

大脑中的信息流动学

Information flow dynamics in the brain

Mikhail I. Rabinovich^{a,*}, Valentin S. Afraimovich^b, Christian Bick^c, Pablo Varona^d

^a *BioCircuits Institute, University of California San Diego, 9500 Gilman Dr 0328, La Jolla, CA 92093-0328, United States*

^b *Instituto de Investigación en Comunicación Óptica, UASLP, A. Obregón 64, 78000 San Luis Potosí, SLP, Mexico*

^c *Network Dynamics Group, Max Planck Institute for Dynamics and Self-Organization (MPIDS), 37073 Göttingen, Germany*

^d *GNB, Dpto. de Ingeniería Informática, Escuela Politécnica Superior, Universidad Autónoma de Madrid, 28049 Madrid,*

Spain

Received 14 November 2011; accepted 15 November 2011

Available online 17 November 2011

Communicated by L. Perlovsky

(translate by Songjian)

摘要: 脑内信息的时间和动态是现代神经科学的一个热点领域。分析大脑信息的时间演化对于理解正常和病理状态下的高级认知机制至关重要。本文从信息动力学的角度,讨论了工作记忆容量、语言动力学、目标依赖行为规划等脑活动的功能。与信息理论的经典描述(主要是代数描述)不同,脑流信息动力学处理的问题包括信息流的稳定性/不稳定性、信息流的质量、顺序处理的时间、对感知信息的自上而下的认知控制和信息创造。在这个框架中,不同类型的信息流不稳定性对应于不同的认知障碍。另一方面,认知活动的稳健性与控制信息流的稳定性有关。我们用实验和理论的方法讨论这些问题,并且我们认为考虑到相应动力学模型相空间中的信息流,可以更好地理解大脑活动。特别是,我们展示了理论如何帮助理解这方面有趣的实验结果,以及最近的知识如何激发新的理论形式,可以用现代实验技术进行测试。

1. 引言

1.1 什么是动力学?

当我们思考大脑的信息处理时,我们可以这样理解 Butler 和 Bellow 的话:大脑活动就像在音乐会演奏小提琴,同时学习演奏,一边演奏一边创造乐谱。要做到这一点,大脑必须依次使用认知功能,如对小提琴产生的听觉信息的感知、无监督的演奏学习、工作记忆,来记住已经演奏过的部分,为下一步选择策略的决策、注意保持策略路线、乐谱创作为下面的步骤,最后,为动作生成一个运动程序。换句话说,大脑信息处理包括:信息感知、信息传递、信息协调、信息存储和信息创造。所有这些过程都是动态的,对应于大脑底层状态的持续变化,即使在恒定的环境中也是如此。

正如一些多电极记录和成像实验所表明的那样,大脑信息动力学可以看作是一系列可控的不稳定性。反映一种不稳定状态稳定的短暂脑状态,以及巧合的是,另一种不稳定状态的出现可以被描述为亚稳定状态。亚稳态有序序列的学习和生成是大脑信息流的核心组成部分。

让我们以 J.J.Anderson[1]提出的决策(decisionmaking DM)任务为例,说明

认知信息流的特殊性。DM 的认知方法与经典的信息论方法相比是不同的，因为它是一个优化不确定性和不同方案成本的问题。从认知的角度来看，DM 是一个动态的过程，在这个过程中，一个时变的有噪声的信息流在多个时间尺度上被整合，当其中一个方案的相关信息流达到一定的阈值时，就会产生一个决策。虽然博弈论方法可以确定最佳决策，但认知范式有其神经学基础，但往往会因使用信息的语境而产生偏差。因此，认知方法是最现实的。由于认知方法是动态的，它可以处理实时 DM 中的偏差和稳定性条件，其中时间依赖性可能会在外部过早地终止决策过程。在这篇论文中，我们将强调动态在不同类型的大脑信息处理中的作用。

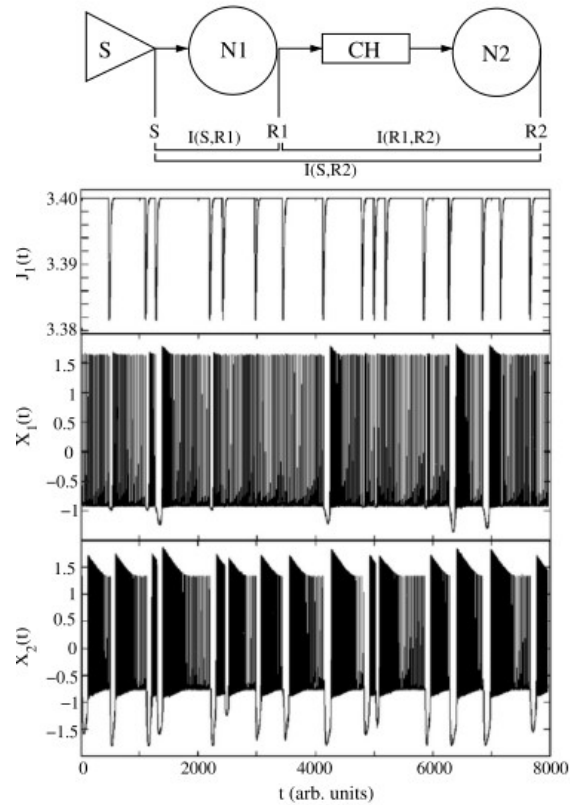


图 1.恢复两个神经元之间隐藏信息的例子。顶面板：突触刺激 S 通过兴奋性化学突触 CH 注入突现神经元 $N1$ ，该突现神经元 $N1$ 通过兴奋性化学突触 CH 单向耦合到第二突现神经元 $N2$ 。底板：在[5]中描述的模型中，突触输入 $J_1(t)$ 的时间序列， $X_1(t)$ 为第一个神经元的膜电位时间变化和 $X_2(t)$ 为第二个神经元的膜电位时间变化。

1.2.活跃的动态网络的信息处理

在被动信息处理系统中，感知信息根据一定的学习和关联规则进行处理，然后绑定到一个表示中，并与新的传入表示进行存储、检索和匹配。在可以被视为活动动态系统的神经网络中，大多数信息感知是从一个目标的出现开始的，这个目标是通过搜索信息来实现的。处理通道本身可以是一个复杂的，甚至是混沌的动力系统[2]。唯一被接受的输入是与目标一致的，并且由于搜索操作的结果而被预期的输入[3, 4]。活跃的神经元系统表现出许多有趣的信息处理现象，这些现象有时似乎与传统观点或直觉相矛盾。让我们在这里考虑一些例子。

1.2.1.可恢复的隐藏信息

在[5]和[6]中,作者研究了具有混沌内在动力学的模型神经元的神经通道中信息流的非线性变换(见图1)。在文献[6]中,峰发放-簇发放神经元模型是在简单的模拟电路中实现的,突触连接是在模拟电路中实现的,也是通过动态钳制软件实现的。输入到通道中第一个混沌神经元(EN1)的信息在其输出中出现部分缺失和部分“隐藏”。由于混沌振荡有效地充当了一个有噪声的信道,因此某些部分是不存在的。第二个神经元(EN2)意外地恢复了“隐藏”部分。研究表明,突触参数,尤其是受体结合时间常数,可以通过神经元与突触的相互作用来调节以增强信息传递。突触的动力学可以用来恢复“隐藏的”信息,利用平均互信息来衡量信息传输的质量。因此,输入信号可以在一个处理阶段被隐藏,而仅在稍后阶段被恢复,这在被动信息信道中是不可能的。观测结果还表明,信息可以以极大不同的时间分辨率编码在峰发放序列中(另见[7])。

1.2.2.多功能性

通常神经网络是多功能的。例如,它们不仅能够传递感官信息,而且能够根据特定的背景生成新的信息。让我们通过描述软体动物 *Clione limacina* 的重力感觉器官的双重作用来说明这一现象[8, 9]。

在常规游泳时, *Clione* 保持垂直,头部朝上的方向。与垂直方向的任何偏差都会产生一个运动响应,该响应指向恢复首选抬头位置。*Clione* 的方位由来自平衡器(statocyst)的信号决定,平衡器(statocyst)是引力感觉器官。statocyst 是一个球体,它包含一个类似石头的结构,平衡石(statolith,它在重力的作用下在球体内部移动。statocyst 的内壁排列着 statocyst 受体神经元(SRNs),它们是对 statolith 施加的压力作出反应的机械感受器。SRNs 向大脑神经节发送信号,影响控制运动神经元的细胞活动。细胞内对 SRNs 的电生理记录表明,它们之间存在着抑制性非对称连接。在常规的游泳活动中,statocyst 网络展现了一个 winner-take-all 动力学:只有那些从 statolith 接收到激励的 SRNs 才处于活动状态,以产生返回首选抬头位置的命令。

Clione 是一种没有视觉系统的捕食者,在捕猎过程中,它的空间方向发生了根本性的变化。在捕食行为中 *Clione* 不停地改变方向,飘忽不断地寻找食物。这种行为是由大脑神经节中一个激发 SRN 网络的狩猎神经元引起的。其结果是抑制网络中的 winnerless competition(WLC)动力学(见图2),生成了组织不稳定的猎物搜索的程序[8, 9]。模型研究表明,statocyst 生成的信息的数量在这种情况下的特征是动态不稳定和水平等于 Kolmogorov-Sinai 熵值(见[10])或正的李雅普诺夫指数的总和[11](cf 3.2 节)。尽管它的不规律性,这种类型的活动包含激活相位锁,可以保证协调运动[12, 13]。

1.3.信息生成——预测、创造力、意识

幸运的是,大脑中没有信息保护法。因为大脑是一个活跃的非平衡系统,它可以由于连续的不稳定性而创造或产生信息。这种信息的数量可以用 Kolmogorov-Sinai 熵来描述,信息的质量取决于它如何满足认知目标,即在某种意义上,生成的信息与最优信息之间的距离是多少。这是一个极具挑战性和挑

性的问题。

事实上，认知科学中的信息是由不同的问题决定的。例如，意识的数量对应于一个复杂的元素所产生的综合信息的数量，超出了它的各个部分[14]所产生的信息。同样的方法可以用来理解创造力和想象力，这是一种以多种方式结合在一起的能力，在更大的连贯模式中局部大脑的不稳定性。结果必须被过滤掉，只有最稳定的想象力和直觉的产物才能进入工作记忆（另见[15]）。

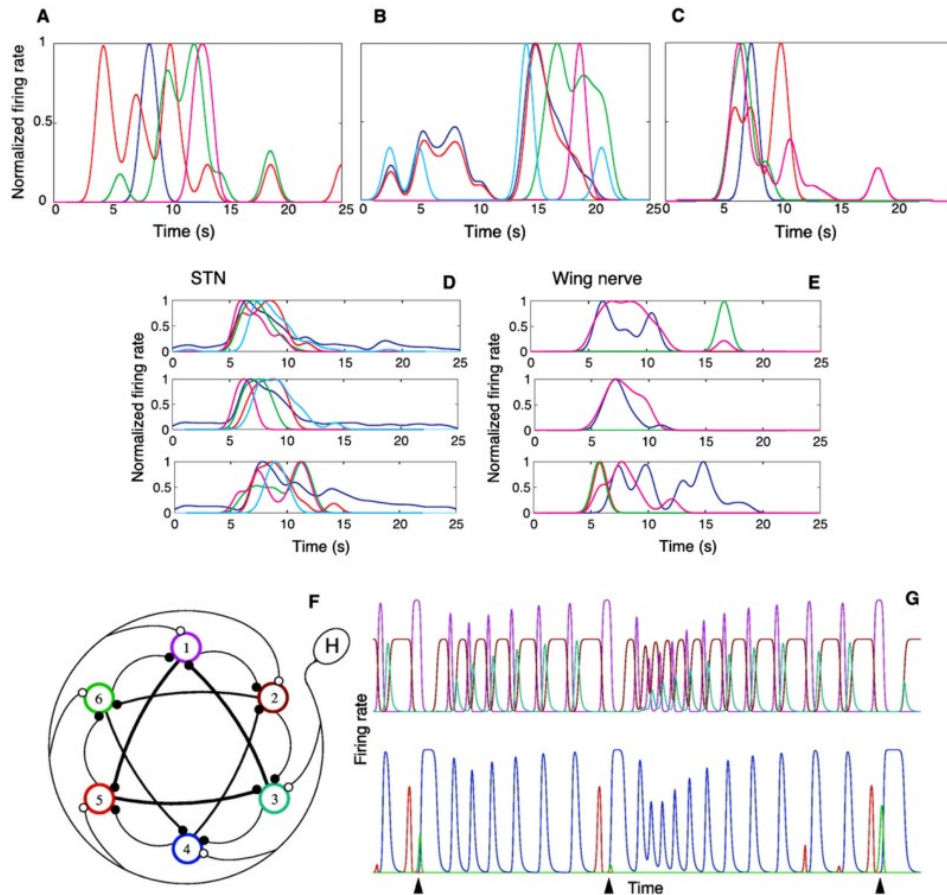


图 2.软体动物 Clione 感觉神经元间的 WLC 动力学。图 A-C: 三次狩猎期间 SRNs 的 WLC 放电模式。每种颜色代表一个已识别的神经元，其峰值被检测并转化为峰值密度函数。尽管几个单位的活动可以重叠，但图中所示的时间活动是连续的，因为单位活动的峰值分布在狩猎期间。statocyst 网络中类似的时空活动对应于运动神经元中类似的模式。图 D 显示了在三次狩猎期间对应于 5 个不同 SRNs 的标准化活动示例。图 E 显示了在相应的狩猎过程中，翅膀运动神经元的活动。面板 F 显示了狩猎行为期间的 statocyst 网络模型。图 G 显示了模型中显示的混沌 WLC 活动。改编自(8、9、11)。

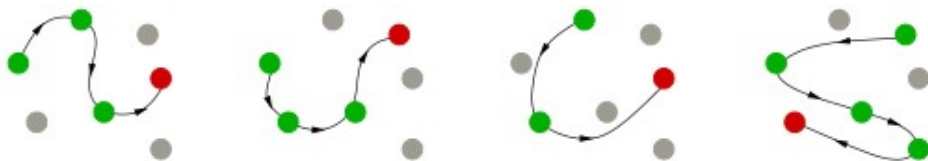


图 3.不同的信息输入（外部或内部刺激）在相空间中由不同的全局模式活动序列表示，

即不同的亚稳态链。信号相关信息流的特定拓扑结构是解决信息流抗平稳噪声稳定性问题的关键。

关于局部时空不稳定性、不确定性和创造力之间关系的一个最有趣的例子是我们的日常语言。假设我们要描述一个主题-想法，情景或人。这可以通过许多不同的方式，通过使用不同的单词和语言结构来实现。选择的方式取决于个性、情感、记忆等（见[15, 16]及以下）。

1.4.时间和空间-转换的角色。信息流的建模

神经科学研究通常基于这样一个假设：感知和其他大脑功能的神经机制可以从神经活动的稳态测量或网络行为处于稳态或周期的模型中推断出来。在这种观点下，吸引子计算是神经科学界熟悉的概念。在对刺激的反应中，神经网络逐渐改变它的激活模式，直到它稳定下来成为一个模式，一个吸引子状态。因此，输入（视觉刺激、声音、气味或更抽象的东西）与整个网络在特定吸引子状态下的属性相关联。这种神经活动模式可以在感知、记忆和检索过程中分别建立、学习和回忆。然而，最近的实验证据和理论工作表明，瞬态动力学或瞬态（在其中没有达到稳定平衡）可以更好地代表大脑中的信息处理[17-22]。

使用瞬态动力学描述大脑活动有两个基本矛盾。首先，瞬态动力学本质上是不稳定的。任何瞬态依赖于初始条件，不能从任意初始条件再现。第二，动力学鲁棒性可以防止对信息扰动的敏感性。如果即使存在噪声，瞬变也是可再现的，那么它们又如何对小的信息信号敏感呢？我们将在下面解释如何通过亚稳定的概念来解决这些矛盾。这个概念出现在上世纪末的认知科学中[23-29]。为了描述鲁棒瞬态动力学，我们需要引入一个与现有观测一致的数学图像。一旦我们有了这个数学工具，我们就可以建立模型，用来揭示和理解这类动力学的性质，并生成可测试的预测。

鲁棒性瞬变的一个可能的图像是由一系列亚稳态组成的稳定的异宿通道[30, 20, 31]（参见下面的图3和图6）。整个大脑活动可以描述为： $A(k, t) = \sum_j^N x_j(t)U_j(k)$ ，其中由单个神经元或计算单元的同步激活的群体（全局模式）活动用 $U_j(k)$ 表示，网络的动力学过程是在 $x_j(t)$ 的时间过程中， $x_j(t)$ 被用来满足动力学方程形式的动力学方程，特别是作为广义 Lotka–Volterra 模型，我们将在下面的等式（2）中讨论。因此，索引为 i 的每个亚稳态在神经元（物理）的空间由参与给定大脑模式的一组分布的兴奋神经元表示。在 x_j 轴上， x_j 为常量且不等于 0，亚稳态是鞍点[31]。

2.大脑空间中的信息环

2.1.认知信息：自下而上-自上而下流

对于认知信息而言，与传统的通信系统相比，信息意义（质量、语义）是信

息量的一个重要特征。为了理解大脑的信息过程，我们必须处理背景相关信息和目标相关信息。这意味着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信息流共存。这样的流产生封闭的功能循环。反馈对于在不断变化的外部世界成功行为和基于来自内在世界的提示生成新信息是必要的。

我们的大脑不断地试图在联想、联系、数据和模式中找到意义。我们正努力使它的信息量被提出。我们也试图将新的信息与我们过去的经验和储存在我们头脑中的知识联系起来。当我们找到一个对我们有意义的模式时，我们就把它添加到我们的感知映射上。如果它与我们头脑中已经储存的知识相联系，我们会学习。当我们能够建立这些联系时，我们就能从伴随着数据、事实和数字的焦虑、困惑或压力中得到解脱。如果我们不能将它与过去的经历联系起来，我们会感到困惑和不知所措。

感觉系统和大脑皮层之间的反馈是动态的，要真正学习一些东西，大脑必须进入内部才能从信息量中获得意义。当然，这需要时间。感官图像，特别是视觉图像，只包含感知（物理）信息，这些信息可以在图像中被发现并被引出以供进一步处理。语义信息是感觉信息与人脑相互作用的结果，人脑根据认知目标对图像进行检测和解释。这提醒了量子测量的悖论(参见，例如，[32])。在量子力学中，测量具有反直觉的特性。特别是，在测量中发现的量子系统的性质可能在测量之前不存在。因此，测量的结果，即相互作用，取决于研究者。

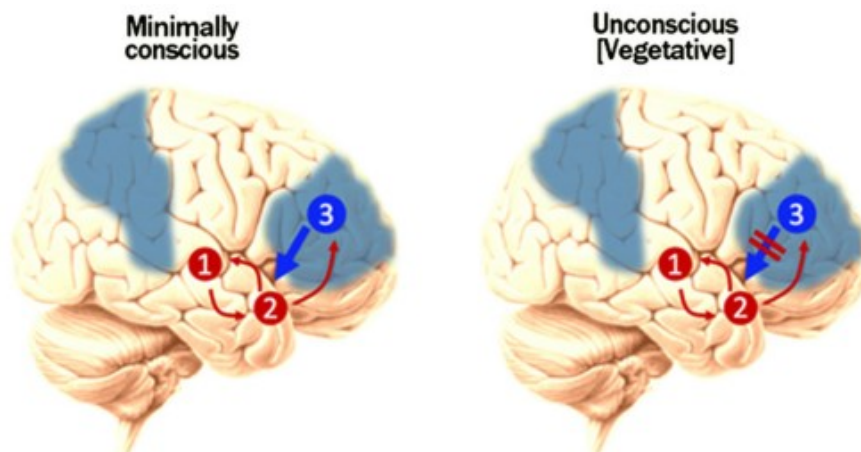


图 4.大脑中的信息流动可能是造成植物人不能自主移动或说话的一个关键因素。信号可以传递到额叶皮层（区域 3）——被认为是大脑的决策中心——但是那里的神经元不能发送信息（改编自[36]）。

Diamant 根据 Kolmogorov 的复杂性理论和 Chaitin 的算法信息概念[33, 34]对“信息”的新定义，提出了一个视觉信息处理框架，明确说明了感知和认知图像处理特性[35]。信息反馈对意识至关重要。在最近的一篇论文[36]中，作者研究了健康大脑和植物人大脑之间的差异，并得出结论，沟通障碍，即大脑中自上而下的连接障碍，是向无意识状态——植物人状态转变的原因。当健康的或意识不强的大脑记录下意外的噪音时，电信号从大脑的听觉中心传递到额叶皮层，再以一个长期的循环方式传递回来。然而，在植物人患者中，这个环被破坏（见图 4）。根据卡尔·弗里斯顿（Karl Friston）的理论，额叶皮层学会预期某些事物，例如声音的模式，并将这些预期传达给大脑的其他部分。当这些期望得不到满足时，例如音调的改变，大脑必须解释令人惊讶的信息。这一结果强调了自上而下

投射在涉及高阶联想皮质的有意识知觉的反复信息处理中的重要性[36]。

2.2 依赖功能的信息流

图 5 论述了 Cisek 所称的供应竞争假设中所涉及的信息流。这个一般假设是与动物在真实环境中所面临的两种信息处理的类型的区别有关-决定做什么和怎么做。Cisek 把这个称作 **action selection (decisionmaking)** 和 **action specification (movement planning)**。对于视觉指导动作的特殊情况，**action specification** (图 5 蓝黑线) 可能涉及视觉流和分布在后顶叶和尾侧额叶皮质的相互连接的区域网络[38]。这些回路执行，将感官坐标的物体信息转换成动作参数。在这个动作过程中，每个区域可以同时表示几个潜在的动作信息。因为多个动作通常不能同时进行，因此选择之间存在一个竞争，可能通过具有不同转换属性的细胞之间的相互抑制。有许多其他例子表明，多个大脑系统之间存在竞争 (如参见[41])。

神经元群体如何编码和处理感觉信息是认知神经科学中的一个挑战性课题[42]。在文献[43]中，作者提出了一个新颖的计算方法在系统层面上进行神经过程的整合。他们研究的主要结果是感觉运动相互作用和身体形态诱导产生统计规律和在感觉输入和神经控制结构中产生信息模式。利用非线性时间序列分析技术，他们研究了传感器、神经单元和效应器之间的信息流是如何通过与环境的交互作用而主动形成的。这项研究是朝着开发一个明确的量化框架迈出的重要一步，该框架将神经和行为信息过程统一起来。

串行的感官处理信息流是并行工作。当信息以一系列的方式从初级 (SI) 到次级 (SII) 体感皮层传递时，这两个区域都被认为接受了直接的丘脑皮层感觉输出。作者[44]研究了这种并行信息流的潜在作用。他们展示了人类大脑可以利用平行的信息输入来促进远距离的皮质-皮质连接，从而使处理过程更快，反应更快。这一机制还可以允许对自下而上的感觉信息流进行非常早期的自上而下的调制。

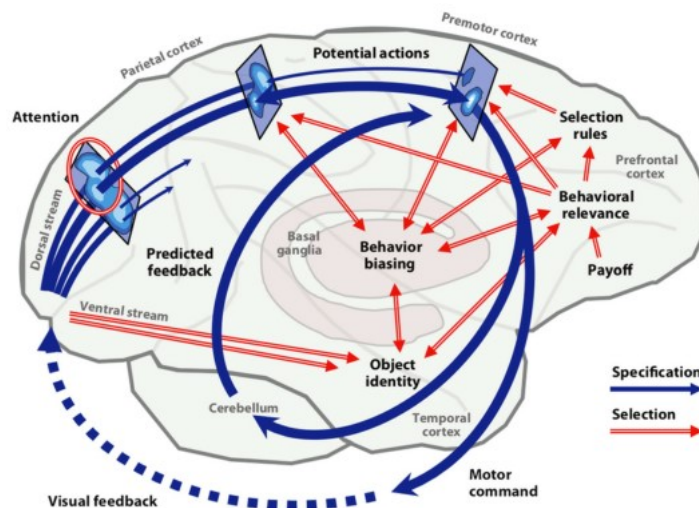


图 5. 灵长类的大脑显示，强调大脑皮层，小脑和基底节。深蓝色表示 action specification 的过程，从视觉皮层开始，向右穿过顶叶，并将视觉信息转换成潜在的动作表达。多边形表示沿着这条路线的三个神经群落。每个群落都描述成一个图，其中最亮的区域转换活动的高峰地区，对活动进行更进一步竞争处理。这种竞争受到来自基底神经节和前额叶皮层区域的输入的影响，这些区域收集信息以供行动选择 (红色双线箭头)。修改自

[40]。(为了解释此图中对颜色的引用, 请参考本文的 web 版本。)

任务的机制相关的有效脑连接是什么呢? 近几年讨论过几个有趣的假设, 主要的问题是快连接变化与解剖的慢连接变换不相容。因此这些转换可以被理解为神经网络中的协同动力学。例如, 在文献[45]中, 作者分析了相互作用的皮层区域图案的小网络, 首先建模了平均场速率单元, 同样也建立了大的峰发放神经元群落。这序列 (motifs) 中的局部耦合主要是抑制性的, 而长程耦合则是纯兴奋性的。所有的相互作用都是延迟的, 结构网络是完全对称的。这种序列产生振荡模式, 在区域排列下自发地打破对称性, 并能产生多个对称性降低的替代有效网络, 其中区域间的信息流是各向异性的。

在[46]中讨论了类似的想法。由大脑网络产生的节律性振荡是哺乳动物大脑丰富区域间连接的动力学机制的关键组成部分。文献[47]中的作者指出, 从异步状态到振荡状态的几种收敛路径之一的切换允许种群编码信息的精确选择性传输。他们提出了一种神经回路中任务相关信号路由机制, 该机制利用稀疏同步网络振荡和前馈抑制的时间滤波。

3.信息在时间上的演化: 相空间的流动

3.1.数学图像

稳定的异宿通道是鲁棒的瞬态动力学的数学图像, 定义为一系列连续的亚稳态 (鞍点) 状态。这些鞍点可以被描绘成一个永无止境的竞争游戏中的连续和临时赢家 (参见图 6 中的右面板)。我们刚刚介绍的讨论相空间信息流范式的数学图像并不依赖于物理空间中神经系综 (ensemble) 的几何结构。该范式可以解释和预测具有兴奋性和抑制性突触连接的神经网络中的许多动力学现象, 包括信息的传递和生成。这种模式被称为无赢竞争 (WLC)。

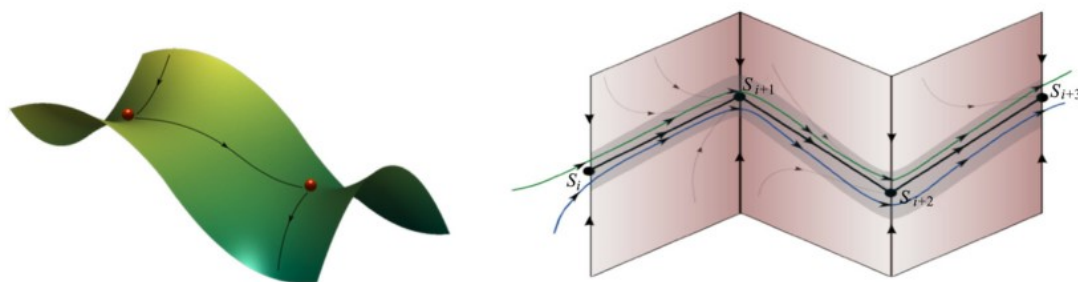


图 6.简单异宿链 (左) 和亚稳态稳健序列 (右) 的表示。在动力学模型的相空间中, 一个时间获胜者 (亚稳态) 由一个鞍不动点表示。基于这种景观隐喻 (landscape metapho), 很容易看出两个鞍点可以通过一个不稳定的一维鞍点分界线连接起来 (见左面板)。这是最简单的异宿序列。在许多维相空间 (多个相互作用模式) 中, 具有多个连接鞍点的异宿序列可以在控制参数空间的广大区域中存在并形成稳定的异宿通道-稳定的异宿流 (见右图)。

竞争动力学的研究由来已久。优胜劣汰是一个老生常谈的词, 常常与竞争联系在一起。然而, 当在一个具有吸引子动力学 winner-take-all 网络中, 竞争不仅仅是决定胜负的手段。它也是一种多功能的工具, 自然界在神经系统的各个层次

都使用它。竞争也是一种机制，即使在瞬态行为下，也能保持神经动力学的最高变异性和稳定性。非线性动力学理论提供了对噪声鲁棒但对外部信号敏感的稳定瞬态的概念[48, 31, 49]。

稳定瞬态实际上是在一系列亚稳态附近形成的一种轨迹，这些亚稳态是由分离态连接起来的，如图 6 所示。在适当的条件下，构成链的亚稳态附近的所有轨迹都保持在其附近，确保了在广泛的控制参数范围内的鲁棒性和再现性。这一邻近区域被称为稳定异宿通道（SHC）。在竞争环境中，SHC 可能是唯一满足鲁棒性和灵敏性动力学原理的动力学对象。在过去的二十年里，有很多研究试图解释基于突触延迟和反复突触整合的吸引子网络的序列生成[50, 51]。其中一些模型提供了有趣的解释，但通常是在非常特定的背景。

为了了解异宿通道稳定的条件，我们必须考虑到鞍点附近的一个基本相体积沿稳定的分离线压缩，并沿不稳定的分离线拉伸。我们把第*i*个鞍点处雅克比矩阵特征值的顺序排列为：

$$\lambda_1^{(i)} > 0 > \text{Re}\lambda_2^{(i)} \geq \text{Re}\lambda_3^{(i)} \geq \dots \geq \text{Re}\lambda_d^{(i)} \quad (1)$$

数字 $v_i = \frac{-\text{Re}\lambda_2^{(i)}}{\lambda_1^{(i)}}$ 称为鞍点值。如果 $v_i > 1$ （压缩比拉伸大），鞍点被称为耗散鞍。直觉上很清楚，如果异宿链中的所有鞍点都是耗散的，则轨迹不会离开异宿通道。对异宿通道结构稳定性的严格分析支持了这一直觉[20]。

具有鞍点的动力系统的小随机扰动的退出问题与瞬时特性有关。鞍不动点附近的局部稳定性分析允许我们估计系统在鞍点附近花费的时间：

$$\tau(p) = 1/\lambda \ln(1/|\eta|)$$

其中 $\tau(p)$ 为平均通过时间， $|\eta|$ 为噪声水平， λ 为鞍点的不稳定分割线对应的特征值。

为了充分理解这种结构稳定的瞬态动力学，我们需要进一步描述稳定的异宿通道的数学图像。这样的动力学目标在低维系统中很少出现，但在复杂的系统中很常见。描述这些目标的一个简单模型是一个广义 Lotka-Volterra 方程，它表达并预测了 $N \times M$ 个相互作用神经元模式之间持续竞争的命运（fate）：

$$\tau_i \frac{dx_i^m}{dt} = x_i^m (\sigma_i^m - \sum_{j=1}^N \rho_{ij}^m x_j^m - \sum_{k=1}^M \sum_{j=1}^N \xi_{ij}^{mk} x_j^k), \quad i, j = 1, \dots, N, m, k = 1, \dots, M(2)$$

其中 $x_i^m \geq 0$ 表示第 i^m 个模型的瞬时振幅， τ_i 为时间常量， $\sigma_i^m \geq 0$ 为模型依赖外部刺激的增长率， $\rho_{ij}^m \geq 0$ 和 $\xi_{ij}^{mk} \geq 0$ 表示模型之间之间的非对称相互作用强度。

这里 m, k 表示不同的大脑活动方式， i, j 表示同一模式中的不同模式。参数 ρ_{ij}^m 和

ξ_{ij}^{mk} 依赖刺激。对于单家族模式，即 $M=1$ ，我们有传统的 Lotka-Volterra 模型。

该模型的一个显著特点是在相空间（对于大范围的控制参数）中存在一个稳定的异宿信道，该信道对应于从一个亚稳态到另一个亚稳态的鲁棒的顺序切换[48，

52, 20, 53]。

不对称抑制连接拓扑有助于解决敏感性和可靠性在网络中共存的明显矛盾[54, 55, 20]。为了可靠性，系统必须对输入敏感，对扰动和初始条件不敏感。要解决这一矛盾，必须认识到参与稳定的异宿通道的神经元模式是由刺激形成的，它们是由刺激激活的神经元模式直接和/或间接输入的。外部输入和刺激依赖性连接矩阵的共同作用定义了刺激特异性的异宿通道。此外，非对称抑制协调了模式的序列活动，并且单元相体积沿序列的强压缩保持了异宿通道的稳定。

3.2 信息流容量

当我们试图从信息处理的角度理解大脑活动时，我们面临两个基本问题：(i) 我们应该在哪个空间考虑这种处理？(ii) 它与传统的信息概率描述有什么关系？大脑的层级组织[56]，即，从感知层次到复杂的次核心和皮层结构，都支持信息流动的层次化组织的观点。事实上，关于感觉信息单向流动(通过初级处理中心转移到皮层决策中心和行为生成中心)的流行观点看起来确实很有吸引力。然而，现实更具挑战性。正如我们已经讨论过的，大脑的特点是有大量的信息反馈。这是一种控制感官输入的机制：通过集中注意力，大脑选择对执行认知功能至关重要的感官信息，以便在不断变化的环境中生存。然而，对大脑信息流进行分层组织的想法是非常实用和有前途的[57]，特别是当我们讨论它们的时间特征时。

关于第二个问题，传统的统计方法无法直接衡量信息（内容和意义）在认知过程中的功能作用。尽管 Shannon information[58]在神经科学中做出了许多有价值的贡献，有许多非常重要的用途，但它在某种程度上限制了对信息的几个功能特性的评估，特别是信息传递和创造过程的稳定性。例如。因为运动程序或者一个语音需要一系列的信号，信息流必须以一个特定的时间顺序组织，而且不能改变。事实上，这种想法可以追溯到 Wiener，他认识到时间顺序在因果关系[59]推论中的重要性。Granger 用时间序列的自回归模型形式化了 Wiener 的思想[60]。然而，我们不能直接使用这种思想，因为我们首先需要找到一种工具，用于定量分析信息流动力学。

现在让我们给出一个定义：我们称认知（心理）信息流为一个特定的项目序列。请注意，它不是项目或事件的数量，而是特定项目之间的特定关系，这些项目是按时间顺序排列的。与传统的观点相反，为了理解信息在时间上的演化，我们建议考虑相应的动态模型的相空间中的信息流，作为大脑物理空间的替代。换句话说，信息流是沿着亚稳态链的流。链的末端是与最终或间歇的决定或动作相对应的状态。这种信息序列的一个重要特征是其记忆的稳定性，这保证了序列信息（行为或认知）的有用性。我们刚刚定义的信息流自然满足因果关系，是解决与克服不确定性和生成决策相关的几个问题的基础——新信息。对于认知处理而言，相空间中的一个流（信息的时空表示）是提供处理连续性的自然方式。

相空间信息流的定量描述可以通过计算相邻鞍点间异宿通道的互信息序列来实现。信息流在异宿通道中的另一个定量特征是信息流容量 C_{IF} —它沿着异宿通道的变化为：

$$C_{IF}(L) = \sum_i^L \Delta C_{IF}(l) \quad (3)$$

其中：

$$\Delta C_{IF}(l) = J_l + \sum_{j=1}^{J_l} \frac{Re\lambda_j^l}{|\lambda_{j,l+1}^l|} \quad (4)$$

这里 l 是沿着一个通道亚稳态（鞍点）的指标， L 是系统在 t_L 之前系统通过的鞍点的数量， λ_j^l 为 l 鞍点的雅克比矩阵的特征值，整数 J 满足一下条件（ $Re\lambda_1 > \dots \geq Re\lambda_m > 0 > Re\lambda_{m+1} \geq \dots \geq Re\lambda_n$ ）：

$$\sum_{j=1}^J Re\lambda_j > 0, \quad \sum_{j=1}^{J+1} Re\lambda_j < 0 \quad (5)$$

换句话说，它是实部上的累积和变为负的特征值的数目，如果沿异宿通道的所有鞍的不稳定分离是一维的，例如 $J_l = 1$ ，我们有：

$$C_{IF}(L) = \sum_i^L (1 + \frac{1}{v_i}) \quad (6)$$

在这种情况下，正特征值和负特征值之比等于鞍值 v_l 在 degree-1（对于通道稳定性，所有鞍值的乘积必须大于1）。

简单地说，信息流量是指系统在穿越稳定的异宿信道时，通过受约束的轨迹指数发散来生成信息的平均容量。这反映在它累积了正特征值的数量和相对大小，这些正特征值报告了由于不稳定流而导致的轨迹离散。

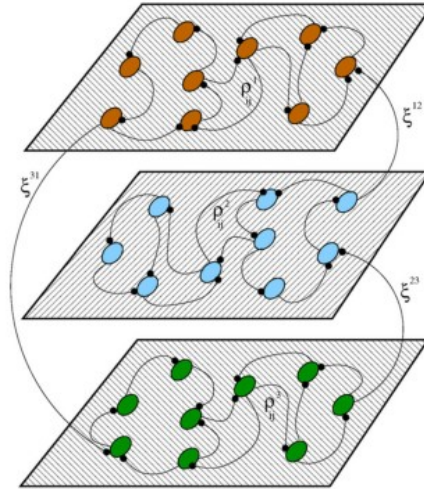


图 7.对应于三种模式的 WLC 网络模式间相互作用的示意图。模型（2）描述了这种网络的动态特性。

3.3.信息绑定：快速识别

多感官整合常被描述为一个自动的过程。最近的发现表明，多感觉整合可以发生在刺激处理的不同阶段，这些阶段与注意力有关，并且可以被注意力调节。刺激驱动下，由交叉模式交互诱导的自下而上的机制可以自动捕获对多感官事件的注意力，特别是在集中注意力于其他地方的竞争相对较低的情况下。相反，自上而下的注意可以促进多感官输入的整合，并导致跨感官模式的注意传播。这些发现表明，注意力和多感官整合之间的相互作用比以前认为的更为密切和多方面

[61]。

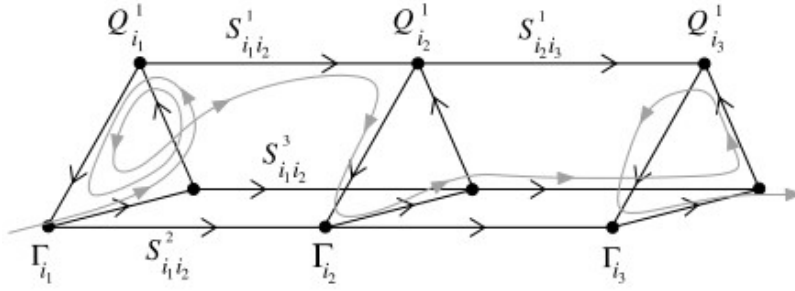


图 8.多模异宿序列和与结合活性对应的轨迹的图示。鞍点用 Q 表示，不稳定分离线记作 S ，稳定的异宿轮廓用 Γ 表示（详情见[63]）。

让我们来说明 C_{IF} 对于定量描述大脑信息流的有用性。我们将在一个异宿结合问题的例子上做这项工作。来自不同动物感觉系统不同区域的多极记录表明，处理第一层的感觉得信息被神经网络编码为时空模式，实现了不同动态模式(变量)之间的 WLC 交互作用[18, 62]。在相空间中，这种动力学由一个异宿通道表示。在神经系统中观察到的多感官动力学的激励下，[63]中的作者建立了一个模型，描述了一个异宿通道网络，该网络将代表不同模式的信息绑定在一起（绑定动力学）。模型由方程 2 描述且 $M > 1$ (见图 7)。

我们的兴趣是用相空间中的亚稳态序列来描述与结合问题相关的神经动力学。我们需要提醒的是下标为 i 的亚稳态在神经空空间表示一组参与给定大脑模式的兴奋神经元。我们把第 i 个模式记作 $x_i(t)U_i(k)$ ，其中 $U_i(k)$ 平均时间内第 i 个集合的第 k 个成员的活动的标准化比例， $x_i(t) \geq 0$ 表示第 i 种模式的活动的水平。这种集合是复杂神经元系统中时间自组织的结果。正如我们在 1.4 节讨论的，在 x_j 轴上， x_j 为常量且不等于 0，亚稳态是鞍点[31]。我们假设不同模式之间的相互作用是弱的。通过保持最简单的非线性，我们可以以动力学方程的形式提出一个异宿绑定的现象学模型，特别是广义 Lotka–Volterra 模型 (2)。

文献[63]对该模型的理论分析和计算分析的主要结果可概括为：(i) 对于模型 (1) 的相空间中的广泛的控制参数，即兴奋和抑制水平，存在一个被作者命名为异宿通道网络的对象（见图 6），这个动态的对象附近/内部的轨迹代表了不同模式的集成（绑定）信息流（见图 8）；(ii) 这些多模态轨迹的时间序列和频谱显示了新的特征——相互调制（见图 9）和不同模式的正则化，相应地，在活动的功率谱中出现了新的成分。该模型所显示的这些特性可以作为下一步多模态信息处理（如目标识别、语音生成等）的关键特征。

事实上，异宿绑定是感知时空模式瞬间自组织的一种方式。利用这些模式编码的可识别图像信息可以被传输到认知模式和行为模式，以供下一个处理阶段使用。我们建议可以根据功能磁共振成像数据对这一现象进行实验分析（参见 rev. [64]）。

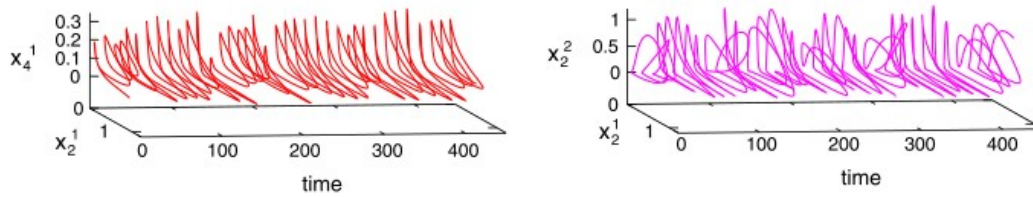


图 9.具有三个六种模式的网络的三种耦合模态的异宿绑定引起的相互调节。调节由 x_{21} 和 x_{41} 的联合时间变化（在模态 1 中模式 2 和 4 的振幅，左图），与 x_{21} 和 x_{41} 的联合时间变化（两种模式对应的模式振幅，右面板）

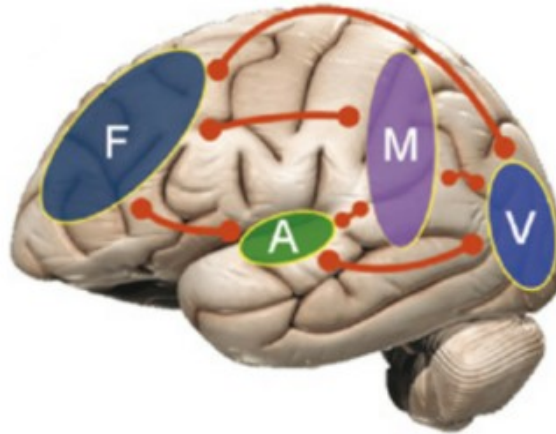


图 10.神经同步假说：在复杂环境中，感觉信息处理很可能是多感官相互作用的统一模式，包括额叶皮层、颞顶叶和单峰皮层：a=听觉皮层；V=视觉皮层；M=高阶多感官区域；F=前额叶皮层（改编自[68]）。

正如图 8 所表述的，沿着每个绑定的异宿网络的每个鞍点都有两个不稳定的分割线。这意味着所有 $J_l = 2$ ，因此 $C_{IF}(L)$ 上述估计告诉我们，一个绑定通道的流容量至少是三个独立通道流容量的两倍。我们可以用以下方式解释这个结果。信息流容量表征了异宿通道网络中轨迹的复杂程度。可以说，这样的复杂度提供了更快的（通道上的步骤更少）和更详细的主题信息编码。实验结果支持这一观点[44]。

值得注意的是，通过不同的感觉方式向大脑提供的关于自然物体的信息是多余的。例如，声音和面孔都提供关于一个人的讲话内容、年龄和性别的信息。由于这种冗余，多模识别是快速、稳健和自动的[65]。

从理论的角度来看，将函数 C_{IF} 与混沌集的 Shannon 信息和容量维数联系起来是非常重要的（如[66]）。然而，要在异宿通道中瞬态轨迹的描述和混沌吸引子上的渐近动力学之间建立桥梁，必须解决两个主要步骤：(i) 引入一个特定的度量（非不变）和 (ii) 考虑不是连续流而是映射。

为了结束这一小节，我们必须强调连贯现象在感官信息合作中所起的重要作用，我们在这里没有考虑到这一点。二十多年前，一个非常有吸引力的结合问题的神经同步假说被提出了[67]。最近有一些结果支持这一假设，但仍需要进一步的实验测试[68]（见图 10）。

3.4 流的稳定性-工作记忆容量

我们前面讨论过的模型的稳定性条件为我们提供了一个非常强大的工具来处理 and 预测大脑活动的几个动力学方面。特别地，我们可以计算出一个典型的异宿信道可以有多长，即顺序交换可以有多少步。让我们在这里考虑一个例子，如何使用这种方法来找到工作记忆有限容量的根源[69]。

工作记忆(WM)是指在给定的信息处理或动作输出例如，涉及 WM 的任务包括记住我们最近在一次演讲中听到的一系列陈述，或者按照指示去到一个未知的地方。(如思考、计划或产生运动输出)中，瞬间记住和操作若干项的能力。语言作为一种连续的活动，也是基于 WM 的。然而，工作记忆的容量是有限的，这也是为什么“心灵黑板”这一隐喻性词汇在描述工作记忆时越来越流行的原因之一。

相继的工作记忆容量是指工作记忆任务完成后能够正确回忆的项目数量，并且根据年龄和健康状况的不同，在不同的个体中有所不同。许多研究已经得出了一个普遍接受的观点，即健康受试者的有效能力在三到七项之间[70-73]。这一限制创造了神奇数字 7[74]一词与 WM 相结合。事实上，这个数字并不是严格意义上的 7，而是在 3-7 之间，具体取决于具体的对象。

与 WM 活动相关的信息处理可以在抽象空间（实现工作存储器的网络的相空间）中表示为液相的连续流动：以时空方式编码的输入信息通过功能混响环路刺激特定网络，该环路在有限时间内维持相应的信息项(基于瞬态吸引子)。项目网络是相互抑制相互联系的，并建立一个宏观的保持整个项目的序列的网络。该宏网络的协作动态可以基于 WLC 原理，保证顺序项以正确的顺序被召回。因此，序列信息的存储、维护和检索这三个过程实际上都可以被认为是层次结构功能神经网络[49]的连续瞬态动态活动。基于回声状态网络的另一个模型也讨论了这一观点[75]。

正如许多实验表明的那样(参见综述[76])，功能抑制反映在大脑中 8-13 赫兹(α 节律)的振荡活动中。 α 活性可通过降低给定网络的活性促进顺序抑制。有几种 WM 模型基于这样一种观点，即在参与的分布式网络中，WM 信息处理的所有步骤都通过伽玛带（30-80 赫兹）中的神经元同步来反映，并伴有 θ （5-8 赫兹）或 α 带[77-80]。我们有理由假设这样的同步会导致快速的单项目处理和缓慢的顺序条目处理相互作用的短暂协调。可以预期，这种协调支持信息处理的鲁棒性，并有助于提高 WM 容量[81]。现在我们证明，在我们的模型中，序列 WM 容量受到检索过程稳定性条件的限制[69]。

我们这里要讨论的顺序 WM 的动态模型是基于信息项之间的 WLC[69]。这些项在相空间中用鞍不动点表示，记忆回忆用稳定异宿通道中的轨迹表示[20, 31]。与吸引子动力学相反，瞬态本身反映了序列记忆。在一定的简化假设下，当由抑制耦合神经元簇实现时，在这个连续的 WM 模型中可以存储的项的数量有一个上限。这些信息项的动态可以用广义的 Lotka-Volterra 模型(2)来描述。对于单家族模态，例如 $M = 1$ 我们有传统的 Lotka-Volterra 模型。该模型的显著特征之一是在相空间中(对于大范围的控制参数)存在一个稳定的异宿通道，该通道对应于从一个亚稳态到另一个亚稳态的稳健顺序切换[82, 52, 20]。

文献[69]的作者假设相对连接强度采样自均匀分布，且不能超过一个数量级。他们发现项目的数量大约为 7。这是值得注意的，因为，模型动力学表现出与魔

法数字所给出的序列 WM 容量相同的内在界限。让我们简单地解释一下这个结果。将连续 WM 动力学分为感觉信息的存储和检索两个阶段。存储是指通过感知输入和 WM 的内容，在相应的动力系统的相空间中引发特定的模式。基于不同信息项间的 WLC 是顺序的 WM 中正确检索的主要机制这一假设，作者在[52]中分析了顺序交换的结构稳定性，即信息项序列的正确再现性(这是内存性能的关键属性)。稳定性条件要求在 WM 随机网络中具有足够强的抑制能力，并且抑制水平随 WM 容量呈指数增长。我们假设外部抑制水平和自我一直水平 ρ_{ij}/ρ_{ji} 大约为 20 倍，(从神经生物学的角度来看足够大)，根据指数定律，成功回忆的信息项的数量必须在 7 到 8 之间(见图 11)。最近，功能磁共振成像(fMRI)研究[70]为视觉 WM 的容量限制依赖于抑制水平提供了实验证据。

WM 容量取决于环境信息和存储信息。在我们的案例中，这反映在模式的架构中，通过主题和外部信息相关参数，即表示横向抑制的连接强度。特别是，必须强调对个人的依赖，因为它调节外部信息如何实际改变参数本身。例如，认知控制在个体对痛苦刺激的感知中起作用，因为它决定了外部信息如何转化为功能网络。因此，个体特质可以调节主观经验，导致同一外部信息的主体依赖经验。如果我们假设疼痛水平和抑制之间的关系，那么所建议的模型可以用来预测存在疼痛时工作记忆能力的依赖性[49]。

具有约束力的 WM 容量可以更高。因此，工作记忆容量取决于环境信息、记忆信息和多传感器绑定。

流动不稳定性——精神障碍的动力根源

人脑形成功能依赖的网络，由特定的相互连接的大脑区域组成，这些区域共同负责人的认知和情绪活动。具有这些网络动力学特征的信息流的不稳定性反应在非正常行为，临床病例或精神疾病中。我们在此举出两个与强迫症(OCD)和双向情感障碍(BD)有关的不稳定例子。

OCD 是一种焦虑症，它使人们陷入无休止的重复情感、不想要的想法和不想要的重复行为的循环中，患者意识到这些行为是不受欢迎的，但却无法抗拒强迫性的仪式。强迫症的强迫性仪式是为了阻值强迫的想法或者使它们消失。尽管仪式性行为可能会暂时消除焦虑，但当强迫性思维回归时，人必须再次进行仪式性行为。强迫症患者可能意识到他们的执念和强迫是毫无意义或不切实际的，但他们无法阻止自己。图 12 表示对应于呈现了强迫症的认知和情感活动的不同信息流在相空间中的相互关系。流(A)描述了用铅笔书写的正常行为(即拿起铅笔，把它放在纸上，等等)的四个步骤(亚稳态，用绿色球表示)，最终完成用红色球表示的活动。然而，对于强迫症患者，在第四步，患者可能会突然意识到笔被污染，并中断行为以便洗手(SHC R-仪式-包括五个额外步骤，如拿起肥皂、打开水等)。在强迫症的情况下，在 R 完成时，行为可能不会返回到原始状态 A，而是可能退出到其他几个可能的流中，这些流表示了情绪-认知评估情形所规定的不同程度的缺陷。例如在 B 情况下，人可以拿起铅笔，在第二步意识到铅笔是脏的，并回到清洗的步骤(流 R)。在流(C)的例子中，人可能触摸过笔，然后立即返回到仪式(R)。流(D)表示一种状态，强迫症患者一旦出现症状，就不必再回到被污染的铅笔上，直到资源耗尽或其他因素发挥作用。

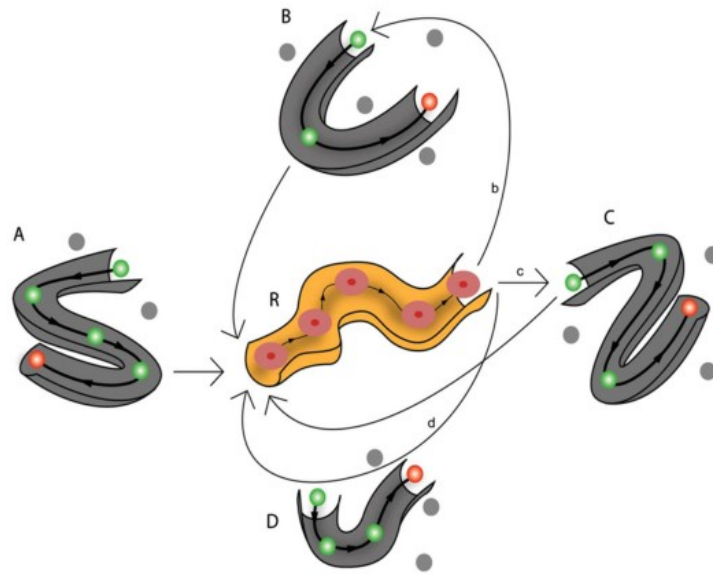


图 12.强迫症的认知和情绪活动所对应的不同信息流在相空间中的相互关系。灰球代表认知-情感相空间中的亚稳态，而这种亚稳态并没有变得活跃。参见正文中的描述（改编自[83]）。（为了解释本图中对颜色的引用，请参考本文的 web 版本。）

上面讨论的表示不同认知和情绪模式相互作用的动力学方程的形式数学模型允许描述其他焦虑障碍，如惊恐或双相情感障碍[83]。为了理解导致双相情感障碍的不稳定性，我们必须在一般模型的框架内指定竞争性心理模式。下一步是指定三种情绪模式，分别代表正常情绪（模式 N）、抑郁（D）和欣快感（E）。正常受试者和双相患者将表现出不同类型的行为，即投射到由分叉边界分隔的参数空间的不同区域的不同动力学。通过这一边界的转换会产生新的不稳定和新的动力学。具有六种模式的计算机建模证明了 D 和 E 之间存在随机时间间隔的混沌顺序转换。这与双向情感障碍呈现的动力学相对应。这种动力学的数学图像是一个奇异吸引子，相应的时间序列看起来像：...NDNENDDNEENDNENNDNNE...。在[84]中也报道了相似度数据，其中是躁狂和抑郁发作的双相情感障碍患者的情绪转换动力学（见图 13）。

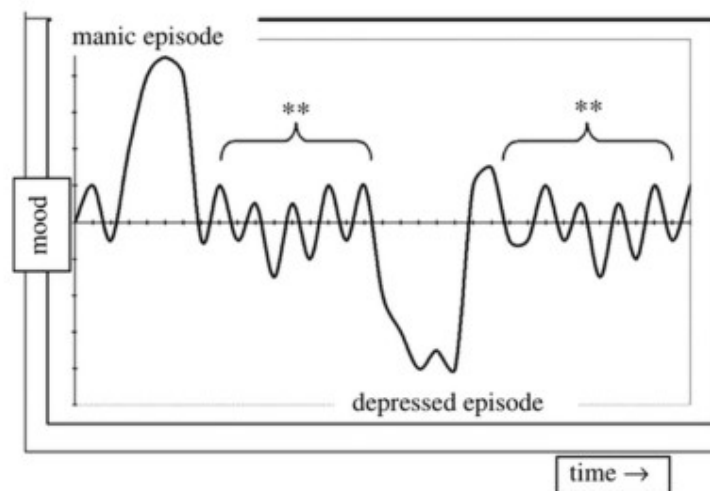


图 13.双相情感障碍的情绪模式示意图：这种障碍不仅仅表现为躁狂症和抑郁症的全面

发作和正常时期。相反，持续的间歇性情绪不稳定也是临床上常见的，但对这种疾病的特征了解甚少。情绪不稳定的开始有两个星号（改编自[84]）。

4.大脑之间的信息流

4.1. 诉说者-聆听者信息流：信息单元序列

在这里，我们想从一个动态的角度来考虑语言从一个大脑到另一个大脑的信息传递问题，诉说者-聆听者的问题。众所周知，在现实世界的语境中，语言所包含的信息远不止是一个正式的信息，例如关于说话人的信息，关于他的社会背景、他的情感状态，一般来说，关于他的认知特征的信息（见[85]）。为了以动态的方式呈现诉说者和聆听者的问题，我们比喻介绍一些不一定与文字相关的信息。单词本身是音素的集合，它可以构成一句话，句子构成组成段落，或组成更大的信息集合。在这个结构中，顺序排序是语义结构和句法结构的重要组成部分，起着十分重要的作用。我们应该考虑“信息单位”，而不是传统意义上的词汇。这些信息单元的顺序构成一个信息句，即消息的最短形式。信息通常由几个这样的句子组成。如何解释这些信息单元（我们也将其称为“语言模式”）？在我们的上下文中，它们可以被视为携带语义信息的实体，例如“red apple”或“table”以及它们之间的关系“on”，它们可以关联两个或多个对象。这些信息单元的组合给出了信息句“桌上的红苹果”。虽然自然语言中存在组合信息的中间层次（如“分块”、短语、关系从句），但我们希望将自己限制在层次结构中的两个层次上，一个层次描述信息单元，另一个层次描述信息单元作为信息单位序列的信息句。

假设诉说着想传达一个信息。然后他必须把信息分解成信息句，信息句自身由信息单元组成。一系列的信息单元作为一系列的语音单词被传达给聆听者。聆听者必须理解这些语音单词来提取信息。他的大脑必须能够解释（依赖语言的）语音单词以恢复信息单元，同时在线整理去重构信息句，最终得到信息本身（见图 14）。因此，动态模型可以由两个单向耦合的动态系统组成，一个用于诉说者，一个用于聆听者。这些系统中的每一个都由具有不同时间尺度的耦合动力系统组成，代表了层次结构中的不同层次。信息单元和信息句由系统相空间中与层次对应的鞍点集表示。时序形式的时间关系可以通过这些鞍点集之间的异宿轨道连接来实现。通过层次结构，信息单元的序列将由一个信息语句标识。

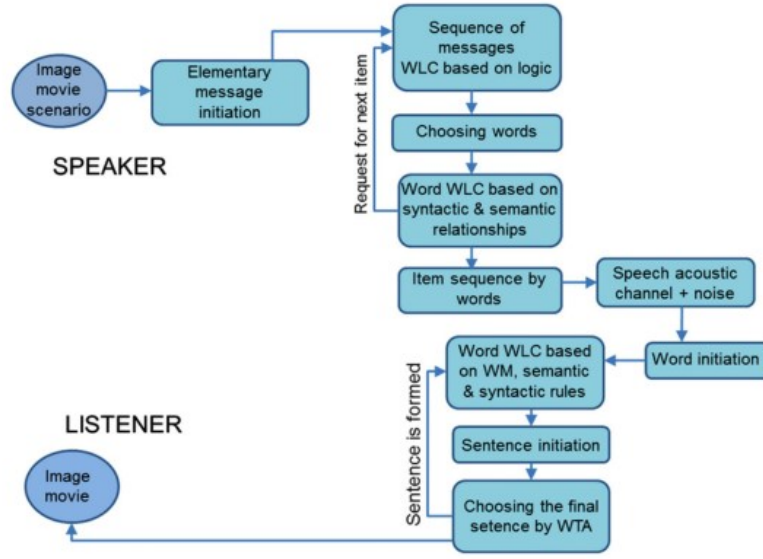


图 14.信息传递示意图。为了简单起见，我们将信息单元命名为单词（Words）。

我们正在寻找的动力系统可以用下面的一组微分方程来描述。用 Q 记作要被转换的信息。我们用 R 表示诉说者的信息单元的活动， V 表示信息句的活动。诉说者的动力学由下面的公式给出：

$$\tau_R \frac{dR_j}{dt} = R_j (\alpha_j(Q, V) - \sum_{k=1}^M \beta_{jk}(Q, V) R_k) \quad (7)$$

$$\tau_V \frac{dV_i}{dt} = V_i (\gamma_i(R) - \sum_{k=1}^M \delta_{ik}(R) R_k) \quad (8)$$

其中 $j = 1, \dots, M; i = 0, \dots, N$ 。下面将描述参数对动态变量的依赖性。当 \tilde{V} 是诉说者所说的扭曲的话语序列时，诉说者的动力系统被描述为：

$$\tau_W \frac{dW_i}{dt} = W_i (\theta_i(\tilde{V}, S) - \sum_{k=0}^N l_{ik}(\tilde{V}, S) W_k) \quad (9)$$

$$\tau_S \frac{dS_j}{dt} = S_j (\kappa_j(W) - \sum_{k=1}^{M'} \lambda_{jk}(W) S_k) \quad (10)$$

其中 $j = 1, \dots, M; i = 0, \dots, N$ 。相应的 W 和 S 代表聆听者的信息单元和句子的活动。所有用小写希腊字母表示的参数都是正实数， $\tau_V < \tau_R$ ， $\tau_W < \tau_S$ ，记作时间尺度。

诉说者的动力系统与[87]中提出的分层耦合的异宿通道的概念密切相关（见图 14）。当诉说者进行信息传递时，信息局的形成对应诉说者动力系统最顶层水平的一个稳定的异宿通道的形成。由于通道的性质，动力系统将军训异宿序列，从而导致信息句对应的节点的序列活动。当信息句处于活动状态时，在低水平层次上，强加了一个对应与信息单元时间序列的稳定异宿序列。结果为一系列信息单元以特定语言中的一系列语音单词的形式向聆听者发出。重要的是要强调语言

中信息单元序列和语音单词序列之间的区别：信息单元序列是语义单元的时间、逻辑声音序列，而语音单词序列是语言中的语法句子。此外，信息单元序列中的一些信息不一定包含在语音单词序列中，但可能导致韵律的变化，例如不同的重音模式或承载语义信息的其他机制。

所说的话通过一个嘈杂的通道送到聆听者那里。聆听者必须使用自己的信息单元和句子的词汇来恢复信息。这样的词汇是与语音词汇不同的。我们认为这种重构机制是由在非自洽动力系统中的竞争相互作用，而动力系统是由诉说者提供输入而驱动的。这与之前提出的概率模型形成了对比，在此强调动力学方法与传统结构化概率方法在语义认知方面的主要区别是很重要的(参见，例如[88])。聆听者的任务不仅仅是区分之前定义的结构，同时在理想情况下，学习可以通过动力学过程添加新的、未知的项。诉说者信息单元的输入将激活聆听者信息单元的一个子集，即相似的单元。然后，得到的信息句子序列对应于聆听者接收到的消息。

让我们举一个例子来说明上述情况，想象一下我们想把童话故事《三只小猪》[89]讲给我们孙子。而讲故事的第一步就是将它排列成句子。例如：

三只小猪盖起了它们的新房子。

第一只小猪用稻草盖它的新房子。

第二只小猪用棍子盖房子。

第三只小猪用砖头盖房子。

狼呼哧呼哧地吹气，稻草屋吹倒了。

狼呼哧呼哧地吹气，把木屋吹倒了。

狼呼哧呼哧地吹气，但是没有把第三个屋子吹倒。

狼跑回到树林里，再也没有回来。

现在这些句子的每一个都包含各种信息单元。例如，第二个句子包含了第一个 **pig**、**house** 和 **straw**，而动词 **builded** 将这三个项目联系起来。注意，信息单元很难定义，我们在这个例子中的建议依赖于直觉。排序的结果为一系列的信息单元序列。排序过程的结果是信息单元序列的序列。注意我们上面讨论的信息转换模型和工作记忆之间的相似性是很重要的。事实上，人们普遍认为工作记忆在语言处理中起着关键作用。在我们的模型中，工作记忆可以被视为一个关键因素：一个信息句在词汇层面上施加了一个稳定的异宿通道。这可以被解释为加载到工作内存中的一系列项。相应地，信息本身就是这样一系列信息句子，它们在工作记忆中是活跃的。对工作记忆中可保存的项目数量的限制来自于稳定的异宿通道的存在条件，现在对应于一个消息可以包含在我们的语言模型中的信息单元的数量限制。换句话说，我们的模型预测了信息单位和信息句子的最大数量，而信息将被诉说者分割成多个部分。

对于听众的动力学来说，情况会变得更加微妙。如果我们假设诉说者的输入不仅激活了相应的信息单元和句子，而且在聆听者的动力系统的相空间中导致了一个稳定的异宿序列的主动形成，那么工作记忆的结果也会传递给聆听者的动力

学。事实上，这样的假设并非不合理，因为如果没有在相空间中建立这样的结构，就不可能回忆刚刚处理过的信息。然而，能够回忆应该是理解信息的一个特征。

有工作记忆容量造成的信息单元的极限是信息抽象表示的极限。如何在自然语言处理的背景下量化这种限制？假设这样的限制将只是转换成句子中的单词数量的限制，因为单词和信息单元通常不是直接对应的一对一关系。如果一个人对每个信息单元的平均字数有个估计（与语言有关），这将导致单词数量的平均限制，具体的数量与语言相关。因此我们必须解决的问题更加普遍：如何量化自然语言中的信息单元数量？语义复杂性度量[90]可以提供一种方法来度量自然语言中出现的信息量。此外，还有一些方法通过认知负荷理论将语言和工作记忆联系起来[91]，这些方法大多用于教学目的。基于这一理论，研究了最佳可理解句子长度的界限[92]。

我们提出的模型带来了额外的数学挑战。工作记忆对诉说者施加的限制仅存在于单向耦合时才继续存在。对于聆听者来说，反馈连接会导致预期的期望特征，而诉说者的动态反馈会导致不同长度句子的调整。然而相互作用的异宿动力学很少得到研究。此外，在聆听者的动力系统的相空间中产生输入相关的异宿通道的学习规则尚未形成，这是理论发展和应用的需要。

4.2 大脑之间的信息交流.脑同步

当人们互动时，情感信息在他们的大脑之间传递。每个人都能回忆起我们看到另一个人接受痛苦刺激时的痛苦。Ander 等人已经研究过情感信息在脑与脑之间转换的动力学[93]。他们使用基于信息的功能磁共振成像（fMRI）来研究情感信息在进行面部情感交流的输送者和感知者之间的流动。研究发现，感知者大脑中的分布式网络中的神经活动水平可以根据输送者大脑中同一网络中的神经活动成功地预测出来。他们还研究了信息交换的顺序动力学——来自输送者大脑的早期信息是否在感知者大脑的早期被编码，而来自输送者大脑的晚期信息是否在感知者大脑的晚期被编码。数据显示，在输送者和感知者的大脑中，特定于情感的信息以非常相似的方式编码。信息依次从输送者的大脑传递到感知者的大脑，最终形成所谓的共享情感空间[94]。

最近研究了一种有趣的大脑相互作用现象——大脑同步。假设两个参与者正在做共同的社会工作，并且都是持续活跃的。他们每个人都在根据伴侣不断变化的行为修改自己的行为。这种持续的相互适应导致了两个成员共同参与的相互同步。参与者的脑活动是如何影响这一过程的？Dumas 等人试图用超扫描记录来回答这个问题——同时记录多个受试者的血液动力学或神经电活动[95]。在社会交往过程中，两个大脑之间在多大程度上会出现振荡同步仍然是个未知数。作者发现，相互作用的同步状态与右侧中央顶叶区域之间的阿尔法-穆带出现的大脑间同步网络有关。这些区域被认为在社会互动中起着关键作用——它们对称地充当个体间大脑网络的关键功能中枢。此外，神经同步在高频段变得不对称，这可能反映了模型和模拟器在交互过程中自顶向下的调节作用。

5. 探讨

现代认知科学将人和动物的认知活动描述为具体的、目标定位的信息动力学，这是是大脑、身体、物质和社会环境相互作用的产物。在感觉和行动单元之间大

脑信息流是由功能上自上而下的反馈。对在大脑（物理）空间中这种信息流的分析对理解大脑单元之间的相互作用是非常有建设性的，同时也有助于阐述在正常和病例情形下各个子系统对行为产生的具体作用[43, 96]。

然而人类的大脑以高度相互连接的功能化网络运作着，这些网络的活动随着时间不断变化，可以表示为全局模式的相互作用[97-99]。为了理解全局信息流的动力学，我们在这里引入了在动力系统中相空间的信息流概念，这个系统描述了全局模式的相互作用及其随时间的变化。这种方法为研究认知信息流的稳定性(鲁棒性)和相关不稳定性的解释等关键认知问题提供了独特的可能性。我们认为不同的精神障碍可以用不同的认知信息流不稳定性来描述[83]。例如，混沌不稳定性可以用来描述双相情感障碍[84]。

基于信息流稳定性分析，基于信息流稳定性分析，我们解释了工作记忆（短时记忆）容量不能大于 5 ± 2 个信息项的原因。我们同样也讨论了一些理论结果，这些结果表明基于多种感觉信息的目标识别能够可以提高几倍，如果系统能够在感知水平下整合不同信息的特征（绑定过程）。

在结束这篇综述时，我们希望强调一个有望解决的关键问题：直接从实验数据中构建能够描述全局信息流的动力学模型。多极记录和高分辨率神经成像技术产生的多元数据是理解全局模式相互作用的基础[100]。如何从这些数据中提取信息流的动态特征是一个挑战，可以用我们在本文中回顾的方法来解决。

参考文献

- [1] Anderson J. Responses to charge questions in cognitive aspects of decision making. In: Research workshop, 22–24 September 2008. Washington, DC; 2008.
- [2] Pecora LM, Carroll TL, Johnson GA, Mar DJ, Heagy JF. Fundamentals of synchronization in chaotic systems, concepts, and applications. *Chaos* 1997;7(4):520–43. doi:10.1063/1.166278.
- [3] Freeman WJ. Comparison of brain models for active vs. passive perception. *Inform Sci* 1999;116(2–4):97–107.
- [4] Jirsa VK, Kelso J, editors. *Coordination dynamics: issues and trends*. Springer; 2004.
- [5] Eguia MC, Rabinovich MI, Abarbanel HDI. Information transmission and recovery in neural communications channels. *Phys Rev E* 2000;62:7111–22.
- [6] Rabinovich MI, Pinto RD, Abarbanel HDI, Tumer E, Stiesberg G, Huerta R, et al. Recovery of hidden information through synaptic dynamics. *Network* 2002;13(4):487–501.
- [7] Tiesinga PH. Information transmission and recovery in neural communication channels revisited. *Phys Rev E Stat Nonlin Soft Matter Phys* 2001;64(1 Pt 1):12901.
- [8] Levi R, Varona P, Arshavsky YI, Rabinovich MI, Selverston AI. Dual sensory-motor function for a molluscan statocyst network. *J Neurophysiol* 2004;91:336.

- [9] Levi R, Varona P, Arshavsky YI, Rabinovich MI, Selverston AI. The role of sensory network dynamics in generating a motor program. *J Neurosci* 2005;25:9807–15.
- [10] Young L-S. *Entropy*. Princeton Univ Press; 2003. p. 313–28 [Ch. Entropy].
- [11] Varona P, Rabinovich MI, Selverston AI, Arshavsky YI. Winnerless competition between sensory neurons generates chaos: a possible mechanism for molluscan hunting behavior. *Chaos* 2002;12(3):672–7.
- [12] Varona P, Levi R, Arshavsky YI, Rabinovich MI, Selverston AI. Competing sensory neurons and motor rhythm coordination. *Neurocomputing* 2004;58–60:549–54.
- [13] Venaille A, Varona P, Rabinovich MI. Synchronization and coordination of sequences in two neural ensembles. *Phys Rev E Stat Nonlin Soft Matter Phys* 2005;71(6 Pt 1):61909.
- [14] Tononi G. Consciousness as integrated information: a provisional manifesto. *Biol Bull* 2008;215(3):216–42.
- [15] Perlovsky LI. Toward physics of the mind: concepts, emotions, consciousness, and symbols. *Phys Life Rev* 2006;3(1):23–55.
doi:10.1016/j.plrev.2005.11.003.
- [16] Maybin J, Swann J. Everyday creativity in language: textuality, contextuality, and critique. *Appl Linguistics* 2007;28(4):497–517.
doi:10.1093/applin/amm036.
- [17] Baeg EH, Kim YB, Huh K, Mook-Jung I, Kim HT, Jung MW. Dynamics of population code for working memory in the prefrontal cortex. *Neuron* 2003;40(1):177–88.
- [18] Jones LM, Fontanini A, Sadacca BF, Miller P, Katz DB. Natural stimuli evoke dynamic sequences of states in sensory cortical ensembles. *Proc Natl Acad Sci USA* 2007;104(47):18772–7. doi:10.1073/pnas.0705546104.
- [19] Mazor O, Laurent G. Transient dynamics versus fixed points in odor representations by locust antennal lobe projection neurons. *Neuron* 2005;48(4):661–73. doi:10.1016/j.neuron.2005.09.032.
- [20] Rabinovich MI, Huerta R, Varona P, Afraimovich VS. Transient cognitive dynamics, metastability, and decision making. *PLoS Comput Biol* 2008;4(5):e1000072. doi:10.1371/journal.pcbi.1000072.
- [21] Uchida N, Mainen ZF. Speed and accuracy of olfactory discrimination in the rat. *Nat Neurosci* 2003;6(11):1224–9. doi:10.1038/nn1142.
- [22] Buzsáki G. Neural syntax: cell assemblies, synapsembles, and readers. *Neuron* 2010;68(3):362–85. doi:10.1016/j.neuron.2010.09.023.
- [23] Fingelkurts AA, Fingelkurts AA. Timing in cognition and EEG brain dynamics: discreteness versus continuity. *Cogn Process* 2006;7(3):135–62. doi:10.1007/s10339-006-0035-0.
- [24] Friston KJ. Transients, metastability, and neuronal dynamics. *Neuroimage* 1997;5(2):164–71. doi:10.1006/nimg.1997.0259.
- [25] Friston KJ. The labile brain. I. Neuronal transients and nonlinear coupling. *Philos Trans R Soc Lond B Biol Sci* 2000;355(1394):215–36.

[doi:10.1098/rstb.2000.0560](https://doi.org/10.1098/rstb.2000.0560).

[26] Gros C. Neural networks with transient state dynamics. *New J Phys* 2007;9:109.

[27] Ito J, Nikolaev AR, van Leeuwen C. Dynamics of spontaneous transitions between global brain states. *Hum Brain Mapp* 2007;28(9):904–13.

[doi:10.1002/hbm.20316](https://doi.org/10.1002/hbm.20316).

[28] Kelso JAS. *Dynamic patterns: the self-organization of brain and behavior*. The MIT Press; 1995.

[29] Oullier O, Kelso JAS. Neuroeconomics and the metastable brain. *Trends Cogn Sci* 2006;10(8):353–4. [doi:10.1016/j.tics.2006.06.009](https://doi.org/10.1016/j.tics.2006.06.009).