

大脑中的信息流动力学

大脑中信息的时序和动态是现代神经科学的一个热点领域。对大脑信息的时间演变分析对于理解正常和病理状态下的高级认知机制至关重要。从信息动力学的角度，在这篇综述中，我们讨论了工作记忆能力，语言动力学，目标依赖行为编程和其他大脑活动功能。与信息理论的经典描述（大多数是代数的）相反，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，其质量，顺序处理的时间，自上而下的认知控制。感知信息和信息创造。在此框架中，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，认知活动的鲁棒性与信息流稳定性的控制有关。我们使用实验方法和理论方法来讨论这些问题，并且我们认为考虑到相应动力学模型的相空间中的信息流，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，以及最新知识如何激发可以用现代实验技术检验的新理论形式主义。

关键字：信息创造；信息在相空间中流动；信息能力；语言动态；工作记忆；精神错乱

1、引言

1.1 为什么需要考虑动力学？

当我们考虑大脑中的信息处理时，通常解释如下：大脑活动就像在音乐会中弹奏小提琴，需要学习演奏并在演奏时创建乐谱。为此，大脑必须顺序使用认知功能，例如感知小提琴产生的听觉信息，进行无监督学习演奏，记忆已演奏部分，做出下一步行动选择决策，同时保持策略路线，为下一步行动打分，最后为动作生成运动程序。换句话说，大脑信息处理包括：信息感知，转导，协调，存储和信息创建。所有这些过程都是动态的，即使在恒定的环境下，也对应于潜在的大脑状态的连续变化。

正如一些多电极记录和成像实验所表明的那样，可以将大脑信息动态视为一系列可控制的不稳定性过程。这反映了一种不稳定状态的瞬态大脑状态，巧合的是，另一种状态的出现可以被描述为亚稳态。学习并生成亚稳态状态的有序序列是大脑中信息流的核心组成部分。

让我们以 J.J.提出的决策（DM）任务为例[1]，说明认知信息流的特殊性。DM 的认知方法与 DM 的经典信息理论方法不同，因为它被认为是优化不同选择的不确定性和成本的问题。从认知的角度来看，DM 是一个动态过程，其中跨多个时间尺度集成了随时间变化的嘈杂信息流，并在与备选方案之一相关的信息流达到某个阈值时做出决策。尽管博弈论方法将确定最佳决策，但认知范式具有神经学基础，但通常会因使用信息的环境而有偏差。因此，认知方法是最客观的。

由于认知方法是动态的，所以它可以解决实时 DM 中的偏差和稳定性条件，其中时间相关性可能会在外部提前终止决策过程。在整个本文中，我们将强调动力学在不同类型的大脑信息处理中的作用。

1.2 主动动态网络的信息处理

在被动信息处理系统中，根据某些学习和关联规则来处理感官信息，然后将其绑定到表示形式中，该表示形式将被存储，检索并与新的传入表示形式进行匹配。在可视为主动动力系统的神经网络中，大多数信息感知始于通过搜索信息实现的目标的出现。处理通道本身可以是一个复杂的，甚至是混乱的动力系统[2]。唯一接受的输入是与目标一致并且由于搜索操作而预期的输入[3,4]。主动神经元系统表现出许多有趣的信息处理现象，有时似乎与传统观点或直觉相矛盾。我们在这里考虑一些例子。

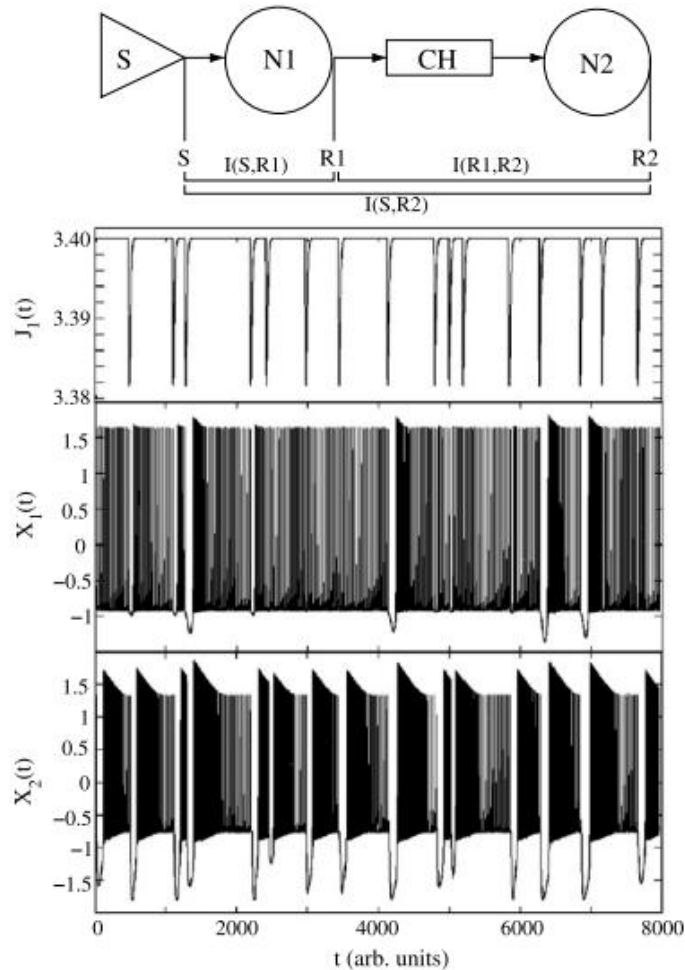


图 1 恢复两个神经元之间隐藏信息的示例。上图：将突触刺激 S 注入到爆发神经元 N_1 中，该神经元 N_1 通过兴奋性化学突触 CH 单向耦合到第二个爆发神经元 N_2 。下图：在[5]中描述的模型中，突触输入 $J_1(t)$ ，第一神经元 $X_1(t)$ 的膜电位和第二神经元 $X_2(t)$ 的膜电位的时间序列。

1.2.1 可恢复的隐藏信息

在[5]和[6]中，作者研究了神经通道中信息流的非线性变换，模型神经元具有混沌的内在动力学（见图1）。在[6]中，突触神经元模型在简单的模拟电路中实现，并且突触连接在模拟电路中和通过动态钳位软件实现。通道中第一个混沌神经元（ EN_1 ）的信息输入出现在其输出中，部分不存在，部分“隐藏”。由于有效地充当噪声通道的混沌振荡的动力学影响，因此缺少一部分。第二神经元（ EN_2 ）意外地恢复了“隐藏”部分。已经表明，通过神经元和突触的作用的组合，可以调节突触参数，最重要的是受体结合时间常数，以增强信息传递。突触的动态可用于通过使用平均互信息作为信息传输质量的度量来恢复“隐藏”信息。因此，输入信号可以在一个处理阶段被隐藏，而仅在下一阶段被恢复，这在无源信息信道中是不可能的。观察到的结果还表明，信息可以以极大不同的时间分辨率在尖峰序列中编码（另请参见[7]）。

1.2.2 多功能性

通常，神经网络是多功能的。例如，它们不仅能够转换感官信息，而且能够根据特定的环境生成新的信息。让我们通过描述软体动物海若螺的重量感官器官的双重作用来说明这种现象[8,9]。

在例行游泳期间，海若螺保持垂直，抬头的姿势。垂直方向的任何偏离都会产生直接恢复到理想的平视位置的电机响应。海若螺的方向是由来自重力感官器官的囊状囊的信号决定的。囊状囊是一个球体，内有一个石状结构，在重力作用下在球体内移动。囊状囊内壁衬有囊状囊受体神经元（SRNs），它们是机械反应器，响应于囊石所施加的压力。SRN 向大脑神经节发送信号，在此它们影响控制运动神经元的细胞的活性。成对的 SRN 的细胞内电生理记录表明，它们与抑制性非对称连接偶联。在例行游泳过程中，囊状囊网络显示出 WLC 的动态：只有那些从囊石中受到刺激的 SRN 才是活跃的，以产生命令以返回到首选的平视位置。

海若螺是没有视觉系统的捕食者，在狩猎行为中，其空间方向发生了根本性的变化。在狩猎行为中，海若螺不断改变方向，以寻求不稳定的正确方向。这种行为是由激发 SRN 网络的大脑神经节中的狩猎神经元引起的。结果是在这个抑制性网络（见图2）中的无胜者竞争（WLC）动态产生了组织对猎物的不稳定搜索的程序[8,9]。模型研究表明，在这种情况下，囊状囊生成的信息量以动态不稳定性水平为特征，等于 Kolmogorov-Sinai 熵值（见[10]）或正 Lyapunov 的总和指数[11]（请参阅第3.2节）。尽管不规则，但这种类型的活动包含可以保证协调运动的激活锁相[12,13]。

1.3 信息生成, 预测, 创造

幸运的是, 大脑中没有信息守恒定律。由于大脑是一个活跃的非平衡系统, 它可以因连续的不稳定性而生成新的信息。此类信息的数量可以用 Kolmogorovi 熵来表征, 信息的质量取决于其对于认知目标的满足程度, 即在某种意义上生成的信息与最佳信息之间的距离是多少。这是一个非常具有挑战性的问题。

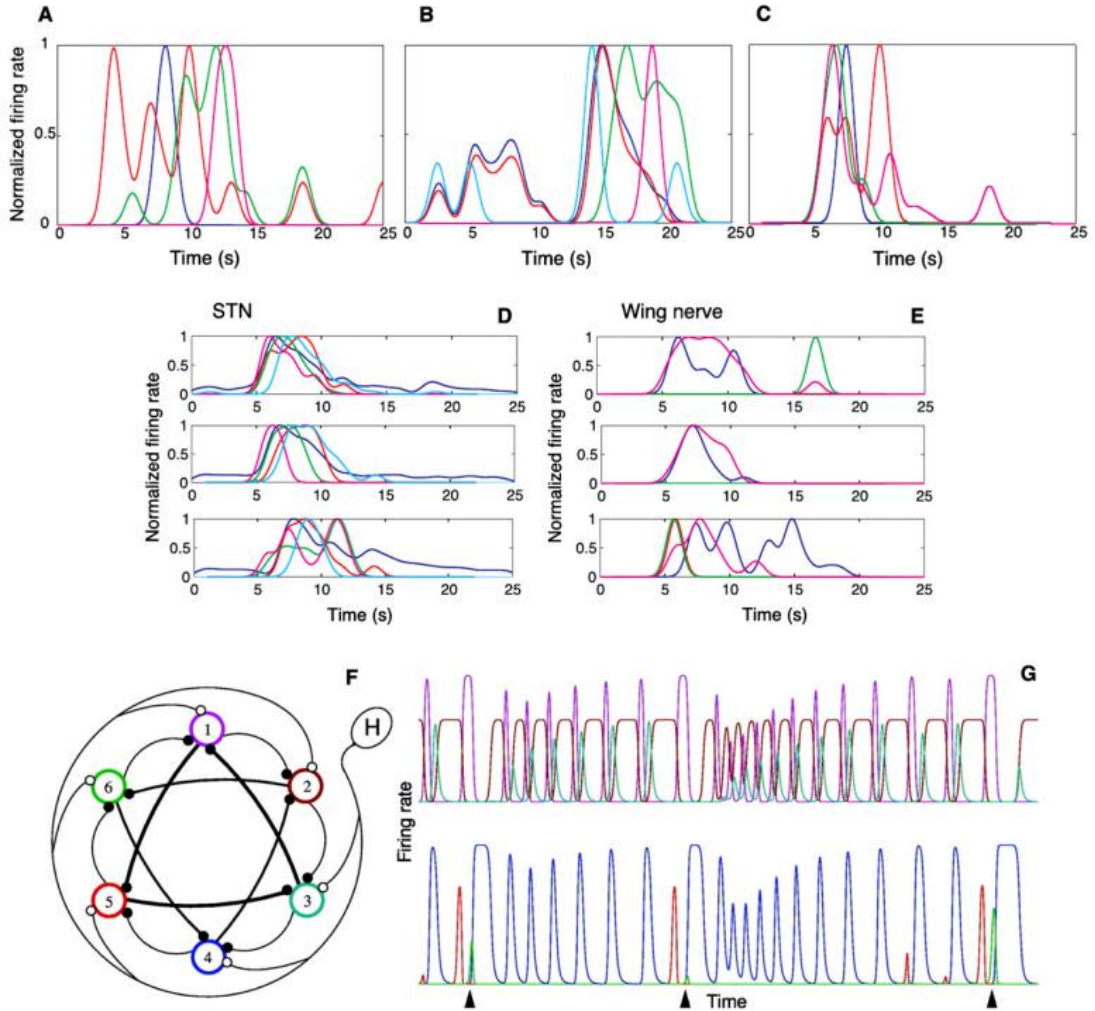


图 2 软体动物海若螺中感觉神经元之间的 WLC 动态。面板 A - C: 在三个狩猎事件中, SRN 的 WLC 模式。每种颜色代表一个已识别的神经元, 检测到其尖峰并将其转换为尖峰密度函数。尽管多个单位的活动可能会重叠, 但是从某种意义上来说, 该单位活动的峰值是连续的, 这是因为单位活动的峰值分布在整个狩猎事件的持续时间内。静囊网络中类似的时空活动对应于运动神经元中的类似模式。面板 D 显示了在三个发作期间对应于 5 个不同 SRN 的归一化活性的实例。图 E 显示了在相应的狩猎发作期间来自机翼运动神经元的活动。面板 F 显示了狩猎行为期间的囊肿网络模型。面板 G 显示了此模型中显示的混乱的 WLC 活动。改编自[8,9,11]。

实际上, 认知科学中的信息根据问题的不同而有所不同。例如, 意识的量对应于由复杂的元素所生成的综合信息的数量, 这些元素超出了由其部分生成的信

息[14]。可以使用相同的方法来理解创造力和想象力，即以较大的连贯模式将局部大脑不稳定性以多种方式组合在一起的能力。结果必须经过过滤，才能访问只有想象力和直觉最稳定的产品的工作记忆（另请参见[15]）。

我们的日常语言是空间，时间的不确定性和创造力之间关系的最有趣的例子之一。假设我们将描述一些主题，思想，情况或人，这可以通过许多不同的方式以及使用不同的单词和语言结构来完成。选择的方式取决于人格，情感，记忆等（请参见[15,16]及以下）。

1.4 时空瞬变的作用：信息流建模

神经科学研究通常基于这样的假设，即可以从神经活动的稳态测量或通过网络行为处于稳态或周期性的模型来推断感知和其他脑功能的神经机制。按照这种观点，使用吸引子进行计算是神经科学界一个熟悉的概念。响应刺激，神经网络逐渐改变其激活方式，直到稳定为一种吸引子状态。因此，输入（视觉刺激，声音，气味或更抽象的东西）与特定吸引子状态下的整个网络的属性相关联。可以分别在感知，记忆和检索过程中建立，学习和记忆这种神经活动模式。但是，最近的实验证据和理论工作表明，瞬态动力学或瞬态（无法达到稳定的平衡状态）可以更好地表示大脑中的信息处理[17-22]。

关于使用瞬态动力学来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。任何瞬态都取决于初始条件，并且不能从任意初始条件中复制出来。其次，动态鲁棒性可以防止对信息微扰的敏感性。如果尽管存在噪声，瞬态还是可以再现的，它们又如何对小的信息信号敏感？我们将在下面解释如何通过转移性概念解决这些矛盾。这个概念出现在上世纪末的认知科学中[23-29]。为了描述鲁棒的瞬态动力学，我们需要引入与现有观测结果一致的数学图像。一旦有了这个数学工具，我们就可以建立模型，以揭示和理解这类动力学特性并生成可测试的预测。

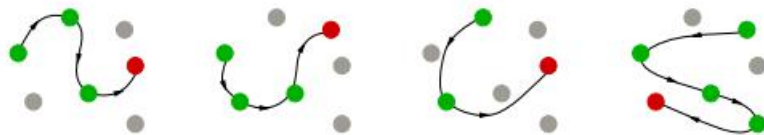


图 3.在相空间中，不同的信息输入（外部或内部刺激）由全局模式活动的不同序列 - 亚稳态的不同链表示。与信号相关的信息流的特定拓扑是一个关键功能，有助于解决信息流对平稳噪声的稳定性问题。

鲁棒瞬变的一个合理的图像是稳定的异质通道，该通道由一系列亚稳态 [30,20,31]组成（请参见下面的图 3 和图 6）。然后，可以将整个大脑活动描述为 $A(k,t) = \sum_{i=1}^N x_i(t)U_i(k)$ ，其中通过单个神经元或计算元素的同步实现的总体（全

局模式) 动作用 $U_j(k)$ 表示, 网络的动力学是在 $x_j(t)$ 的时间过程中, 它被用来满足动力学方程形式的方程, 特别是作为广义的 Lotka-Volterra 模型, 我们将在下面的等式 (2) 中讨论。。因此, 由 i 索引的每个亚稳态在神经元 (物理) 空间中由一组参与给定脑部模式的兴奋神经元组成。 x_i 轴上的亚稳态常数 $x_i \neq 0$ 是鞍形[31]。

2、大脑空间的信息循环

2.1 认知信息：自下而上或自上而下的流程

对于认知信息, 与经典通信系统相比, 信息含义 (质量, 语义) 是比信息量更重要的关键特征。在这里, 要了解大脑信息过程, 我们必须解决环境相关信息和目标相关信息。这意味着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信息流并存, 这样的流程会产生封闭的功能循环。同时, 反馈对于在不断发展的外部世界中的成功行为以及基于来自内在世界的线索生成新信息是必需的。

大脑不断寻找联系, 数据和模式中的意义, 我们正在尝试从所提供的信息量中做到这一点。我们还尝试将新信息与我们过去存储在我们头脑中的经验和知识联系起来。当找到对我们有意义的模式时, 我们会将其添加到我们的感知图中。如果它与我们已经存储在我们脑海中的知识联系在一起, 大脑就会学习。当我们能够建立这些联系时, 我们会从数据, 事实和事实所伴随的焦虑, 困惑或压力中得到缓解。如果我们无法将其与过去的经验联系起来, 我们会感到困惑, 不知所措。

感觉系统和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, 以便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, 仅包含感知 (物理) 信息, 这些信息可以在图像中发现并引出进行进一步处理。语义信息是感觉信息与人脑交互作用的结果, 人脑根据认知目标检测并解释图像。这涉及了量子测量的悖论 (例如, 参见[32])。在量子力学中, 测量具有违反直觉的特征。特别地, 在测量之前发现的量子系统的性质可能不存在。因此, 作为测量结果发现的性质, 即相互作用, 取决于研究者。

信息反馈对于意识至关重要。在最近的一篇论文中[36], 作者研究了健康和植物人大脑之间的差异, 并得出结论, 对交流的损害, 即对大脑内自上而下的连接的破坏, 是导致向无意识到植物性状态过渡的原因。当健康或有意识的大脑记录到意外的噪音时, 电信号就会从大脑的听觉中枢传递到额叶皮层, 并以长久的循环回传。然而, 在患者脑中, 回路被打乱了 (见图 4)。根据 Karl Friston 的理论, 额叶皮层学会了期望某些事物, 例如声音模式, 并将这些期望传达给大脑的其他部分。当这些期望没有达到时——例如语调改变——大脑必须解释意料外的

信息。这一结果强调了自上而下的投影在循环信息处理中的重要性，该信息处理涉及用于意识感知的高阶联想皮质[36]。

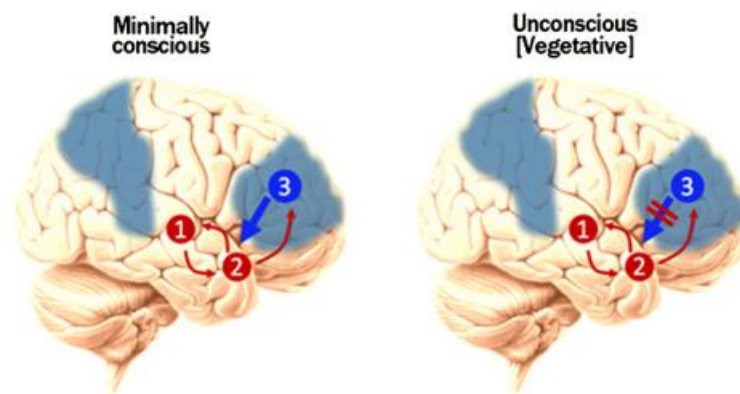


图 4.大脑中的信息流可能是植物人为何无法自行移动或说话的关键因素。信号可以进入额叶皮质（第 3 区）（被认为是大脑的决策中心），但那里的神经元无法向其发送信息（改编自[36]）。

2.2 功能相关的信息流

图 5 展示了 Cisek 称为“价格竞争假设”的信息流。这种一般的假设与动物在现实环境中所面对的两类信息处理类型之间的区别有关——决定做什么和如何做。Cisek[37]将这些问题称为行动选择（决策）和行动规范（运动计划）。对于视觉引导运动的特殊情况，动作规范（图 5，深蓝色线）可能涉及视觉流以及后顶叶和尾额叶皮质区域中相互分布和相互连接的区域网络[38]。这些电路执行将感官坐标中有关对象的信息转换为动作参数的转换。在此过程中，每个区域可以同时表示有关多个潜在动作的信息。由于通常无法同时执行多个动作，因此选项之间可能存在竞争，造成具有不同调整特性的单元之间相互抑制[39,40]。在多个大脑系统之间存在许多其他竞争的例子（例如，参见[41]）。

在认知神经科学中，大量的神经元群体如何编码和处理感觉信息是一个具有挑战性的问题[42]。在论文[43]中，作者提出了一种计算方法在系统级规模的神经过程集成中的新颖应用。他们研究的主要结果是感觉运动相互作用和形态可以诱导统计规律，并在感觉输入和神经控制结构内产生信息模式。他们使用非线性时间序列分析技术，研究了传感器，神经单元和效应器之间的信息流如何通过与环境相互作用而受到积极影响。这项研究是朝着统一神经和行为信息过程的显式定量框架发展的重要一步。

串行感觉处理信息流并行工作。例如，虽然信息以串行方式从初级（SI）到次级（SII）体感皮层，但已知两个区域都接收直接的丘脑皮层感觉输入。[44]中的作者研究了这种并行信息流的潜在作用。他们表明，人脑可以利用并行信息

输入来促进远距离皮层—皮层连接，从而加快处理速度并缩短反应时间。这种机制还可以允许非常早的自上而下的调制自下而上的感觉信息流。

与任务相关的有效大脑连接的机制是什么？最近几年讨论了几个有趣的假设。主要问题是快速的连接变化与解剖连接的缓慢变化不兼容。因此，可以像神经网络的协作动力学中的过渡一样实现这种变化。例如，在[45]中，作者分析了小型网络—相互作用的皮质区域的图案，首先将其建模为平均场速率单位，也将其建模为大量尖峰神经元。这些基序中的局部偶联主要是抑制性的，而长程偶联则纯粹是兴奋性的。所有相互作用都被延迟，结构网络完全对称。这样的图案会产生振荡模式，这种振荡模式会在区域排列时自发地破坏对称性，并且会产生对称性降低的多个替代有效网络，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。脑网络产生的节律性振荡可能是哺乳动物脑中大量区域间连通性动力学机制的关键组成部分。[47]中的作者表明，将几种收敛路径之一从异步状态切换到振荡状态可以准确地选择性传输人口编码信息。他们提出了一种用于神经电路中与任务有关的信号路由的机制，该机制利用了稀疏同步的网络振荡和前馈抑制进行的时间滤波。

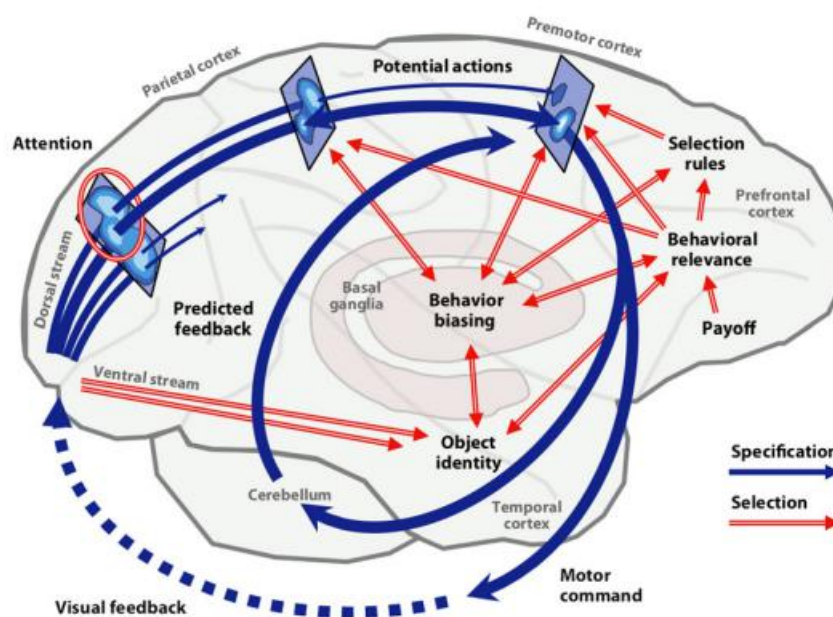


图5 显示了灵长类动物的大脑，强调了大脑皮层，小脑和基底神经节。深蓝色箭头表示动作指定的过程，该过程始于视觉皮层并向右穿过顶叶，并将视觉信息转换为潜在动作的表示。多边形代表这条路线上的三个神经种群。每个种群都被描绘为一个四边形，其中最亮的区域对应于已调整活动的峰值，这些竞争竞争进一步的处理。来自基底神经节和前额叶皮层区域的输入（这种行为收集了用于选择动作的信息）的偏向于竞争（红色双线箭头）。从[40]修改。

3、信息的及时演变：相空间中的流动

3.1 数学图案

稳定的异质通道是瞬态动力学的数学图像，并定义为一系列连续的亚稳态（鞍形）状态。可以将这些鞍形为永无止境的竞争中的连续和临时赢家（参见图6的右图）。

我们刚刚介绍的用于讨论相空间中信息流范式的数学图像不依赖于物理空间中神经集合的几何结构。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联系的许多动力学现象，包括信息的传递和产生。该范例称为无胜者竞争（WLC）。

竞争动力学的研究由来已久。优胜劣汰通常是与“竞争”一词相关的陈词滥调。但是，竞争不仅是确定赢家的一种手段，就像在具有吸引子动态的赢家通吃网络中一样。它也是自然界在神经元层次的所有级别使用的多功能仪器。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可变性和稳定性。非线性动力学理论提供了稳定瞬变的概念，该瞬变对噪声具有鲁棒性，但对外部信号敏感[48,31,49]。

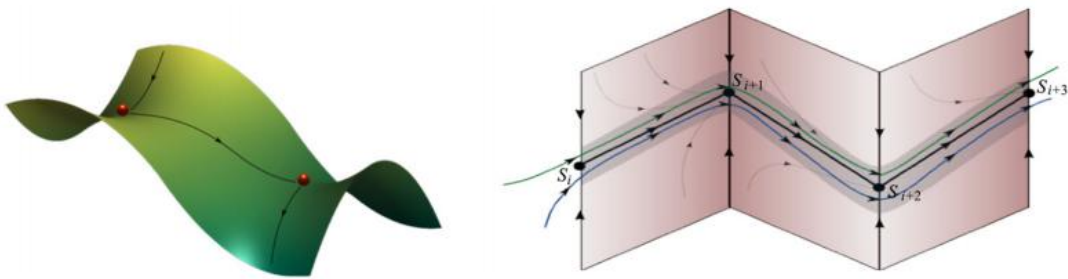


图6.简单异质链的表示（左）和稳健的亚稳态状态序列（右）。在动力学模型的相空间中，赢家（亚稳态）由鞍形固定点表示。基于这种隐喻，很容易看到两个鞍座可以通过不稳定的一维鞍座分离线连接起来（请参见左图）。这是最简单的异宿序列。在多维相空间（多种相互作用模式）中，存在多个连接鞍的异宿序列，并在较大的控制参数空间区域中形成稳定的异宿通道-稳定的异宿流（请参见右图）。

实际上，稳定的瞬变是在一系列由分相线连接的亚稳态附近形成的轨迹，如图6所示。在适当条件下，所有处于形成链的亚稳态附近的轨迹保持在附近，以确保在各种控制参数上的鲁棒性和可重复性。该附近地区称为稳定异临床通道（SHC）。SHC可能是满足竞争性世界中鲁棒性和敏感性动力学原理的唯一动力学对象。在过去的二十年中，已经做出了许多努力来解释基于突触延迟和复发性突触整合的吸引子网络产生序列[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环境中。

为了理解异宿通道的稳定性条件，我们必须考虑到鞍座附近的电相体积沿着稳定的分离层被压缩，而沿着不稳定的分离层被拉伸的情况。我们在第*i*个鞍点处将 Jacobian 的特征值排序为：

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

数 $v_i = -\text{Re } \lambda_2^{(i)} / \lambda_1^{(i)}$ 被称为鞍值。如果 $v_i > 1$ （压缩大于拉伸），则鞍形称为耗散鞍形。从直觉上很明显，如果异宿链中的所有鞍形都是耗散的，则轨迹不会离开异宿通道。对异宿通道的结构稳定性的严格分析支持了这种直觉[20]。

瞬态的时间特性与具有鞍集的动力系统的随机扰动的出口问题有关。鞍形固定点附近的局部稳定性分析可以估算系统在鞍形附近花费的特征时间，其中 $\tau(p) = 1 / \lambda_1^{(i)} \ln(1/|\eta|)$ ，其中 $\tau(p)$ 是平均通过时间， $|\eta|$ 是噪声水平， $\lambda_1^{(i)}$ 是对应于鞍座不稳定分离线的最大特征值。

为了完全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。这种动态物体在低维系统中很少见，而在复杂系统中则很常见。描述这些对象的简单模型是广义的 Lotka-Volterra 方程，该方程表示并预测了 $N \times M$ 交互神经元模式之间竞争的结果：

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

其中 $x_i^m \geq 0$ 表示 (i^m) 模式的瞬时振幅， τ_i 是时间常数， $\sigma_i^m \geq 0$ 是该模式的增长率，取决于外部刺激， $\rho_{ij}^m \geq 0$ 和 $\xi_{ij}^{mk} \geq 0$ 表示不对称的相互作用强度模式之间。在此， m, k 表示不同的大脑活动模式，而 i, j 表示同一模式内的不同模式。参数 ρ_{ij}^m 和 ξ_{ij}^{mk} 可以取决于刺激。对于单神经元模式，即 $M=1$ ，我们有传统的 Lotka - Volterra 模型。该模型的显著特征之一是在稳定的异宿通道的相空间中存在，对应于从一种亚稳态到另一种的稳定顺序切换[48,52,20,53]。

不对称的抑制性连接拓扑有助于解决明显的矛盾，即灵敏度和可靠性可以共存于网络中[54,55,20]。系统必须既对输入敏感，又对扰动和初始条件不敏感。为了解决这个矛盾，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，这是由于它们是由该刺激激活的神经元模式直接和/或间接输入的。外部输入和刺激相关的连接矩阵的共同作用定义了刺激特定的异质通道。此外，不对称抑制作用协调了模式的顺序活动，基本相体积沿序列的强烈压缩使异宿通道保持稳定。

3.2 信息流容量

当我们尝试从信息处理的角度了解大脑活动时，我们面临两个基本问题：(i) 我们必须在哪个空间考虑这种处理？(ii) 它与传统的概率信息描述有何关系？大脑的层次结构[56]，即从感知水平到复杂的子核心和皮质结构，都支持对其信息流也进行层次化组织的想法。实际上，关于感觉信息的一种定向流（通过预备处理中心传递到皮层决策中心和行为生成）的流行观点确实很有吸引力。但是，现实更具挑战性。正如我们已经讨论的那样，大脑的特征在于大量的信息反馈。

这是一种控制感觉输入的机制：通过集中注意力，大脑选择对于执行认知功能以在不断变化的环境中生存至关重要的感觉信息。然而，大脑信息流的分层组织的想法非常实用且很有前途[57]，尤其是当我们谈论它们的时间特征时。

关于第二个问题，信息（内容和含义）在认知过程中的功能作用无法用传统的统计方法直接测量。尽管 Shannon 信息[58]在神经科学中做出了许多有价值的贡献并且具有许多非常重要的用途，但是以某种方式限制了评估信息的几种功能特性，尤其是信息传输和创建过程的稳定性。因为例如电机程序或语音的生成需要一系列信号，所以信息流必须按照必须保持的特定时间顺序进行组织。实际上，这种想法可以追溯到 Wiener，他认识到时间顺序在因果关系推断中的重要性[59]。Granger 根据时间序列的自回归模型形式化了 Wiener 的想法[60]。但是，我们不能直接使用这种想法，因为我们首先需要找到一种用于信息流动力学定量分析的工具。

现在让我们提供一个定义：我们将认知（心理）信息流称为特定项目序列。请注意，它不是许多项目或事件，而是按时间顺序排列的特定项目之间的特定关系。与传统观点相反，为了及时了解信息的演化，我们建议考虑在相应动力学模型的相空间中的信息流，以替代大脑的物理空间。换句话说，信息流是沿着亚稳态链的流。链的末端是对应于最终或间歇决策或动作的状态。这种信息序列的至关重要的特征之一是其回忆的稳定性，这保证了顺序信息（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，并且是解决与克服不确定性和产生决策相关的若干问题（新信息）的基础。对于认知处理，相空间中的流（信息的时空表示）是提供处理连续性的自然方法。相空间中信息流的定量描述可以通过计算沿相邻鞍之间的异质通道的互信息序列来完成。沿着异宿通道的信息流的另一个定量特征是信息流容量（CIF）沿着异宿通道的信息流变化为：

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

$$\Delta C_{IF}(l) = J_1 + \sum_{j=1}^{J_1} \frac{\text{Re } \lambda_j^l}{|\lambda_{j+1}^l|} \quad (4)$$

这里 l 是沿着通道的亚稳态（saddle）的索引， L 是系统在时间 t_L 之前经过的鞍的数量， λ_j^l 是 l 鞍的雅可比行列式的特征值，并且整数 J 满足以下条件（ $\text{Re } \lambda_1 > \dots \geq \text{Re } \lambda_m > 0 > \text{Re } \lambda_{m+1} \geq \dots \geq \text{Re } \lambda_n$ ）：

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

换句话说，它是特征值的数量，在该数量下，实部上的累加总和变为负数。如果沿着斜面通道的所有鞍的不稳定分离都是一维的，则 $J_1=1$ ，则我们有：

$$C_{IF}(L) = \sum_l^L \left(1 + \frac{1}{v_l}\right) \quad (6)$$

在这种情况下，正特征值和负特征值之间的比率等于度数为 1 的鞍形值 v_1 （为获得通道稳定性，所有鞍形值的乘积必须大于 1）。

简而言之，当系统穿越其稳定的异质通道时，信息流容量报告了通过轨迹的受约束的指数散度生成信息的平均能力。这反映在以下事实上：它累积了正特征值的数量和相对大小，这些特征值报告了由于不稳定流动而导致的轨迹分散。

3.3 信息绑定快速识别

多传感器的集成通常被称为自动过程。最近的发现表明，多感觉整合可以发生在刺激过程的各个阶段，这些阶段与注意力有关，并可以通过注意力进行调节。交叉模式相互作用引起的刺激驱动的，自下而上的机制可以自动引起对多感官事件的关注，尤其是当关注其他地方的竞争相对较低时。相反，自上而下的注意可以促进多感官输入的集成，并导致在各种感官方式之间的注意力分散。这些发现表明，注意力和多感觉整合之间的联系比以前认为的更为密切和多方面[61]。

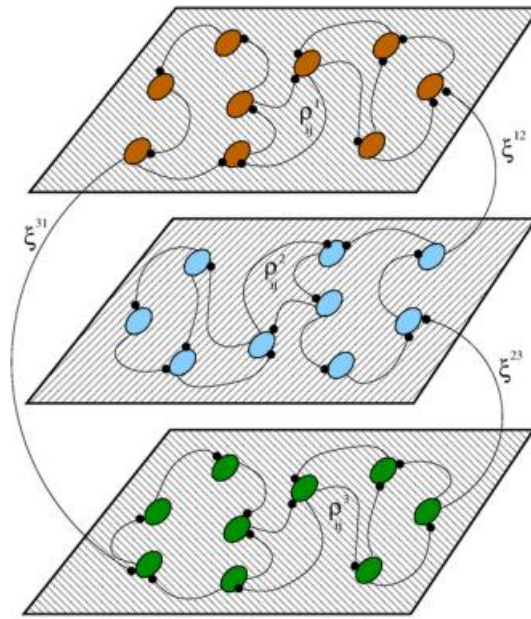


图 7 对应于三种模式的模式的 WLC 网络之间的交互的示意图。这种网络的动力学由模型 (2) 描述。

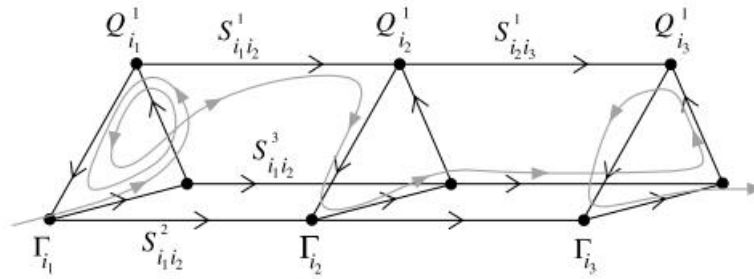


图 8.多峰异质性序列和对应于结合活性的轨迹的图示。鞍形用字母 Q 表示，不稳定的分离线用字母 S 表示，稳定的等斜线轮廓用字母 Γ 表示（有关详细信息，请参见[63]）。

让我们说明 CIF 对大脑中信息流的定量描述的有用性。我们将以一个异质结合问题为例进行说明。来自不同动物感觉系统不同区域的多电极记录表明，处理的第一级上的感觉信息被神经网络编码为时空模式，该神经网络实现了不同动态模式（变量）的 WLC 交互作用[18,62]。在相空间中，这种动力学由异质通道表示。受神经系统中观察到的多感觉动力学的影响，[63]中的作者建立了一个模型，该模型描述了一个杂合通道网络，该网络结合了代表不同模态的信息（结合动力学）。该模型由等式描述（2）且 $M>1$ （参见图 7）。

我们的兴趣旨在根据相空间中的亚稳态状态序列来描述与绑定问题相关的神经动力学。我们必须提醒，由 i 索引的每个亚稳态都在神经元空间中由一组参与给定脑模式的兴奋神经元组成。我们将第 i 个模式表示为 $x_i(t)U_i(k)$ ，其中 $U_i(k)$ 是第 i 个集合中第 k 个成员的时间在时间上平均的归一化活动比率， $x_i(t)$ 表示第 i 个模式的活动级别。这样的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 节中讨论的那样， x_i 轴上的亚稳态常数 x_i 是鞍。我们假设不同模态之间的相互作用很弱。通过仅保留最简单的非线性，我们可以提出动力学形式的异质结合的现象学模型方程，特别是广义 Lotka—Volterra 模型（2）。

[63]中关于该模型的理论 and 计算分析的主要结果可总结为：(i) 对于模型（1）相空间中的各种控制参数，即激发和抑制水平，存在存在一个作者将异质通道网络命名的对象（请参见图 6），该动态对象附近/内部的轨迹代表了不同形式的集成（绑定）信息流（请参见图 8）；(ii) 这些多模态轨迹的时间序列和频谱展示了新的特征-相互调制（参见图 9）和不同模态的正则化，以及相应地，新的分量出现在活动的功率谱中。模型显示的这些属性可能是多模态信息处理下一步的关键功能，例如对象识别，语音生成等。

实际上，异质结合是感知时空模式瞬时自组织的一种方式。关于通过这种模式编码的可识别图像的信息可以被转移到用于下一处理阶段的认知和行为模式。我们建议可以通过功能磁共振成像数据对这种现象进行实验分析（参见修订版 [64]）。

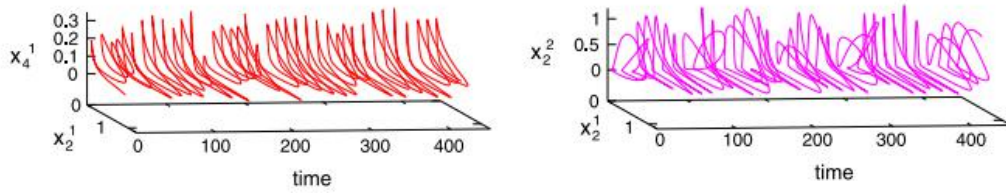


图 9 由于使用三个 6-模式网络构建的三个耦合模态的异质结合，导致相互调制。通过 x_{21} 和 x_{41} 的联合时间演变（模态 1 中模式 2 和 4 的振幅，左图）和 x_{21} 和 x_{22} 的联合时间演变（两种模态中相应的模式振幅，右图）来说明调制。改编自[63]。

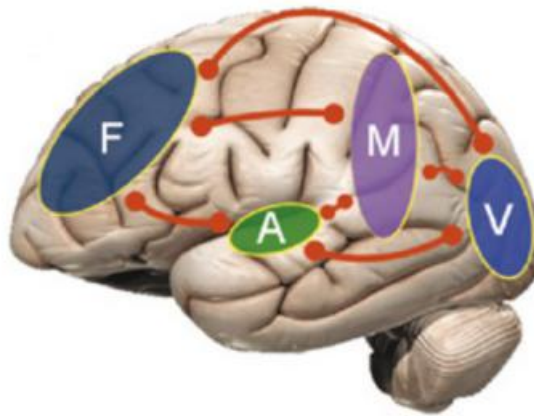


图 10 神经同步假设：在复杂环境中的感官信息处理中，多感官相互作用可能会合并为涉及额叶皮层，颞顶区域以及单峰皮层的统一模式：A 是听觉皮层；V 是视觉皮层；M 是高阶多感官区域；F 是前额叶皮层（改编自[68]）。

如图 8 所示，沿着绑定的异宿网络的每个鞍具有两个不稳定的分离线。这意味着全部为 $J_1=2$ 。因此，上述 $C_{IF}(L)$ 估计告诉我们，绑定通道的流量至少是三个独立通道的流量的两倍。我们可以按以下方式解释此结果。信息流能力表征了异诊渠道网络中轨迹的复杂程度。可以说，这种复杂性提供了更快的速度-沿着通道的步骤更少-以及关于主题的更详细的信息编码。实验结果支持了这种观点 [44]。

重要的是，关于自然物体的冗余信息是通过不同的传感方式提供给大脑的。例如，声音和面部都提供有关语音内容，年龄和性别的信息。归功于这种冗余，多模态识别才能快速，可靠和自动地运行[65]。

从理论上讲，将函数 C_{IF} 与 Shannon 信息和混沌集的容量维联系起来很重要（例如，参见[66]）。但是，必须要采取两个主要步骤，以在异宿通道的瞬变轨迹描述与混沌吸引子上的渐近动力学之间架起一座桥梁：（i）必须引入一种特定的度量（非不变），并且（ii）考虑不是连续流而是考虑映射。

在结束本小节之前，我们必须强调连贯现象可以在感觉信息的合作中发挥重要作用，我们在这里没有考虑。二十多年前，人们就结合问题提出了一个非常有吸引力的神经同步假说[67]。最近有支持该假说的结果，但仍需要进一步的实验检验[68]（见图 10）。

3.4 信息流量稳定性——工作内存容量

我们上面讨论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解决和预测大脑活动的多个动力学方面。尤其是，我们可以计算出典型的异宿通道有多长，即顺序切换可以有多少步。让我们在这里考虑一个示例，该示例说明如何使用这种方法来查找工作内存容量有限的来源[69]。

工作记忆（WM）是一种能够暂时记住和操纵与给定信息处理或动作（例如思考，计划或产生动作输出）有关的多个项目的能力。涉及 WM 的任务例如，记住我们最近在演讲中听到的一系列陈述或按照指示前往未知地点。作为顺序活动，语言也基于 WM。但是，WM 的能力是有限的，这就是为什么用隐喻术语“黑板”来形容 WM 的原因之一。

顺序仓库管理的能力定义为仓库管理任务后可以正确召回的项目数量，并且在不同的个人中有所不同，具体取决于年龄和健康状况。许多研究已导致一个普遍接受的观点，即健康受试者的有效能力介于三至七个项目之间[70-73]。此限制与 WM 一起创造了神奇数字 7 [74]一词。实际上，这个数字并不是严格意义上的七个，而是 3 到 7 之间的数字，具体取决于主题。

与 WM 活动有关的信息处理可以在抽象空间（实现工作记忆的网络的相空间）中表示为连续的液相流：以时空方式编码的输入信息以特定时空激发特定网络。功能性回响循环，将对应的信息项维持有限的时间（基于瞬态吸引子）。物品网络相互抑制互连，并建立了一个宏观网络，该网络保留了物品的整个序列。此宏网络的协作动态可以基于 WLC 原理，并确保按正确的顺序调用顺序项。因此，实际上，可以将这三个过程（存储，维护和检索顺序信息）视为分层组织的功能神经网络的连续瞬态动态活动[49]。在基于回波状态网络的另一模型中也已经讨论了这种观点[75]。

如许多实验所示（请参阅评论[76]），功能抑制反映在 8-13 Hz（ α 节律）频带的大脑振荡活动中。 α 活性可以通过减少给定网络的活性来促进顺序抑制。WM 有多种模型，其基于以下想法：参与的分布式网络中 WM 信息处理的所有步骤均通过伽马波段（30 - 80 Hz）中的神经元同步并伴随 theta（5 - 8 Hz）或 alpha 来反映乐队[77 - 80]。合理地假设，这种同步导致快速的单项处理与缓慢的顺序项交互之间的时间协调。可以期望，这种协调支持信息处理的鲁棒性，并有

助于更大的 WM 能力[81]。现在我们表明，在我们的模型中，连续的仓库管理能力受到检索过程稳定性条件的限制[69]。

我们想在此讨论的顺序 WM 的动力学模型是基于信息项之间的 WLC [69]。这些项在相空间中由鞍形固定点表示，在稳定的异宿度通道（SHC）中由轨迹表示助记符[20,31]。与吸引子动力学相反，瞬态本身反映了顺序记忆。在某些简化的假设下，当通过抑制耦合神经元簇实现时，可以在此顺序 WM 模型中存储的项目数有一个上限。此类信息项的动态性可以通过广义的 Lotka-Volterra 模型(2)来描述。在单组合模式下，即 M_1 ，我们有传统的 Lotka-Volterra 模型。该模型的显著特征之一是在稳定的异宿通道的相空间中存在（对于广泛的控制参数而言），对应于从一种亚稳态到另一种稳态的稳健顺序切换[82,52,20]。

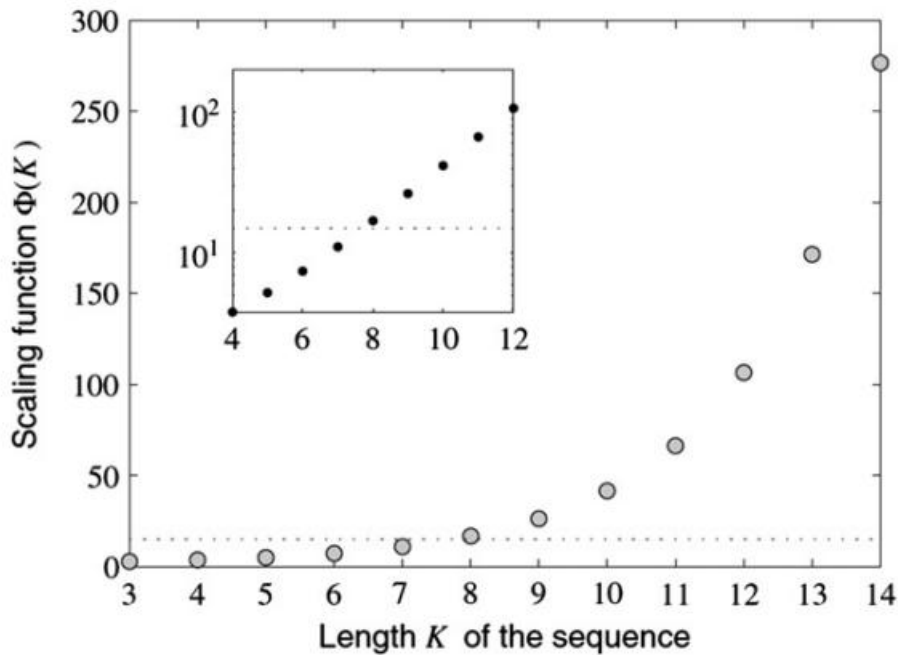


图 11 顺序存储容量对网络抑制的归一化水平的依赖关系 $\Phi(K) = \rho_{ij} / \rho_{ii}$ [69]。

[69]的作者假设相对连接强度是从均匀分布中采样的，并且不能超过一个数量级。他们发现项目数量的界限大约为 7。这是很了不起的，因为模型动力学表现出与连续 WM 容量完全相同的固有界限。我们简要解释这个结果。顺序 WM 动力学分为两个阶段：感官信息的存储和检索。存储意味着通过感官输入和 WM 的内容在相应动力学系统的相空间中启动特定模式。基于以下假设：不同信息项之间的 WLC 是顺序 WM 中正确检索的主要机制，[52]中的作者分析了顺序切换的结构稳定性，即信息项序列的正确可再现性（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，而关键点在于，抑制级别随 WM 容量呈指数增长。如果我们假设外部抑制水平与自我抑制水平 ρ_{ij} / ρ_{ii} 约为 20（从神经生物学的角度来看足够大），则根据指数定律，成功召回的信

息项的数量必须为介于七到八之间（见图 11）。最近，功能磁共振成像（fMRI）研究[70]提供了实验证据，证明视觉 WM 的容量限制取决于抑制水平。

WM 的容量取决于环境信息和内存信息。在我们的案例中，这通过主题和外部信息相关的参数（即表示横向抑制的连接强度）反映在该模式的体系结构中。特别是，必须强调对个人的依赖性，因为它会调节外部信息实际如何更改参数本身。例如，认知控制在个人对痛苦刺激的感知中发挥作用，因为它决定了外部信息如何转换为功能网络。因此，个人特质可以调节主观体验，从而导致相同外部信息的主题依赖体验。如果我们假设疼痛程度与抑制程度之间存在关系，则建议的模型可用于预测存在疼痛时工作记忆能力的依赖性[49]。

通过绑定 WM，容量可以更高。因此，工作内存容量取决于环境信息，内存信息和多传感器绑定。

3.5 信息流量不稳定——精神障碍的动态起因

人脑形成特定的相互连接的大脑区域的功能相关网络，这些网络共同负责人的认知和情感活动。表征此类网络动态的信息流的不稳定性反映在非正常行为中，或者在临床情况下在精神疾病中也是如此。在这里，我们提供与强迫症（OCD）和躁郁症（BD）有关的这种不稳定性的两个例子。

强迫症是一种焦虑症，使人们陷入无休止的重复性感觉，不想要的思想和不想要的重复行为的循环中，患者意识到这是不希望的，但却无法抵抗——强迫性行为。执行强迫症的强迫性行为是为了防止强迫观念或使强迫观念消失。尽管强迫性行为可能使焦虑症暂时消失，但是当强迫观念返回时，人必须再次执行强迫性行为。患有强迫症的人可能意识到他们的强迫是毫无道理的或不切实际的，但他们无法阻止自己。图 12 表示了相异信息流在相空间中的相互关系，这些信息流与表征 OCD 的认知和情绪活动相对应。流程（A）描述了用铅笔书写的正常行为的四个步骤（易变状态，用绿球表示）（即，拿起铅笔，将其携带到纸上，将其放在纸上等）。最终以红球表示的活动完成。但是，对于患有强迫症的人，在第四步，该人可能突然意识到钢笔已被污染并中断行为以洗手（SHCR——强迫性行为 - 包括五个额外的步骤，例如拾起笔芯，使用肥皂，打开水等）。对于强迫症，在 R 完成时，行为可能不会返回到原始状态 A，而是可能会进入其他几种可能的流程，分别代表由情境的情感认知评估所决定的损害程度。例如，在情况（B）中，该人可以拿起铅笔，并且在第二步中意识到铅笔仍然很脏，然后回到清洗过程（流程 R）。在流程（C）的示例中，该人可能已触摸笔并立即返回到流程 R。流程（D）表示一种状态，在这种状态下，患有强迫症的人一旦被触发症状，便会停留，而不会回到受污染的铅笔上，直到资源耗尽或其他一些因素发挥作用。

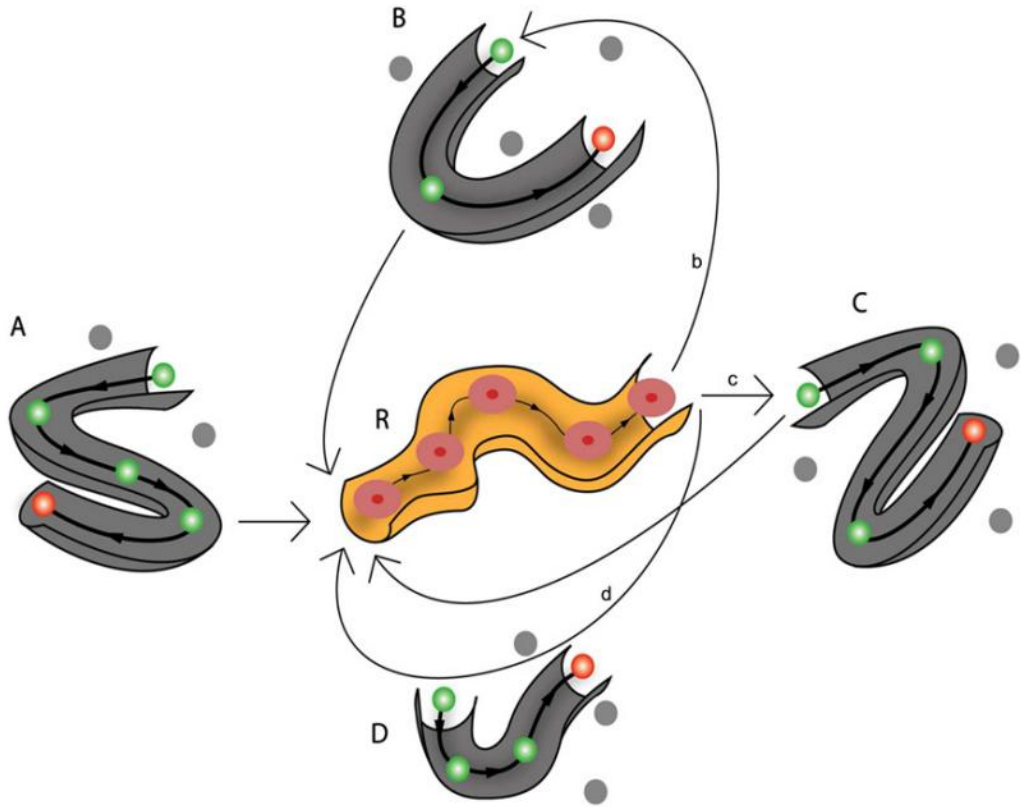


图 12 不同信息流在相空间中的相互关系，对应于 OCD 的认知和情绪活动。灰球表示认知-情感相空间中未活跃的亚稳态。参见正文中的描述（改编自[83]）。

上面以动力学方程式表示的数学模型代表了不同的认知和情绪模式的相互作用，可以描述其他焦虑症，例如恐慌症或双相情感障碍[83]。要了解在一般模型的框架内导致躁郁症的不稳定性，我们必须指定竞争性心理模式。这可以通过采用代表特定认知活动的几种不同模式来完成，例如，决策，利用短期记忆和注意力。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）。正常受试者和双相情感障碍患者将表现出不同类型的行为，即，不同的动力学被投影到由分叉边界分隔的参数空间的不同区域。通过这种边界的过渡转化为新的不稳定和新的动态的出现。具有六种模式的通用模型的计算机建模表明，D 和 E 之间存在随机顺序的混沌顺序切换。这对应于躁郁症的表现动力学。这种动力学的数学图像是一个奇怪的吸引子，相应的时间序列如下：NDNN ENDDNEENDNENNDNNE。最近在[84]中报道了类似的数据，其中涉及了躁狂和抑郁发作的双相情感障碍的情绪转换动力学（见图 13）。

4、大脑之间的信息流

4.1 讲者与听者的信息流：信息单元的顺序

在这里，我们要基于动态观点，考虑语言从一个大脑到另一个大脑的信息传递问题，即说话者和听众的问题。众所周知，在现实世界中，语言所包含的信息不仅仅是形式上的信息，例如有关说话者的信息，例如有关其社交背景，情绪状态以及总体上其认知特征的信息（见[85]）。为了以动态的方式表示说话者听者问题，我们必须引入不一定与单词相符的信息项。

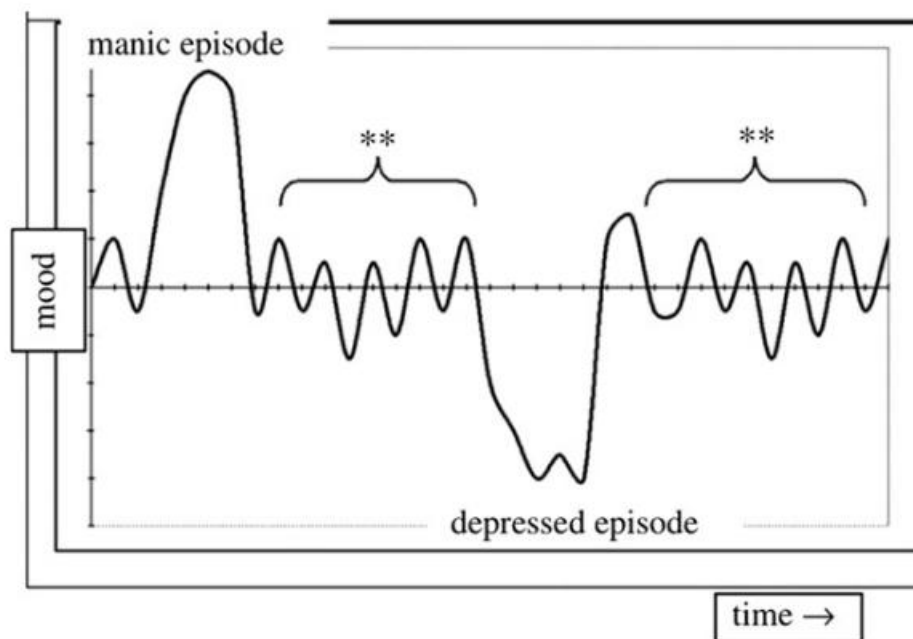


图 13 躁郁症的情绪模式示意图：躁郁症不仅仅表现为躁狂发作和情绪低落以及正常时期的发作。而是，持续的发作间情绪不稳也是该疾病的临床普遍现象，但知之甚少。情绪不稳定的开始以双星号标记（改编自[84]）。

语言是分层组织的[86]。单词本身就是音节的集合，它们构成了句子，这些句子又构成了段落或其他较大的信息集合。在此层次结构中，顺序排序起着重要作用，因为它是语义和句法结构的重要组成部分。与其说是词语，不如说是“信息单位”。这些信息单位的顺序构成一个信息句子，即消息的最短形式。消息通常由几个这样的句子组成。这些信息单位（我们也将它们称为“语言模式”）如何解释？在我们的上下文中，它们可以看作是携带语义信息的实体，例如“红苹果”或“表”之类的东西，以及它们在“上”的关系，可以关联两个或多个对象。这些组合的信息单元给信息句子“桌子上的红苹果”。尽管组合信息的中间级别以自然语言（例如，“块”，短语，相对从句）出现，但我们希望在此处将自身限制为两个级别层次结构，一个描述信息单位，第二个描述信息句子，作为信息单位序列。

假设讲话者想传达信息。然后，他必须将消息分解为信息句子，这些信息句子本身由信息单元组成。向听众说出一系列信息单元，作为一系列语音单词。收

听者现在必须解释该语音单词序列以提取消息。他的大脑必须能够解释（取决于语言的）语音单词，以恢复信息单元，同时进行在线集成以重建信息语句，最后是消息本身（参见图 14）。因此，动力学模型可以由两个单向耦合的动力学系统组成，一个用于发声，一个用于聆听。这些系统中的每一个都由耦合的动力学系统组成，这些动力学系统具有不同的时间尺度，代表了层次结构中的不同层次。信息单元和信息语句由系统的相空间中对应于层次结构级别的鞍集表示。顺序排序形式的时间关系可以实现为这些鞍集（SHC）之间的异质连接。通过层次结构，信息单元的序列将由一条信息语句来标识。

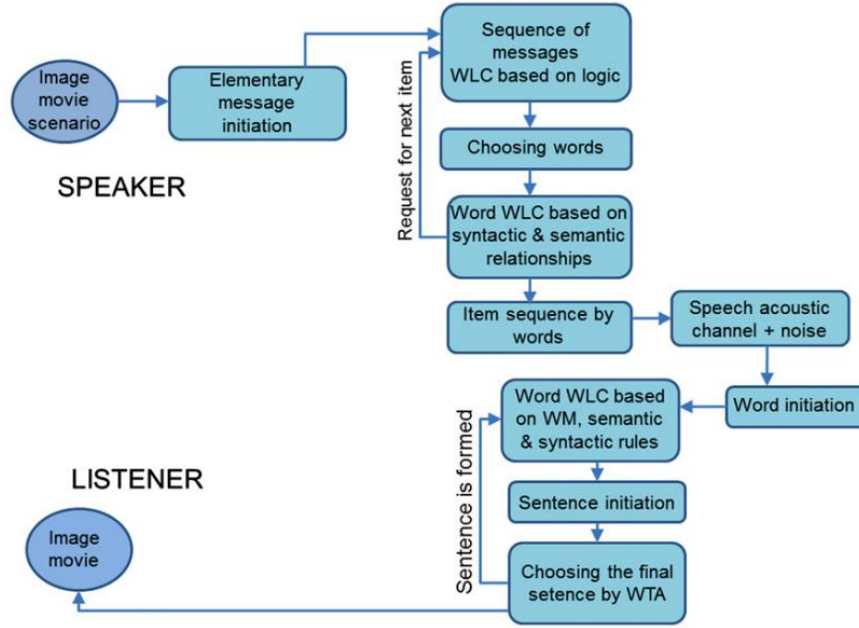


图 14 消息传递示意图。为了简单起见，在这里我们将信息单位命名为单词。

我们正在寻找的动力系统可以通过以下一组微分方程来描述。令 Q 表示要发送的消息。我们将 R 称为发言人信息单元的活动，将 V 称为信息句子的活动。演讲者的动态如下：

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

$$\tau_V \frac{dV_i}{dt} = V_i \left(\gamma_i(R) - \sum_{k=0}^N \delta_{ik}(R) V_k \right) \quad (8)$$

其中 $j = 1, \dots, M$ 和 $i = 1, \dots, N$ 。下面将描述参数对动态变量的依赖性。由于 \tilde{V} 是说话者说出的失真的单词序列，听众的动态描述为

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

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

其中 $i=1, \dots, N$ 和 $j=1, \dots, M$ 。相应地， W 和 S 代表听众信息单元和句子的活动。用小写希腊字母表示的所有参数均具有正数，实数值，并且 $\tau_V < \tau_R, \tau_W < \tau_S$ 表示时标。

演讲者的动态与[87]中提出的分层耦合的异质通道的概念密切相关（见图14）。当说话者启动消息的转换时，信息句子的形成对应于说话者动力系统最顶层稳定的异宿通道的形成。由于通道的性质，动力学将遵循异宿序列，从而导致与信息语句相对应的节点的顺序活动。当信息语句处于活动状态时，它在较低级别上施加稳定的异质序列，该序列对应于信息单元的时间顺序序列。结果是一系列信息单元序列，以特定语言的语音单词序列形式向听众说出。重要的是要强调信息单元序列和语言中的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上，逻辑上合理的序列，而语音单词序列是语法上的句子用一种语言。此外，信息单元序列中的某些信息不一定包含在语音单词序列中，而是可能导致韵律发生变化，例如，不同的重音模式或其他携带语义信息的机制。

发出的单词将通过嘈杂的频道到达听众。收听者必须使用他自己的信息单元和句子词典来恢复消息。注意，这样的词典是不同的，并且是对语音单词词典的补充。我们建议这种重建的机制是非自主动力系统中的竞争性相互作用，该系统由说话者提供的输入来驱动。这与之前提出的概率模型相反，在这里强调动态方法与传统的结构化概率方法在语义认知上的主要区别非常重要（例如，参见[88]）。倾听器的任务不仅是区分预定义的结构，而且理想情况下，学习还应该能够通过动态过程添加新的，以前未知的项。演讲者信息单位的输入将激活听众信息单位的子集，即相似的单位。然后，信息句子的结果序列对应于倾听器收到的消息。

让我们通过一个例子来说明上面的内容。想象一下，我们想把童话“三只小猪”[89]告诉他人。讲故事的第一步是将其排序为句子，例如：

三只小猪建造了新房子。第一头猪用稻草盖房子。第二头猪用木头筑房子。第三只猪用砖头盖了房子。

狼气呼呼地吹着，把草房炸了下来。狼气喘吁吁地吹着，把木头房子炸了下来。

狼气呼呼地吹着，但无法炸毁第三所房子。狼跑到树林里，再也没有回来。

这些句子中的每一个现在都包含各种信息单元。例如，第二句话包含第一个猪，房子和稻草的项目，而构建的动词将这三个项目联系起来。请注意，信息单位很难定义，我们在此示例中的建议取决于直觉。排序过程的结果是一系列信息单元序列。重要的是要注意我们上面讨论的消息传递模型与工作记忆之间的相似性。实际上，工作记忆在语言处理中起着关键作用，这已为人们所接受。对于我

们的模型，工作记忆可以看作是关键要素。一个信息性句子在单词级别上施加了稳定的异质通道。这可以解释为一系列加载到工作存储器中的项目。相应地，消息本身就是这样的一系列信息语句，它们在工作内存中处于活动状态。对工作内存中可以保留的项目数量的限制，这是由于存在稳定的异质通道的条件所致，现在，这对应于消息在我们的语言模型中可以包含的信息单位数量的限制。换句话说，我们的模型预测了讲话者将一条消息分解成的信息单元和信息句子的最大数量。

对于听众的动态而言，这种情况更加微妙。如果我们假设说话者的输入不仅激活了相应的信息单元和句子，而且还导致了听者动力系统相空间中主动形成稳定的异宿序列，那么工作记忆的结果也将延续到收听者的动态。实际上，这样的假设不是不合理的，因为如果不建立相空间中的这种结构，则将不可能调用刚刚处理过的信息。但是，能够回忆起应该是理解消息的特征之一。

由有限的工作存储器容量引起的信息单位的限制是对信息抽象表示的限制。在自然语言处理的背景下，如何量化这种限制？认为这样的限制将仅转换为句子中单词数量的限制是错误的，因为单词和信息单元通常不处于直接对应的一对一关系中。如果对每个信息单元的平均单词数进行了（取决于语言的）估计，则根据语言，这将导致单词数的平均限制。因此，我们必须解决的问题更笼统：如何量化自然语言的句子中存在的信息单元的数量？语义复杂性度量[90]可以提供一种度量自然语言中存在的信息量的方法。此外，还有一些通过认知负荷理论将语言和工作记忆联系起来的方法[91]，这些方法主要用于教学目的。基于这一理论，对最佳可理解句子的长度范围进行了研究[92]。

我们提出的模型引起了其他数学挑战。仅当存在单向耦合时，工作记忆对发声器施加的限制才会延续。对于听众来说，反馈连接可以带来期望的预期功能，但说话者的动态反馈也可以适应不同长度的句子。然而，对反复相互作用的异质动力学的研究仍然很少。此外，在听者动力系统的相空间中产生依赖于输入的异质通道的学习规则尚未制定，这是该理论及其理论发展的必要条件。

4.2 大脑之间的信息交换——大脑同步

当人们互动时，情感信息在他们的大脑之间传递。每个人都可以回想起当我们看到另一个接受痛苦刺激的人的脸时的痛苦。Anders 等人已经研究了情感信息从大脑到大脑的传递动力学[93]。他们使用基于信息的功能磁共振成像 (fMRI) 来研究情感分子在正在进行面部情感交流的发送者和感知者之间的情感信息流。已经发现发送者的影响，可以根据发送者大脑中同一网络中的神经活动来成功预测感知者大脑的分布式网络中的神经活动水平。他们还研究了信息交换的顺序动力学——来自发送者大脑的早期信息是否在感知者的大脑中较早编码，而来自发

送者大脑的晚期信息是否在感知者的大脑中较晚编码。数据表明，特定情感信息以非常相似的方式编码在进行面部表情交流的发送者和感知者的大脑中。信息先后从发送者的大脑转移到感知者的大脑，最终导致了所谓的情感共享空间[94]。

最近研究了有趣的大脑互动现象——大脑同步。假设有两个参与者共同从事社会工作，并且两个人都持续活跃。他们每个人都在响应伙伴不断变化的行为来修改自己的行为。这种持续的相互适应导致了两个成员共同参与的同步。参与者的活动如何构成这个过程的基础？Dumas 等人正在尝试使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]。在社交互动过程中，两个大脑之间会出现多大程度的振荡同步，这在很大程度上尚不清楚。作者发现，交互同步的状态与右心顶壁区域之间的 α 波段中的大脑间同步网络的出现相关。这些区域在社会互动中起关键作用——它们对称地充当了个体大脑网络中的关键功能枢纽。另外，神经同步在较高的频带中变得不对称，这可能反映了模型和模仿者在进行中的相互作用中自上而下的调制。

5、讨论

现代认知科学将人和动物的认知活动描述为针对于目标的信息动态，是从大脑，身体以及物质和社会环境的相互作用中产生的。因此，功能性自上而下的反馈会诱发感觉单元和行为单元之间的大脑信息流动。对大脑（物理）空间中这种信息流的分析对于理解大脑单元的相互作用非常有建设性，并有助于阐明各种子系统在正常和病理情况下对行为生成的特定作用[43,96]。

但是，人脑通过高度互连的功能网络进行操作，这些功能网络的活动时间在不断变化，可以表示为全局模式交互作用[97-99]。为了理解全局信息流的动态，我们在这里介绍了动态系统相空间中的信息流概念，该信息描述了全局模式交互及其随时间的演变。这种方法为调查关键的认知问题提供了独特的可能性，这些认知问题包括认知信息流的稳定性（鲁棒性）和相关不稳定性的解释。我们认为，可以通过不同种类的认知信息流不稳定性来描述不同的精神疾病[83]。例如，混沌的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，我们提供了一个解释，说明为什么工作内存（短时内存）容量不能大于 5 ± 2 个信息项。我们还讨论了理论结果，这些结果表明，如果系统能够在感知级别上集成有关不同特征（绑定过程）的信息，则基于多模式感官信息的对象识别可以快几倍。

最后，我们希望强调希望很快解决的关键问题之一：建立可以直接从实验数据描述大脑中全局信息流的动力学模型。多电极记录和高分辨率神经影像技术会生成多元数据，这些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性是一个挑战,可以通过我们在本文中介绍的方法来解决。

6、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, synapses, 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.
- [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.
- [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
- [30] Rabinovich M, Volkovskii A, Lecanda P, Huerta R, Abarbanel HD, Laurent G. Dynamical encoding by networks of competing neuron groups: winnerless competition. *Phys Rev Lett* 2001;87(6):68102.

- [31] Rabinovich M, Huerta R, Laurent G. Neuroscience. Transient dynamics for neural processing. *Science* 2008;321(5885):48–50. doi:10.1126/science.1155564.
- [32] Braginsky V, Khalili F. Quantum measurement. Cambridge University Press; 1992.
- [33] Chaitin G. Information, randomness and incompleteness. World Scientific; 1987.
- [34] Chaitin G. Meta-Math! The quest for omega. New York: Pantheon Books; 2005.
- [35] Diamant E. Modeling visual information processing in brain: a computer vision point of view and approach. In: LNCS, vol. 4729. 2007. p. 6271.
- [36] Boly M, Garrido MI, Gosseries O, Bruno M-A, Boveroux P, Schnakers C, et al. Preserved feedforward but impaired top-down processes in the vegetative state. *Science* 2011;332(6031):858–62. doi:10.1126/science.1202043.
- [37] Cisek P. Neurobiology: the currency of guessing. *Nature* 2007;447(7148):1061–2. doi:10.1038/4471061a.
- [38] Andersen RA, Buneo CA. Sensorimotor integration in posterior parietal cortex. *Adv Neurol* 2003;93:159–77.
- [39] Cisek P. Integrated neural processes for defining potential actions and deciding between them: a computational model. *J Neurosci* 2006;26(38):9761–70. doi:10.1523/JNEUROSCI.5605-05.2006.
- [40] Cisek P, Kalaska JF. Neural mechanisms for interacting with a world full of action choices. *Annu Rev Neurosci* 2010;33:269–98. doi:10.1146/annurev.neuro.051508.135409.
- [41] Daw ND, Niv Y, Dayan P. Uncertainty-based competition between prefrontal and dorsolateral striatal systems for behavioral control. *Nat Neurosci* 2005;8(12):1704–11. doi:10.1038/nn1560.
- [42] Tiesinga PH, Sejnowski TJ. Mechanisms for phase shifting in cortical networks and their role in communication through coherence. *Front Hum Neurosci* 2010;4:196. doi:10.3389/fnhum.2010.00196.
- [43] Lungarella M, Sporns O. Mapping information flow in sensorimotor networks. *PLoS Comput Biol* 2006;2(10):e144. doi:10.1371/journal.pcbi.0020144.
- [44] Raji T, Karhu J, Kici D, Lioumis P, Julkunen P, Lin F-H, et al. Parallel input makes the brain run faster. *Neuroimage* 2008;40(4):1792–7. doi:10.1016/j.neuroimage.2008.01.055.
- [45] Witt DBDA, Geisel T, Wolf F. Dynamic transitions in the effective connectivity of interacting cortical areas. In: FENS Abstr., vol. 5, 130.4, 2010.
- [46] Hirabayashi T, Takeuchi D, Tamura K, Miyashita Y. Triphasic dynamics of stimulus-dependent information flow between single neurons in macaque inferior temporal cortex. *J Neurosci* 2010;30(31):10407–21. doi:10.1523/JNEUROSCI.0135-10.2010.

- [47] Akam T, Kullmann DM. Oscillations and filtering networks support flexible routing of information. *Neuron* 2010;67(2):308–20. doi:10.1016/j.neuron.2010.06.019.
- [48] Afromovich VS, Zhigulin VP, Rabinovich MI. On the origin of reproducible sequential activity in neural circuits. *Chaos* 2004;14:1123.
- [49] Rabinovich MI, Varona P. Robust transient dynamics and brain functions. *Front Comput Neurosci* 2011;5:24. doi:10.3389/fncom.2011.00024.
- [50] Rigotti M, Rubin DBD, Wang X-J, Fusi S. Internal representation of task rules by recurrent dynamics: the importance of the diversity of neural responses. *Front Comput Neurosci* 2010;4:24. doi:10.3389/fncom.2010.00024.
- [51] Kanter I, Sompolinsky H. Temporal association in asymmetric neural networks. *Phys Rev Lett* 1986;57(22):2861–4.
- [52] Bick C, Rabinovich MI. On the occurrence of stable heteroclinic channels in Lotka–Volterra models. *Dyn Syst Internat J* 2009;25:1–14.
- [53] Rabinovich MI, Muezzinoglu MK, Strigo I, Bystritsky A. Dynamical principles of emotion–cognition interaction: mathematical images of mental disorders. *PLoS One* 2010;5(9):e12547. doi:10.1371/journal.pone.0012547.
- [54] Huerta R, Rabinovich M. Reproducible sequence generation in random neural ensembles. *Phys Rev Lett* 2004;93(23):238104.
- [55] Nowotny T, Rabinovich MI. Dynamical origin of independent spiking and bursting activity in neural microcircuits. *Phys Rev Lett* 2007;98(12):128106.
- [56] Hawkins J, Blakeslee S. *On intelligence*. New York: Times Books; 2004.
- [57] Yamashita Y, Tani J. Emergence of functional hierarchy in a multiple timescale neural network model: a humanoid robot experiment. *PLoS Comput Biol* 2008;4(11):e1000220. doi:10.1371/journal.pcbi.1000220.
- [58] Shannon CE. A mathematical theory of communication. *Bell Syst Techn J* 1948;27:379–423.
- [59] Wiener N. *Modern mathematics for the engineer*. New York: McGraw-Hill; 1956 [Ch. The theory].
- [60] Granger CWJ. Investigating causal relations by economic models and cross-spectral methods. *Econometrica* 1969;37:424–38.
- [61] Talsma D, Senkowski D, Soto-Faraco S, Woldorff MG. The multifaceted interplay between attention and multisensory integration. *Trends Cogn Sci*. <http://dx.doi.org/10.1016/j.tics.2010.06.008>.

- [62] Laurent G, Stopfer M, Friedrich RW, Rabinovich MI, Abarbanel HDI. Odor encoding as an active, dynamical process: experiments, computation, and theory. *Annu Rev Neurosci* 2001;24:263–97.
- [63] Rabinovich MI, Afraimovich VS, Varona P. Heteroclinic binding. *Dyn Syst Internat J* 2010;25(3):433–42.
- [64] Raizada RDS, Kriegeskorte N. Pattern-information fMRI: new questions which it opens up and challenges which face it. *Int J Imaging Syst Technol* 2010;20:31–41.
- [65] von Kriegstein K, Giraud A-L. Implicit multisensory associations influence voice recognition. *PLoS Biol* 2006;4(10):e326. doi:10.1371/journal.pbio.0040326.
- [66] Baker GL, Gollub JB. *Chaotic dynamics an introduction*. Cambridge University Press; 1996.
- [67] Singer W, Gray CM. Visual feature integration and the temporal correlation hypothesis. *Annu Rev Neurosci* 1995;18:555–86.
- [68] Senkowski D, Schneider TR, Foxe JJ, Engel AK. Crossmodal binding through neural coherence: implications for multisensory processing. *Trends Neurosci* 2008;31(8):401–9. doi:10.1016/j.tins.2008.05.002.
- [69] Bick C, Rabinovich MI. Dynamical origin of the effective storage capacity in the brain's working memory. *Phys Rev Lett* 2009;103(21):218101.
- [70] Edin F, Klingberg T, Johansson P, McNab F, Tegnér J, Compte A. Mechanism for top-down control of working memory capacity. *Proc Natl Acad Sci USA* 2009;106(16):6802–7. doi:10.1073/pnas.0901894106.
- [71] Oberauer K, Kliegl R. A formal model of capacity limits in working memory. *J Mem Lang* 2006;55(4):601–26. doi:10.1016/j.jml.2006.08.009.
- [72] Rouder JN, Morey RD, Cowan N, Zwilling CE, Morey CC, Pratte MS. An assessment of fixed-capacity models of visual working memory. *Proc Natl Acad Sci USA* 2008;105(16):5975–9. doi:10.1073/pnas.0711295105.
- [73] Swanson HL. What develops in working memory? A life span perspective. *Dev Psychol* 1999;35(4):986–1000.
- [74] Miller GA. The magical number seven plus or minus two: some limits on our capacity for processing information. *Psychol Rev* 1956;63(2):81–97.
- [75] Pascanu R, Jaeger H. A neurodynamical model for working memory. *Neural Netw* 2011;24(2):199–207. doi:10.1016/j.neunet.2010.10.003.
- [76] Jensen O, Mazaheri A. Shaping functional architecture by oscillatory alpha activity: gating by inhibition. *Front Hum Neurosci* 2010;4:186. doi:10.3389/fnhum.2010.00186.

- [77] Lisman JĒ, Idiart MA. Storage of 7 2 short-term memories in oscillatory subcycles. *Science* 1995;267(5203):1512–5.
- [78] Roopun AK, Kramer MA, Carracedo LM, Kaiser M, Davies CH, Traub RD, et al. Temporal interactions between cortical rhythms. *Front Neurosci* 2008;2(2):145–54. doi:10.3389/neuro.01.034.2008.
- [79] Schroeder CE, Lakatos P. Low-frequency neuronal oscillations as instruments of sensory selection. *Trends Neurosci* 2009;32(1):9–18. doi:10.1016/j.tins.2008.09.012.
- [80] Tort ABL, Kramer MA, Thorn C, Gibson DJ, Kubota Y, Graybiel AM, et al. Dynamic cross-frequency couplings of local field potential oscillations in rat striatum and hippocampus during performance of a T-maze task. *Proc Natl Acad Sci USA* 2008;105(51):20517–22. doi:10.1073/pnas.0810524105.
- [81] Palva JM, Monto S, Kulashkhar S, Palva S. Neuronal synchrony reveals working memory networks and predicts individual memory capacity. *Proc Natl Acad Sci USA* 2010;107(16):7580–5. doi:10.1073/pnas.0913113107.
- [82] Afraimovich VS, Rabinovich MI, Varona P. Heteroclinic contours in neural ensembles and the winnerless competition principle. *Internat J Bifur Chaos* 2004;14(4):1195–208.
- [83] Bystritsky A, Nierenberg A, Feusner J, Rabinovich M. Computational non-linear dynamical psychiatry: a new methodological paradigm for diagnosis and course of illness. *J Psychiatr Res* 2012 [in press].
- [84] Bonsall MB, Wallace-Hadrill SMA, Geddes JR, Goodwin GM, Holmes EA. Nonlinear time-series approaches in characterizing mood stability and mood instability in bipolar disorder. *Proc Biol Sci*. <http://dx.doi.org/10.1098/rspb.2011.1246>.
- [85] Perlovsky L. Musical emotions: functions, origins, evolution. *Phys Life Rev* 2010;7(1):2–27. doi:10.1016/j.pprev.2009.11.001.
- [86] Graben PB, Pinotsis D, Saddy D, Potthast R. Language processing with dynamic fields. *Cogn Neurodyn* 2008;2(2):79–88. doi:10.1007/s11571-008-9042-4.
- [87] Kiebel SJ, Daunizeau J, Friston KJ. A hierarchy of time-scales and the brain. *PLoS Comput Biol* 2008;4(11):e1000209. doi:10.1371/journal.pcbi.1000209.
- [88] McClelland JL, Botvinick MM, Noelle DC, Plaut DC, Rogers TT, Seidenberg MS, et al. Letting structure emerge: connectionist and dynamical systems approaches to cognition. *Trends Cogn Sci* 2010;14(8):348–56. doi:10.1016/j.tics.2010.06.002.
- [89] Halliwell JO. *The nursery rhymes of England*. London: F. Warne and Co.; 1842.
- [90] Pollard S, Biermann AW. A measure of semantic complexity for natural language systems. In: *NAACL-ANLP 2000 workshop: syntactic and semantic complexity in natural*

language processing systems, NLPComplexity '00. Stroudsburg, PA, USA: Association for Computational Linguistics; 2000, p. 42–6.

[91] Sweller J, van Merriënboer J, Paas F. Cognitive architecture and instructional design. *Educ Psychol Rev* 1998;10(3):251–96. doi:10.1023/A:1022193728205.

[92] Mikk J. Sentence length for revealing the cognitive load reversal effect in text comprehension. *Educ Stud* 2008;34(2):119–27. doi:10.1080/03055690701811164.

[93] Anders S, Heinzle J, Weiskopf N, Ethofer T, Haynes J-D. Flow of affective information between communicating brains. *Neuroimage* 2011;54(1):439–46. doi:10.1016/j.neuroimage.2010.07.004.

[94] Gallese V. The manifold nature of interpersonal relations: the quest for a common mechanism. *Philos Trans R Soc Lond B Biol Sci* 2003;358(1431):517–28. doi:10.1098/rstb.2002.1234.

[95] Dumas G, Nadel J, Soussignan R, Martinerie J, Garnero L. Inter-brain synchronization during social interaction. *PLoS One* 2010;5(8):e12166. doi:10.1371/journal.pone.0012166.

[96] Sporns O. *Networks of the brain*. The MIT Press; 2010.

[97] Bressler SL, Menon V. Large-scale brain networks in cognition: emerging methods and principles. *Trends Cogn Sci* 2010;14(6):277–90. doi:10.1016/j.tics.2010.04.004.

[98] Wen W, Zhu W, He Y, Kochan NA, Reppermund S, Slavin MJ, et al. Discrete neuroanatomical networks are associated with specific cognitive abilities in old age. *J Neurosci* 2011;31(4):1204–12. doi:10.1523/JNEUROSCI.4085-10.2011.

[99] Rabinovich MI, Friston K, Varona P, editors. *Principles of brain dynamics: global state interactions*. MIT Press; 2012.

[100] Dhamala M, Rangarajan G, Ding M. Analyzing information flow in brain networks with nonparametric granger causality. *Neuroimage* 2008;41(2):354–62. doi:10.1016/j.neuroimage.2008.02.020.