

---

# 离散序列信息编码:异临床认知动力学

## Discrete Sequential Information Coding: Heteroclinic Cognitive Dynamics

Mikhail I. Rabinovich<sup>1</sup> and Pablo Varona<sup>2\*</sup>

<sup>1</sup>BioCircuits Institute, University of California, San Diego, La Jolla, CA, United States, <sup>2</sup>Grupo de Neurocomputación

Biológica, Departamento de Ingeniería Informática, Escuela Politécnica Superior, Universidad Autónoma de Madrid, Madrid, Spain

(translate by Songjian)

离散序列信息编码是将复杂的认知脑活动转化为基于有限个模式间序列转换的低维动态过程的关键机制。由于排列容量是这些模式集合中控制信号的函数，因此相应进程的存储容量很大。从多个大规模神经种群中提取低维功能动力学是神经科学和认知科学的核心问题。过去十年的实验结果为创造具有不同认知功能的低维模型奠定了坚实的基础，并使我们能够走向意识的动态理论。我们在这里讨论一种建立简单的动力学方程的方法，它可以成为这一理论的数学框架。相应的离散信息处理模型可以利用以下动力学原理来设计：(i) 神经活动在空间和时间上的团簇化和形成的形成模式；(ii) 亚稳态团簇的异宿链上序列动力学的稳定性；以及(iii) 这种序列动力学对内在和外部信息信号的敏感性。分析了基于无赢竞争低频动态的序列离散编码。在这样的动力学条件下，夹带和异宿配位导致了在时间上不变的各种编码机制。

## 介绍

认知模型方法有很多种，其中大多数涉及认知的特定方面，如语言、学习或决策。一些努力旨在发展意识的一般理论（例如，见 Baars, 1988; Dehaene, 2014; Tononi 和 Koch, 2015）。在这里，我们着重于一个基本的低维模型，它能够描述意识和认知动力学理论的几个关键信息方面。为了建立这个模型，我们使用了三个全局概念：(i) 信息处理和大脑中的信息生成是低频（包络）变量无赢竞争的结果，而不是像许多连接主义理论所假设的那样仅仅是信息的传播；(ii) 认知过程的短暂序列性质，即可以通过亚稳态之间的顺序切换来表示，亚稳态是可重复的，并且对不可控的扰动具有鲁棒性；(iii) 对信息信号的敏感性，尽管底层动力学具有鲁棒性。

注意，通过包络变量，我们指的是宏观变量，可能与整体或种群活动有关，换句话说，是足以描述系统的集体慢动力学的变量。让我们讨论一个满足上述原则的简单生态和低维规范模型：

$$\tau_i \frac{dX_i^l}{dt} = X_i^l \left( \gamma_i^l + \beta_i W_i^l - \left( \sum_{k=1}^N \zeta_{ik} W_k^l \right) \left( \sum_{j=1}^N \rho_{ij}^l X_j^l \right) - \sum_{m=1}^L \sum_{j=1}^N \chi_{ij}^{lm} X_j^m + \zeta_X^l(t) \right) + q \varphi_i(\Omega, t, X_i^l) \quad (1)$$

$$\mu \frac{dW_i^l}{dt} = W_i^l \left( \zeta_i^l + \eta_i X_i^l - \sum_{j=1}^N \theta_{ij}^l W_j^l + \zeta_W^l(t) \right) \quad (2)$$

方程（1，2）表示一种认知模型，它特别描述了两个相互调制的认知过程，例如自传体记忆回忆和注意力集中，或有限注意力下认知和情感过程的相互作用。在这个模型中， $X_i^l$ 是第*i*种认知信息模式（如记忆）的强度。 $W_i^l$ 是认知资源（如注意力和/或情绪）的顺序强度。抑制性非对称连接矩阵 $\rho_{ij}^l$ 、 $\theta_{ij}^l$ 和 $\chi_{ij}^{lm}$ 提供序列无赢竞争（WLC），即信息模式和相关认知资源的切换动力学（Rabinovich 等人，2001，2006b，2008a）。 $\gamma_i^l$ 和 $\zeta_i^l$ 为自激， $\beta_i$ 和 $\eta_i$ 为自激变量，对认知抑制有一定的控制作用。 $\zeta_{ik}$ 有责任控制认知抑制。 $\tau_i \sim 1$ ， $\mu \ll 1$ 是快速注意转换的特征，并且 $\zeta_X^l$ ， $\zeta_W^l$ 在X和W动力学中呈现小噪声，用于讨论瞬变的稳健性（见词汇表）。序列中模式的顺序由连接矩阵决定，并且对时间尺度不变。函数 $\varphi_i(\Omega, t, X_i^l)$ 代表一种有节奏的外部强迫，我们将在下面讨论。这种典型模型可以很容易地推广到描述几个相互作用的认知过程和资源。

我们认为，以目标为导向的功能性认知活动，以及思维的产生、想象、创造力和情感，都是依赖于短暂的连续性脑活动的过程。通过分析不同脑网络模式之间的时间转换，我们可以理解和预测大量与认知相关的过程，我们称之为信息模式，并且可以用包络变量在上述模型中表示。为了同时保持鲁棒性和敏感性，描述这种模式的动力学必须满足一组规则：（i）模式之间的无赢竞争，（ii）全球网络和认知资源的层次功能组织，（iii）多级架构的层次稳定性（Rabinovich 等人，2012b）。为了在我们的动力学模型中遵循这些原则，有必要在各个层面使用抑制的概念：认知、情感、元认知和行为。这个概念也可以推广到社会认知。

---

抑制过程假设可以解释心理研究的许多领域中任务表现的下降或变化，实验证据表明存在这种抑制过程（Aron, 2007; Munakata 等人, 2011; Schilling 等人, 2014）。抑制网络的结构和抑制水平在模型（1）-（2）中用连接矩阵的内在结构来表示，连接矩阵是对称的。

层次顺序动态编码是认知动力学的一个重要概念。它是指以序列层次结构的形式进行编码，其中最低层次包含可理解性的最低信息。层次结构的后续层为方案增加了健壮性。这一概念可以很容易地在一个语言实例（Cona and Semenza, 2017）中加以说明，如字母序列、复合音节、音节复合词、单词复合句等。事实上，语言是一个分层的顺序过程，在这个过程中，听觉和/或视觉模式是从其他个体学习或从环境中接受的是按顺序编码、处理和修改的，用于将信息传递给其他人或我们自己的语义记忆。

将信息按层次顺序分割成离散事件模式是大脑动力学的一个基本内在特征。这一概念被用来设计自上而下的大脑活动解释，其观点是大脑推断出了导致感觉输入的原因（Kiebel et al., 2009; Friston et al., 2011）。在这个背景下，一般的层次顺序动力学，特别是稳定的异质通道，被用作贝叶斯大脑生成模型的基础。我们在此讨论一种适用于描述和预测意识、情感和人类行为活动的适当数学方法。

## 信息流的离散表示：亚稳态与稳定的异质通道

WLC 网络活动为认知信息的鲁棒离散序列编码提供了一种机制。对于这种加工，信息的意义和连贯性比信息的数量更为重要。为了处理认知信息过程，我们必须处理上下文相关的顺序信息和目标相关的信息，例如，感知依赖于持续的认知活动和行为。自下而上和自上而下的离散信息序列（例如前额叶皮层和海马体之间）的共存产生了封闭的功能循环，导致新信息的产生，即新思想或/和新行为。这可能是具有新时间结构的自主动力学的起源，即创造力所需的动力学（Rabinovich 等人, 2012a）。

信息反馈对意识至关重要，这一点已通过研究自上而下投射在涉及意识的高阶联想皮质的反复信息处理中的重要性得到证明感知（Boly 等人, 2011）。由于认知资源的限制，多个动作通常不能在同一时间执行，因此多个大脑系统之间存在竞争（例如，见 Daw 等人, 2005）。

因此，一个相关的问题是如何用数学方法来表示和描述认知信息在时间上的演变。稳定的异质通道是描述基于序列动力学的鲁棒认知信息流的一种方便的数学图像。它被定义为相空间中连续亚稳（鞍）态的序列（Rabinovich 等人，2008b，2015）。在竞争信息场景中，这些鞍座可以被描绘成连续的和临时的赢家（见图 1）。

从数学上讲，不稳定的非临床通道可以解释如下。假设我们有一个微分方程形式的动力学模型：

$$dx/dt = f(x) \quad (3)$$

其中向量  $x \in R^n$ 。这个系统如果有平衡点的有限序列  $\{Q_1, Q_2, \dots, Q_N\}$  就产生一个异宿序列，并且在  $Q_i$ ，方程（3）的线性化的特征值可以按 Rabinovich 等人的顺序排列。（2008b）：

$$\lambda_1^{(i)} > 0 > \text{Re} \lambda_2^{(i)} \geq \text{Re} \lambda_3^{(i)} \geq \dots \geq \text{Re} \lambda_n^{(i)} \quad (4)$$

因此，每个  $Q_i$  都是一个具有一维不稳定流形分离线的鞍，该分离线将每个鞍连接到下一个非正态序列。当  $Q_i$  为正的  $\nu_i = -\text{Re} \lambda_2^{(i)} / \lambda_1^{(i)}$  时，鞍  $Q_i$  称为耗散的。在这种情况下，沿稳定流形的压缩支配着沿不稳定流形的拉伸。如果异宿序列中的所有鞍都是耗散的，那么它们附近的轨迹就不能从序列中逃逸，从而提供稳定性。如果系统具有稳定的异质序列，那么它也具有稳定的异质通道（SHC），如图 1A 所示（Afraimovich 等人，2011）。

在没有扰动的情况下，沿稳定流形逼近鞍节点的状态向量被无限限制在鞍的邻域内。只有在强扰动下，才有可能从鞍的附近退出。Stone 和 Holmes（1990）研究了出口时间与微扰水平的关系。鞍不动点附近的局部稳定性分析结果如下

$$\tau^i = 1/\lambda_1^i \ln(1/|\eta|) \quad (5)$$

式中， $\tau_i$  是在鞍  $Q_i$  附近花费的平均时间（前提是初始点属于稳定流形），且  $|\eta|$  是扰动水平。 $|\eta|$  和  $\lambda_1^i$  的值都可以通过激发或与其他信息模式的相互

---

作用来控制，从而改变序列的时间特性。重要的是，马鞍的顺序  $Q_i$  的阶数是不变的，这是一个相关的数学机制，可以用于情景记忆中的时间压缩，我们将在后面讨论。

所讨论的基本模型用于描述神经元的包络或速率群活动。原则上，它也可以根据高峰神经元集合（Nowotny 和 Rabinovich, 2007）制定，见图 2。速率模型和峰值规范模型在相应的相空间中都包含一个强大的序列信息编码动态对象——一个允许表示鲁棒瞬态编码的 SHC。其存在的必要条件是形成特定认知模式的神经群之间存在非对称的相互抑制联系（Afraimovich et al., 2004; Rabinovich et al., 2008b）。这里我们假设快速脉动不会影响慢包络动力学，特别是在 fMRI 实验中。最近，为了理解大脑的编码及其典型的计算模式，Turkheimer 等人。观察到微观、中观和宏观尺度上的自相似动力学现象，并建议在不断增加的空间和时间尺度上重复计算模式（Turkheimer 等人, 2015）。在图 2 所示的模型中，可以在不同时间尺度的相互作用中观察到自相似现象。

一般来说，我们可以假设负责离散序列信息编码的 WLC 动力学支持多种稳健的大脑活动。描述这种动态的模型可以应用于从运动和感觉处理到更高层次的行为和认知的所有时空层次组织。

## 层次结构信息模式序列：绑定和分块动力学

我们在日常生活中遇到了记忆检索中的时序信息编码问题。这种检索需要对一个事件的各种特征进行绑定或关联，并对所有记忆类型按顺序保存多模态事件的幕式、语义、工作等。在我们的基本模型框架下，对绑定序列动力学的稳健性的分析表明，被调用的序列可以变化取决于内在和环境条件（Afraimovich 等人, 2015）。已经证明，在模型相空间中存在由鞍平衡点和异临床轨迹组成的异临床网络，这些异临床轨迹可以绑定多维事件（参见图 3, Rabinovich 等人, 2010a）。对于耦合的异质网络，绑定序列动力学是鲁棒的：对于关节网络中的每个连续异质轨道集合，都有一组开放的初始条件，使得通过每个轨迹集合的轨道遵循其小邻域中的指定集合。分析这类模型的复杂性和对初始条件的依赖性，有助于理解众所周知的认知现象的动力学根源——幕式记忆间隙和错误，即错误的回忆。事实上，情景记忆可以被看作是一个连续的动态过程，它是有建设性的，而不是生殖性的，它可以产生各种各样的错误

和错觉，例如（Schacter 和 Addis，2007）。因为，正如我们前面提到的信息模式的异质序列在拓扑上是不变的，不敏感的信息压缩使得模式之间的时间间隔变小。这是一种实现时间动态重定标和压缩心理空间中的时间，特别是与幕式记忆相关的时间（Howard，2018）。

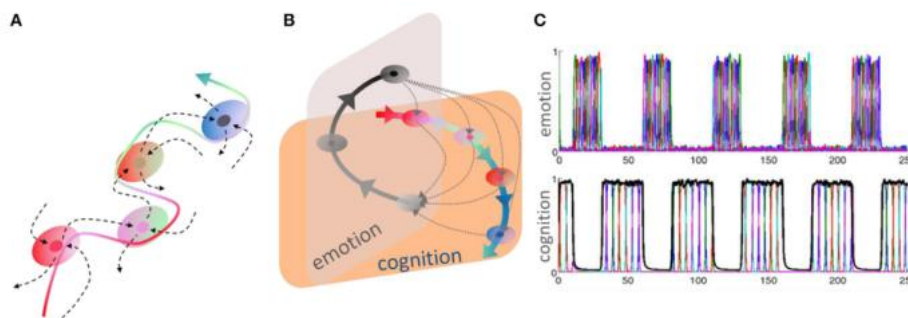


图 1 | (A) 稳定异质通道 (SHC)，不变拓扑结构。SHC 是一组亚稳态，由不稳定的分立体按顺序连接。这种通道的稳健性意味着，在到达通道末端之前，间隔序列附近的轨迹不会离开通道（Rabinovich 等人，2012a，2015）。(B) 该面板显示了代表一种反复认知-情感交互作用的异质通道。虚线轨迹说明，在任何认知阶段都可能发生情感对认知表现的干扰。改编自 Rabinovich 和 Varona (2017)。(C) 从模型 (1) - (2) 看情绪和认知模式顺序转换的时间序列（Rabinovich 等人，2010b）。

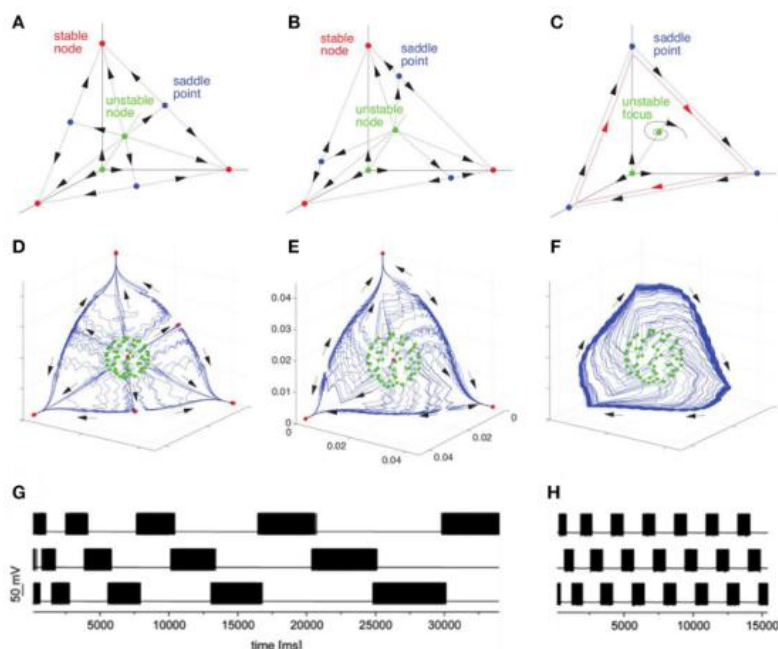


图 2 | 以连接不对称为控制参数的不同时间尺度模型从多稳态到 WLC 动力学的过渡。该图说明了 Lotka-Volterra 模型 (a-c) 和 H-H 模型 (d-h) 中一个异宿环诞生的分岔。(A, D) 表示多稳态动力学（红色表示的稳定不动点对应于吸引子）。(B) 和 (E) 表示稳定不动点湮灭前的中间情形（鞍用蓝色

表示)。(C, F) 表示鞍结分岔后出现的异宿循环。(G, H) 表示 H-H 模型中对应于瞬态异质动力学和鲁棒异质周期的时间序列。改编自 Nowotny 和 Rabinovich (2007), Rabinovich 和 Varona (2011)。

当我们讨论绑定时,有必要强调人脑中的功能连接通常是在同一模式下比在不同模式下稳定 (Zalesky 等人, 2014)。总的来说,最近的功能磁共振成像和电生理研究已经绘制了跨不同脑活动范围的区域间通信和网络结构之间的联系,表明网络重构的趋势取决于行为 (Shine and Poldrack, 2018)。

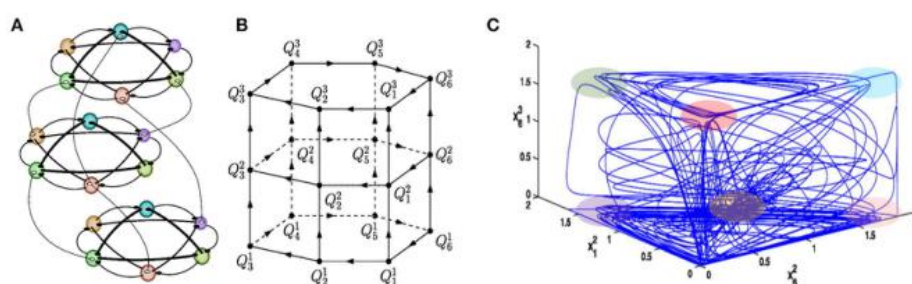


图 3 | 三模态事件的顺序记忆结合动力学。(A) 一个由 18 个竞争对手组成的团队在三个功能社区上波动的例子: 每个竞争对手负责处理不同的信息模式。在本例中,所有连接都是抑制性的,其特征是模型 (1) - (2) 中的 WLC 矩阵  $W=const$ , 即集中注意力。(B) 模型相空间中的异宿网络的图解,其中  $Q_i^j$  是模态  $i$  中的鞍  $j$ 。(C) 不同模态序列的相互调制,如在三维空间上的轨迹投影所示。有色区域指出亚稳态的附近。我们可以看到,这种复杂的轨迹在一种形态附近停留了一段时间,然后进入下一种形态 (Afraimovich 等人, 2015)。

另一种利用有效离散序列编码的动态认知现象是分块 (见图 4)。理解离散层次认知过程的联合性能是语言处理和行为编程的关键部分。大脑通过将信息项按顺序分组到层次结构的不同级别来解决这个问题。这可能发生在学习阶段,如一个显示出 (1) - (2) 等异质动力学的生态模型所示 (Fonollosa 等人, 2015)。这一点也在一个尖峰抑制性递归网络系统中得到了说明,该系统模拟了控制亚皮质区域学习的机制 (Maffei 等人, 2017)。与之前纹状体的建模结果 (Ponzi 和 Wickens, 2010) 不同,作者使用了一个反 Hebbian STDP 规则 (Fino 和 Venance, 2010) 来演示控制行为的顺序记忆检索。

## 顺序记忆和脑震荡: 时间夹带与协调

---

最近的实验证明了低频脑震荡在信息编码中的关键作用。例如，利用光遗传学和功能磁共振成像，作者在 Chan 等人。（2017）发现低频（1Hz）神经活动的强劲传播，增强了大脑半球间的连通性并介导了感觉加工。Helfrich 和 Knight 在最近的一篇综述中强调了一些研究，这些研究表明振荡动力学，如相位重置、交叉频率耦合和夹带，支持形成与任务相关的相干功能网络（Helfrich 和 Knight, 2016）。Berens 和 Horner 讨论了实验发现，这些发现提供了第一个直接证据，证明人类通过结合形成的幕式记忆依赖于 $\theta$ 特异（4Hz）同步机制（Berens 和 Horner, 2017）。低频振荡动力学，特别是同步/去同步机制，是幕式记忆形成和增强的核心现象之一（Hanslmayr 等人，2016）

众所周知，我们卓越的语言能力是由功能网络模式的组合丰富性提供的。在最近的一篇论文（Schoffelen 等人，2017）中，作者们表明，大脑中语言相关区域之间的交流是通过形成相应全球网络模式的同步来支持的，另见（Eichenbaum, 2017）。重要的是，不同的卷吸节奏反映了信息流动的不同方向。因此，我们可以假设，不同的频率同步现象实际上控制着全球语言网络结构中序列动力学的关键方面。可能，它是许多其他依赖于健壮的顺序活动的认知过程的一般机制。

工作存储器不仅存储关于项目本身的信息，即信息的内容，而且还动态地保存关于何时的信息。因此，它是一种双模态记忆：主体和时间。最近的研究结果表明，这些信息是沿着对数时间线存储的（Singh 等人，2018）。

在这里，我们提出了一种可能的动力学机制，该机制基于异质同步/混沌化现象，有效地影响低频振荡对序列认知过程的影响（Rabinovich 等人，2006a）。在图 5A 中，我们展示了一个表示连续情节记忆的异质网络，它包括三个情节 X、Y 和 Z，其中每个情节或块由多个事件  $x_i$ 、 $y_i$  和  $z_i$  形成。有频率的外部周期信号  $\Omega$  通过其中一个事件激发每一集，参见系统 (1)–(2)。在一般情况下，块连接矩阵  $\rho_{ab}$  依赖于事件频率  $\omega_{x,y,z}$ 。



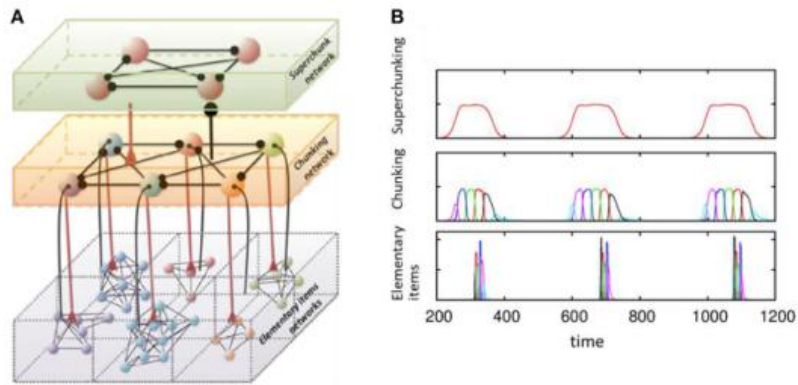


图 4：无赢竞争网络中的分块模型。(A) 分层分块的三层网络的图示。(B) 三级层次项目序列的时间序列被分组；这些分组形成 3 个由 6 个元素组成的超级块，每个元素根据模型 (1) - (2) 显示可再现的动力学。不同的颜色对应于每个组中的不同项（切换颜色意味着从上一项移动到下一项）。改编自 Rabinovich 等人 (2014)。

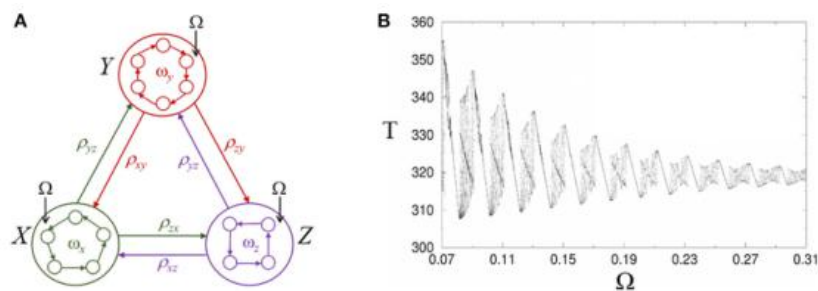


图 5 | 非临床网络中情景记忆提取动力学的调节。(A) 圆圈内的网络代表了相互作用的包络模式的内在结构  $\Omega$  表征外力的频率。(B) 异质同步的复杂结构：周期  $T$  对应于  $X$ 、 $Y$  和  $Z$  集之间的循环无赢竞争切换，并被描述为强迫频率的函数  $\Omega$  在方程 (1) 中零相关的小高斯噪声下。同步区域之间的区域显示出混沌 (Rabinovich 等人, 2006a)。

如图 5B 所示，同步间隔（与块集循环切换周期和强迫频率之间的线性关系）由具有复杂动力学的间隔（包括具有周期倍增分叉和混沌的区域）分离。在一般情况下，在周期性强迫作用下，不同事件的个体动力学将是不同的，并将发生明显的演化。控制频率  $\Omega$  导致整个事件动力学的变化，实际上，相当于事件记忆网络结构的动态变化。

有几种情况下，认知动力学的节奏调制发生。例如，有节奏的呼吸在人脑中产生电活动，增强情绪判断和记忆回忆。鼻呼吸使人的边缘振荡和调节认知过程 (Zelano 等人, 2016)。在另一种情况下，有研究表明，特定的音乐片段可以引起听众强烈的情绪，可能与有了这些情绪，

特定的记忆甚至可以在数年后被记住（Eschrich 等人，2008；Jäncke，2008；Janata，2009）。

认知信息处理必须包含大脑中不同信息模式之间的结合机制。这里我们考虑序列的异质结合（Rabinovich 等人，2010a；Varona and Rabinovich，2016）。我们提出的基本模型（1）–（2）能够解释代表不同认知模式和资源并行处理的活动大脑模式的竞争动力学的时间协调的起源。该模型描述了时空模式的协调，其形式是通过动态连接对应于不同模式的顺序切换，这些模式在相空间中由几个不稳定的间隔表示（见图 3B、6）。我们之前已经给出了在这个模型的相空间中存在多模异宿序列的条件（Rabinovich 等人，2010a）。这样的顺序出现了由于不同网络之间的抑制性连接实现了无赢的竞争交互。

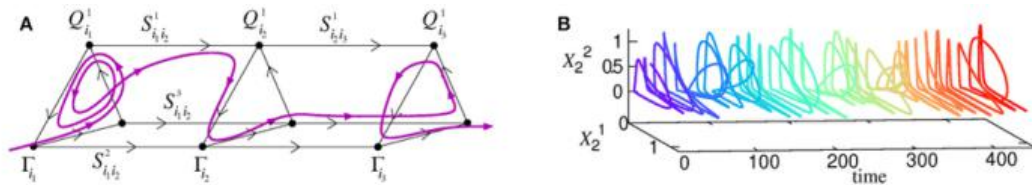


图 6 | (A) 3-型异质网络及其附近对应于结合过程的相关轨迹之一的图解。  
 (B) 两种时间协调结合方式的关节动力学（Rabinovich 等人，2010a）。时间序列是用一个表示时间演变的颜色代码来绘制的，以便于可视化。



图 7 | 音乐即兴创作中视觉和听觉顺序信息交换的表示。改编自 Walton 等人 (2015)，(另见 Kugler 和 Turvey, 1987)。

时间协调是人类进行多种认知活动的关键因素。例如，音乐感知和舞蹈创造力，包括情感作为一种认知资源，需要所有涉及的感觉方式的时间绑定。在这里，从理论的角度来看，一个具有挑战性的问题是理解顺序意象、注意力和内在节奏如何有助于音乐和舞蹈合奏的高精度表演。当我们试图考虑几个音乐家的即兴演奏能力时，这个问题变得更加复杂，他们必须自发地将他们的顺序动作与合作者协调起来，以产生新颖的音乐表达（见图 7）。对这种行为的研究传统上集中在描述认知结构的创造和时间演变模式执行音乐家间动作协调的能力。揭示潜在的机制即兴音乐家之间精确动作的协调是理解创造性音乐表达是如何从多个音乐体的自发协调中产生的非常重要的一步（Walton et al., 2015）。

众所周知，即使是在不同的语言中，当我们看到相同的电影或听到相同的音乐时，我们的大脑也会表现出类似的活动或变得“一致”（Hasson 和 Frith, 2016）。我们可以利用这种神经现象来建立共享记忆和知识的通用模型。让我们以一个最小的社会群体为例，让两个参与者记住两个爵士音乐家。在这种情况下，基本动力学方程（1）的形式如下：

$$\tau_i^x \frac{dx_i}{dt} = x_i \left( \sigma_i(S^x, R^x) - x_i - \sum_{j \neq i}^N \rho_{ij} x_j - q \sum_{s=1}^M g_{is} y_s + \xi_i(t) \right) \quad (6)$$

$$\tau_k^y \frac{dy_k}{dt} = y_k \left( \delta_k(S^y, R^y) - y_k - \sum_{s \neq k}^M \xi_{ks} y_s - p \sum_{s=1}^N \eta_{ks} x_s + \xi_k(t) \right) \quad (7)$$

对于隐式性，我们在这里提出了动态情感，可以如方程式（2）中所加。这里  $x_i$  和  $y_k$  是参与者 X 和 Y 的不同“心灵音乐模式”的强度， $\sigma_i(S, R)$  和  $\gamma(S, R)$  是表示听觉和视觉感官模式激发的参数， $p$  和  $q$  参数表征了两个音乐家心灵互动的强度。如果音乐家之间的信息交换是单向的（ $p \ll q$ ）——例如，如果 Y 不将注意力集中在 X 的视觉或听觉信号上，则可能发生这种情况。该模型变得简单得多，分析研究也成为可能（见 Afraimovich 等人，2018）。

---

根据“无赢竞争”原则，认知动态过程可以看作是从网络中的一个事件或模式到另一个事件或模式的顺序转换。在 Afraimovich 等人（2018）作者证明，在这种“主从”情况下，出现了一个新的动力学对象：非光滑不变环面，它是异宿夹带的图像。在那里观察到的分岔显示了不同复杂程度的动力学，同时也显示了混沌。音乐家之间的对称交互通常会导致同步，见（Walton 等人，2015）。

## 讨论和结论

在任何环境中，人脑都能感知到连续的信息流，并自动将体验分割成一组离散的事件或模式，例如参见（Schapiro 等人，2013；Baldassano 等人，2017）。离散序列编码支持认知活动和大脑功能的大部分方面。时间信息动力学建模与分析的全局网络方法预测了分层脑网络中的认知亚稳态。这种对大规模脑网络时间层次结构的预测已经在功能磁共振实验中进行了分析（Vidaurre 等人，2017）。作者表明，不同亚稳态之间的转换不是随机的，相应的非随机序列本身是分层组织的，揭示了两个亚稳态，表明大脑有循环切换的趋势。

现代脑电实验研究也观察到了大脑中的离散序列动力学（见 Michel 和 Koenig，2018 年评论）。特别是，有报道称，原型脑电微状态在时间上以重复序列出现。这些状态在不同的受试者之间是可靠的。研究人员提出，这些微观状态代表了一系列自发的有意识心理过程的基本组成部分，它们的发生和时间动态决定了思维的质量。

基于有组织的一系列意识状态的概念，Dehaene 和 Changeux 建立了神经元工作空间模型（Dehaene et al., 1998, 2003；Dehaene 和 Changeux, 2011），事实上，该模型建立在 Baars 模型（Baars, 1988, 2002, 2005）的基础上。他们假设来自多个大脑区域的工作区神经元自发地协同激活，形成离散的整体活动时空模式。在任何给定时刻，只有一个这样的连贯活动的事件被认为发生，也就是说，事件被尖锐的转变分开。在我们看来，意识本身可以被分割成连续的事件或由复杂的亚稳态所代表的块，这些亚稳态形成了分层的异临床网络和半空间（Rabinovich 等人，2008b, 2015）。从神经生理学的角度来看，这种连续过程的稳健性基于自发激发亚稳态的抑制相互作用（另见 Meehan 和 Bressler, 2012）。

---

我们上面讨论的原理和模型可以应用于认知科学的许多领域。其中之一就是语言的生成和处理。作为顺序思维的编码，语音的离散编码基于海马体中的“事件细胞”网络，该网络可以按时间顺序和地点顺序组织事件的记忆（Terada 等人，2017）。随着时间的推移，语言句子像一连串的单词一样按顺序展开；潜在的句法结构可能更加复杂，特别是按层次结构组织的，并使用两种机制（即绑定和分块）提醒短语（Nelson 等人，2017）。

最后，我们希望再次强调离散序列信息编码是一种关键机制，它允许基于有限（中等）个模式或亚稳态之间的顺序切换，将复杂的认知活动转化为低维动态过程。由于这些状态集合中的可用排列，相应信息处理的容量可能非常大（Rabinovich 等人，2001）。从多个大规模神经种群中提取低维动力学是当前的热点，即肉毒杆菌素认知和神经科学研究（Gao 和 Ganguli, 2015; Schneidman, 2016; Nonnenmacher 等人，2017），也将影响人工认知系统方法。总的来说，过去十年在这一领域的研究成果为建立多种认知功能的低维模型奠定了坚实的基础，并使我们能够朝着意识的动态理论迈进。

我们想以一个流行的观点结束，即大脑计算模型需要非常高的维度才能进行预测。这种观点是基于这样一种谬论，即计算维度与大脑本身的复杂性有关，因为大脑本身是一个“硬件”系统，具有不同的交互空间尺度，因此认知出现<sup>1</sup>。这种建模是不可行的，因为大脑仍然只能部分观察。然而，我们可能不需要它来解释认知过程的关键方面，因为我们谈论的是有限资源的心理动力学，即特定类型的大脑活动，如注意力、记忆恢复、决策，利用上述动力学原理，可以建立这种过程的自顶向下的数学模型：（1）将神经活动在空间和时间上聚集起来，形成信息模式；（2）离散序列信息编码；（iii）基于亚稳态簇的异质链的鲁棒序列协调动力学；以及（iv）这种序列动力学对内在和外部信息信号的敏感性。这些原理为理解所观察到的大脑动力学和建立意识的数学理论基础开辟了新的方向。

## 术语表

---

绑定：将来自不同来源的信息特性组合成一个统一对象的过程。异宿结合是由亚稳态和连接它们的多维不稳定相组成的异宿网络在相空间中表示的一种现象。

分块：通过将相似的近端信息分组成单个单元，以允许进一步处理，从而降低层次结构的复杂性。异质组块是一个在多时间尺度异质动力学中实现的过程。

耗散动力系统：如果一个系统是封闭的，它不与环境交换能量流、质量流、信息流等，并且流动的本征体积保持在相空间中。具有内耗、抑制或辐射的系统称为耗散系统。在这种开放系统中，流量在相空间中收缩。当时间趋于无穷大时，系统的活动可以用吸引子动力学来表示。本文所讨论的认知动力学模型是完全耗散系统。

亚稳定：在亚稳定状态下，动态系统的变量达到并暂时保持稳定值。其特征是在静止状态附近的运动减慢。在时间序列上，这种现象表现为平稳或停顿。相空间中的亚稳态像是一个鞍点及其邻域。

多稳定性：耗散动力系统相空间中存在多个稳定吸引子吸引人的盆地。这样的系统可以作为从给定初始状态到吸引子的映射，并且可以作为一个很好的联想记忆模型。

动力系统的相空间：表示系统所有可能状态的空间。系统的每个可能状态对应于相空间中的一个点，相空间中的闭合点表示系统的闭合状态。系统随时间演化形成相空间轨迹。作为一个整体，相位图代表了系统可以演示的所有行为。

稳健性瞬变：当初始条件改变时，动态模型的相空间中彼此相邻的轨迹。这些轨迹对噪声具有鲁棒性（Ventsel 和 Freidlin, 1970; Freidlin 和 Wentzell, 2012）。这种瞬变的例子是稳定的异质通道内的轨迹。

稳定异质通道：由一系列鞍态及其邻近态形成的瞬态吸引子。如果 SHC 周围相体积的压缩比 SHC 周围相体积的拉伸强，那么 SHC 所吸引的轨迹就不能离开它。SHC 表示动态系统中鲁棒暂态行为的象。

无赢竞争（WLC）：一种普遍的动态现象，表示参与者之间流行率的顺序转换。例如，如果在一场面对面的比赛中，拳击手 a 击败拳击手

---

B, 拳击手 B 击败拳击手 C, 最后拳击手 C 击败拳击手 a, 那么所有参赛者都是有限时间内的“赢家”, 但没有“赢家通吃”这样的总赢家。

### 参考文献

- Afraimovich, V., Gong, X., and Rabinovich, M. (2015). Sequential memory:binding dynamics. *Chaos* 25:103118. doi: 10.1063/1.4932563
- Afraimovich, V., Young, T., Muezzinoglu, M. K., and Rabinovich, M.I. (2011). Nonlinear dynamics of emotion-cognition interaction: when emotion does not destroy cognition? *Bull. Math. Biol.* 73, 266–284. doi: 10.1007/s11538-010-9572-x
- Afraimovich, V. S., Zaks, M. A., and Rabinovich, M. I. (2018). Mind-to-mind heteroclinic coordination: model of sequential episodic memory initiation. *Chaos* 28:053107. doi: 10.1063/1.5023692
- Afraimovich, V. S., Zhigulin, V. P., and Rabinovich, M. I. (2004). On the origin of reproducible sequential activity in neural circuits. *Chaos* 14:1123. doi: 10.1063/1.1819625
- Aron, A. R. (2007). The neural basis of inhibition in cognitive control. *Neuroscience* 13, 214–228. doi: 10.1177/1073858407299288
- Baars, B. J. (1988). *A Cognitive Theory of Consciousness*. Cambridge: Cambridge University Press.
- Baars, B. J. (2002). The conscious access hypothesis: origins and recent evidence. *Trends Cogn. Sci.* 6, 47–52. doi: 10.1016/S1364-6613(00)01819-2
- Baars, B. J. (2005). Global workspace theory of consciousness: toward a cognitive neuroscience of human experience. *Prog. Brain Res.* 150, 45–53. doi: 10.1016/S0079-6123(05)50004-9
- Baldassano, C., Chen, J., Zadbood, A., Pillow, J. W., Hasson, U., and Norman, K.A. (2017). Discovering event structure in continuous narrative perception and memory. *Neuron* 95, 709–721.e5. doi: 10.1016/j.neuron.2017.06.041
- Berens, S. C., and Horner, A. J. (2017). Theta Rhythm: temporal glue for episodic memory. *Curr. Biol.* 27, R1110–R1112. doi: 10.1016/j.cub.2017.08.048
- Boly, M., Garrido, M. I., Gosseries, O., Bruno, M. A., Boveroux, P., Schnakers, C., et al. (2011). Preserved feedforward but impaired top-down processes in the vegetative state. *Science* 332, 858–862. doi: 10.1126/science.1202043
- Chan, R. W., Leong, A. T. L., Ho, L. C., Gao, P. P., Wong, E. C., Dong, C. M., et al. (2017). Low-frequency hippocampal–cortical activity drives brain-wide resting-state functional MRI connectivity. *Proc. Natl. Acad. Sci. U.S.A.* 114, E6972–E6981. doi: 10.1073/pnas.1703309114
- Cona, G., and Semenza, C. (2017). Supplementary motor area as key structure for domain-general sequence processing: a unified account. *Neurosci. Biobehav. Rev.* 72, 28–42. doi: 10.1016/j.neubiorev.2016.10.033
- Daw, N. D., Niv, Y., and Dayan, P. (2005). Uncertainty-based competition between prefrontal and dorsolateral striatal systems for behavioral control. *Nat. Neurosci.* 8, 1704–1711. doi: 10.1038/nm1560
- Dehaene, S. (2014). *Consciousness and the Brain: Deciphering how the Brain Codes our Thoughts*. New York, NY: Penguin.
- Dehaene, S., and Changeux, J. P. (2011). Experimental and theoretical approaches to conscious processing. *Neuron* 70, 200–227. doi: 10.1016/j.neuron.2011.03.018

- 
- Dehaene, S., Kerszberg, M., and Changeux, J. P. (1998). A neuronal model of a global workspace in effortful cognitive tasks. *Proc. Natl. Acad. Sci. U.S.A.* 95,14529–14534. doi: 10.1073/pnas.95.24.14529
- Dehaene, S., Sergent, C., and Changeux, J. P. (2003). A neuronal network model linking subjective reports and objective physiological data during conscious perception. *Proc. Natl. Acad. Sci. U.S.A.* 100, 8520–8525. doi: 10.1073/pnas.1332574100
- Eichenbaum, H. (2017). Memory: organization and control. *Annu. Rev. Psychol.* 68, 19–45. doi: 10.1146/annurev-psych-010416-044131
- Eschrich, S., Münte, T. F., and Altenmüller, E. O. (2008). Unforgettable film music: the role of emotion in episodic long-term memory for music. *BMC Neurosci.* 9:48. doi: 10.1186/1471-2202-9-48
- Fino, E., and Venance, L. (2010). Spike-timing dependent plasticity in the striatum. *Front. Synaptic Neurosci.* 2:6. doi: 10.3389/fnsyn.2010.00006
- Fonollosa, J., Neftci, E., and Rabinovich, M. (2015). Learning of chunking sequences in cognition and behavior. *PLoS Comput. Biol.* 11:e1004592. doi: 10.1371/journal.pcbi.1004592
- Freidlin, M. I., and Wentzell, A. D. (2012). “Random Perturbations,” in *Random Perturbations of Dynamical Systems* (Berlin, Heidelberg: Springer-Verlag Berlin Heidelberg), 1–28. Available online at: <https://www.springer.com/us/book/9783642258466>
- Friston, K., Mattout, J., and Kilner, J. (2011). Action understanding and active inference. *Biol. Cybern.* 104, 137–160. doi: 10.1007/s00422-011-0424-z
- Gao, P., and Ganguli, S. (2015). On simplicity and complexity in the brave new world of large-scale neuroscience. *Curr. Opin. Neurobiol.* 32, 148–155. doi: 10.1016/j.conb.2015.04.003
- Hanslmayr, S., Staresina, B. P., and Bowman, H. (2016). Oscillations and episodic memory: addressing the synchronization/desynchronization conundrum. *Trends Neurosci.* 39, 16–25. doi: 10.1016/j.tins.2015.11.004
- Hasson, U., and Frith, C. D. (2016). Mirroring and beyond: coupled dynamics as a generalized framework for modelling social interactions. *Philos. Trans. R. Soc. Lond. B Biol. Sci.* 371:20150366. doi: 10.1098/rstb.2015.0366
- Helfrich, R. F., and Knight, R. T. (2016). Oscillatory dynamics of prefrontal cognitive control. *Trends Cogn. Sci.* 20, 916–930. doi: 10.1016/j.tics.2016.09.007
- Howard, M. W. (2018). Memory as perception of the past: compressed time in mind and brain. *Trends Cogn. Sci.* 22, 124–136. doi: 10.1016/j.tics.2017.11.004
- Janata, P. (2009). The neural architecture of music-evoked autobiographical memories. *Cereb. Cortex* 19, 2579–2594. doi: 10.1093/cercor/bhp008
- Jäncke, L. (2008). Music, memory and emotion. *J. Biol.* 7:21. doi: 10.1186/jbiol82
- Kiebel, S. J., von Kriegstein, K., Daunizeau, J., and Friston, K. J. (2009). Recognizing sequences of sequences. *PLoS Comput. Biol.* 5:e1000464. doi: 10.1371/journal.pcbi.1000464
- Kugler, P. N., and Turvey, M. T. (1987). *Information, Natural law, and the Self-Assembly of Rhythmic Movement*. Hillsdale, NJ: Erlbaum
- Maffei, G., Puigbò, J.-Y., and Verschure, P. F. M. J. (2017). “Learning Modular Sequences in the Striatum,” in *Biomimetic and Biohybrid Systems*, eds M. Mangan, M. Cutkosky, A. Mura, P. F. M. J. Verschure, T. Prescott, N. Lepora (Cham: Springer), 574–578.



- 
- Meehan, T. P., and Bressler, S. L. (2012). Neurocognitive networks: findings, models, and theory. *Neurosci. Biobehav. Rev.* 36, 2232–2247. doi: 10.1016/j.neubiorev.2012.08.002
- Michel, C. M., and Koenig, T. (2018). EEG microstates as a tool for studying the temporal dynamics of whole-brain neuronal networks: a review. *Neuroimage* 180, 577–593. doi: 10.1016/j.neuroimage.2017.11.062
- Munakata, Y., Herd, S. A., Chatham, C. H., Depue, B. E., Banich, M. T., and O'Reilly, R. C. (2011). A unified framework for inhibitory control. *Trends Cogn.Sci.* 15, 453–459. doi: 10.1016/j.tics.2011.07.011
- Nelson, M. J., El Karoui, I., Giber, K., Yang, X., Cohen, L., Koopman, H., et al. (2017). Neurophysiological dynamics of phrase-structure building during sentence processing. *Proc. Natl. Acad. Sci. U.S.A.* 114, E3669–E3678. doi: 10.1073/pnas.1701590114
- Nonnenmacher, M., Turaga, S. C., and Macke, J. H. (2017). Extracting lowdimensional dynamics from multiple large-scale neural population recordings by learning to predict correlations. arxiv:1711.01847 [Preprint].
- Nowotny, T., and Rabinovich, M. I. (2007). Dynamical origin of independent spiking and bursting activity in neural microcircuits. *Phys. Rev. Lett.* 98:128106. doi: 10.1103/PhysRevLett.98.128106
- Ponzi, A., and Wickens, J. (2010). Sequentially switching cell assemblies in random inhibitory networks of spiking neurons in the striatum. *J. Neurosci.* 30, 5894–5911. doi: 10.1523/JNEUROSCI.5540-09.2010
- Rabinovich, M., Huerta, R., and Laurent, G. (2008a). Transient dynamics for neural processing. *Science* 321, 48–50. doi: 10.1126/science.1155564
- Rabinovich, M., Volkovskii, A., Lecanda, P., Huerta, R., Abarbanel, H. D., and Laurent, G. (2001). Dynamical encoding by networks of competing neuron groups: winnerless competition. *Phys. Rev. Lett.* 87:68102. doi: 10.1103/PhysRevLett.87.068102
- Rabinovich, M. I., Afraimovich, V. S., Bick, C., and Varona, P. (2012a). Information flow dynamics in the brain. *Phys. Life Rev.* 9, 51–73. doi: 10.1016/j.plev.2011.11.002
- Rabinovich, M. I., Afraimovich, V. S., and Varona, P. (2010a). Heteroclinic Binding. *Dyn. Syst. An Int. J.* 25, 433–442. doi: 10.1080/14689367.2010.515396
- Rabinovich, M. I., Friston, K., and Varona, P. (eds.). (2012b). *Principles of Brain Dynamics: Global State Interactions*. Cambridge MA: MIT Press.
- Rabinovich, M. I., Huerta, R., and Varona, P. (2006a). Heteroclinic synchronization: ultrasubharmonic locking. *Phys. Rev. Lett.* 96:141001. doi: 10.1103/PhysRevLett.96.014101
- Rabinovich, M. I., Huerta, R., Varona, P., and Afraimovich, V. S. (2008b). Transient cognitive dynamics, metastability, and decision making. *PLoS Comput. Biol.* 4:e1000072. doi: 10.1371/journal.pcbi.1000072
- Rabinovich, M. I., Muezzinoglu, M. K., Strigo, I., and Bystritsky, A. (2010b). Dynamical principles of emotion-cognition interaction: mathematical images of mental disorders. *PLoS ONE* 5:e12547. doi: 10.1371/journal.pone.0012547
- Rabinovich, M. I., Simmons, A. N., and Varona, P. (2015). Dynamical bridge between brain and main. *Trends Cogn. Sci.* 19, 453–461. doi: 10.1016/j.tics.2015.06.005
- Rabinovich, M. I., and Varona, P. (2011). Robust transient dynamics and brain functions. *Front. Comput. Neurosci.* 5:24. doi: 10.3389/fncom.2011.00024
- Rabinovich, M. I., and Varona, P. (2017). Consciousness: sequential dynamics, robustness and

---

mental disorders. *JAMA Psychiatry* 74, 771–772. doi: 10.1001/jamapsychiatry.2017.0273

Rabinovich, M. I., Varona, P., Selverston, A. I., and Abarbanel, H. D. I. (2006b). Dynamical principles in neuroscience. *Rev. Mod. Phys.* 78, 1213–1265. doi: 10.1103/RevModPhys.78.1213

Rabinovich, M. I., Varona, P., Tristan, I., and Afraimovich, V. S. (2014). Chunking dynamics: heteroclinics in mind. *Front. Comput. Neurosci.* 8:22. doi: 10.3389/fncom.2014.00022

Schacter, D. L., and Addis, D. R. (2007). The cognitive neuroscience of constructive memory: remembering the past and imagining the future. *Philos. Trans. R. Soc. Lond., B., Biol. Sci.* 362, 773–786. doi: 10.1098/rstb.2007.2087

Schapiro, A. C., Rogers, T. T., Cordova, N. I., Turk-Browne, N. B., and Botvinick, M. M. (2013). Neural representations of events arise from temporal community structure. *Nat. Neurosci.* 16, 486–492. doi: 10.1038/nn.3331

Schilling, C. J., Storm, B. C., and Anderson, M. C. (2014). Examining the costs and benefits of inhibition in memory retrieval. *Cognition* 133, 358–370. doi: 10.1016/j.cognition.2014.07.003

Schneidman, E. (2016). Towards the design principles of neural population codes. *Curr. Opin. Neurobiol.* 37, 133–140. doi: 10.1016/j.conb.2016.03.001

Schoffelen, J. M., Hultén, A., Lam, N., Marquand, A. F., Uddén, J., and Hagoort, P. (2017). Frequency-specific directed interactions in the human brain network for language. *Proc. Natl. Acad. Sci. U.S.A.* 114, 8083–8088. doi: 10.1073/pnas.1703155114

Shine, J. M., and Poldrack, R. A. (2018). Principles of dynamic network reconfiguration across diverse brain states. *Neuroimage* 180, 396–405. doi: 10.1016/j.neuroimage.2017.08.010

Singh, I., Tiganj, Z., and Howard, M. W. (2018). Is working memory stored along a logarithmic timeline? Converging evidence from neuroscience, behavior and models. *Neurobiol. Learn. Mem.* 153, 104–110. doi: 10.1016/j.nlm.2018.04.008

Stone, E., and Holmes, P. (1990). Random Perturbations of Heteroclinic Attractors. *SIAM J. Appl. Math.* 50, 726–743. doi: 10.1137/0150043

Terada, S., Sakurai, Y., Nakahara, H., and Fujisawa, S. (2017). Temporal and rate coding for discrete event sequences in the hippocampus. *Neuron* 94, 1248–1262.e4. doi: 10.1016/j.neuron.2017.05.024

Tononi, G., and Koch, C. (2015). Consciousness: here, there and everywhere? *Philos. Trans. R. Soc. B Biol. Sci.* 370, 20140167–20140167. doi: 10.1098/rstb.2014.0167

Turkheimer, F. E., Leech, R., Expert, P., Lord, L. D., and Vernon, A. C. (2015). The brain’s code and its canonical computational motifs. From sensory cortex to the default mode network: a multi-scale model of brain function in health and disease. *Neurosci. Biobehav. Rev.* 55, 211–222. doi: 10.1016/j.neubiorev.2015.04.014

Varona, P., and Rabinovich, M. I. (2016). Hierarchical dynamics of informational patterns and decision-making. *Proc. R. Soc. B Biol. Sci.* 283:20160475. doi: 10.1098/rspb.2016.0475

Ventsel, A. D., and Freidlin, M. I. (1970). On small random perturbations of dynamical systems. *Russ. Math. Surv.* 25, 1–55. Available online at: <https://doi.org/10.1070/RM1970v025n01ABEH001254>.

Vidaurre, D., Smith, S. M., and Woolrich, M. W. (2017). Brain network dynamics are hierarchically organized in time. *Proc. Natl. Acad. Sci. U.S.A.* 114:201705120. doi: 10.1073/pnas.1705120114

- 
- Walton, A. E., Richardson, M. J., Langland-Hassan, P., and Chemero, A. (2015). Improvisation and the self-organization of multiple musical bodies. *Front. Psychol.* 6:313. doi: 10.3389/fpsyg.2015.00313
- Zalesky, A., Fornito, A., Cocchi, L., Gollo, L. L., and Breakspear, M. (2014). Time-resolved resting-state brain networks. *Proc. Natl. Acad. Sci. U.S.A.* 111,10341–10346. doi: 10.1073/pnas.1400181111
- Zelano, C., Jiang, H., Zhou, G., Arora, N., Schuele, S., Rosenow, J., et al. (2016). Nasal respiration entrains human limbic oscillations and modulates cognitive function. *J. Neurosci.* 36, 12448–12467. doi: 10.1523/JNEUROSCI.2586-16.2016