分块动力学：大脑中的异宿网络

成像技术和非线性动力学的最新结果使得将功能性大脑网络的结构和动力学与不同的心理任务相关联，并使得为描述和预测认知活动建立理论模型成为可能。这些模型是基于对参与特定心理功能的核心组件（大脑模式）相互作用的非线性动力学描述。不同心理过程的动态图像取决于其时间特征。许多认知功能的动力学是短暂的。通常将它们视为一连串不断变化的亚稳态。稳定的异宿通道（SHC）由不稳定的分离物连接的一连串鞍形（可传递状态）组成，是一个用于表示稳定瞬态的数学图像。在本文中，我们集中于可以代表几种形式的瞬时认知活动的分层组块动力学。分块是一种动态现象，自然界将其划分为较短的信息项，从而执行长序列的信息处理。例如，分块可通过打破一长串信息来提高短期记忆的使用效率（就像在语言中可以看到小说在章节，段落，句子和最后的单词上的分离一样）。分块在人类和动物的感知，学习和认知的许多过程中都很重要。基于有关功能性大脑网络的层次结构的解剖信息，我们提出了一种认知网络体系结构，该体系结构分层地组织了由 Winnerless competition（WLC）动力学产生的亚稳态的块和超块切换序列。

1、介绍

分块是大脑用来处理长信息序列的一种动力学现象。块的概念由 Miller（1956）提出。他的主要观点是，短期存储不是严格的，而应采用适合诸如可扩展其容量的分块策略。Miller 的工作引起了人们对短期记忆概念及其功能特性的广泛关注。分块涉及两个过程：块中单元的串联和块的分段。通常，分块与感知，认知或行为顺序活动的层次结构有关。特别是在运动控制中（见 Rosenbaum 等，1983），序列可以由子序列组成，而子序列又可以由下一级子序列等组成。长序列的自然层次结构是特定的大脑功能网络活动的结果。这样的网络包括许多不同的大脑区域，其中一些也以分层的方式组织起来。一个著名的例子是 Broca 的区域，该区域被认为可以充当“超模态句法处理器”，能够处理任何类型的层次化组织序列（Grossman，1980；Tettamanti 和 Weniger，2006），该假设基于以下发现：这个区域不仅涉及语言语法的处理（Musso 等，2003），而且还涉及非语言任务等语法，例如特定动作和音乐的表现（Fadiga 等，2009）。），一些功能磁共振成像研究（Bahlmann 等，2008，2009）可以证实。Clerget 等人假设运动行为与语言有一些相似之处（Clerget 等，2013），即一个复杂的动作可以看作是一次次运动的链，需要根据某些规则进行组合才能达到既定目标（Dehaene 和 Changeux，1997；Dominey 等，2003；Botvinick，2008）。

是什么机制将极其复杂，嘈杂且多维的大脑活动转换为相当规则的，低维的甚至可预测的认知行为，例如，心理动态的基础机制是什么，包括分块？这是当今神经和认知科学中最具挑战性的问题之一。非侵入性脑成像的最新连续进展允许详细评估大脑的结构连通性和时空活动的相应演变。

我们认为，亚稳态是参与分块过程的瞬态认知动力学的关键要素。通过瞬态，亚稳态状态进行大脑动态活动的时空组织的想法是在 15 年前提出的（Kelso，1995；Friston，1997）。根据这种情况，这种动力学可以表示为不同亚稳态之间的顺序切换（有关这种情况的数学基础的描述，请参见 Rabinovich 等人，2008a，b）。亚稳态瞬态动力学代表着集中的认知过程的分离和分布的大脑区域的灵活整合之间的平衡。这种整合对于实现特定的认知功能是必不可少的（Bressler 和 Kelso，2001；Meehan 和 Bressler，2012）。在很长一段时间内普遍存在的连接的存在，支持了神经处理的分层组织的广为人知的概念（Engel 等，2001），这是对神经起源的理解的基础。分块动力学。因为认知的维数取决于激活的（与可能观察到的）亚稳态的数量，所以重要的是要记住，大脑会选择必要的亚稳态并抑制与认知过程目标无关的那些亚稳态，从而尺寸缩小。大脑认知动力学的低维度是基于两个重要的问题：首先，认知任务编码的方式——外部或内部刺激确定特定的认知任务，这激发了区域网络的一组要素，这些要素负责此类认知活动的执行情况；此外，全局大脑网络存在特定的层级组织，通过一定数量的大脑模式来执行特定的认知任务。

根据实验数据表明，通过时空模式动力学在大脑中实现了基于计算基础的顺序认知活动的处理（另请参见 Sahin 等，2009），我们在这里建立了一个通用的动力学模型，该模型产生序列的分层分块，这暗示了大脑中成块动力学的合理的神经机制。该模型的维数较低，可以进行详细的动力学分析。

2、材料和方法

考虑到导言中描述的实验观察结果，从上而下的建模瞬态认知动力学的方法是使用动力学方程来描述时空心理模式，其中包含讨论的亚稳态作为平衡点。在认知任务执行过程中顺序改变的一组大脑模式决定了模式的空间结构以及它们之间的关联矩阵。使用这种类型的模型，我们可以基于与异宿序列及其相互作用（即异宿网络）有关的这些新思想，整合关于脑活动描述的知识。

作为自上而下的出发点，我们需要一个数学对象，该对象可以描述瞬态动力学及其相关的信息处理。一旦有了这个对象，我们就可以通过一套经典的方程式来实现它，该方程式可以用来研究不同大脑描述水平的瞬态活动，尤其是解决分块动力学问题。瞬态顺序动力学的数学图像必须具有两个主要特征。首先，即使在初始条件下发生微小变化的情况下，它也必须具有抗噪性和可靠性，以使系统

访问的状态（其轨迹或瞬态）的连续性保持稳定。其次，瞬变必须是特定于输入的，以包含有关引起它们的原因的信息。这是关于使用瞬态动力学描述大脑活动的两个基本矛盾。瞬态动力学本质上是不稳定的：任何瞬态都取决于初始条件，不能从任意初始条件中复制出来。另一方面，动态鲁棒性原则上防止了对信息性摄动的敏感性。这些矛盾可以通过亚稳态的概念来解决，该概念在上个世纪末被引入认知科学（Kelso，1995；Friston，1997，2000；Fingelkurts 和 Fingelkurts，2006；Oullier 和 Kelso，2006；Gros，2007；Itoetal，2007）。

稳定的异宿通道（SHC）是满足上述要求的数学对象，可以实现这种稳定的瞬变。SHC 由通过分离性连接的一系列连续的亚稳态“鞍形”状态定义。在适当的条件下，这些形成链的鞍形亚稳态附近的所有轨迹都保留在通道中，从而确保了在广泛的控制参数上的鲁棒性和可重复性（Rabinovich 等，2008b）。通道的稳定性意味着通道中的轨迹在到达通道末端之前不会离开通道。

一个实现 SHC 的简单模型是带有 N 个交互元素的广义 Lotka-Volterra 方程：

$$\frac{dA_i(t)}{dt} = A_i(t)F\left(\sigma_i(S_k) - \sum_{j=1}^{N} \rho_{ij}A_i(t)\right) + A_i(t)\eta_i(t)$$

$$i = 1, \ldots, N \qquad (1)$$

其中 A_i（t）≥0 是元素 i 的活性，σ_i 是控制刺激影响的增益函数，S_k 是环境刺激，ρ_{ij} 确定变量之间的相互作用，η_i 代表噪声水平，F 是一个函数，最简单的情况是线性函数。系统的状态图像通常包含一个连接鞍点的异宿序列。这些鞍座可以解释为无休止的竞争游戏中的连续和临时赢家，即 Winnerless competition（WLC）动态（Rabinovich 等人，2001，2006）。在神经系统中，由于代表性模型必须产生连接的神经元种群状态（鞍点）的序列，因此神经连通性 ρ_{ij} 必须不对称，这是通过对该模型的理论检验确定的（Huerta 和 Rabinovich，2004 年）。尽管许多连接统计信息可能适用于稳定的异宿类型的动力学，但生物网络内的连通性至少在某种程度上可能是通过进化和突触可塑性进行优化的结果。必须强调的是，方程式（1）只是分块层次结构不同级别的基本构建块，我们将在下面进行描述。

诸如通用 Lotka–Volterra 方程之类的模型可以建立瞬态稳定性所需的条件，并显示其组件（WLC 的最简单变体）的稳定，顺序和循环激活。具有多个自由度和不对称连接的网络可以生成结构稳定的序列-瞬态，每个序列由一个输入定形。不对称的抑制连通性有助于解决明显的悖论，即灵敏度和可靠性可以共存于网络中（Huerta 和 Rabinovich，2004；Nowotny 和 Rabinovich，2007；Rabinovich 等，2008b；Rabinovich 和 Varona，2011）。参与 SHC 的神经元或模式是由刺激

分配的，这是因为神经元或模式是来自该刺激激活的神经元的直接和/或间接输入。外部输入和依赖于刺激的连接矩阵的共同作用定义了特定于刺激的异宿通道。此外，非对称抑制可协调顺序活动并保持异斜通道稳定。

WLC 概念与亚稳态状态的顺序动力学直接相关，亚稳态状态由不会破坏竞争过程起源的输入激活。这种范例可以解释和预测神经网络中具有兴奋性和抑制性突触连接的许多动力学现象。根据稳定性的要求，这种形式主义已被用于（i）在可用的信息项目中基于 WLC 评估有限工作记忆（WM）能力的动态起源（BickandRabinovich，2009；Rabinovichetal，2012）；（ii）建立瞬态信息绑定的动力学模型，该模型可以描述同时生成的不同感觉信息流的相互作用（Rabinovich 等，2010a）；（iii）建模情感与认知之间的顺序互动（Rabinovich 等，2010b）（iv）表示注意力动态学（Rabinovich 等，2013）;（v）评估精神障碍的病理状态动态（Bystritsky 等，2012；Rabinovich 等，2013）。在这里，我们集中于分层组块动力学模型，该模型可以表示认知活动的几种形式，例如 WM 和语音构造。

正如我们在简介中所讨论的，分块是将相关问题或信息分组或分类为更小，最有意义和最紧凑的单元。考虑一下，阅读没有章节，子章节，段落和句子分开的长篇评论论文将有多困难。分块是自然发生的过程，可以主动地使用它来分解问题，以便更有效地思考，理解和即兴创作。这是因为更容易处理分块任务或感知数据。特别是，学习和调用此类数据要容易得多。在数学上，“分块原理”可以看作是将亚稳态状态链沿瞬态过程转换为此类状态的组链的过程。自然界可以使用它来使认知信息处理在复杂的环境中更有效，这是一个重要的动力学思想。

人类感知，学习和执行认知任务中的分块过程既可以自动进行，也可以与环境刺激直接相关，并且可以通过面向目标的内在信号进行控制（Gobet 等，2001）。重要的是要注意，分块是一种通过形成分层内存结构和复杂的任务相关行为序列来支持提高速度和准确性的策略。两个竞争过程形成了时间序列化序列-一个将长序列分为较短的一组信息项，以便于执行，而第二个过程则将它们连接起来以表达一个长序列，作为统一的思想或行为行为（Friederici 等，2011；Chekaf 和 Matha，2012 年）。

可以在认知网络模型中实现分层组块动力学，该认知网络的信息处理依赖于 SHC。图 1 说明了用于两个分层信息组（基本项目和包括许多通过动态连接相互作用的基本单元的信息块）的分层异宿认知网络。合理地假设，从功能上来说，至少有两个不同的层次上存在两个不同的认知网络，这些网络负责：（i）组块内项目序列的组织，以及（ii）组块序列的形成。尤其是，这一假设得到了在视觉运动序列学习过程中进行分块的实验的支持（Sakai 等，2003）。已经表明，

每个电机群集都作为一个存储单元（一个块）进行处理。学习的视觉运动序列是包含几个基本运动的块序列。这项工作的作者表明，在分块形成过程中的关键作用是由大脑网络（包括占优势的顶叶区，基底神经节和辅助运动区）发挥的作用（另见 RibasFernandes 等人，2011 年；Bor 和 Seth，2012 年，作者在其中讨论了有意识过程的分块结构）。

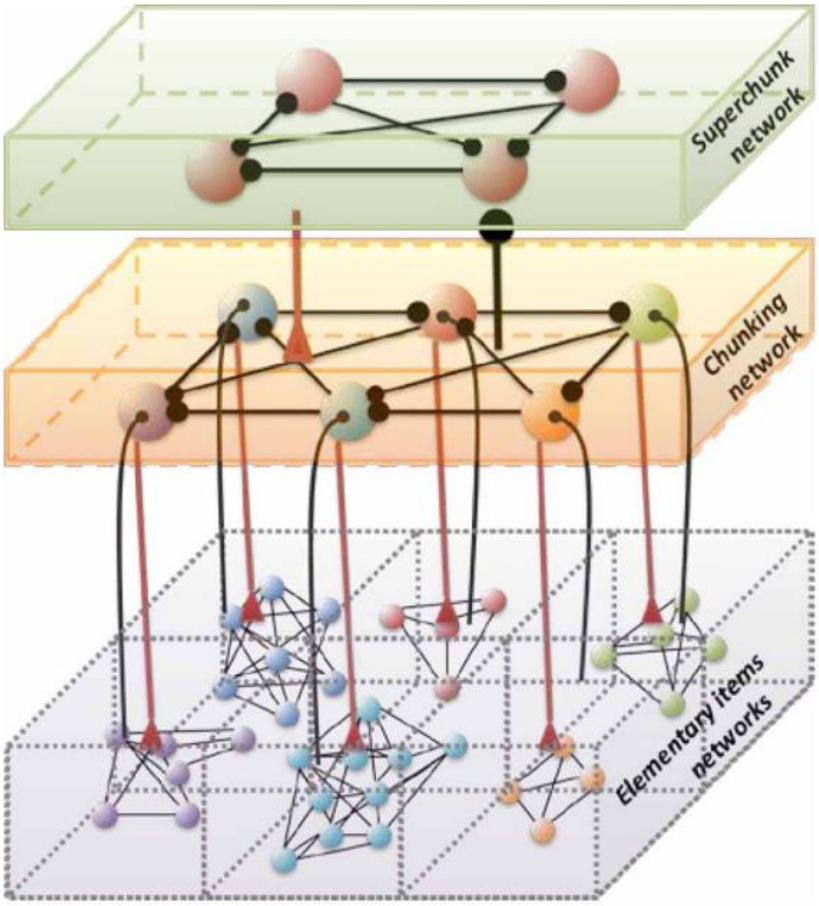


图 1 负责信息项分组的三级认知网络的体系结构。每个层次结构都由其自己的 Lotka–Volterra 类型方程式（参见 2–6）描述，具有连接矩阵ρ，ξ和ς。黑色圆圈代表抑制性联系；三角形代表负责选择信息项目的兴奋性联系。球体代表信息项目或单位。不同的颜色表示不同的块。基本项目内的所有连接都是禁止的

下面，我们提出了一个用于描述分块动力学的三级分层模型。抑制在该模型中起关键作用，因为它负责执行三个功能：（i）基本信息项之间的竞争，以产生稳定的亚稳态状态序列；（ii）生成分块序列；以及（iii）控制顺序任务的性能。近年来，对表示和信息处理的不同层次之间的层次控制的研究已成为认知科学领域的热点问题之一。这个问题对于理解头脑如何控制行为及其本身很重要。特别是在（Koch 等人，2006;Schneider，2007;Li 等人）中研究了任务序列执行中

的分块（序列级过程）和任务集抑制（任务级过程）之间的关系。有关“大块”和“超级块”的描述，请参阅 Rosenberg 和 Feigenson（2013）。

要了解模型中分层组块动力学的出现，我们需要在以下方向 c.f 上偏离等式（1）：

$$\dot{X}_i^{lk} = X_i^{lk}\left(\sigma_i^{lk}(S,C)\cdot Y^{lk} - \sum_j^{N^{lk}} \rho_{ij}^{lk}(S,C)X_j^{lk}\right) \quad (2)$$

$$\tau\dot{Y}^{lk} = Y^{lk}\left(\left(V^l - \beta(C)\sum_i^{N^{lk}} X_i^{lk}\right) - Z^{lk}\right) \quad (3)$$

$$\theta(C)\dot{Z}^{lk} = \sum_m^M \xi_l^{km}(S,C)Y^{lm} - Z^{lk} \quad (4)$$

$$T\dot{V}^l = V^l\left(\left(1 - \delta(C)\sum_j^{M^l} Y^{lj}\right) - W^l\right) \quad (5)$$

$$\Theta(C)\dot{W}^l = \sum_q^P \varsigma^{lq}(S,C)V^q - W^l \quad (6)$$

这里 X_i^{lk} 表征与第 k 个块和第 l 个超级块相关的第 i 个信息项，$\sigma_i^{lk}(S,C)$ 是刺激 S 和认知任务 C 确定的每个信息项的增长率，$\rho_i^{lk}(S,C)$ 是基本信息项目之间抑制联系的矩阵。在该模型中，Y^{lk} 表征与第 l 个超级块 V^l 相关联的第 k 个块，分别具有相应的特征时间τ和 T，β（C）表示信息项与块之间的抑制强度，δ（C）大块和超级块之间的抑制强度。Z^{lk} 还描述了与第 l 个超级块相关联的第 k 个块的突触动力学，其中 $\xi_i^{lk}(S,C)$ ）表示块之间的抑制连接矩阵（图 1 中的黑色圆环）；W^l 描述了第 l 个超级块具有的突触动力学，$\varsigma^{lq}(S,C)$ 表示超级块之间的抑制连接矩阵，相应的特征时间为 $\theta(C)$ 和 $\Theta(C)$。在此模型中，β（C）和δ（C）是适应参数，它们确定基本信息链与分块和超块调制之间的时序关系。分块变量还满足广义的 Lotka-Volterra-canonic 方程，这使它们可以形成稳定的序列。因此，实际上，分块变量扮演着认知控制器的角色。在此范围内选择以下模拟中的方程式（3）–（5）的参数。由于组块动力学必须考虑组块形成的特征时间，因此必须延迟不同组块之间的竞争，为此，我们使用了一阶动力学模型描述了这种抑制作用。同时，基本信息项之间的竞争通过固定权重 ρ_{ij} 瞬时突触来实现。相同逻辑已用于描述层次结构的最高级别（超级块）。

3、结果：分层序列——块和超级块

让我们首先描述一个简单的两级分块动力学的相图。我们针对以下参数信息进行了模型的数值模拟：N^k=3，M=3（“块”或“集合”的数量），σ^1=[7.24、5.85、8.30]，σ^2=[9.93，6.00，5.18]，σ^3=[8.29，7.86，9.16]，并根据这些值，$\rho_{ii}^k=1.0$，$\rho_{i_{n-1}i_n}^k=\sigma_{i_{n-1}}^k/\sigma_{i_n}^k+0.51, \rho_{i_{n+1}i_n}^k=\sigma_{i_{n+1}}^k/\sigma_{i_n}^k-0.5, i=1,\ldots,N^{ik}, k=1,\ldots,M$ 以及为方程（3）和（4）描述的突触动力学考虑的参数：τ=0.7，θ=2.0，$\xi^{kk}=1.0$，$\xi^{k_nk_{n+1}}=1.4$ 和 $\xi^{k_nk_{n-1}}=0.5$，k=1，...，M 和β=0.01。这些模拟的结果如图 2、3 所示。

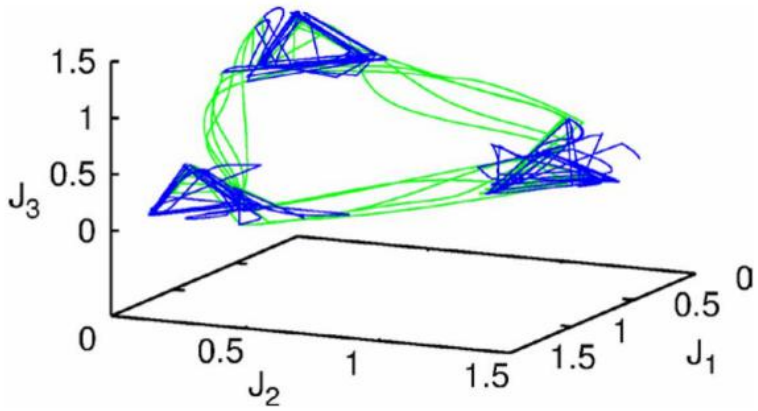


图 2 在三维辅助变量的空间中两级分块层次动力学的九维相位肖像的投影[请参见式（2）–（4）]。蓝色表示基本的信息项目活动——单个块。绿色表示分块顺序。

图 2 显示了没有超级块形成时的块化动力学的相图：该系统由等式（2）–（4）描述，V=1。该示例说明了一个封闭的块化序列（绿色），该序列由多个代表基本块的异宿环组成（蓝色）。通常，每个块中基本项目的数量不同，并且可以打开块序列。

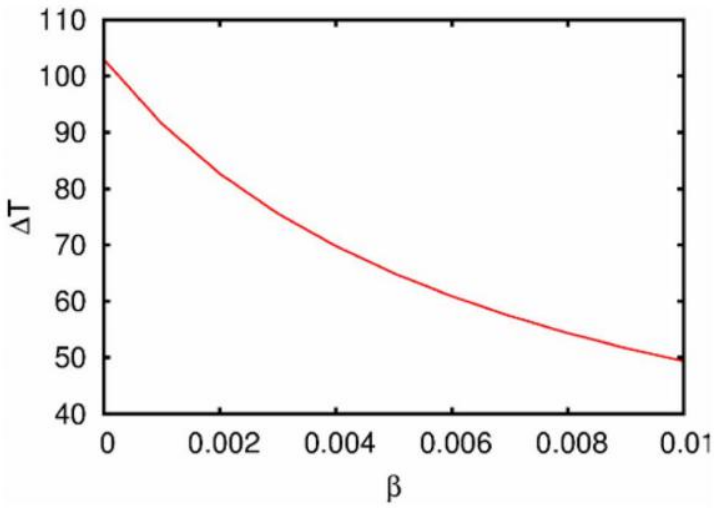


图 3 分块间隔时间[参见式（1）]与控制参数β的相关性。可以看到，组块间隔随着自适应参数β的增加而大大减小。当β增加时，变量 Y 的有效激励减小。

图 3 说明了沿序列的块之间的时序。图 2 所示的分块序列的出现是两级分层网络中调制不稳定性的结果，其二级动力学由等式（2）–（4）描述。这种不稳定是振荡的。振荡的特征周期为 T。由于动力学变量 X 和 Y 之间存在非线性反馈，因此对 T 对控制参数τ，θ，β和连接矩阵ρ，ξ的依赖性的分析研究是一个不现实的问题。有理由认为，此问题的关键参数决定了变量 Y 的兴奋性水平，并且根据反馈还控制了等式（2）右边的 X（项$\sigma_i^{lk}(S,C)\cdot X_i^{lk}\cdot Y^{lk}$）的兴奋性。在图 3 中，我们描述了$\Delta T$对参数β的依赖关系——增加β，即，减小激励性会导致定时间隔ΔT减小。

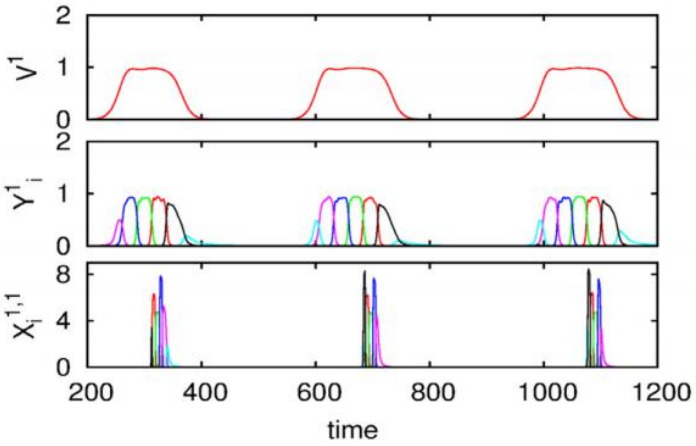


图 4 三级层次结构的序列的时间序列——将 108 个项目分为 6 个项目的 18 个块；这些块形成 3 个由 6 个元素组成的超级块，每个超级块根据模型（2）–（6）显示可再现的动力学。不同的颜色对应于每个组内的不同项目（切换颜色表示从上一项移至下一项）。

如图 2 所示，可以将块的序列视为亚稳态的杂合循环，其中每个亚稳态本身就是基本信息项的杂合循环。基于这种自相似性，我们可以预期，由于第二次异宿稳定性而导致的分块链会产生下一个调制级别——超块序列。我们的期望在图 4 中得到了证实，该图显示了三级网络（2）–（6）（参见图 1）动态的时间序列。在此图中，可以看到超级块序列的生成。总之，序列信息项，块和超级块可以解释为“单词”，“句子”和“段落”。

为了简单起见，我们在这里说明了仅针对闭环集群分块超块序列的稳定性现象。在开放序列的一般情况下，可以基于对亚稳态（元素）的鞍值的估计，为非封闭信道的存在和稳定性制定充分的条件，即信道在假设它们的绝对值都大于一个（Afraimovich 等，2004；Bick 和 Rabinovich，2010）。必要条件的制定是一个更复杂的问题，仍在考虑中。

所施加的稳定性条件独立于初始条件确定了异斜网络邻域内部轨迹的行为，正如计算机实验已证实的那样（Afraimovich 等人，2004；Bick 和 Rabinovich，2010）。上述数值结果可以通过对该系统的分析研究来证明。

$$\begin{cases} \dot{X}_i^k = X_i^k\left(\sigma_i^k \cdot Y^k - \sum_{j=1}^{N^k} \rho_{ij}^k X_j^k\right), \\ \tau\,\dot{Y}^k = Y^k\left(1 - \beta \sum_{i=1}^{N^k} X_i^k - Z^k\right), \\ \theta\,\dot{Z}^k = \sum_{m=1}^{M} \xi^{km} Y^m - Z^k \end{cases} \tag{7}$$

i=1，...，N^k，k=1，...，M。为简单起见，让我们假设τ=θ<<1，因此人们可以应用几何单轴微扰理论（参见，例如，Jones，1995 年；Hek，2010 年）。为了避免混淆，重要的是要说明，假设τ=θ<<1 意味着与 X 的动力学相反，分块动力学是快速运动和慢速运动的组合。快速运动将变量 Y 和 Z 引导到相空间中慢速歧管的附近。在亚稳状态附近，该流形上的块变量的演化比 X 变量慢得多。这与“包络”变量模仿 X 的平均动态这一直观直观的事实相对应。计算机实验证实了这一解释（参见图 4）。

极限慢流形具有等式 $Y^k(1-\beta\sum_{i=1}^{N^k} X_i^k - Z^k) = 0, \sum_{m=1}^{M} \xi^{km} Y^m - Z^k = 0$，因此，$\sum_{m=1}^{M} \xi^{km} Y^m = 1 - \beta \sum_{i=1}^{N^k} X_i^k$。用ξ表示 m×m 矩阵 ξ^{km}。如果 $\det \xi \neq 0$，我们发现

$$Y^k = \frac{1}{\det \xi}\left(\sum_{m=1}^{M} \eta^{mk} - \beta \sum_{m=1}^{M} \eta^{mk} \sum_{i=1}^{N^m} X_i^m\right) \tag{8}$$

其中 η^{km} 是矩阵 ξ 的项 ξ^{km} 的辅因子，将该表达式代入系统（7）的第一个方程中，我们得到系统

$$\dot{X}_i^k = X_i^k\left(\sigma_i^k \frac{1}{\det \xi} \sum_{m=1}^{M} \eta^{mk} - \sum_{j=1}^{N^k} \rho_{ij}^k X_j^k - \frac{\beta}{\det \xi} \sum_{m=1}^{M} \eta^{mk} \sum_{i=1}^{N^k} X_i^m\right) \tag{9}$$

这与 Rabinovich 等人所述的结合模型相似（2010a）。特别地，（9）中的“块内”动力学对应于 Rabinovich 等人的模态子空间中的动力学（2010a）。系统（9）的主要特点是不同块之间的耦合系数比率具有公共因子 β，因此，如果 β=0，则不同块之间不存在交互作用。与 Rabinovich 等人（2010a）的研究相似，可以施加这样的条件：在该条件下，每个块都存在一个异宿循环，并且在不同循环的鞍点之间存在连续的异宿连接。最后一项权利要求的形式为 $\beta > \beta_{cr}$，其中 β_{cr} 取决

于系统（9）的参数。如果 τ 小，则由于几何奇异摄动理论，所施加的条件应保证原始系统（7）中存在对应于“块内”和“块间”动力学的异宿网络。

对时间块信号的观察集中在使用行为暂停来探测 WM 中的块结构。在这些研究的基础上，提出了一种分层过程模型，该模型由描述不同种类的停顿的四个分层级别组成。最低级别包括字母内笔划之间的停顿。在较高的级别上，字母，单词和短语之间会有停顿。从内存中检索这些块时，每个级别都与大量处理相关联（Cheng 和 Rojas-Anaya，2006）。写作可能是研究涉及块的认知现象的有效方法。在 Cheng 和 Rojas-Anaya（2003）中，证明了在编写简单的数字序列时，在一个块内的已写元素（数字）之间的停顿持续时间短于跨块边界的元素之间的停顿。对于单个试验的单个参与者，此时间信号在未汇总的数据中显而易见。在数学上，大块与超级块之间的时间间隔由参数 β 控制（请参见公式 3）。

4、讨论

在本文中，我们展示了分层神经模型网络的体系结构如何影响其关联功能。讨论的示例说明，具有几个不稳定分离线的具有亚稳态的网络表现出非常多样的认知功能（行为）。复杂的异宿网络提供了全新的动力学现象，而主要挑战之一就是评估可以代表认知活动的分层过程的存在性和稳定性。

重要的是要提醒人们，对行为和认知的循环动力学和顺序动力学进行建模已有很长的历史（请参见表 1 中的几项代表性工作）。这些模型大多数基于 Hopfield 类型的网络。那里的主要问题是保持召回序列对噪声的稳定性。

本文中报告的分块动力学结果可以被视为与描述不同认知任务有关。例如，在 WM 中，人类对项目进行编码并进行合成。这样，我们就赋予了想法以意义，并在我们的认知世界中为它们找到了相关的位置。在这些操作中，WM 和分块之间的交互是相互的——首先，WM 是分块的“引擎”，另一方面，分块使 WM 的容量更高。

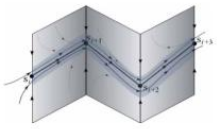
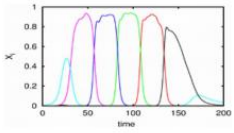
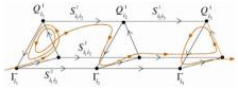
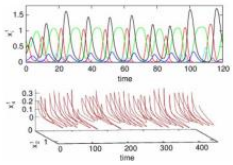
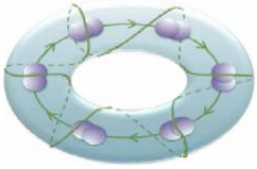
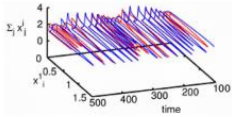
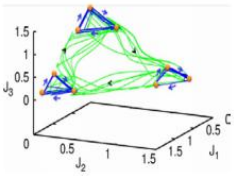
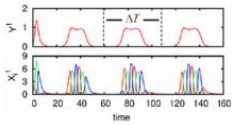
本文讨论的分块动力学模型依赖于异宿动力学。需要强调的是，SHC 的主要功能不取决于所使用的特定模型。SHC 的存在条件和动力学特征可以在多种模型中实现：从简单的 Lotka-Volterra 描述到复杂的 Hodgkin-Huxley 模型，从小型网络到许多元素的大型集合体（Varona 等，2002）。；Venaille 等，2005；Nowotny 和 Rabinovich，2007；Rabinovich 等，2012）。SHC 在不同的时空尺度上的内在层次性允许实现多种类型的认知动力学。在此框架内，可以将大脑网络视为非平衡系统，并将其相关计算视为由传入输入控制的瞬时活动的唯一模式。这些计算的结果是可重现的，抗噪声的并且易于解码。适当地使用不对称抑制，可以将大型神经系统的可能状态空间限制在相连的鞍点上，从而形成 SHC。这些通道可以被认为是潜在的可靠的瞬态大脑动力学。表 2 总结了四种类型的异宿网络，它

们可以描述认知过程中顺序动力学的不同方面：（i）一个典型的异宿网络，可在一个模态内从一种亚稳态转换成另一种状态，从而产生可再现的顺序转换（例如在简单的 WM 任务中）；（ii）显示基于抑制的异宿结合动力学的网络，该网络负责基于三种不同的方式对受试者的稳定感知；（iii）通过兴奋联系动态协调的两种不同方式；（iv）控制顺序行为要素分组的分块异宿网络。

Table 1 | Sequential dynamics in neural and cognitive systems.

Phenomenon/image	Model	References	Comments
Voting paradox / Structurally stable heteroclinic cycle	Kinetic (rate) equation, Lotka–Volterra model	Krupa, 1997; Stone and Armbruster, 1999; Ashwin et al., 2003; Postlethwaite and Dawes, 2005	J. C. Borda and the Marquis de Condorcet (De Borda, 1781; Saari, 1995) analyzed the process of plurality elections at the French Royal Academy of Sciences. They predicted the absence of a winner in a 3 step voting process (Condorcet's triangle)
Learning sequences	Hopfield type non-symmetric networks with time delay including spiking neuron models	Amari, 1972; Kleinfeld, 1986; Sompolinsky and Kanter, 1986; Minai and Levy, 1993; Deco and Rolls, 2005	Networks proposed to explain the generation of rhythmic motor patterns and the recognition and recall of sequences
Latching dynamics	Potts network is able to hop from one discrete attractor to another under random perturbation to make a sequence	Treves, 2005; Russo et al., 2008; Russo and Treves, 2011; Linkerhand and Gros, 2013	The dynamics can involve sequences of continuously latching transient states
Sequential memory with synaptic dynamics / Chaotic itinerancy sequences of Milnor attractors or attractor ruins	Spike-frequency-adaptation mechanism Noisy dynamical systems. Cantor coding	Tsuda, 2009	Proposed to be involved in episodic memory and itinerant process of cognition
Winnerless sequential switchings along metastable states/Stable heteroclinic channel	Generalized coupled Lotka–Volterra equations	Afraimovich et al., 2004; Rabinovich et al., 2008a,b	Information processing with transient dynamics at many different description levels from simple networks to cognitive processes
Winnerless competitive dynamics in spiking brain networks	Random inhibitory networks of spiking neurons in the striatum	Ponzi and Wickens, 2010	Neurons form assemblies that fire in sequential coherent episodes and display complex identity–temporal spiking patterns even when cortical excitation is constant or fluctuating noisily
Sequences of sequences / Hierarchical transient sequences	Recognition of sequence of sequences based on a continuous dynamical model	Kiebel et al., 2009	Speech can be considered as a sequence of sequences and can be implemented robustly by a dynamical model based on Bayesian inference. recognition dynamics disclose inference at multiple time scales

Mathy 和 Feldman 最近建议使用 Kolmogorov 复杂度和可压缩性（Mathy 和 Feldman，2012）来定义“块”：块是最大压缩代码中的一个单元。作者提出了一系列实验，其中他们通过引入可变长度的顺序模式来操纵刺激序列的可压缩性。为了探索分块对 WM 容量限制的影响，并偏离 Bick 和 Rabinovich（2009），Li 等人在文章中（2013 年）提出了在连续储层管理中进行分块的模型。该模型还使用带有 WLC 的分层双向禁止连接神经网络。假设基本序列和分块序列之间没有相互作用，并且存在抑制权重上限，则作者表明，分块使 WM 中存储的项目数从 7 到 16 的“幻数”增加。最佳组块数和每个组块中存储的项目数对应于“幻数 4”。

Phenomenon	Network formalism*	Phase portrait	Time series
Sequential heteroclinic switching	$\dot{X}_i = X_i\left(\sigma_i - \sum_{j=1}^{N} \rho_{ij} X_j\right)$		
Sequential heteroclinic binding and information flow	$\dot{X}_i^l = X_i^l\left(\sigma_i^l - \sum_{j=1}^{N} \rho_{ij}^l X_j^l - \sum_{m=1}^{L}\sum_{j=1}^{N} \xi_{ij}^{lm} X_j^m\right)$		
Heteroclinic cooperation	$\tau_i^m \dot{X}_i^m = X_i^m \cdot \left[\sigma_i^m - \sum_{j=1}^{K^m} \rho_{ij}^m X_j^m + \sum_{k=1}^{M}\sum_{j=1}^{K^m} \xi_{ij}^{mk} X_j^k\right]$		
Hierarchical chunking memory and learning	$\dot{X}_i^k = X_i^k\left(\sigma_i^k \cdot Y^k - \sum_{j}^{N^k} \rho_{ij}^k X_j^k\right)$ $\tau \dot{Y}^k = Y^k\left(\left(1 - \beta \sum_{i}^{N^k} X_i^k\right) - Z^k\right)$ $\theta \dot{Z}^k = \sum_{m=1}^{M} \xi^{km} Y^m - Z^k$		

最近的实验已经确认了认知等级的三个方面—参见 Rosenberg 和 Feigenson（2013）。本文作者报告说，婴儿可以将块统一表示为“超级块”。

上面讨论的分块模型可以推广到更复杂的情况下。特别是，通过在网络层次结构中添加注意力控制，可以分析块序列的绑定。大脑可以使用这种绑定来执行许多认知功能，例如视觉感知与语音理解的协调，或者歌唱过程中音乐块和单词块的协调。众所周知，查看说话者的发音运动会大大提高听者的理解能力，尤其是在嘈杂的环境条件下，例如在拥挤的鸡尾酒会中。Ross 和合著者声称，当听觉输入最弱时，这种影响最为明显。由于注意力的结合（多感觉整合），即使在最低的信噪比下，也能在多感觉语音增强中获得可观的收益（Ross 等，2007）。

分层异宿网络的动力学也能够解释和预测不同时间尺度上行为元素的协调性（有关感觉运动动力学协调性的研究，请参阅 Jantzen 和 Kelso，2007）。从功能上讲，这种同步可能是学习的结果——更改了层次结构不同级别上的代理之间的抑制性连接的强度，以便在不同的时间范围内协调动态（请参见图 3）。另外，必须注意的是，WLC 的学习过程本身可能是混乱的（Komarov 等，2010），这为适应性提供了更大的可能性。

5、参考文献

[1] 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

[2] Amari, S.-I. (1972). Learning patterns and pattern sequences by self-organizing nets of threshold elements. IEEE Trans. Comput. C-21, 1197–1206. doi: 10.1109/T- C.1972.223477

[3] Ashwin, P., Field, M., Rucklidge, A. M., and Sturman, R. (2003). Phase reset- ting effects for robust cycles between chaotic sets. Chaos 13, 973–981. doi: 10.1063/1.1586531

[4] Bahlmann, J., Schubotz, R. I., and Friederici, A. D. (2008). Hierarchical artifi- cial grammar processing engages Broca's area. Neuroimage 42, 525–534. doi: 10.1016/j.neuroimage.2008.04.249

[5] Bahlmann, J., Schubotz, R. I., Mueller, J. L., Koester, D., and Friederici, A. D. (2009). Neural circuits of hierarchical visuo-spatial sequence processing. Brain Res. 1298, 161–170. doi: 10.1016/j.brainres.2009.08.017

[6] Bick, C., and Rabinovich, M. I. (2009). Dynamical origin of the effective stor- age capacity in the brain's working memory. Phys. Rev. Lett. 103:218101. doi: 10.1103/PhysRevLett. 103.218101

[7] Bick, C., and Rabinovich, M. I. (2010). On the occurrence of stable heteroclinic channels in Lotka–Volterra models. Dyn. Syst. 25, 1–14. doi: 10.1080/14689 360903322227

[8] Bor, D., and Seth, A. K. (2012). Consciousness and the prefrontal parietal network: insights from attention, working memory, and chunking. Front. Psychol. 3:1–14. doi: 10.3389/fpsyg.2012.00063

[9] Botvinick, M. M. (2008). Hierarchical models of behavior and prefrontal function.

[10] Trends Cogn. Sci. 12, 201–208. doi: 10.1016/j.tics.2008.02.009

[11] Bressler, S. L., and Kelso, J. A. S. (2001). Cortical coordination dynamics and cognition. Trends Cogn. Sci. 5, 26–36. doi: 10.1016/S1364-6613(00)01564-3 Bystritsky, A., Nierenberg, A. A., Feusner, J. D., and Rabinovich, M. (2012).

[12] Computational non-linear dynamical psychiatry: a new methodological paradigm for diagnosis and course of illness. J. Psychiatr. Res. 46, 428–435. doi: 10.1016/j.jpsychires. 2011.10.013

[13] Chekaf, M., and Matha, F. (2012). "Chunking memory span of categorizable objects," in 53rd Annual Meeting of the Psychonomic Society (Minneapolis, MN: Psychonomic Society Publication).

[14] Cheng, P. C. H., and Rojas-Anaya, H. (2003). "Writing out a temporal signal of chunks: patterns of pauses reflect the induced structure of written number sequences," in Proceedings of the 27th Annual Conference of the Cognitive Science Society (Mahwah, NJ: Lawrence Erlbaum), 424–429.

[15] Cheng, P. C.-H., and Rojas-Anaya, H. (2006). “A temporal signal reveals chunk structure in the writing of word phrases,” in Proceedings of the Twenty-Eighth Annual Conference of the Cognitive Science Society (Mahwah, NJ: Lawrence Erlbaum).

[16] Clerget, E., Andres, M., and Olivier, E. (2013). Deficit in complex sequence process- ing after a virtual lesion of left BA45. PLoS ONE 8:e63722. doi: 10.1371/jour- nal.pone.0063722

[17] De Borda, J. C. (1781). Memoire sur les Elections au Scrutin. Paris: Academie Royale des Sciences.

[18] Deco, G., and Rolls, E. T. (2005). Sequential memory: a putative neural and synaptic dynamical mechanism. J. Cogn. Neurosci. 17, 294–307. doi: 10.1162/0898929053124875

[19] Dehaene, S., and Changeux, J. P. (1997). A hierarchical neuronal network for planning behavior. Proc. Natl. Acad. Sci. U.S.A. 94, 13293–13298. doi: 10.1073/pnas.94.24.13293

[20] Dominey, P. F., Hoen, M., Blanc, J.-M., and Lelekov-Boissard, T. (2003). Neurological basis of language and sequential cognition: evidence from sim- ulation, aphasia, and ERP studies. Brain Lang. 86, 207–225. doi: 10.1016/S0093- 934X(02)00529-1

[21] Engel, A. K., Fries, P., and Singer, W. (2001). Dynamic predictions: oscillations and synchrony in top-down processing. Nat. Rev. Neurosci. 2, 704–716. doi: 10.1038/35094565

[22] Fadiga, L., Craighero, L., and D’Ausilio, A. (2009). Broca’s area in language, action, and music. Ann. N.Y. Acad. Sci. 1169, 448–458. doi: 10.1111/j.1749-6632.2009. 04582.x

[23] Fingelkurts, A. A., and Fingelkurts, A. A. (2006). Timing in cognition and EEG brain dynamics: discreteness versus continuity. Cogn. Process. 7, 135–162. doi: 10.1007/s10339-006-0035-0

[24] Friederici, A. D., Bahlmann, J., Friedrich, R., and Makuuchi, M. (2011). The neural basis of recursion and complex syntactic hierarchy. Biolinguistics 5, 87–104. Available online at: http://www.biolinguistics.eu/index.php/biolinguis- tics/article/view/170

[25] Friston, K. J. (1997). Transients, metastability, and neuronal dynamics. Neuroimage 5, 164–171. doi: 10.1006/nimg.1997.0259

[26] Friston, K. J. (2000). The labile brain. II. Transients, complexity and selection. Philos. Trans. R. Soc. Lond. B Biol. Sci. 355, 237–252. doi: 10.1098/rstb.2000.0561

[27] Gobet, F., Lane, P. C. R., Croker, S., Cheng, P. C.-H., Jones, G., Oliver, I., et al. (2001). Chunking mechanisms in human learning. Trends Cogn. Sci. 5, 236–243.doi: 10.1016/S1364-66 13(00)01662-4

[28] Gros, C. (2007). Neural networks with transient state dynamics. New J. Phys. 9, 109. doi: 10.1088/1367-2630/9/4/109

[29] Grossman, M. (1980). A central processor for hierarchically-structured mate- rial: evidence from broca's aphasia. Neuropsychologia 18, 299–308. doi: 10.1016/0028-3932(80)90125-6

[30] Hek, G. (2010). Geometric singular perturbation theory in biological practice.

[31] J. Math. Biol. 60, 347–386. doi: 10.1007/s00285-009-0266-7

[32] Huerta, R., and Rabinovich, M. (2004). Reproducible sequence gener- ation in random neural ensembles. Phys. Rev. Lett. 93:238104. doi: 10.1103/PhysRevLett.93.238104

[33] Ito, J., Nikolaev, A. R., and van Leeuwen, C. (2007). Dynamics of spontaneous transitions between global brain states. Hum. Brain Mapp. 28, 904–913. doi: 10.1002/hbm.20316

[34] Jantzen, K. J., and Kelso, J. S. (2007). "Neural coordination dynamics of human sensorimotor behavior: a review," in Handbook of Brain Connectivity, eds V. K. Jirsa and A. McIntosh (Berlin; Heidelberg: Springer), 421–461.

[35] Jones, C. K. R. T. (1995). Geometric singular perturbation theory. Lect. Notes Math. 1609, 44–118. doi: 10.1007/BFb0095239

[36] Kelso, J. A. S. (1995). Dynamic Patterns: The Self-Organization of Brain and Behavior. Cambridge, MA: The MIT Press.

[37] 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/jour- nal.pcbi.1000464

[38] Kleinfeld, D. (1986). Sequential state generation by model neural networks. Proc. Natl. Acad. Sci. U.S.A. 83, 9469–9473. doi: 10.1073/pnas.83.24.9469

[39] Koch, I., Philipp, A. M., and Gade, M. (2006). Chunking in task sequences modulates task inhibition. Psychol. Sci. 17, 346–350. doi: 10.1111/j.1467- 9280.2006.01709.x

[40] Komarov, M. A., Osipov, G. V., and Burtsev, M. S. (2010). Adaptive functional systems: learning with chaos. Chaos 20, 045119. doi: 10.1063/1.3521250

[41] Krupa, M. (1997). Robust heteroclinic cycles. J. Nonlinear Sci. 7, 129–176. doi: 10.1007/BF02677976

[42] Li, G., Ning, N., Ramanathan, K., He, W., Pan, L., and Shi, L. (2013). Behind the magical numbers: hierarchical chunking and the human working mem- ory capacity. Int. J. Neural Syst. 23:1350019. doi: 10.1142/S01290657135 00196

[43] Li, K. Z. H., Blair, M., and Chow, V. S. M. (2010). Sequential performance in young and older adults: evidence of chunking and inhibition. Neuropsychol. Dev. Cogn. Sect. B Aging Neuropsychol. Cogn. 17, 270–295. doi: 10.1080/13825580903165428

[44] Linkerhand, M., and Gros, C. (2013). Generating functionals for autonomous latching dynamics in attractor relict networks. Sci. Rep. 3:2042. doi: 10.1038/srep02042

[45] Mathy, F., and Feldman, J. (2012). What's magic about magic numbers? Chunking and data compression in short-term memory. Cognition 122, 346–362. doi: 10.1016/j.cognition.2011.11.003

[46] 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

[47] Miller, G. A. (1956). The magical number seven plus or minus two: some lim- its on our capacity for processing information. Psychol. Rev. 63, 81–97. doi: 10.1037/h0043158

[48] Minai, A. A., Levy, W. B. (1993). "Sequence learning in a single trial," in INNS World Congress on Neural Networks (Hillsdale, NJ: Erlbaum), 505–508.

[49] Musso, M., Moro, A., Glauche, V., Rijntjes, M., Reichenbach, J., Büchel, C., et al. (2003). Broca's area and the language instinct. Nat. Neurosci. 6, 774–781. doi: 10.1038/nn1077

[50] Nowotny, T., and Rabinovich, M. I. (2007). Dynamical origin of independent spik- ing and bursting activity in neural microcircuits. Phys. Rev. Lett. 98:128106. doi: 10.1103/PhysRevLett.98.128106

[51] Oullier, O., and Kelso, J. A. S. (2006). Neuroeconomics and the metastable brain.

[52] Trends Cogn. Sci. 10, 353–354. doi: 10.1016/j.tics.2006.06.009

[53] Ponzi, A., and Wickens, J. (2010). Sequentially switching cell assemblies in ran- dom inhibitory networks of spiking neurons in the striatum. J. Neurosci. 30, 5894–5911. doi: 10.1523/JNEUROSCI.5540-09.2010

[54] Postlethwaite, C. M., and Dawes, J. H. P. (2005). Regular and irregular cycling near a heteroclinic network. Nonlinearity 18, 1477–1509. doi: 10.1088/0951-7715/18/ 4/004

[55] Rabinovich, M., Huerta, R., and Laurent, G. (2008a). Neuroscience. Transient dynamics for neural processing. Science 321, 48–50. doi: 10.1126/science. 1155564

[56] Rabinovich, M., Tristan, I., and Varona, P. (2013). Neural dynamics of attentional cross-modality control. PLoS ONE 8:e64406. doi: 10.1371/jour- nal.pone.0064406

[57] Rabinovich, M., Volkovskii, A., Lecanda, P., Huerta, R., Abarbanel, H. D., and Laurent, G. (2001). Dynamical encoding by networks of compet- ing neuron groups: winnerless competition. Phys. Rev. Lett. 87:68102. doi: 10.1103/PhysRevLett.87.068102

[58] Rabinovich, M. I., Afraimovich, V. S., Bick, C., and Varona, P. (2012). Information flow dynamics in the brain. Phys. Life Rev. 9, 51–73. doi: 10.1016/j.plrev.2011.11.002

[59] Rabinovich, M. I., Afraimovich, V. S., and Varona, P. (2010a). Heteroclinic binding.

[60] Dyn. Syst. An Int. J. 25, 433–442. doi: 10.1080/14689367.2010.515396

[61] Rabinovich, M. I., Huerta, R., Varona, P., and Afraimovich, V. S. (2006). Generation and reshaping of sequences in neural systems. Biol. Cybern. 95, 519–536. doi: 10.1007/s00422-006-0121-5

[62] 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

[63] 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

[64] Rabinovich, M. I., and Varona, P. (2011). Robust transient dynamics and brain functions. Front. Comput. Neurosci. 5:24. doi: 10.3389/fncom.2011.00024

[65] Ribas-Fernandes, J. J. F., Solway, A., Diuk, C., McGuire, J. T., Barto, A. G., Niv, Y., et al. (2011). A neural signature of hierarchical reinforcement learning. Neuron 71, 370–379. doi: 10.1016/j.neuron.2011.05.042

[66] Rosenbaum, D. A., Kenny, S. B., and Derr, M. A. (1983). Hierarchical control of rapid movement sequences. J. Exp. Psychol. Hum. Percept. Perform. 9, 86–102. doi: 10.1037/0096-1523.9.1.86

[67] Rosenberg, R. D., and Feigenson, L. (2013). Infants hierarchically organize memory representations. Dev. Sci. 16, 610–621. doi: 10.1111/desc.12055

[68] Ross, L. A., Saint-Amour, D., Leavitt, V. M., Javitt, D. C., and Foxe, J. J. (2007). Do you see what I am saying? Exploring visual enhancement of speech compre- hension in noisy environments. Cereb. Cortex 17, 1147–1153. doi: 10.1093/cer- cor/bhl024

[69] Russo, E., Namboodiri, V. M. K., Treves, A., and Kropff, E. (2008). Free association transitions in models of cortical latching dynamics. New J. Phys. 10:015008. doi: 10.1088/1367-2630/10/1/015008

[70] Russo, E., and Treves, A. (2011). An uncouth approach to language recursiv- ity. Biolinguistics 5, 133–150. Available online at: http://www.biolinguistics.eu/index.php/biolinguistics/article/view/186

[71] Saari, D. G. (1995). Basic Geometry of Voting. Berlin: Springer. doi: 10.1007/978-3-642-57748-2

[72] Sahin, N. T., Pinker, S., Cash, S. S., Schomer, D., and Halgren, E. (2009). Sequential processing of lexical, grammatical, and phonological information within Broca's area. Science 326, 445–449. doi: 10.1126/science.1174481

[73] Sakai, K., Kitaguchi, K., and Hikosaka, O. (2003). Chunking during human visuo-motor sequence learning. Exp. Brain Res. 152, 229–242. doi: 10.1007/s00221- 003-1548-8

[74] Schneider, D. W. (2007). Task-set inhibition in chunked task sequences. Psychon. Bull. Rev. 14, 970–976. doi: 10.3758/BF03194130

[75] Sompolinsky, H., and Kanter, I. I. (1986). Temporal asociation in asymmetric neu- ral networks. Phys. Rev. Lett. 57, 2861–2864. doi: 10.1103/PhysRevLett.57.2861 Stone, E., and Armbruster, D. (1999). Noise and O(1) amplitude effects on

[76] heteroclinic cycles. Chaos 9, 499–506. doi: 10.1063/1.166423

[77] Tettamanti, M., and Weniger, D. (2006). Broca's area: a supramodal hierarchical processor? Cortex 42, 491–494. doi: 10.1016/S0010-9452(08)70384-8

[78] Treves, A. (2005). Frontal latching networks: a possible neural basis for infinite recursion. Cogn. Neuropsychol. 22, 276–291. doi: 10.1080/02643290442000329

[79] Tsuda, I. (2009). Hypotheses on the functional roles of chaotic transitory dynamics.

[80] Chaos 19, 015113. doi: 10.1063/1.3076393

[81] Varona, P., Rabinovich, M. I., Selverston, A. I., and Arshavsky, Y. I. (2002). Winnerless competition between sensory neurons generates chaos: a pos- sible mechanism for molluscan hunting behavior. Chaos 12, 672–677. doi: 10.1063/1.1498155

[82] Venaille, A., Varona, P., and Rabinovich, M. I. (2005). Synchronization and coordination of sequences in two neural ensembles. Phys. Rev. E Stat. Nonlin. Soft. Matter Phys. 71:61909. doi: 10.1103/PhysRevE.71.061909