 资格迹不断累积（“标记”）；允许进行小幅即时更新，但会受到门控。

类快速眼动睡眠梦境重放：

• 移除外部输入。

• 网络根据内部状态重建近期经验（全息重建／学习到的转移模型），并对其进行扰动，将其作为用于规划的模拟轨迹来源 [Sutton, 1990]。

• 根据梦境轨迹应用价值更新。

• 可选扩展（当前实验中未使用）：高置信度的梦境转移（相似性 ≥阈值）可以强化转移模型本身。早期实验表明，这会损害性能；因此我们将其保持禁用。

类深度睡眠巩固（非快速眼动睡眠）：

- 移除外部输入。
- 巩固（“捕获”）在门控窗口（类纺锤波）期间提交慢速痕迹。
- 稳定性保护机制会在同步性崩溃或处于不健康的振幅状态时抑制捕获。
- 采用稳态正则化。基线机制是线性权重衰减——制是线性权重衰减（$W \leftarrow (1-\gamma)\, W$），用于 s3-02、s3-03 和 s3-07。对于采用全息转移模型的规划实验（s3-04、s3-05、s3-06），我们使用更丰富的稳态机制，包含两种可选机制：
  - 自适应相位噪声：针对每个动作中权重最低的百分位数（而非固定阈值），确保非快速眼动睡眠始终会剪除最弱的关联，即使所有权重都很大。
  - 非线性收缩：较弱的权重收缩幅度大于较强的权重，从而影响相对振幅，进而影响基于相位的解码。

这些机制需要在巩固强度与模型保真度之间权衡：过于激进的剪枝可能会在快速眼动睡眠重放使用转移模型之前将其破坏（任务特定的影响见 s3-05、s3-06）。

我们使用“类纺锤波”一词，是将其作为一种算法类比：在人类脑电图研究中，与慢振荡上态耦合（并与海马涟漪活动协调）的纺锤波事件被认为参与了巩固以及海马—新皮层的信息传递 [Keeble 等人， 2025]。从生物学角度看，睡眠纺锤波嵌套于慢振荡上态中，并与海马涟漪协调；这种嵌套式时序框架——由去甲肾上腺素进行神经调质门控——比我们目前的单频纺锤门控更为复杂 [Kim 和 Park， 2025]。我们并未按字面方式对这些事件建模；我们借鉴的是这样一种控制理念：可塑性应集中在相位对齐窗口内。我们的实验（s3-02、s3-03）验证了，即使是单频纺锤门控，也能带来可测量的巩固收益，并防止同步崩溃。第7节中近期计划开展的实验——在门控预算匹配的条件下，随机改变纺锤波相对于慢速全局节律的相位——将检验多频协调是否能在当前实现的基础上带来额外收益。

神经科学中的宽松对应（并非声称完全忠实）：NREM巩固与时间上耦合的慢振荡、睡眠纺锤波和尖波涟漪相关，而快速眼动睡眠以θ波为主，并与整合/抽象有关；神经调质状态(例如，NREM期间的NE振荡以及NREM前后的多巴胺激增→快速眼动睡眠转换)似乎会调控这些时段 [Kim 和 Park， 2025]。

NREM→REM→NREM 的顺序遵循序列假说：初始 NREM 通过睡眠纺锤波门控的 PRP 捕获，巩固已标记痕迹；REM 生成结构化方差，以整合到现有图式中；最后的 NREM 则稳定 REM 修改后的内容。这种划分与人类证据一致：慢波睡眠中的慢振荡活动与项目特异性稳定相关，而快速眼动睡眠占主导的睡眠则能促进更强的表征转换（项目特异性降低，类别结构增强） [Liu 等人， 2025]。（生物学上 NREM/REM 周期交替；我们安排这些算子是为了进行控制，而非追求保真度。）

3.6 稳定性预算与诊断

振荡型基底会以典型方式失效：全局同步坍缩、振幅死亡，或耦合范数失控，进而摧毁表征多样性。我们追踪：

- **序参量：** $R = \left| \frac{1}{N} \sum_i \frac{z_i}{|z_i|} \right|$（相位同步； $R = 1$表示完全锁定）。
- **耦合范数：** $\|W\|_F$，最大值 $|W_{ij}|$。
- **振幅统计：** $|z_i|$的均值/方差，用于检测坍缩/死亡。
- **频带占用率：** R 处于目标状态区间的时间比例。

若干评估会设定明确的稳定性预算，例如 $\|W\|_F \le B$，并在相同预算下比较仅清醒与清醒+睡眠巩固（s3-07）。

我们将代码仓库视为可复现实验日志：每个分阶段评估都有一个运行器/测试，并将产物写入 `paper/experiments/<id>/artifacts/`下。

3.7 算法概要

以下是各项任务中使用的最简循环（具体细节因评估而异）：

算法 1 相量智能体学习 Loop
（清醒→非快速眼动睡眠→快速眼动睡眠）

初始化相量图状态 z、耦合W、资格迹 记忆痕迹 e
针对 回合 / 批次 **执行**
  // 清醒（行动时标记资格迹）
  针对 t 个清醒_步骤 **执行**
    $z \leftarrow$ 积分_动力学$(z,$ 输入$)$
    $e \leftarrow$ 更新_资格迹(z, e)
    $M \leftarrow$ 奖励_脉冲(t) + 进度_脉冲(ϵ_t)
    $W \leftarrow W + \eta_{\text{wake}} \cdot g_{\text{wake}}(t) \cdot M \cdot e$
  结束循环
  // 非快速眼动睡眠（巩固已标记痕迹）
  循环 t 在非快速眼动睡眠_步中 **执行**
    $z \leftarrow$整合_动力学(z,W) ▷ 无输入
    $W \leftarrow W + \eta_{\text{nrem}} \cdot g_{\text{spindle}}(t) \cdot e_{\text{slow}}$
    $W \leftarrow$ 稳态(W)
  结束循环
  // 快速眼动睡眠（重放 / 心理模拟）
  循环 t 在 rem_步中 **执行**
    $z \leftarrow$ 积分_动力学$(z,$ $)W$ ▷ 无输入
    $W \leftarrow W + \eta_{\text{rem}} \cdot g_{\text{rem}}(t) \cdot e_{\text{dream}}$
  结束循环
结束循环

算法图例。 `reward_pulse(`t`)`在获得外在奖励时发出瞬时信号； `progress_pulse(`ϵ_t`)` 实现压缩进度检测器（§3.4）。g_{wake}，g_{spindle}， g_{rem} 是相位窗口门，分别在各自的

时期开放。 e、 e_{slow}、 e_{dream} 是不同时间尺度上的资格迹（快速清醒记忆痕迹、慢速巩固记忆痕迹和快速眼动睡眠重放记忆痕迹）。 `homeostasis`（$\mathcal{W}$ 应用权重衰减和范数约束。

调度变体。 实验按条件配置调度方案：有些使用仅非快速眼动睡眠、仅快速眼动睡眠，或"夹层式"（NREM→REM→NREM）调度方案。各条件的配置请参阅实验 README 文件。

4 符号与指标

本节定义了全文使用的关键指标和成功标准。

状态变量。 每个振荡器 i 具有复数状态 $z_i(t) \in \mathbb{C}$，其振幅为 $r_i = |z_i|$，相位为 $\phi_i = \arg(z_i)$。节点之间的相位差为 $\Delta\phi_{ij} = \phi_i - \phi_j$，取值范围为 $(-\pi, \pi]$。

同步序参量。 Kuramoto 型序参量用于衡量全局相干性：

$$R = \left| \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} e^{i\phi_i} \right| \in [0, 1]. \tag{14}$$

$R = 1$ 表示完全相位锁定（所有振荡器相位一致）； $R \approx 0$ 表示不相干。**同步失效/坍缩** 定义为在整个评估窗口内持续满足 $R \geq 0.95$ 。

重叠度（模式回忆）。对于目标模式 $x^* \in \mathbb{C}^N$（单位相量）和检索到的状态 z，重叠度为：

$$\text{overlap} = \frac{1}{N} \left| \sum_{i=1}^{N} \frac{z_i}{|z_i|} \cdot \overline{x_i^*} \right|. \tag{15}$$

该指标衡量检索到的模式与目标模式之间的相位对齐情况，不考虑振幅。

相位均方根误差。检索到的模式与目标模式之间的相位均方根误差：

$$\text{phase RMSE} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} \left(\text{wrap}(\phi_i - \phi_i^*) \right)^2}, \tag{16}$$

其中，$\text{wrap}(\cdot)$ 将角度映射到 $(-\pi, \pi]$。

成功标准（全息回忆）。若重叠度 ≥ 0.7 且相位均方根误差为 ≤ 0.9 弧度，则该回忆试验**成功**。对于记忆基准测试（s3-08），若带噪查询中有 $\geq 95\%$能够正确恢复 $\geq 95\%$的比特，则认为模式**已可靠存储**。

信用分配一致性（s2-03）。衡量在延迟调制下，突触更新与因果相关活动的吻合程度。定义为资格迹加权更新与真实因果边之间的相关性，并以无延迟基线进行归一化。

稳定性预算。若干实验施加了明确的权重范数约束 $\|W\|_F \leq B$ （通常为 $B = 2.0$）。若配置在评估时**符合预算**，即 $\|W\|_F$ 不超过 B。若**完全稳定**，则 $\geq 80\%$ 的随机种子均符合预算。超出预算时，我们将该随机种子报告为不稳定（图11中的空心标记）。

已见/未见区域指标（s3-04）。在程序生成的迷宫中，**已见区域**由满足 $x < 4$ 的网格单元组成（训练回合从此处开始）；**未见区域**由满足 $x \geq 4$的单元组成。分别测量各区域的成功率，以量化泛化能力。

5 结果

结果按"机制优先"的方式呈现：每项实验都隔离一个因果变量，并至少包含一项消融实验或证伪实验。[1] 整套实验分为三个阶段：(i) 基底表征，(ii) 局部可塑性与内在调制，以及 (iii) 记忆、巩固与重放。

5.1 阶段 1：振荡基底表征

基底验证 (s1-01)。作为前提，我们验证了，将基于脉冲对的尖峰时序依赖可塑性应用于行波时序，会产生方向性快速权重，使回忆偏向所编码的波传播方向，这与经典序列学习结果一致 [Markram 等人，1997，Bi 和 Poo， 1998]。方向匹配率从 19%（仅邻接）几乎翻倍至 38%（邻接 + W_{fast}； Δ=+19 个百分点；20 次试验）；尖峰时间打乱对照证实，该效应源自行波时序，而非偶然相关。

5.1.1 拓扑效应由耦合归一化介导 (s1-02)

我们在固定规模下，对多个拓扑族中的图进行扫描N，使用相同的实验框架，同时记录任务性能和动力学状态（同步序参量 R），随后采用不同的耦合归一化约定重复扫描。在原始耦合下，模块度与性能相关（皮尔逊 $r \approx 0.60$）；在行归一化下，相关性大幅减弱，这表明表面上的大部分"拓扑效应"都可由耦合分布混杂因素解释。从方法论角度看，关于拓扑的论断需要设置归一化对照（图1）。

5.1.2 时延会引发有效的高阶相互作用与多稳态（s1-03）

我们对时延耦合振子图进行模拟，发现相同的参数会因初始条件不同而产生不同的最终状态——这是多稳态的特征，而瞬时基线中不存在这种现象

[1] 所有实验均可通过 `paper/experiments/` 下的脚本运行；每个文件夹都包含一个 README、一个入口点和一个 `artifacts/` 目录。除非另有说明，报告的数值均汇总了多个随机种子的结果。

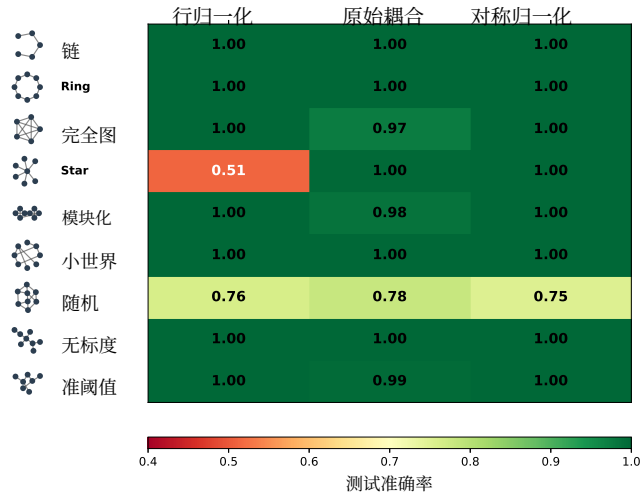

图 1：九种拓扑族在三种耦合归一化模式下的测试准确率（正确的相位模式分类所占比例；N=20, κ=0.5，20 个随机种子）。星形拓扑对归一化方式的选择高度敏感；随机稀疏图的表现则普遍较差。

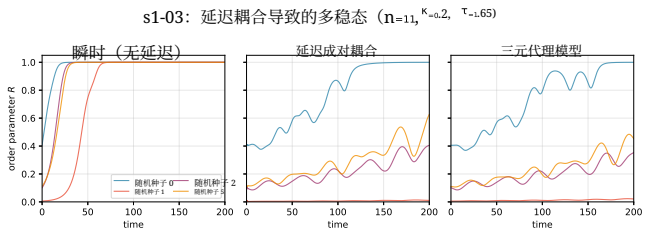

图 2：延迟耦合产生的多稳态：四个随机种子的 $R(t)$ 迹。**左图：**瞬时耦合总是会实现同步（$R \to 1$）。**中图：**延迟耦合呈现多稳态——不同的初始条件会收敛到不同的吸引子。**右图：**三元代理模型再现了相同的多稳态结构（s1-03）。

。一种不含时延、包含解析推导出的三元相互作用项的替代模型，在 ~10%error(图2)中重现了这种多稳态现象。意义： 多个稳定吸引子使内容寻址存储器成为可能 —— 不同模式可作为独立的不动点存储，而输入会收敛到最近的吸引子。

5.1.3 有限尺寸标度揭示临界窗口（s1- 04）

我们扫描耦合强度 κ，并使用不同的初始条件进行多次试验。对于每次试验，我们测量最终的同步序参量 R（其中 $R \approx 0$ 表示不相干，$R \approx 1$ 表示完全相位锁定）。在相变附近，系统的波动达到最大——不同的初始条件会导致性质迥异的结果。

关键发现：绘制 R 各次试验的数据，可以直接将临界窗口可视化为垂直离散度最大的区域（图 3）。耦合较弱时，所有试验都聚集在 $R \approx 0.2$（不同步

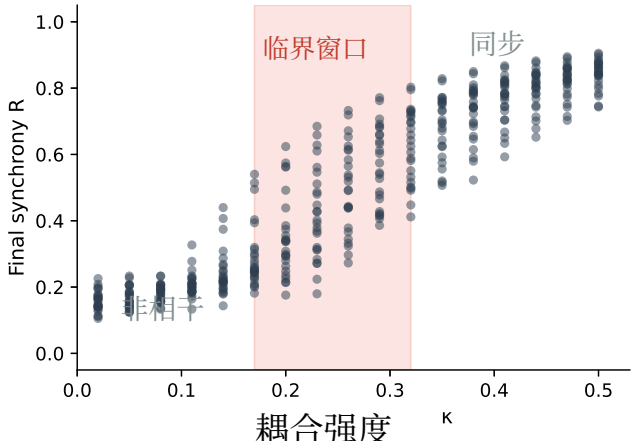

图 3：通过最终同步 R 可视化同步转变 κ：每种耦合强度下有 25 个随机初始条件试验。耦合强度较低时 κ，所有试验都聚集在 $R \approx 0.2$ 附近（不同步）。耦合强度较高时 κ，所有试验都聚集在 $R \approx 0.8$ 附近（同步）。阴影所示的临界窗口标出了方差超过峰值 50% 的区域——此时系统在有序态与无序态之间“犹豫不决”（s1-04）。

状态）附近；耦合较强时，试验则聚集在 $R \approx 0.8$（同步状态）附近。在临界窗口内，系统处于“未定”状态——相同的耦合强度可能产生不同结果，具体取决于初始条件。

架构启示： 这提供了一项有理有据的调参准则。先前研究表明，工作在临界性附近的网络具有更强的敏感性和计算能力。在临界窗口内运行，会使网络处于“转变边缘”：对输入的响应最为灵敏，同时又不会陷入僵化的同步状态——这是自适应学习的最佳工作区间。

5.1.4 振荡输入模式提供不同的编码通道（s1-05）

外部信号可以通过性质截然不同的方式输入振荡器。遵循 Rajagopal Rohan 等人 [2025], 的做法，我们比较三种模式：(i) 加性驱动 $I(t)$、(ii) 振幅调制 $\alpha \to \alpha + u(t)$，以及 (iii) 频率调制$\omega \to \omega + u(t)$。频率调制以线性方式进行编码——瞬时频移就是所传递的信息——从而实现完美跟踪（$r = 1.0$）。振幅调制必须克服弛豫动力学的影响，因此相关性较弱（$r \approx 0.19$）。加性驱动取决于当前的相位对齐，甚至可能使信号反转（$r \approx -0.16$；见图 4）。设计启示：感觉输入可作用于不同通道——ω调制以实现高保真编码，α 调制用于振幅域信号，或通过强迫产生相位耦合效应。

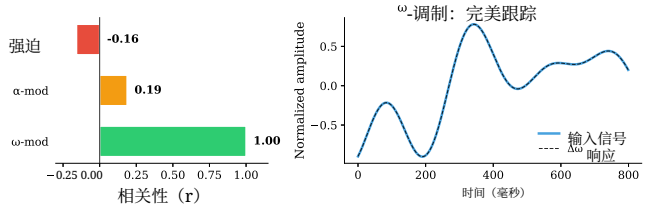

图 4：三种输入模式对比： ω调制可实现完美的信号跟踪（$r = 1.0$），因为频移是线性的； α调制和加性驱动的效果较弱，这是由于动力学存在非线性（s1-05）。

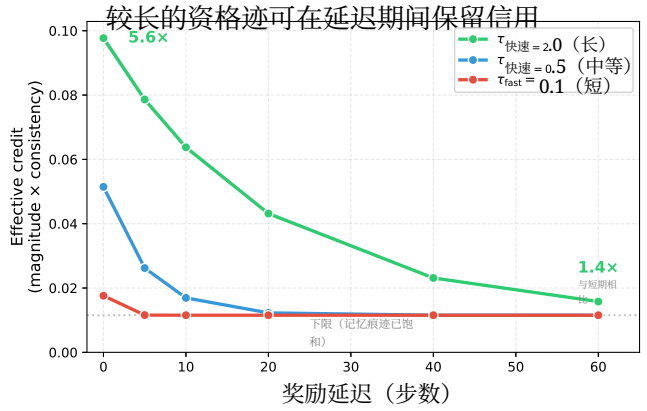

图 5：更长的资格迹可在调制信号延迟时延长有效的信用分配时域（s2-03）。

5.2 阶段2：局部可塑性与内在调制

5.2.1 资格迹解决延迟信用分配问题（s2-03）

我们搭建了一个最简三因子可塑性实验框架，让一个稀疏的调制器脉冲在受控时延后到达，并测量随着时延变化，突触更新与因果相关活动的对齐程度。较长的资格迹在不同延迟下能维持更高的信用分配一致性（5。6×在时延为=0; 1。4× 在时延为=60），实际上延长了由快速迹常数决定的信用分配时域（图 5）。启示：当奖励稀疏或延迟时，多时间尺度迹对于稳定学习不可或缺——迹的时间常数必须覆盖任务相关时延，以避免信用分配脆弱不稳。

5.2.2 门控与延迟的协同作用使学习不发生坍缩（s2-04）

密集学习流可能覆盖稀疏的情景记忆——这是经典的干扰问题。我们测试两种机制能否防止这种坍缩：(a) 门控可塑性，它遵循内在动机原则，将权重更新限制在高误差（“令人意外”）的输入上 [施密德胡贝尔， 2010], 以及 (b) 延迟资格迹，它们会累积近期相量活动的衰减记忆，使得稀疏的

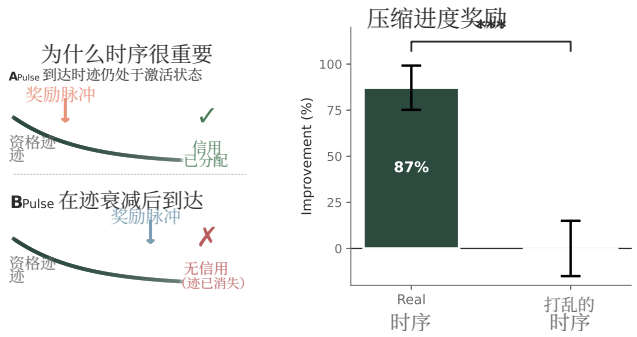

图 6：**左：** 奖励脉冲必须在资格迹仍然活跃时到达；延迟的脉冲无法将信用归因于正确的突触。**右：** 真实时序带来 87% 的提升；打乱脉冲时序（相同奖励预算）会使这一收益坍缩，从而证实时序特异性（s2-02）。

奖励——即使在因果相关活动发生后才到来——仍能更新正确的耦合权重。在密集预测流和稀疏联想回忆任务上进行训练后，我们分别消融了这两种机制。移除延迟会造成灾难性后果（均方误差为 +569%），而移除门控的影响较小（+6.6%）；没有延迟时，联想容量会从 4 种模式降至 0。延迟机制至关重要：资格迹保留了过去相量活动的衰减记忆，因此，当稀疏奖励终于到来时，它仍能将信用分配给导致结果的活动。这为何重要：振荡器图可以利用受生物学启发的资格迹，而非反向传播，解决信用分配问题。

5.2.3 压缩进展门控可塑性与时序特异性（s2-02）

好奇心驱动学习需要一个自我生成的奖励信号。我们将其实现为“压缩进展”（第 3.4 节）：每当预测器对环境输入的误差在相邻时间窗口之间下降时，就会发出一个神经调制脉冲。关键测试是 时间戳打乱安慰剂对照：在随机时间发出相同的脉冲（数量和幅度完全一致），既保留总奖励预算，又破坏时间对齐。配置 E 满足全部四项成功标准：可靠性（提升 87.2%）、因果性（最佳滞后 ℓ=18，相关系数=0.17）、非退化性（最终 $R = 0.47$）和时序特异性（打乱对照未通过）。时序特异性是关键结果：当脉冲不再与活跃的资格迹重合时，系统无法将进展归功于相关突触，学习便会坍缩（图6）。启示：内在动机无需外部奖励即可驱动学习——但前提是进展信号必须在相关活动迹仍然存在时到达。

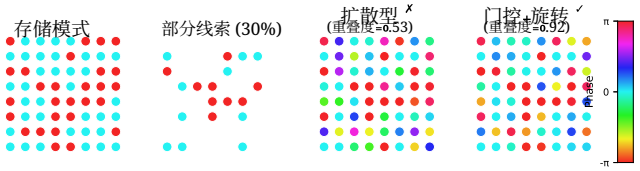

图7：根据部分线索进行全息回忆（σ_ϕ=0.3）。左：存储的双极模式。第二幅：30% 的部分线索（省略的节点不可见）。第三幅：扩散核失效（重叠度=0.53）。右：门控+旋转成功（重叠度=0.92）。颜色表示相位；门控+旋转核恢复了红色/青色结构，而扩散核则产生混沌干涉。

5.3 阶段3：记忆、巩固与重放

5.3.1 相位感知核改善全息回忆（s3-01）

本实验在内容寻址存储器任务中，测试第3.2 节介绍的相位干扰检索核。我们使用一个全连接图（N=64 个节点，全部相互耦合），并通过复数赫布规则（方程4）存储 P=6 个相位模式。回忆时，随机选取 30% 的节点，将其相位钳制为目标模式的相位，其余 70% 的节点则以低振幅噪声和相位抖动进行初始化$^{\sigma_\phi}$。随后，网络按照 Stuart–Landau 动力学演化直至收敛；我们测量最终状态是否与目标匹配（重叠度 ≥0.7，相位均方根误差 ≤0.9弧度）。

标准扩散核（$f_i = \sum_j W_{ij} z_j$）会遭受破坏性干涉：在 σ_ϕ=0.3，仅有 22.2% 的试验成功（ 3 个随机种子，每个进行 × 20 次试验，95% 自举置信区间）。相干性门控的门控+旋转核会抑制反相贡献，并将一致项旋转至当前场中，从而实现 **88.9% 的回忆率**——提升了 **4×**（图7）。架构启示：振荡器图可以充当内容寻址存储器——给定部分观测后，网络无需显式寻址即可重建完整模式，这是在重放和规划过程中进行联想回忆的先决条件。

5.3.2 基线基准测试界定记忆主张 (s3-08)

为了解相量图的联想记忆容量，我们将其与两种基线方法进行基准测试：现代Hop- field网络 (MHN) Ramsauer等人 [2020]以及回声状态网络 (ESN)。任务是模式补全：通过复数赫布存储（§3.2）存储随- 机二进制模式，对查询施加比特翻转噪声，并使用相位感知检索来测量回忆准确率。如果带噪查询中有 ≥ 95% 能够正确恢复 ≥ 95% 的比特，则该模式被视为“可靠存储”。

在 N=256时，相量图记忆可可靠存储~0.13 N 个模式（≈33 个模式），接近经典Hopfield容量上界 Hopfield [1982]。MHN可存储全部256个模式（容量为100%），而ESN并非为联想而设计回忆——达到接近于零。在这一基准测试下，相位-

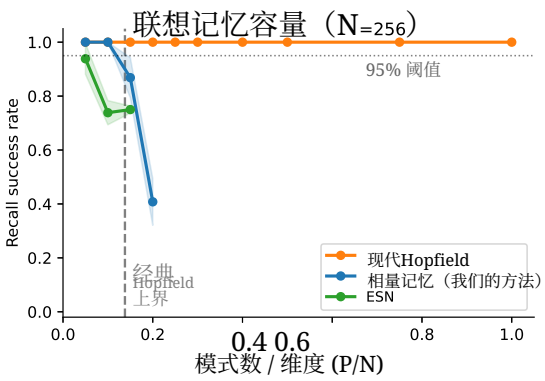

图8：容量基准测试：在 N=256 时，回忆成功率随存储模式数量（P/N）的变化。MHN 在达到 P=N 之前始终保持完美回忆。相量图记忆在接近经典霍普菲尔德界限时（ 0.138 N 处的虚线）跌至 95% 以下。ESN 的性能迅速下降——它并非为联想回忆而设计（s3-08）。

振子记忆达到了经典霍普菲尔德机制；完整的振子动力学能否超越这一水平仍是一个悬而未决的问题。相位熵诊断与失效模式相关，为未来的改进提供了机制性视角（图 8）。

5.3.3 巩固期间的相位相干性在因果上不可或缺（s3-02）

如果类似非快速眼动睡眠的巩固能够提高保持率，这究竟只是额外的离线计算，还是相干的相位结构也很重要？我们在一个最简提示→目标关联任务中进行了测试：清醒期间，资格迹会在提示→目标边上累积；非快速眼动睡眠期间，纺锤波门控捕获会提交权重，同时切断外部输入。消融实验比较了相干巩固（自然相位演化）与相位扰乱对照（每一步都随机置换相位，在保留振幅和总更新预算的同时破坏结构）。

连贯的巩固可带来 **+12.7%** 的保持率提升；相位打乱仅带来 **+6.9%** (~2× 更差； n=30， p=0.016)。两种条件都会同等程度地增强权重，但只有连贯的相位才能将其转化为更好的回忆。 这为何重要： 振荡定时门控不仅仅是延后更新——更新必须发生在相位关系连贯时（图9）。非快速眼动睡眠是否确实有助于提升效果，而非仅清醒，将另行测试（ s3-07）。

5.3.4 睡眠护栏防止同步坍缩（s3-03）

相量智能体将信息编码在振荡器之间的相对相位结构中。然而，强耦合的振子网络有一个容易进入的吸引子：全局同步（$R \to 1$），这会破坏相位编码记忆，并导致相干性门控可塑性不加区分地触发。我们测试了轻量级保护措施——比例 κ 反馈、排斥性相位踢和救援抖动——能否在睡眠期间维持亚稳态同步带。

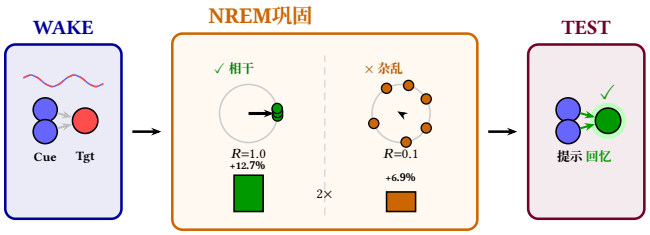

图9：相位相干性消融实验：离线时长和门控时序相同，只有相位结构不同。相干NREM的保持率为 +12.7%；相位打乱后为 +6.9%（差~2×）。相位圆显示序参量 R；柱形表示保持率增益（s3-02， n=30）。

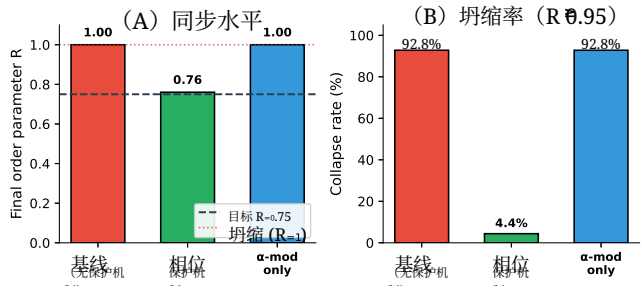

图10：睡眠相位护栏可防止同步性崩塌（s3-03）。（A）最终序参量 R：相位护栏使其维持在目标区间（R≈0.76，虚线），而基线和 α-调制则坍缩至 R=1。（B）坍缩率：没有护栏时，92.8%的运行会达到 R≥0.95；相位护栏将这一比例降至4.4%。

如果没有保护机制，92.8% 的运行会坍缩至 $R \approx 1.0$。采用相位护栏后，网络能够维持 $R \approx 0.76$ （接近目标），坍缩率仅为 4.4%。另一种方法（仅振幅 α调制）则完全失败：一旦锁相动量形成，就无法打破。启示：基于睡眠的巩固需要基于相位的稳定性控制；单靠振幅调制并不足够，而不加保护的睡眠会破坏巩固本应保留的结构（图10）。

5.3.5 清醒/NREM分离拓展稳定学习范围（s3-07）

相量智能体面临的一个核心问题是，明确区分清醒/NREM在结构上是否必不可少，还是仅仅一种风格选择。我们通过对权重增长施加明确的稳定性预算来进行测试：弗罗贝尼乌斯范数必须低于某个阈值（$\|W\|_F \le 2.0$）。这一约束体现了任何学习系统都面临的一种根本性权衡：权重无限增长会导致不稳定，并造成记忆之间的灾难性干扰。

我们比较了在提示→目标相位锁定任务上的两种学习机制。仅清醒期学习扫描清醒期学习率 η_{wake}，不包含非快速眼动睡眠阶段。 清醒期+非快速眼动睡眠则将清醒期学习保持在较低水平（$\eta_{\text{wake}} = 0.01$），通过资格迹标记显著经历，然后在非快速眼动睡眠阶段借助睡眠纺锤波门控可塑性进行巩固（第3.3节）。

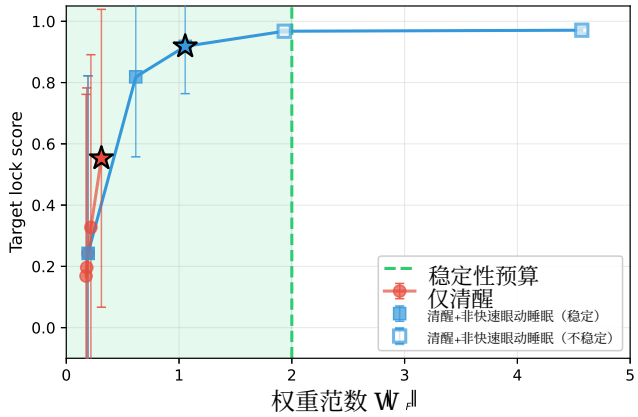

图 11：清醒/NREM分离拓展了稳定学习的范围。在明确的权重范数预算（$\|W\|_F \le 2.0$）下，仅清醒期学习无法达到清醒+NREM的表现：平均得分为 0.55 对 0.92（+67%）。空心标记表示有 >20% 的随机种子超出预算的设置；带星号的点表示完全稳定配置中的最高得分（≥80% 的随机种子在预算范围内）。双阶段架构能够进入连续清醒期可塑性无法实现的稳定且高性能区域（s3-07）。

结果揭示了仅清醒期学习的结构性局限：要实现较高的任务性能，就需要激进的学习率，但这会违反稳定性预算。在该约束下，清醒期+非快速眼动睡眠的平均得分为 0.92，而仅清醒期学习为 0.55（+67% 的提升）。这表明，双阶段学习扩展了既具备良好性能又保持稳定的可行解范围——这是仅清醒期学习根本无法达到的范围（图11）。

架构启示：NREM巩固是核心架构特征——将“记住什么”（清醒期标记）与“如何巩固”（NREM强化）分离，能够实现连续清醒期可塑性在相同约束下无法达到的稳定长期学习。

5.3.6 类快速眼动睡眠重放提升程序性迷宫中的泛化能力（s3-04）

智能体能否在不与环境进行额外交互的情况下，通过在内部重放已学习的动力学来提升规划能力？我们在一系列程序生成迷宫中对此进行测试，这些迷宫中的智能体训练经历具有短视性：清醒阶段的回合总是从一个狭小的“已见”角落开始（$x < 4$ 位于 8×8 网格中），而评估时的起点则遍布整个迷宫。核心主张是，类快速眼动睡眠的离线轨迹推演——根据学到的相量转移权重生成的心理模拟——应该能够在不增加数据的情况下，提升对未见区域的泛化能力。

实验在 25 个迷宫中比较六种条件， ×16 个随机种子：**(1)** 仅清醒（仅进行在线学习）；**(2)**时长匹配的静息（离线预算相同，不进行学习）；**(3)**快速眼动睡眠重放（根据转移权重进行模拟，并更新价值）；**(4)** 快速眼动睡眠门控关闭（生成梦境但不进行可塑性调整）；**(5)** 快速眼动睡眠

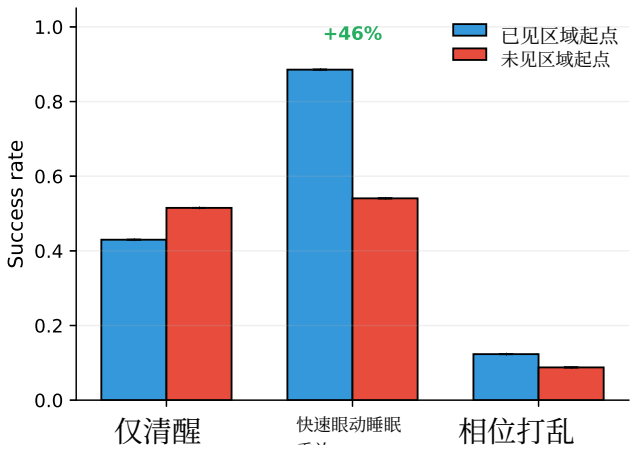

图 12：类快速眼动睡眠重放提升程序化迷宫中的泛化能力。快速眼动睡眠在已见区域的表现比仅清醒高出 +45.5 个百分点；相位打乱伪证检验使未见区域的成功率骤降至 8.8%，远低于仅清醒（54.1%），为相位相干性提供了因果证据。Dyna-Q（显式缓冲区）仍然是一个强有力的上限基准（ s3-04；25 个迷宫× 16 个随机种子）。

相位打乱（随机置换相位，破坏全息相干性）；**(6)** Dyna-Q [Sutton, 1990]使用显式回放缓冲区（强大的基于模型的基线）。

结果呈现出一个显著的模式。在已见区域，快速眼动睡眠重放将成功率从 43.0%（仅清醒）提升至 88.5%（+45.5 个百分点），这表明即使对于已访问的状态，心理模拟也能优化价值估计。空闲和关闭门控条件的结果与仅清醒完全一致，证实没有学习的离线时间毫无贡献。关键的是，相位打乱伪证检验使性能大幅坍缩：未见区域的成功率从 54.1% 降至仅 8.8%，远低于仅清醒基线。该伪证检验在保留振幅和更新预算的同时，破坏了全息相位相干性，从而提供了因果证据：真正使有意义的心理模拟成为可能的，是相量权重的相位结构，而不只是重放这一事实。

采用显式轨迹缓冲区的 Dyna-Q 基线，在已见区域实现了近乎完美的成功率（99.98%），并且在未见区域展现出强劲的泛化能力（91.6%），表现显著优于相量方法。这种差距在意料之中：Dyna-Q 存储精确的 $(s,\ a,\ s',\ r)$ 元组，而相量智能体则从叠加权重中重建状态转移。在不牺牲全息编码分布式存储优势的前提下缩小这一差距，仍是一项有待解决的挑战。

意义所在： 类快速眼动睡眠重放是在没有新经验的情况下改善规划的实用手段，而连贯的相位结构对这一益处具有因果上的必要性（图 12）。

5.3.7 反转学习揭示非快速眼动睡眠与快速眼动睡眠的不同功能 (s3-05)

反转学习是一种用于探究记忆干扰的经典范式：智能体学习映射 A，环境反转为映射 B，而问题在于系统是否表现出节省效应——当映射 A 再次出现时，能更快地重新习得它——且不会发生灾难性遗忘。这检验了符合生物学现实的睡眠结构能否在新学习造成的主动干扰之后，仍保留原始映射的记忆痕迹。

该架构采用隐藏层相量网络（4 个输入、4 个隐藏单元、1 个输出、1 个偏置；总计 10 个节点），其中隐藏层提供潜在容量，用于存储多个相互冲突的映射。任务是双模式决策：输入 X 或 Y 出现，正确动作则随每次反转而交替。我们比较了 10 个随机种子下的六种条件：**(1)**仅清醒（在线强化学习，不睡眠）；**(2)** 仅非快速眼动睡眠（纺锤波门控捕获慢速痕迹并下调）；**(3)** 仅快速眼动睡眠（对重放模式进行快速痕迹可塑性，并采用旧偏向采样）；**(4)**非快速眼动睡眠+快速眼动睡眠（完整睡眠周期：先进行非快速眼动睡眠巩固，再进行快速眼动睡眠重放）；**(5)** 非快速眼动睡眠+快速眼动睡眠，不进行重放（计算量匹配对照）；**(6)** 非快速眼动睡眠+快速眼动睡眠并进行相位打乱（进行重放但不提供教学信号）。

该睡眠架构实现了符合生物学现实的非快速眼动睡眠→快速眼动睡眠循环。在非快速眼动睡眠阶段（占睡眠时间的30%），睡眠纺锤波门控的巩固捕获慢速资格迹，同时通过突触下调维持稳态。在快速眼动睡眠阶段（占睡眠时间的70%），快速痕迹可塑性响应重放的模式（无外部输入），并以90%的旧偏向采样优先强化先前映射。

关键发现是：**仅快速眼动睡眠对反转学习最为理想**。仅快速眼动睡眠在288.2次试验后恢复，相比之下，仅清醒需要313.4次试验（快25次试验；提升8%）。令人意外的是，加入非快速眼动睡眠巩固会降低这一优势：非快速眼动睡眠+快速眼动睡眠仅带来5次试验的改善（2%）。

这种 dissociation 揭示了非快速眼动睡眠和快速眼动睡眠承担着不同的记忆功能。非快速眼动睡眠会巩固前一清醒阶段期间标记的任何内容——包括反转映射造成的干扰，而这可能不利于灵活再学习。快速眼动睡眠重放会优先重新激活旧模式，从而支持恢复先前联结。两者结合时，非快速眼动睡眠会通过强化那些妨碍恢复的记忆痕迹，部分抵消快速眼动睡眠的益处。

这与生物学研究结果相一致：快速眼动睡眠对于认知灵活性、情绪记忆和表征抽象尤为重要，而非快速眼动睡眠则巩固陈述性记忆并支持突触稳态 [Rasch 和 Born, 2013年, Liu 等人, 2025]。具体而言，对于反转学习，相量智能体受益于快速眼动睡眠主导的睡眠架构（图 13）。范围说明：目前，这仅是重放能够防止干扰的存在性证明，并非大规模灵活性的证据；设计一种更有力的证伪方法，以选择性地扰乱因果路径（例如，仅打乱重放状态序列，同时保留访问统计），仍有待解决。

5.3.8 托尔曼潜在学习：即时能力与绕行优势（s3-06）

Tolman 的经典潜在学习实验 [Tolman, 1948]表明，在没有奖励的情况下探索迷宫的大鼠仍会构建一幅“认知地图”——一种内部模型，能够

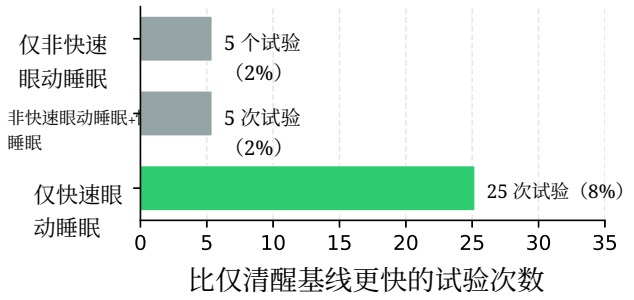

图 13：反转学习揭示了非快速眼动睡眠与快速眼动睡眠功能的差异。仅快速眼动睡眠可使恢复速度提高 8%（25 个试验）；加入非快速眼动睡眠后，收益降至 2%。非快速眼动睡眠会巩固近期（具有干扰性的）记忆痕迹，而快速眼动睡眠则优先重放旧模式。（s3-05； n=10 个随机种子）。

使其在引入奖励后立即表现出熟练行为。这对任何学习系统而言都是一项严峻考验：它能否从不提供外在反馈的经验中获取有用结构，并在目标发生变化时利用该结构实现快速适应？

我们在一个包含两个阶段的网格世界中进行测试。**阶段 1（探索）：**智能体在没有外在奖励的情况下探索 80 个回合（仅接收内在好奇信号并承担步数成本）。**阶段 2（奖励开始）：**目标出现后，我们测量潜在学习的两个关键特征：**(1)**t=0自举——在奖励开始时、任何获得奖励的试验提供反馈之前的即时能力；以及**(2)** 绕行优势——在需要走出探索期间未经历过的新路径的探测中取得成功。

我们比较八种条件：随机 + 仅清醒（无结构）、内在 + 仅清醒（由好奇心驱动的探索，不进行重放）、内在 + 仅非快速眼动睡眠（巩固但无快速眼动睡眠）、内在 + 仅快速眼动睡眠（重放但无非快速眼动睡眠稳定化）、内在 + 非快速眼动睡眠+快速眼动睡眠（完整的楔形周期：非快速眼动睡眠→快速眼动睡眠→非快速眼动睡眠）、随机重放对照（计算量匹配，但重放随机状态）、相位打乱对照（破坏相位相干性），以及 Dyna-Q [Sutton， 1990]（强大的表格型基于模型基线，具有显式转移缓冲区）。

结果揭示了明显的潜在学习特征。在 t=0 （奖励开始时，尚未进行任何有奖励试次），**仅快速眼动睡眠达到 39.4%±11.3**，而仅清醒为 6.5%±3.4——这表明探索构建了一个可用的世界模型。加入非快速眼动睡眠巩固后，性能反而降至 32.3%±13.5（低了 ~7 个百分点）；这与反转学习的发现（s3-05）一致：非快速眼动睡眠阶段的相位噪声可能会在快速眼动睡眠利用模型之前降低模型质量。相位打乱证伪条件下，结果坍缩至 3.9%，证实连贯的相位结构是潜在学习收益的必要条件。

这种模式——仅快速眼动睡眠优于非快速眼动睡眠+快速眼动睡眠——与生物学研究的发现相呼应：快速眼动睡眠对认知灵活性、情绪记忆和表征抽象尤为重要，而非快速眼动睡眠则巩固陈述性记忆并支持突触稳态 [Rasch 和 Born，2013年，Liu 等人， 2025]。具体而言，对于潜在学习，

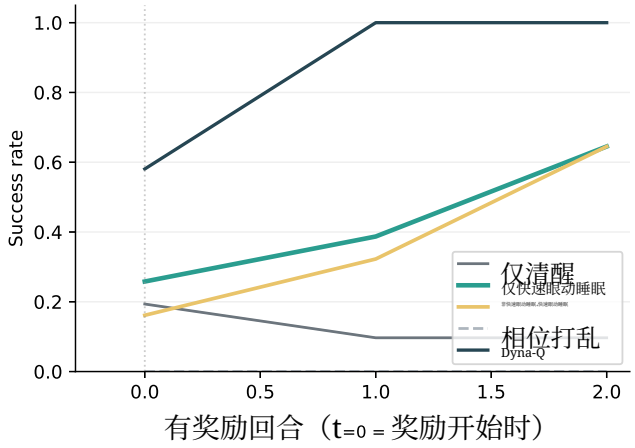

图 14：潜在学习特征：无奖励探索后，已获奖励回合中的成功率。在 t=0 （奖励开始时，即尚未进行任何获奖励试验之前），仅快速眼动睡眠（绿色）的起始表现远高于仅清醒（灰色），表明探索能够建立可用的世界模型。非快速眼动睡眠+快速眼动睡眠（金色）的起始表现略低于仅快速眼动睡眠，这与非快速眼动睡眠阶段的相位噪声会使模型退化相一致。相位打乱（虚线）的成功率始终徘徊在零附近，证实相位相干性不可或缺。Dyna-Q（深色）通过显式元组存储提供了上限（s3-06）。

相量智能体受益于快速眼动睡眠占主导的睡眠架构。

重要的是，Dyna-Q 通过显式元组存储提供了性能上限：在 t=0 时达到 65.8%，显著优于相量智能体。这一差距反映了精确元组存储（Dyna-Q）与全息叠加（相量权重）之间的区别：相量编码压缩程度更高，但会引入重构噪声，从而限制规划保真度。

启示： 该架构能够呈现基于模型的认知的典型特征——从未获奖励的经验中学习，并立即加以利用（仅快速眼动睡眠：39.4%，而仅清醒：6.5%）。与 Dyna-Q 之间的剩余差距，是改进全息规划机制最明确的量化目标（图 14）。

6 讨论

相量智能体将学习视为对一个动力学计算机的控制：Stuart–Landau图上的相对相位结构充当表征媒介，三因子可塑性提供局部信用分配，而清醒/睡眠调度——其中包含用于稳定性控制和生成式回放的独立阶段——则成为一种明确的架构机制，而非生物学上的点缀。分阶段实验描绘出一条连贯的因果链。在基底层面，表面上看似“拓扑效应”的现象，可以在适当的耦合归一化下消失（s1-02）；而时间延迟会引入多稳态，这一点可由三元代理模型复现（s1-03），暗示了一条构建多吸引子记忆的原则性路径。在这一基底之上，资格迹可在调制因子存在时延的情况下延长信用分配时域（s2-03），并与振荡定时

写入窗口（s2-04）；只有当压缩进度内在信号的脉冲与资格迹重合时，它们才会改善学习，而在时间戳打乱安慰剂条件下则会失效（s2-02）。相位感知检索核使基于干扰的回忆具备抗噪性（s3-01），但性能仍低于现代Hopfield基线（s3-08），从而更清楚地揭示出记忆机制仍需改进之处。最稳健的发现是，分阶段离线阶段能够防止表征坍塌：睡眠护栏将同步失效率从92.8%降至4.4%（s3-03），而在相同的显式权重范数预算下，清醒/睡眠分离使性能提升了67%（s3-07）。随后，类快速眼动睡眠重放将存储的动力学转化为基于模型的收益，使程序性迷宫中的泛化增益显著提高（+45提高了5个百分点），并且相位打乱证伪实验会导致性能坍缩（s3-04）；同时，它还产生了托尔曼式潜在学习特征——在无奖励探索之后表现出即时能力和绕行优势——若没有某种可迁移的内部结构，这些现象将难以解释；我们的证伪检验排除了“仅仅增加离线时间”和“仅仅增加更新次数”这两种替代解释（s3-06；Tolman，1948年）。剩余的差距十分明确：在不牺牲稳定性的前提下，缩小与强基线方法（现代Hopfield网络，以及带显式缓冲区的Dyna-Q；Sutton，1990年）之间的记忆与规划差距，是检验振荡型局部可塑智能体能否从机制性证明扩展到有竞争力的架构的决定性测试。第二个开放问题是最优睡眠时间表：在认知灵活性任务中，仅快速眼动睡眠优于非快速眼动睡眠+快速眼动睡眠（s3-05、s3-06），而在程序性迷宫中，非快速眼动睡眠似乎没有影响（s3-04），这表明交错的（非快速眼动睡眠、快速眼动睡眠）*非快速眼动睡眠模式需要任务依赖型调节，或需要我们尚未刻画的自适应门控。

6.1 动力学稳定性的门控

核心约束在于动力学：在相位编码基底中，在线写入不仅可能导致过拟合，还可能改变计算机制（同步、振幅、多重稳定性）。因此，清醒/睡眠分离最好被视为一种针对动力学计算机的控制策略，而非对生物保真度的主张。这与 Van Gelder 的动力学假说相符：认知最好被理解为在状态空间中塑造轨迹，而非进行符号计算 [Van Gelder， 1995], 也与 Kelso 的观察一致：健康的神经动力学呈现亚稳态——在整合与分离之间徘徊 [Kelso，1995]。

与标准循环神经网络的重放机制对比 + 。在传统循环神经网络中，在线学习通常会因过拟合或权重不稳定而降低性能——这些失效模式可通过正则化和早停来应对。在振荡型基底中，在线写入可以改变计算基底本身：驱使网络进入全局同步（$R \to 1$）会使表征多样性坍缩，并导致相干性门控的可塑性不加区分地触发。因此，门控并非可有可无的正则化手段，而是让计算维持在可用状态的必要组成部分。这一区别解释了为何我们的睡眠护栏（s3-03）关注基于相位的稳定性，而非仅关注权重幅度；也解释了为何稳定性预算下的 +67% 提升（s3-07）反映的是进入了一个性质迥异的运行状态，而不仅仅是“增加了离线更新次数”。

7 局限性、负面结果与路线图

这篇预印本有意明确说明其研究范围和失效模式。

本文并非试图论证什么。本文并未声称实现了最先进的深度强化学习性能；它提供的是机制层面的证据，表明局部可塑性 + 分阶段巩固能够在振荡器图中支持非平凡的信用分配，并带来类似规划的提升。实验规模较小（N $\leq$ 256个节点、简单的网格世界和联想任务），旨在使主张可证伪，而非与大规模系统竞争。我们明确报告了负面结果（s3-05 效应量、Dyna-Q 差距）和基线差距。

波记忆效应较弱（s1-01）。行波快速权重机制在统计上显著（z=6.34σ，真实值=84.8%），但在Δ（R^2 ×覆盖率）方面的实际提升很小。根因诊断揭示了天花板效应（基线传播本已良好）以及环形拓扑中的方向退化。方向偏置仅为0.009 ± 0.006——在机制上成立，但目前还没有实用价值。

逆转学习节省幅度较小（s3-05）。在 s3-05 中，与仅清醒条件相比，启用重放条件节省了 ~25 次试验（8%）。`wake_sleep_no_replay` 消融实验表明，在这一设置下，重放是发挥作用的关键因素，但其效果小于 MVSE 和迷宫泛化中观察到的收益。

逆转学习证伪测试尚无法区分不同条件（s3-05）。`wake_sleep_phase_scramble`条件与 `wake_sleep`相当。在这项实验中，“相位扰乱”会在重放期间移除输出钳制，但基本保留输入到隐藏层关联；如何设计更有力的证伪测试，以有选择地破坏相关因果路径，仍有待探索。

Dyna-Q差距。Dyna-Q在潜在学习方面显著优于相量智能体（在t=0时，65.8%对比REM-only的 ~39%），表明模型保真度和价值传播仍有改进空间。

基准测试范围（s3-08）。我们的相量图记忆基准测试使用了一个简化的测试框架——独立的赫布式存储和迭代检索，而非完整的振子动力学。在此基准测试下，容量达到经典Hopfield水平（~0.13N），但低于现代Hopfield网络。完整的斯图尔特–兰道动力学能否超越这一水平

仍是一个尚无定论的问题；我们将基准测试结果视为该基底能力的下限，而非根本限制。

单存储架构。该模型缺少生物系统用于系统巩固的海马—皮层双存储架构。这是否会限制长期记忆容量或跨时间尺度的信息传递，仍有待探究。

为什么生物系统会交替经历非快速眼动睡眠→快速眼动睡眠→非快速眼动睡眠？我们的实验表明，**快速眼动睡眠期间的规划是**认知灵活性任务的关键机制，包括反转学习（s3-05）、潜在学习（s3-06）和迷宫规划（s3-04）。对于权重较大的训练充分的模型，非快速眼动睡眠阶段的相位噪声影响很小，因为大多数权重都超过了扰动振幅阈值。然而，生物睡眠会在非快速眼动睡眠和快速眼动睡眠之间交替，形成超昼夜周期：夜间前半段以非快速眼动睡眠为主，后半段则以快速眼动睡眠为主 [Borbély 和 Achermann， 1999]。如果非快速眼动睡眠对已收敛的模型影响甚微，为什么进化会偏好“夹层式”的快速眼动睡眠——将其夹在非快速眼动睡眠阶段之间？仍有几种可能性有待探究：**（1）**我们的非快速眼动睡眠机制（对较弱联结施加相位噪声）可能过于简单；生物体的非快速眼动睡眠包含协调的慢振荡、睡眠纺锤波和尖波涟漪，这些过程会选择性地巩固记忆，而非一概削弱记忆。**（2）**我们的单存储模型缺少海马—皮层双存储架构；在这种架构中，非快速眼动睡眠会先将记忆从海马转移到皮层，再由快速眼动睡眠将其整合。**（3）**非快速眼动睡眠在学习早期可能最为重要，此时权重较小，许多权重低于相位噪声阈值；而我们的实验聚焦于训练充分的模型。**（4）**夜间前半段的非快速眼动睡眠可能主要发挥稳态功能（突触重归一化），而非直接参与记忆巩固。了解非快速眼动睡眠在何种情况下有利于学习早期阶段、又在何种情况下对已收敛模型不起作用，是一个亟待回答的问题。

任务多样性。 清醒/睡眠带来的优势在 MVSE 和迷宫任务族中最为显著；测试更多任务族是评估其普适性的重要后续工作。

尚未测试连续动作和高维观测。 所有实验均使用离散动作，以及低维网格世界或简单的联想模式。尚未探索将其扩展到连续控制或像素观测。

尚未测试部分可观测性。 所有环境均为完全可观测；在部分可观测马尔可夫决策过程条件下的行为尚不清楚。

无具身验证。所有实验均在模拟网格世界和抽象任务中进行；尚未在物理系统上进行部署测试。

控制任务尚未完成（s4-01）。阶段2控制实验通过 α调制得到改进（50% → 88%稳定性），但完整的闭环基准测试仍在等待中。

重放检测与因果关联。 我们采用了显式的重放算子；如何在睡眠期间检测自发的再激活事件，并将其与巩固带来的益处建立因果联系，仍有待研究。

信用分配时限的边界。 测试过的最长延迟（s2-03）为 60 步，此时信用分配一致性从 1.4× 降至 5.6×，延迟为 =0。实际学习中的最大有效延迟尚未确定。

计算成本与可扩展性。 我们尚未刻画仿真成本如何随网络规模 N 扩大而变化，也未确定 IMEX 积分是否会在更大规模下成为瓶颈。实时部署的可行性以及与标准方法的运行时间比较，均尚未探讨。

超参数敏感性。 许多实验使用了经过精心调节的参数（τ_f、 τ_s、 β_{coh}、 η、耦合强度 κ）。文中未提供系统的敏感性分析；参数扰动下的鲁棒性尚不明确。

基线方法有限。 比较仅限于 Dyna-Q、MHN 和 ESN。其他生物学上合理的方法（e-prop、FORCE 学习及其他储层方法）均未进行基准测试。

纺锤波相位耦合消融（拟议的证伪实验）。保持相同数量的纺锤波门控，但将其相对于慢速全局节律（~0.5–1 Hz）的相位随机化。**预测：** 当纺锤波门控与慢振荡相位去耦合时，保持率将显著下降。**证伪条件：**在门控预算匹配的情况下，随机相位巩固的效果与协调巩固相当。

优先巩固（拟议的证伪实验）。 将巩固预算优先分配给高难度或高不确定性的记忆痕迹。**预测：** 在困难项目上，选择性分配的表现将比均匀分配高出 >10%。**证伪条件：**在总预算匹配的情况下，均匀分配的效果与优先分配相当或更优。

8 结论

相量智能体将振荡相量关系视为一种表征基底，并将局部三因子可塑性与明确的清醒/睡眠调度及重放相结合。

现有证据支持对以下方面作出有限的论断：

- 资格迹在延迟调制下保留信用（s2-03），
- 通过时间戳打乱对照（s2-02）的压缩进度信号，

• 噪声下相干相位检索达到 4× 扩散基线（s3-01），

• 在匹配权重范数预算的情况下，清醒/睡眠分离使稳定学习提升了 67% (s3-07),
• 快速眼动睡眠重放使迷宫成功率提高了 +45.5 个百分点 (s3-04), 并且
• Tolman式潜在学习特征——在无奖励探索后立即展现的能力，以及绕行优势 (s3-06)。

这一范式要证明具有实际意义，仍面临重大挑战。上述差距并非细枝末节，而是亟待解决的根本性问题；这些问题的答案将决定相量智能体能否超越机械性的演示。目前的工作证明了这一范式的可行性，但它能否扩展到真正的认知效用，仍未有定论。

参考文献

Juan A. Acebrón、L. L. Bonilla、Conrad J. Pérez Vicente、Félix Ritort 和 Renato Spigler。《Kuramoto模型：同步现象的简单范式》。《现代物理学评论》，77(1):137–185，2005。doi: 10.1103/RevModPhys. 77.137。

Mehrdad Baradaran、Katayoon Kobraei 和 Saeed Reza Kher-adpisheh。基于奖励调制脉冲时序依赖可塑性的脉冲神经网络中的清醒-睡眠学习，以避免灾难性遗忘。载于*2025*年第三十三届国际电气工程会议（*ICEE*），2025年。doi: 10.1109/ICEE67339.2025.11213590。

Joshua Bassey、Lijun Qian 和 Xianfang Li。复值神经网络综述。*arXiv*，abs/2101.12249，2021年。doi: 10.48550/arXiv.2101.12249。URL https://arxiv.org/abs/2101.12249。

Guillaume Bellec、Franz Scherr、AnandSubramoney、Elias Hajek、Darjan Salaj、Robert Legenstein 和 Wolfgang Maass。脉冲神经元递归网络学习困境的解决方案。《自然·通讯》，11：3625，2020年。doi: 10.1038/s41467-020-17236-y。

Marcus K. Benna 和 Stefano Fusi。突触记忆巩固的计算原理。《自然—神经科学》，19 (12):1697–1706，2016。doi: 10.1038/nn.4401。突触复杂性的级联模型；多时间尺度巩固。

Guo-qiang Bi 和 Mu-ming Poo。培养海马神经元中的突触修饰：依赖于脉冲时序、突触强度和突触后细胞类型。《神经科学杂志》，18(24):10464–10472，1998。doi: 10.1523/ JNEUROSCI.18-24-10464.1998。

Alexander A. Borbély 和 Peter Achermann。睡眠稳态与睡眠调节模型。生物节律杂志，14(6):557–568，1999。doi: 10.1177/ 074873099129000894。经典的睡眠调节双过程模型；非快速眼动-快速眼动超昼夜周期。

György Buzsáki。记忆迹形成的两阶段模型：“噪声”脑状态的作用。神经科学，31(3): 551–570，1989。doi: 10.1016/0306-4522(89)90423-5。György Buzsáki。《大脑的节律》。牛津大学出版社，2006。ISBN 9780195301069。György Buzsáki。神经语法：细胞集合、突触集合和读取器。《神经元》，68(3):362–385，2010。doi: 10.1016/j.neuron.2010.09.023。György Buzsáki。海马尖波涟漪：情景记忆与规划的认知生物标志物。《海马》，25(10):1073–1188，2015。doi: 10.1002/hipo.22488。

György Buzsáki 和 Andreas Draguhn。皮层网络中的神经元振荡。《科学》，304(5679):1926–1929，2004。doi: 10.1126/science.1099745。

T. Coletta、R. Delabays 和 P. Jacquod。Kuramoto模型中的有限尺寸标度。《物理评论*E*》，2017年。锁定阈值附近的 N 依赖标度。

Tingting Dan、Jiaqi Ding 和 Guorong Wu。通过振荡同步的全息蓝图，探索受大脑启发的机器智能，以连接图中的点。《自然·通讯》，16(1):9425，2025年。doi: 10.1038/s41467-025-64471-2。用于图学习的全息振荡同步；影响 s3-01 全息记忆设计。

Dan Denis、Zhiyi Chen、Manroop Kaur、Ben Clayden、Thomas Schreiner 和 Scott A. Cairney。θ波振荡为记忆打上标记，以促进睡眠依赖性巩固。*bioRxiv*，2025年。doi: 10.1101/2025.01.25. 634851。URL https://www.biorxiv.org/content/early/2025/12/12/2025.01.25.634851。脑电图证据表明，编码期间的 θ 波可预测慢振荡-睡眠纺锤波耦合以及睡眠依赖性保持率。

Mingyue Dong、Xin Huang 和 Bo Xu。受生物学上合理的学习规则和连接启发的无监督 STDP 脉冲神经网络。《神经网络》，165：372–388，2023。doi：10.1016/j.neunet.2023.05.048。

Marla B. Feller。视网膜波可能会指导眼特异性视网膜膝状体投射的形成。《神经发育》，4：24，2009。doi: 10.1186/1749-8104-4-24。

Uwe Frey 和 Richard G. M. Morris。突触标记与长时程增强。《自然》，385(6616)：533–536，1997。doi: 10.1038/385533a0。TGC可塑性所引用的经典突触标记与捕获参考文献。

Pascal Fries。认知动力学的一种机制：通过神经元相干性实现神经元通信。*Trends inCognitiveSciences*，9(10)：474–480，2005。doi：10.1016/j.tics. 2005.08.011。

Pascal Fries。《认知节律：相干通信》。《神经元》，88(1):220–235，2015。doi: 10.1016/j. neuron.2015.09.034。

Nicolas Frémaux 和 Wulfram Gerstner。神经调质调控的脉冲时序依赖可塑性，以及三因素学习规则理论。*FrontiersinNeuralCircuits*，9:85，2016。doi: 10.3389/fncir.2015.00085。

Naoya Fujii、Keigo Taga、Riccardo Muolo、BobRink 和 Hi- roya Nakao。具有时延的耦合 Kuramoto 振子系统中高阶相互作用的涌现。*arXiv* 预印本，2025年。网址：https://arxiv.org/abs/2512.16193。

Michael E. Hasselmo。神经调质：乙酰胆碱与记忆巩固。*Trends in Cognitive Sciences*，3(9)：351–359，1999年。doi：10.1016/S1364-6613(99)01365-0。

Geoffrey Hinton。前向-前向算法：一些初步研究。载于 *arXiv* 预印本，2022年。

Geoffrey E. Hinton、Peter Dayan、Brendan J. Frey 和 Rad- f ord M. Neal。用于无监督神经网络的“清醒-睡眠”算法。《科学》，268(5214)：1158–1161，1995年。doi：10.1126/science.7761831。

John J. Hopfield. 具有涌现集体计算能力的神经网络与物理系统。美国国家科学院院刊，79(8):2554–2558，1982年。doi: 10.1073/pnas.79.8.2554。

Enhao Huang、Zhiyu Zhang、Tianxiang Xu、Chunshu Xia、Kaichun Hu、Yuchen Yang、Tongtong Pan、Dong Dong 和 Zhan Qin。用于复值信号处理的全息变换器：将相位干涉融入自注意力，2025年。URL https://arxiv.org/abs/2509.19331。

Herbert Jaeger。分析和训练循环神经网络的“回声状态”方法。技术报告 GMD 报告 148，德国国家信息技术研究中心（GMD），2001年。URL https://www.ai.rug.nl/minds/uploads/EchoStatesTechRep.pdf。附勘误说明的修订版本于2010年传阅。

Leanna Keeble、Padraic Monaghan、Edwin M. Robertson 和 Sana Hannan。慢波睡眠是离线记忆处理的关键参与者：来自人类脑电图研究的见解。*Frontiers in Behavioral Neuroscience*，19:1620544，2025年。doi：10.3389/fnbeh.2025.1620544。

T. Anderson Keller 和 Max Welling。神经波机器：利用局部耦合振荡循环神经网络学习时空结构化表征。载于第 *40* 届国际机器学习大会（*ICML*）论文集，卷 202，机器学习研究论文集，第 16168–16189 页。PMLR，2023年。URL https://proceedings.mlr.press/v202/keller23a.html。提出将行波作为振荡型循环神经网络的归纳偏置。

J. A. Scott Kelso。 动态模式：大脑与行为的自组织。麻省理工学院出版社，1995年。

Jaekyung Kim 和 Minjeong Park。睡眠期间的系统记忆巩固：振荡、神经调质与突触重塑。*BMBReports*，58(10):425–436，2025年。doi: 10.5483/BMBRep.2025-0033。URL https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC12576410/。S. Kirillov 和 V. Klinshov。临界耦合以下有限规模Kuramoto模型中的集体振荡。*arXiv* 预印本，2025年。有限尺寸效应的散粒噪声方法。Yoshimasa Kubo、Jean Erik Delanois 和 Maxim Bazhenov。迈向平衡传播中的终身学习：类似睡眠和清醒复演的训练可增强稳定性，2025年。

Peter Lakatos、George Karmos、Ashesh D. Mehta、Istvan Ulbert 和 Charles E. Schroeder。神经元振荡的牵连作为注意选择的一种机制。《科学》，320(5872):110–113，2008年。doi：10.1126/science.1154735。

Timothy P. Lillicrap、Adam Santoro、Luke Marris、Colin J. Akerman 和 Geoffrey Hinton。反向传播与大脑。*NatureReviews Neuroscience*，21(6):335–346，2020年。doi：10.1038/s41583-020-0277-3。

John E. Lisman 和 Ole Jensen。θ-γ神经编码。《神经元》，77(6):1002–1016，2013年。doi：10.1016/j.neuron.2013.03.007。

Jing Liu、Danni Chen、Tao Xia、Shengzi Zeng、Gui Xue 和 Xiaoqing Hu。慢波睡眠和快速眼动睡眠对记忆表征转化的贡献存在差异。*CommunicationsBiology*，8:1407，2025年。doi：10.1038/s42003-025-08812-3。URL https://doi.org/10.1038/s42003-025-08812-3。脑电图 + 表征相似性分析显示，快速眼动睡眠/慢波睡眠比可预测项目到类别的表征转移。

DarioLucente、Letizia Cerutti、Martina Brofiga、Alessandro Sarracino、Giulia Parodi、Sergio Martinoia、Paolo Massobrio 和 Lucilla de Arcangelis。采用抑制动力学建模神经元培养物中无标度雪崩与同步的新型 Kuramoto模型。*arXiv* 预印本，2025年。doi：10.48550/arXiv.2512.17317。URL https://arxiv.org/abs/2512.17317。

Wolfgang Maass、Thomas Natschl"ager 和 Henry Markram。没有稳定状态的实时计算：一种基于扰动的神经计算新框架。神经计算，14(11)：2531–2560，2002年。doi：10.1162/089976602760407955。

Esmaeil Mahdavi、Mina Zarei、Philipp Hövel 和 Farhad Shahbazi。具有惯性的规则 Kuramoto 网络中的时滞动力学：多稳态、行波、奇美拉态以及向癫痫样活动的转变。*arXiv* 预印本，2025年。doi：10.48550/arXiv.2512.16640。URLhttps://arxiv.org/abs/2512.16640。

Henry Markram、Jörg Lübke、Michael Frotscher 和 Bert Sakmann。通过突触后动作电位与兴奋性突触后电位的巧合来调节突触效能

电位。《科学》，275(5297):213–215，1997。doi: 10.1126/science.275.5297.213。

Takeru Miyato、Sindy Löwe、Andreas Geiger 和 Max Welling。人工库拉莫托振荡神经元。载于 第*13*届国际学习表征会议（*ICLR*）论文集，2025年。网址 https://arxiv.org/abs/2410.13821。广义 Kuramoto 更新作为动态激活函数；在物体发现、鲁棒性和推理方面的优势。

André J. Noest。相量神经网络。神经信息处理系统进展，1:584–591，1988年。早期采用相量表示的相位编码联想记忆研究。

Pierre-Yves Oudeyer、Frédéric Kaplan 和 Verena V. Hafner。用于自主心理发展的内在动机系统。*IEEE*《进化计算汇刊》，11(2):265–286，2007年。doi: 10.1109/TEVC.2006.890271。

Arkady Pikovsky、Michael Rosenblum 和 Jürgen Kurths。《非线性科学中的同步：一个普遍概念》。剑桥大学出版社，2001年。doi: 10.1017/ CBO9780511755743。

Tony A. Plate。全息约简表示。《IEEE神经网络汇刊》，6(3):623–641，1995年。doi: 10.1109/72.377968。

Karl H. Pribram。《大脑与感知：图形加工中的整体性与结构》。Lawrence Erlbaum Associates，1991年。

Nurani Rajagopal Rohan、C. Vigneswaran、Sayan Ghosh、Kishore Rajendran、A. Gaurav 和 V. Srinivasa Chakravarthy。深度振荡神经网络。《科学报告》，15(40968)，2025年。doi: 10.1038/s41598-025-24837-4。URL https://www.nature.com/articles/s41598-025-24837-4。DONN/振荡卷积神经网络：采用复权重的 Hopf 振荡器，通过复数反向传播进行训练；输入模式包括谐振器、振幅调制和频率调制；报告了涌现的特征／时间绑定，以及赫布式训练下的类 STDP 核。

Hubert Ramsauer、Bernhard Sch"afl、Johannes Lehner、Philipp Seidl、Michael Widrich、Lukas Gruber、Markus Holzleit- ner、Milena Pavlović、Geir Kjetil Sandve、Victor Greiff、David Kreil、Michael Kopp、G"unter Klambauer、Johannes Brandstetter 和 Sepp Hochreiter。Hopfield 网络就是你所需要的一切。*arXiv*，abs/2008.02217，2020年。URL https://arxiv.org/abs/2008.02217。

Björn Rasch 和 Jan Born。关于睡眠在记忆中的作用。生理学评论，93(2):681–766，2013年。doi: 10.1152/physrev.00032.2012。

Jorma Rissanen。基于最短数据描述的建模。*Automatica*，14(5):465–471，1978年。doi：10.1016/0005-1098(78)90005-5。

Benjamin Scellier 和 Yoshua Bengio。平衡态传播：弥合基于能量的模型与反向传播之间的鸿沟。计算神经科学前沿，11:24，2017年。doi: 10.3389/fncom.2017.00024。Jürgen Schmidhuber。创造力、乐趣与内在动机的形式理论（1990年–2010年）。*IEEE*自主心智发展汇刊，2(3):230–247，2010年。doi: 10.1109/TAMD.2010.2056368。Michael N. Shadlen 和 J. Anthony Movshon。无约束的同步：对时间绑定假说的批判性评估。《神经元》，24(1):67–77，1999年。doi：10.1016/ S0896-6273(00)80822-3。

Lokendra Shastri 和 Venkat Ajjanagadde。从简单联想到系统性推理：一种利用时间同步表示规则、变量和动态绑定的联结主义方法。《行为与脑科学》，16(3):417–494，1993。doi: 10.1017/S0140525X00030910。

Gi-Hwan Shin、Young-Seok Kweon、Seungwon Oh 和 Seong-Whan Lee。个性化目标记忆再激活通过慢波和纺锤波动力学增强困难记忆的巩固。*npj*《学习科学》，10(1):47，2025年。doi: 10.1038/s41539-025-00340-3。个性化 TMR 会为困难项目分配更多线索；收益与慢波-纺锤波耦合相关。

Wolf Singer。神经元同步：一种用于定义关系的多功能编码?《神经元》，24(1):49–65，1999年。doi: 10.1016/S0896-6273(00)80821-1。

ChristineA. Skarda 和 Walter J.Freeman。大脑如何制造混沌，以理解世界。行为与脑科学，10(2):161–173，1987年。doi: 10.1017/S0140525X00047336。

L. A. Smirnov、V. O. Munyayev、M.I.Bolotov 和 I. Belykh。从时滞到惯性与三元相互作用：耦合时滞振荡器的约化。*arXiv* 预印本，2025年。doi: 10.48550/arXiv.2512.10806。URL https://arxiv.org/abs/2512.10806。

Zhe Su 和 Giacomo Indiveri。Elfcore：一款 28纳米神经处理器，支持动态结构化稀疏训练和基于活动的权重更新，实现在线自监督学习。发表于*2025*年 *IEEE* 欧洲固态电子研究会议 *(ESSERC)*，2025年。doi: 10.1109/ESSERC66193.2025.11214101。另可通过 arXiv:2512.21153 获取（DOI：10.48550/arXiv.2512.21153）。

Richard S. Sutton。基于近似动态规划的学习、规划和反应集成架构。载于第七届国际机器学习会议（*ICML*）论文集，第216–224页，1990年。

Timothy Tadros、Giri P. Krishnan、Ramyaa Ramyaa 和 Maxim Bazhenov。类睡眠无监督重放可减少人工神经网络中的灾难性遗忘。《自然·通讯》，13:7742，2022 年。doi: 10.1038/

s41467-022-34938-7。网址 https://doi.org/10.1038/s41467-022-34938-7。

Edward C. Tolman。大鼠和人类的认知地图。《心理学评论》，55(4):189–208，1948 年。doi：10.1037/h0061626。

Giulio Tononi 和 Chiara Cirelli。睡眠与可塑性的代价：从突触和细胞稳态到记忆巩固与整合。《神经元》，81(1)：12–34，2014年。doi：10.1016/j.neuron.2013.12.025。

Tjitse van der Molen 等人。神经元放电序列在发育过程中从预配置架构中涌现。《自然》神经科学，2025年。doi：10.1038/s41593-025-02111-0。

Tim van Gelder。如果认知不是计算，那么它可能是什么？《哲学杂志》，92(7)：345–381，1995年。doi：10.2307/ 2941061。

Francisco Varela、Jean-Philippe Lachaux、Eugenio Rodriguez 和 Jacques Martinerie。脑网络：相位同步与大尺度整合。《自然》神经科学评论，2(4)：229–239，2001年。doi：10.1038/35067550。

Christoph von der Malsburg。脑功能相关理论。内部报告，生物物理化学马克斯·普朗克研究所，1981年。重印于《神经网络模型II》（1994年）。

DeLiang Wang 和 David Terman。局部兴奋、全局抑制的振荡器网络。*IEEE*《神经网络汇刊》，6(1):283–286，1995年。doi: 10.1109/72.363459。

James C. R. Whittington 和 Rafal Bogacz。在具有局部赫布式突触可塑性的预测编码网络中，对误差反向传播算法的近似。*NeuralComputation*，29(5):1229–1262，2017年。doi: 10.1162/NECO a 00949。_ _

Matthew A. Wilson 和 Bruce L. McNaughton。睡眠期间海马群体记忆的再激活。《科学》，265(5172):676–679，1994年。doi: 10.1126/science.8036517。

Shih-Hsin Wu 和 Ulrik Brandes。图骨架诱导的同步景观的良性非凸性。*arXiv* 预印本，2025年。URL https://arxiv.org/abs/2512.21935。

Kaicheng Zhang、David N. Reynolds、Piero Deidda 和 Francesco Tudisco。Stuart-Landau 振荡图神经网络。*arXiv* 预印本 *arXiv:2511.08094*，2025年。doi：10.48550/arXiv.2511.08094。介绍了 SLGNN 和一种快速的隐式-显式方法时间步进方案。