

离散顺序信息编码：异宿认知动力学

离散的顺序信息编码是一种关键机制，它基于有限数量模式之间的顺序切换，将复杂的认知大脑活动转化为低维的动态过程。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中心问题。最近十年的实验结果为创建具有不同认知功能的低维模型奠定了坚实的基础，并朝着动力学的动态理论迈进。我们在这里讨论建立简单动力学方程的方法，该动力学方程可以成为该理论的数学框架。可以使用以下动力学原理设计相应的离散信息处理模型：（i）时空中神经活动的聚类和信息模式的形成；（ii）基于亚稳态簇的异宿链的顺序动力学的鲁棒性；（iii）此类顺序动力学对固有和外部信息信号的敏感性。我们分析了基于 Winnerless competition（WLC）的低频动力学的顺序离散编码。在这种动态情况下，异宿协调导致了时间上不变的多种编码方式。

一、介绍

如今存在着各种各样的认知模型方法。它们中的大多数涉及认知的特定方面，例如语言，学习或决策。其中一些旨在发展意识的一般理论（例如，参见 Baars, 1988; Dehaene, 2014; Tononi and Koch, 2015）。在这里，我们集中于一个基本的低维模型，该模型能够描述基于意识和认知动态理论的几个关键信息方面。为了建立该模型，我们使用了三个全局概念：（i）大脑中的信息处理和信息生成不是简单地像许多连接论所假定的信息传播那样，而是低频（包络）变量的 Winnerless competition（WLC）导致的结果；（ii）认知过程的瞬态顺序性质，可以通过亚稳态之间的顺序切换来表示，这种状态可再现且对不可控的扰动具有鲁棒性；（iii）尽管潜在动态的鲁棒性很强，但对信息信号很敏感。

注意，包络变量是指可能与集合活动或总体活动有关的宏观变量，换句话说，是足以描述系统集体缓慢动力学的变量。让我们讨论一个满足上述原理的简单生态学和低维典型模型：

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

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

等式 (1、2) 表示一个认知模型，该模型特别描述了两个相互调节的认知过程，例如，自我记忆回忆和注意力集中，或有限注意力下的认知和情感过程的相互作用。在该模型中， X_i^l 是认知信息（例如记忆）的第 i 个模式的强度。 W_i^l 是认知来源（例如，注意力或情感）的顺序强度。抑制性非对称连接矩阵 $\rho_{ij}^l, \theta_{ij}^l, \chi_{ij}^{lm}$ 提供连续的 Winnerless competition (WLC)，即信息模式和相关认知来源的切换动力学 (Rabinovitchetal, 2001, 2006b, a)。 γ_i^l 和 ζ_i^l 代表自激系数，而 β_i 和 η_i 描述每个变量的互激。 ς_{ik} 负责认知抑制控制。 $\tau_i \sim 1, \mu \ll 1$ 表示快速注意力切换， ξ_X^l, ξ_W^l 表示 X 和 W 动态中的噪声，用于讨论瞬态的鲁棒性。序列中模式的顺序由连接矩阵确定，并且对于时间缩放不变。函数 $\varphi_i(\Omega, t, X_i^l)$ 表示有节奏的外部强迫，我们将在下面讨论。该规范模型可以轻松地概括为描述几个相互作用的认知过程。

我们认为，目标导向的功能性认知活动以及思想生成，想象力，创造力和情感是依赖暂时性连续大脑活动的过程。通过分析不同大脑网络模式之间的时间切换，我们可以了解和预测大量与认知有关的过程，我们称其为信息模式，并且可以在上述模型中通过包络变量表示。为了同时具有鲁棒性和敏感性，描述这种模式的动力必须满足一组规则：(i) 模式之间的 WLC；(ii) 全局网络和认知来源的分级功能组织；(ii) 多层次架构的层级稳定性 (Rabinovitchetal, 2012b)。为了在我们的动力学模型中遵循这些原则，有必要在所有层面上使用抑制的概念：认知，情感，多元认知和行为。这个概念也可以推广到社会认知。在心理学研究的许多领域中，都假定了抑制过程来解释任务绩效的下降或变化，实验证据表明存在这种抑制过程 (Aron, 2007; Munakata 等, 2011; Schilling 等, 2014)。抑制网络的结构和抑制水平在模型 (1-2) 中由连接矩阵的固有结构表示，该矩阵不对称，无法保证 WLC 动力学。

分层顺序动态编码是认知动力学的关键概念。它是指以序列层次结构的形式进行编码，其中最低级别包含可理解性的最小信息。层次结构的后续层为该方案增加了鲁棒性。这个概念可以很容易地在语言示例中说明 (Cona 和 Semenza, 2017 年)，包括字母复合音节，音节复合词，复合词等的序列。语言实际上是从其他人那里学到的或从环境中接收到的听觉或视觉模式进行顺序编码，处理和修改，以将信息传递给其他人或储存到我们自己的记忆。

信息按层次顺序分割成离散事件，这是大脑动力学的基本内在特征。考虑到大脑推断其感觉输入的原因，该概念已被用于设计自上而下的大脑活动解释 (Kiebel 等, 2009; Friston 等, 2011)。在这种情况下，通用和稳定的异宿通道中的层级顺序动力学已被用作贝叶斯大脑生成模型的基础。我们在这里讨论一种适用于描述和预测意识，情感和人类行为活动的数学方法。

二、信息流的离散表示。亚稳态和稳定的异宿通道

WLC 网络活动为认知信息的鲁棒离散顺序编码提供了一种机制。对于这种处理，信息的意义和连贯性比信息量更为重要。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，感知取决于正在进行的认知活动和行为。自下而上和自上而下的离散信息序列的共存（例如在前额叶皮层和海马之间）会产生封闭的功能循环，从而导致产生新信息，即新思想或新行为。这可能是具有新的时间结构的自主动力学的起源，这是创造力所需要的动力学（Rabinovich 等，2012a）。

信息反馈对于意识至关重要，因为通过研究自上而下的预测在循环信息处理中的重要性已显示出这一点，信息处理涉及意识感知的高阶联想皮质（Boly 等人，2011）。由于缺乏认知来源，通常无法同时执行多个动作，因此多个大脑系统之间存在竞争（例如，参见 Daw 等人，2005）。

因此，这里的一个相关问题是如何以数学方式表示和描述认知信息的及时发展。稳定的异宿通道是方便的数学图像，用于描述基于顺序动力学的鲁棒认知信息流。它被定义为相空间中一系列连续的亚稳态（马鞍形）状态（Rabinovich 等，2008b，2015）。可以将这些鞍形图例示为竞争性信息方案中的连续和临时赢家（见图 1）。

在数学上，稳定的异宿通道可以解释如下。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 $x \in R^n$ 。如果该系统具有平衡点的有限序列 $\{Q_1, Q_2, \dots, Q_N\}$ ，则它会产生一个异宿序列，并且在 Q_i 处，方程(3)的线性化特征值可以按 Rabinovich 等人的方法进行排序。（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 都是具有一维不稳定流形的鞍，该歧管将每个鞍与下一个鞍形连接起来，形成一个异宿序列。当 Q_i 的鞍值 $v_i = -\text{Re } \lambda_2^{(i)} / \lambda_1^{(i)}$ 为正时，鞍 Q_i 被称为耗散。在这种情况下，沿稳定歧管的压缩将主导沿不稳定歧管的拉伸。如果异宿序列中的所有鞍都是耗散的，则它们附近的轨迹无法从序列中逸出，从而提供稳定性。如果系统具有稳定的异宿序列，那么它也具有稳定的异宿通道（SHC），如图 1A 所示（Afraimovich 等，2011）。

在没有扰动的情况下，沿着稳定歧管逼近鞍节点的状态向量将无限期地限制在鞍的附近。只有在强烈的扰动下才能从鞍座附近退出。Stone 和 Holmes（1990）

研究了离开时间对摄动水平的依赖性。围绕鞍形固定点的局部稳定性分析产生以下关系：

$$\tau^i = 1/\lambda_1^{i_1} \ln(1/|\eta|) \quad (5)$$

其中 τ^i 是在鞍形 Q_i 附近（假设初始点属于稳定流形）所花费的平均时间， $|\eta|$ 是摄动的水平。 $|\eta|$ 和 $\lambda_1^{(i)}$ 的两个值可以通过激发或与其他信息模态的相互作用来控制，因此可以改变序列的时间特性。重要的是，鞍 Q_i 的顺序是不变的，这是情节记忆中时间压缩的相关数学机制，我们将在后面讨论。

制定了讨论的基本模型以描述神经元包膜或速率组活动。原则上，它也可以用尖峰神经元集合来表示（Nowotny 和 Rabinovich, 2007），见图 2。速率和尖峰的经典模型在相应的相空间中都包含一个强大的动力学对象，用于编码 SHC 的顺序信息。可以表示鲁棒的瞬态编码。其存在的必要条件是在形成特定认知模式的神经群之间存在非对称的相互抑制连接（Afraimovich 等, 2004; Rabinovich 等, 2008b）。在这里，我们假设快速运动不会影响慢包络动力学，如在功能磁共振成像实验中观察到的。最近，为了了解大脑的编码及其规范的计算图案，Turkheimer 等人进行了研究。在微观，中观和宏观尺度上观察到了自相似动力学的现象，并提出了在不断增加的时空尺度上重复了计算主题（Turkheimer 等人, 2015）。在图 2 所示的模型中，不同时间尺度的相互作用中可以观察到自相似现象。

通常，我们可以假设负责离散顺序信息编码的 WLC 动力学支持多种大脑活动。描述这种动态的模型可以应用于时间和空间层次组织的所有级别，从运动和感觉处理到更高级别的行为和认知。

三、分层组织的信息模式序列：绑定和动态映射

在这里，我们遇到了日常生活中记忆检索的时间顺序信息编码问题。这种检索需要绑定或关联事件的各种特征，并针对所有内存类型（事件，语义，工作等）按顺序存储多模式事件。在基本模型框架内分析绑定顺序动力学的鲁棒性研究表明，得到的顺序可能会因内在条件和环境条件而异（Afraimovich 等人, 2015）。已经证明，在模型相空间中，存在由鞍形平衡点和连接它们的异宿线组成的异宿网络，它们可以约束多维事件（参见图 3, Rabinovich 等, 2010a）。绑定顺序动力学对于耦合的异宿网络是强大的：对于联合网络内部的连续异宿轨迹的每个集合，都有一个开放的初始条件集，使得通过它们的轨迹遵循指定的集合，并保持在较小的邻域内。

对这些类型模型的复杂性和对初始条件的依赖性进行的分析有助于了解众所周知的认知现象的动态起源，即周期性的记忆缺口和错误，即不正确的回忆。实际上，情节记忆可以看作是建设性的而不是固定的顺序动力学过程，它可以产生各种错误和错觉，例如，参见（Schacter and Addis, 2007）。因为，如上所述，因为信息模式的异宿序列在拓扑上是不变的，所以 SHC 对时间压缩不敏感，从而可以减小模式之间的时间间隔。这是一种实现时间动态重新缩放并压缩思维空间中时间的可能方法，特别是与情节记忆的关系中（Howard, 2018）。

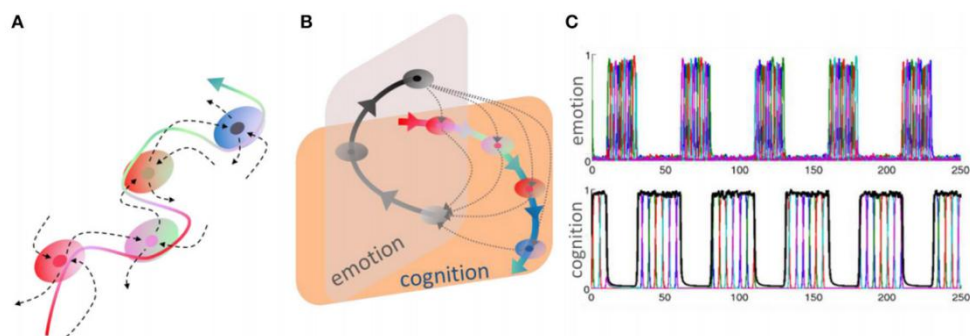


图 1| (A) 稳定的异宿通道 (SHC)，一种不变的拓扑结构。SHC 是由不稳定的隔膜顺序连接的一组亚稳态。这种通道的鲁棒性意味着分离序列附近的轨迹直到到达通道的末端才离开它 (Rabinovich et al., 2012a, 2015)。(B) 此面板显示代表反复认知-情感互动的通道，虚线轨迹表明情感的认知表现中断，这可能发生在任何认知阶段。(C) 模型 (1) 和 (2) 中依次切换情绪和认知方式的时间序列，(Rabinovich 等, 2010b)。

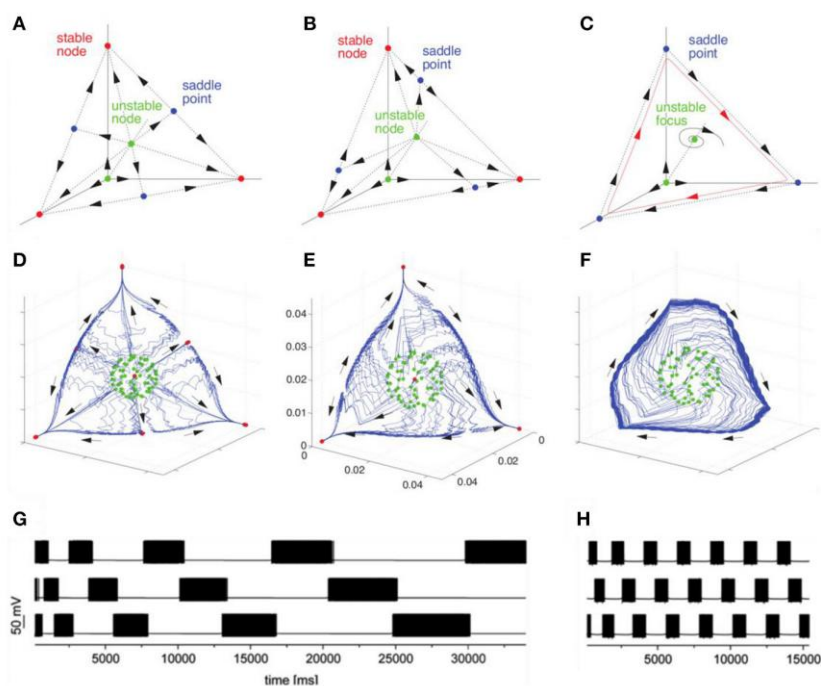


图 2 以连接不对称性作为控制参数的不同时标的模型中，从多重稳定性向 WLC 动力学过渡。该图说明了在 Lotka-Volterra 模型 (A - C) 和 HH 模型 (D - H) 中异宿周期的诞生

的分支。(A, D) 表示多稳态动力学 (用红色表示的稳定固定点对应于吸引子)。(B) 和 (E) 代表稳定固定点之前的中间情况 (鞍用蓝色表示)。(C, F) 表示在鞍形节点分叉之后出现的异宿循环。(G, H) 代表与 HH 模型中的瞬变异宿动力学和异宿循环相对应的时序。改编自 Nowotny 和 Rabinovich (2007), Rabinovich 和 Varona (2011)。

当我们讨论绑定时,有必要强调的是,在同一模态下,人脑中的功能连接通常比跨模态更稳定 (Zalesky 等人, 2014)。总的来说,最近的 fMRI 和电生理学研究已经绘制出了跨区域大脑活动的区域间通信与网络结构之间的关系图,表明网络重构的趋势取决于行为 (Shine 和 Poldrack, 2018)。

利用有效离散顺序编码的另一种动态认知现象是分块 (参见图 4)。了解离散的分层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不同级别的块中来解决此问题。这可以在学习阶段发生,如生态模型所示,该模型显示了等式 (1) (2) 等异宿动力学 (Fonollosa 等, 2015)。在抑制性递归网络的系统中也对此进行了说明,该系统模拟了皮层下区域控制学习的机制 (Maffei 等人, 2017)。与先前的纹状体建模结果 (Ponzi 和 Wickens, 2010) 不同,作者使用了 anti-Hebbian STDP 规则 (Fino 和 Venance, 2010) 来演示顺序记忆检索以控制动作。

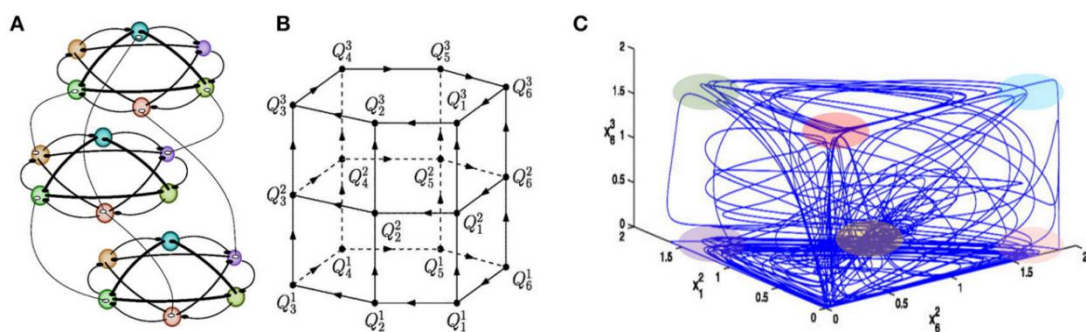


图 3 顺序记忆——3 种模态事件的绑定动态。(A) 由 18 个竞争者组成的集合, 这些竞争者在三个功能社区中变动: 它们每个人负责处理不同的信息方式。在此示例中, 所有连接都是抑制性的, 如模型 (1) - (2) 中的 WLC 矩阵所表征, 其中 W 为常数, 即集中注意力。(B) 模型相空间中的异宿网络的图解, 其中 Q_i^j 是模态 i 中的鞍 i 。(C) 不同模态序列的相互调制, 如轨迹在 3 维空间上的投影所示。彩色区域指出了亚稳态的附近。可以看到, 这种复杂的轨迹在一种模态的附近花费了一些时间, 之后又转到了另一种模态 (Afraimovich 等人, 2015)。

四、顺序存储器和脑振荡——暂时性的训练与协调

最近的实验已经证明了低频大脑振荡在信息编码中的关键作用。例如, 使用光遗传学和功能磁共振成像, Chan 等人 (2017) 发现了低频 (1Hz) 神经活动的

有力传播，这增强了半球之间的连通性并介导了感觉处理。Helfrich 和 Knight 在最近的一篇评论中着重介绍了几项研究，这些研究表明诸如相位重置，交叉频率耦合和夹带之类的振荡动力学支持与任务相关的相干功能网络的形成（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，即通过与人结合而形成的情节性记忆依赖于 theta 特异性（4Hz）同步机制（Berens and Horner, 2017）。低频振荡动力学，特别是同步/非同步机制，是情节式记忆形成和强化的核心现象之一（Hanslmayr 等人, 2016）。

众所周知，功能网络模式的丰富组合为我们提供了非凡的语言能力。在最近的一篇论文中（Schoffelen et al., 2017），作者表明大脑中与语言相关的区域之间的交流受到同步的支持，而同步形成了相应全局网络的模式，另见

（Eichenbaum, 2017）。重要的是，不同的节奏反映了信息流的不同方向。因此，可以假设不同的频率同步现象实际上控制着全局语言网络体系结构中顺序动力学的关键方面。甚至，它可能是许多其他依赖顺序活动的认知过程的通用机制。

工作记忆不仅存储关于项目本身的信息，即信息的内容，而且还动态地保留关于何时的信息。因此，它是两种形式的记忆：内容和时间。最近的结果表明，此类信息沿对数时间轴存储（Singh 等人, 2018）。

在这里，我们提出了一种可能的动力学机制，用于分析基于异宿同步/混沌现象的低频振荡对顺序认知过程的有效影响（Rabinovich 等, 2006a）。在图 5A 中，我们显示了一个表示顺序情节记忆的异宿网络，其中包括三个情节 X, Y 和 Z，其中每个情节或块由几个事件 x_i , y_i 和 z_i 形成。具有频率 Ω 的外部周期性信号通过一个事件激发每个事件，请参见系统 (1) (2)。通常，组块连接矩阵 ρ_{ab} 取决于事件频率 $\omega_{x,y,z}$ 。

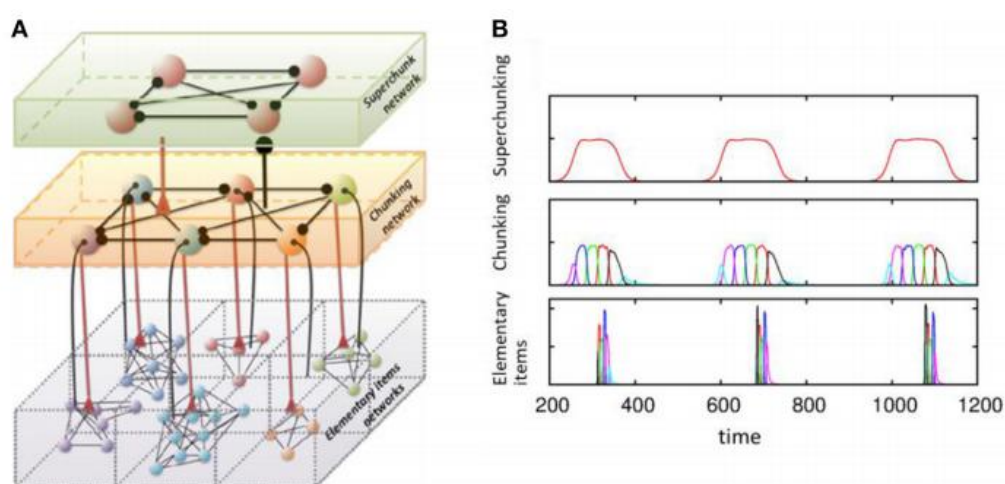


图 4 WLC 网络中的分块模型。(A) 分层分块的 3 层网络的图示。(B) 三级层次结构的序列的时间序列，这些块形成 3 个由 6 个元素组成的超级块，每个超级块根据模型 (1

(2) 显示可再现的动力学。不同的颜色对应于每个组内的不同项目（切换颜色表示从上一项移至下一项）。改编自 Rabinovich 等。（2014 年）

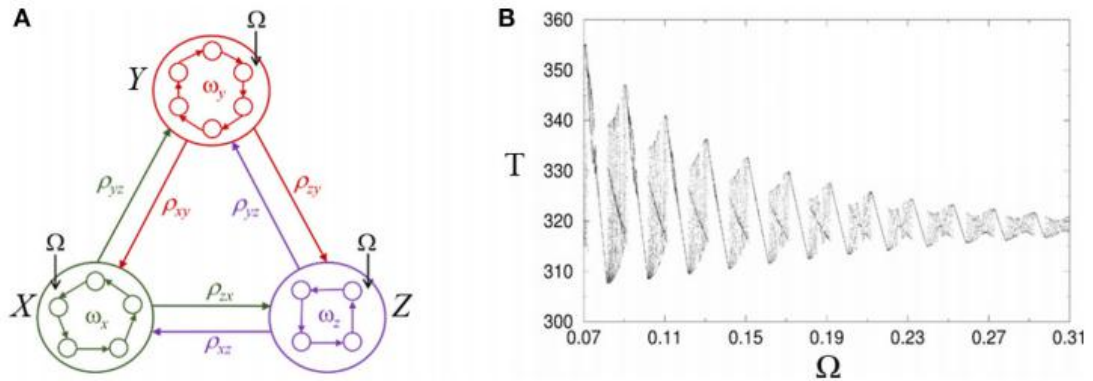


图 5 异宿网络中情节记忆的检索动力学的调制。(A) 圆圈内的网络表示相互作用的内在体系结构。 Ω 表示外部强迫的频率。(B) 异宿同步的复杂结构：周期 T 对应于情节 X, Y 和 Z 之间的循环 WLC 切换，并且在等式 (1) 中在零相关的高斯噪声下被描绘为强迫频率的函数。同步之间的区域表现出混乱 (Rabinovich 等, 2006a)。

如在图 5B 中可以看到，同步间隔（在组块情节循环切换的周期与强迫频率之间具有线性相关性）被具有复杂动态的间隔隔开，所述复杂的动力学包括具有周期加倍的分叉和混乱的区域。在一般情况下，不同事件的个体动力学会有所不同，并且会在周期性强迫的作用下发生明显变化。控制频率 Ω 会导致整个情节动态变化，实际上，这等效于情节记忆网络体系结构的动态变化。

在以下几种情况下，会发生认知动力学的节律性调节。例如，有节奏的呼吸会在人脑中产生电活动，从而增强情绪判断力和记忆力。鼻呼吸会带动人的边缘振荡并调节认知过程 (Zelano et al., 2016)。在不同的背景下，已经显示出特定的音乐片段可以引起听众强烈的情绪，并且可能与这些情绪相关，甚至在数年后也可以记住特定的记忆 (Eschrich 等, 2008; Jäncke, 2008; Janata, 2009)。

认知信息处理必须包含大脑中不同信息模态之间的绑定机制。在这里，我们考虑了序列的异宿结合 (Rabinovich 等, 2010a; Varona 和 Rabinovich, 2016)。我们提出的基本模型 (1) (2) 能够解释代表并行处理不同认知方式和来源的活动大脑模式竞争动力学的时间协调的起源。该模型以顺序切换的形式描述了时空模式的协调，这些模式通过其动态连接对应于不同的模态，这些模态在相空间中由几个不稳定的分离变量表示 (参见图 3B, 6)。我们先前已经制定了在该模型的相空间中存在多峰异宿序列的条件 (Rabinovich 等, 2010a)。由于实现 WLC 互动的不同网络之间的抑制性连接，出现了这样的序列。

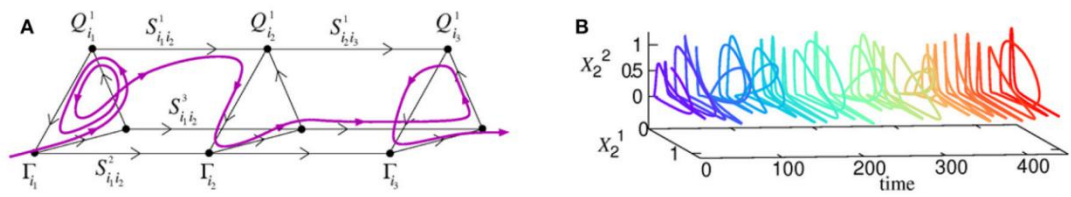


图 6 (A) 3 模态异宿网络及其附近对应于绑定过程的关联轨迹的图示。(B) 两种时间协调的结合模态的联合动力学 (Rabinovich 等, 2010a)。用表示时间演变的颜色绘制时间序列。



图 7 音乐即兴演奏中视觉和听觉顺序信息交换的表示。改编自 Walton 等 (2015 年)。

时间协调是执行所有多模式认知人类活动的关键因素。例如，音乐感知和舞蹈创造力，包括情感作为一种认知来源，需要对所有涉及的感觉方式进行时间约束。在这里，从理论的角度来看，一个具有挑战性的问题是要了解连续的图像，注意力和内在节奏如何促进音乐和舞蹈合奏的高精度演奏。当我们尝试考虑几个音乐家即兴演奏的能力时，问题就变得更加复杂，在这种情况下，他们必须自发地与表演者协调顺序动作，以产生新颖的音乐表现形式 (见图 7)。

传统上，对此类行为的研究着重于描述认知结构的创建以及时间演变模式执行音乐家之间运动协调的能力。揭示即兴音乐家之间精确动作协调的机制是迈向了解创造性音乐表达如何从多个顺序音乐体的自发协调中出现的重要一步 (Walton 等人, 2015)。

众所周知，即使使用不同的语言，当我们观看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“对齐”（Hasson 和 Frith，2016 年）。我们可以将这种神经现象用于共享记忆和知识的通用建模。让我们以一个最小的社会群体来说明它，其中有两个参与者同时联想两位爵士乐音乐家。在这种情况下，基本动力学方程式（1）将具有以下形式：

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

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

为了简单起见，在此我们不表示情绪的动态（可以将其添加为公式（2））。 x_i 和 y_k 是参与者 X 和 Y 的不同“思维音乐模式”的强度， $\sigma_i(S, R)$ 和 $\gamma(S, R)$ 是代表听觉和视觉感觉模式激发的参数，而参数 p 和 q 刻画了两位参与者心灵互动的强度。在参与者之间的信息交换仅是单向的（ $p \ll q$ ）的情况下（例如，如果 Y 不将他/他的注意力集中在 X 的视觉或听觉信号上，则可能会发生这种情况），该模型变得更加简单，并且分析研究是可能的（请参阅 Afraimovich 等人，2018）。

认知动态过程可以被视为根据“WLC”原则从网络中的一个事件或模式到另一个事件或模式的顺序切换，依此类推。在 Afraimovich 等人（2018）证明，在这种“主从”情况下，出现了一个新的动力学对象：异宿活动会形成一个非光滑的不变环面。在那里观察到的分叉表明动力学具有不同程度的复杂性和混乱。参与者之间的对称互动通常会导致同步，请参阅（Walton 等人，2015）。

五、讨论和结论

在任何环境下，人脑都能感知连续的信息流，并自动将信息分成一组离散事件或模式（Schapiro 等人，2013；Baldassano 等人，2017）。离散顺序编码支持认知活动和脑功能的大多数方面。用于时间信息动力学建模和分析的全局网络方法可以预测分层脑网络中出现的亚稳态认知。在 fMRI 实验中已分析了对大型大脑网络的时间分层组织的这种预测（Vidaurre 等人，2017）。作者表明，不同的亚稳态之间的过渡不是随机的，相应的非随机序列本身是分层组织的，揭示了能够证明大脑循环切换趋势的两个亚稳态。

在现代 EEG 实验研究中也观察到了大脑中离散的顺序动力学（见评论 Michel 和 Koenig，2018）。特别地，已经有报道称 EEG 微状态在整个时间上以重复序列出现。这些状态可以跨主题可靠地识别。研究人员提出，这样的微状态

代表了自发的意识过程的基本组成部分，并且它们的发生和时间动态决定了思维的质量。

基于有意识的状态有序系列的思想，Dehaene 和 Changeux 制定了神经元工作空间模型（Dehaene 等，1998，2003；Dehaene 和 Changeux，2011），实际上是建立在 Baars 模型的基础上（Baars，1988，2002）上的，（2005）。他们认为，来自多个大脑区域的工作区神经元会自发地共同激活，并形成全局活动的离散时空模式。此外，在任何给定时刻仅发生一次这样的连贯活动，即，这些事件被急剧的转变所分开。在我们看来，意识本身可以分解为由复杂的亚稳态表示的连续事件或片段，这些状态在心智空间中形成分层的异宿网络（Rabinovich 等，2008b，2015）。从神经生理学的角度来看，这种顺序过程的鲁棒性是基于自发激发的亚稳态的相互抑制作用（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。其中之一是语言生成和处理。语音的离散编码作为顺序思维的编码是基于海马中的“事件细胞”网络，该网络可以按时间顺序以及在地点中顺序组织事件的记忆（Terada 等人，2017）。语言句子像时间上的单词链一样顺序展开。底层的语法结构可能会更复杂，尤其是层次化组织，并且会使用绑定和分块这两种机制来提示语言库（Nelson 等，2017）。

最后，我们希望再强调一次，离散的顺序信息编码是一种关键机制，它可以基于有限（中等）数量的模式或亚稳态状态之间的顺序切换，将复杂的认知活动转换为低维动态过程。由于这些状态的集合中存在可用的排列，因此相应信息处理的能力可能非常大（Rabinovich 等，2001）。从多个大规模神经种群中提取低维动力学是当前认知和神经科学研究中的热门话题（Gao 和 Ganguli，2015；Schneidman，2016；Nonnenmacher 等，2017），并且还将影响人工认知系统方法。总的来说，过去十年中该领域的研究成果为创建多种类型的认知功能的低维模型奠定了坚实的基础，并允许向动态意识理论迈进。

最后，我们要对流行的观点作一总结，即大脑计算模型需要具有极高的维数才能具有预测性。这种观点基于谬论，即计算维度与大脑本身的复杂性有关，而大脑本身是具有不同交互空间尺度的“硬件”系统，并从中出现认知。由于大脑仍只能部分观察到，因此这种建模尚不可行。但是，我们可能不需要它来解释认知过程的关键方面，因为我们正在谈论的是有限来源的思维动力学，即特定种类的大脑活动，例如注意力，记忆检索，决策等。自上而下的数学模型可以使用我们上面讨论的以下动力学原理来构建这样的过程：（i）聚集时空中的神经活动和信息模式的形成；（ii）离散顺序信息编码；（iii）基于亚稳态簇的异宿链的

的顺序协调动力学；（iv）此类顺序动力学对固有和外部信息信号的敏感性。这些原理为理解观察到的大脑动力学和建立意识数学理论的基础开辟了新的方向。

六、参考文献

[1] Afraimovich, V., Gong, X., and Rabinovich, M. (2015). Sequential memory: binding dynamics. *Chaos* 25:103118. doi: 10.1063/1.4932563

[2] Afraimovich, V., Young, T., Muezzinoglu, M. K., and Rabinovich, M.

[3] 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

[4] 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

[5] 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

[6] Aron, A. R. (2007). The neural basis of inhibition in cognitive control. *Neuroscience*

[7] 13, 214 – 228. doi: 10.1177/1073858407299288

[8] Baars, B. J. (1988). *A Cognitive Theory of Consciousness*. Cambridge: Cambridge University Press.

[9] Baars, B. J. (2002). The conscious access hypothesis: origins and recent evidence.

[10] *Trends Cogn. Sci.* 6, 47 – 52. doi: 10.1016/S1364-6613(00)01819-2

[11] 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

[12] Baldassano, C., Chen, J., Zadbood, A., Pillow, J. W., Hasson, U., and Norman, K.

[13] A. (2017). Discovering event structure in continuous narrative perception and memory. *Neuron* 95, 709 – 721.e5. doi: 10.1016/j.neuron.2017.06.041

[14] 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

- [15] 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
- [16] Chan, R. W., Leong, A. T. L., Ho, L. C., Gao, P. P., Wong, E. C., Dong, C. M.,
[17] 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
- [18] 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
- [19] 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/nn1560
- [20] Dehaene, S. (2014). *Consciousness and the Brain: Deciphering how the Brain Codes our Thoughts*. New York, NY: Penguin.
- [21] 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
- [22] 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
- [23] 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
- [24] Eichenbaum, H. (2017). Memory: organization and control. *Annu. Rev. Psychol.* 68, 19 – 45. doi: 10.1146/annurev-psych-010416-044131
- [25] 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
- [26] Fino, E., and Venance, L. (2010). Spike-timing dependent plasticity in the striatum.

- [28] *Front. Synaptic Neurosci.* 2:6. doi: 10.3389/fnsyn.2010.00006
- [29] 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
- [30] 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>
- [31] 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
- [32] 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
- [33] 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
- [34] 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
- [35] 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
- [36] 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
- [37] memories. *Cereb. Cortex* 19, 2579 – 2594. doi: 10.1093/cercor/bhp008
- [38] 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).
- [39] Recognizing sequences of sequences. *PLoS Comput. Biol.* 5:e1000464. doi: 10.1371/journal.pcbi.1000464
- [40] Kugler, P. N., and Turvey, M. T. (1987). *Information, Natural law, and the Self-Assembly of Rhythmic Movement*. Hillsdale, NJ: Erlbaum

- [41] Maffei, G., Puigbò, J.-Y., and Verschure, P. F. M. J. (2017). “Learning Modular Sequences in the Striatum,” in *Biomimetic and Biohybrid Systems*, eds
- [42] M. Mangan, M. Cutkosky, A. Mura, P. F. M. J. Verschure, T. Prescott, N. Lepora (Cham: Springer), 574 – 578.
- [43] 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
- [44] 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
- [45] 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
- [46] 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
- [47] Nonnenmacher, M., Turaga, S. C., and Macke, J. H. (2017). Extracting low-dimensional dynamics from multiple large-scale neural population recordings by learning to predict correlations. arxiv:1711.01847 [Preprint].
- [48] 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
- [49] 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
- [50] Rabinovich, M., Huerta, R., and Laurent, G. (2008a). Transient dynamics for neural processing. *Science* 321, 48 – 50. doi: 10.1126/science.1155564
- [51] 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

- [52] 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.plrev.2011.11.002
- [53] 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
- [54] Rabinovich, M. I., Friston, K., and Varona, P. (eds.). (2012b). *Principles of Brain Dynamics: Global State Interactions*. Cambridge MA: MIT Press.
- [55] Rabinovich, M. I., Huerta, R., and Varona, P. (2006a). Heteroclinic synchronization: ultrasubharmonic locking. *Phys. Rev. Lett.* 96:141001. doi: 10.1103/PhysRevLett.96.014101
- [56] 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
- [57] 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
- [58] 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
- [59] Rabinovich, M. I., and Varona, P. (2011). Robust transient dynamics and brain functions. *Front. Comput. Neurosci.* 5:24. doi: 10.3389/fncom.2011.00024
- [60] 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
- [61] 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
- [62] 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
- [63] 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

- [64] Schapiro, A. C., Rogers, T. T., Cordova, N. I., Turk-Browne, N. B., and Botvinick,
- [65] M. M. (2013). Neural representations of events arise from temporal community structure. *Nat. Neurosci.* 16, 486 – 492. doi: 10.1038/nn.3331
- [66] 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
- [67] Schneidman, E. (2016). Towards the design principles of neural population codes.
- [68] *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
- [69] 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
- [70] 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
- [71] 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
- [72] Stone, E., and Holmes, P. (1990). Random Perturbations of Heteroclinic Attractors. *SIAM J. Appl. Math.* 50, 726 – 743. doi: 10.1137/0150043
- [73] 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
- [74] 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
- [75] 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

- [76] 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
- [77] 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>.
- [78] 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
- [79] Walton, A. E., Richardson, M. J., Längland-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
- [80] 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
- [81] 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