

# 分块序列的认知和行为学习

Jordi Fonollosa<sup>1,2</sup>✉, Emre Neftci<sup>1,3</sup>✉\*, Mikhail Rabinovich<sup>1</sup>

<sup>1</sup> 美国加州大学圣地亚哥分校, 加利福尼亚州拉霍亚, 美国研究所

<sup>2</sup> 加泰罗尼亚, 西班牙巴塞罗那研究所, 认知科学系

<sup>3</sup> 加州大学欧文分校尔湾, 加利福尼亚州, 生物工程

**摘要** 我们经常学习和回忆在更小的部分长序列, 如存储为四段电话号码 858 534 22 30。行为学实验表明, 人类和某些动物使用打破认知或行为序列分割成块的各种各样的任务的这一战略, 但如何实现这一点仍然是未知的动力学原理。在这里, 我们研究了分块使用竞争模式的动力学模型分块表示学习认知序列的时间动态安排, 以唤起分层无赢家大赛 (WLC) 动态。顺序存储器被表示为沿着在层次结构的每一级的亚稳固定点的链轨迹, 和双稳态赫布动力学能使这样的轨迹的学习以无监督方式。利用计算机模拟, 我们展示序列的分块表示和其强大的召回的学习。在学习, 动态关联的一组模式中每一个携带信息的项的序列中的, 并且编码它们的相对顺序。在召回, 分层 WLC 保证序列顺序的稳健性序时, 不会太长。将所得的活动模式共享行为实验, 如块, 它们的尺寸和它们的持续时间的边界之间的观察到的停顿若干特征。在学习组块序列故障提供新的见解神经系统疾病的动力学原因, 如帕金森氏症和精神分裂症。

**笔者总结** 由于分块是大脑组织的标志, 努力了解其动力可以提供有价值的见解大脑及其障碍。用于识别组块学习的动力学原理, 我们假设感知序列可以被学习并如在低维动力系统亚稳态固定点, 类似于球滚下弹球机的轨迹的链储存。在学习阶段中, 网络中的交互演变, 使得网络获知序列的分块表示, 记忆在区段中的电话号码时。在里面例的弹球机的, 学习可以与销的逐渐放置来识别。学习之后, 所述销放置在编码感知序列的方式, 在每次运行中, 球遵循相同的轨迹 (相同序列的调用)。仿真结果表明, 动态赋与行为实验, 比如装载新块之前观察到的延迟增加分块观察的标志。

**引言** 过程中学习是人类智慧的一个关键组成部分。认识和能力生产排序的序列是大脑和认知的许多演出的重要组成部分的定义特征。序列学习和生产是一个分层的过程中, 如在语音组织, 行为序列, 以及思维过程。通过分割元素的序列成块, 或块, 信息变得更容易保持和召回以正确的顺序[1]。在内存这样的分块组织已经研究了超过半个世纪, 当鲍斯菲尔德制定的想法, 携带信息的物品似乎在相关集群[2]被召回, 而米勒指出, 在我们的工作记忆容量的限制, 用于处理信息必要的项目组织成块[3]。组块通常被定义为具有相互的强关联元素的集合, 但与其他块[4]中的元素弱关联。例如, 复杂的电机运动表示为运动下属, 这是在一个目标特定方式[5]级联的链。行为视觉-马达序列学习实验表明, 动作序列被组织为的携带信息的项[6- 9]块。成像和行为研究进一步表明, 分块学习延伸到语言处理[10,11], 视知觉[12], 习惯学习[13], 和运动技能[14-17]。多项研究分块学习的解释有些行为观察提供的模型。例如, 分块学习的模型解释了为什么技能根据功法[18]与实践提高。另一个例子是有竞争力的组块[19], 由此自下而上感知过程加强块。这样的计算模型信息的分块学习的高层次的描述, 但在一个自然的方式没有纳入时空动态。其结果是, 模型不能提供原则性的洞察行为的时间方面。在另一方面, 动力系统的方法很自然地让时空互动[20]的研究, 并能提供与神经元的生物物理模型紧密连接。在成像和行为研究的实验结果提供的结构和在介观水平在脑组块的动态, 允许一个建立的理论模型中的认知和行为[21]分块的说明。这些模型是描述核心组件-或认知模式-参与一个特定的心理功能[22]的相互作用非线性动态系统。在这里, 我们描述的认知机制的动力学模型学习序列的分块表示。动力系统是基

于被表示为亚稳定状态，诸如鞍节点不同携带信息的项之间的顺序的竞争。在鞍点附近，在相空间的单元体积沿着稳定分离式压缩并沿不稳定的分界线延伸。鞍节点可以被链接，使得一个节点对应的不稳定分界面沿该链中的下一个节点的稳定分界面。如果在鞍节点压缩比拉伸和链中的所有节点都耗散较大，轨迹稳定地跟随信道[22]。这样的信道被称为稳定异宿通道（特别困难），并且被认为以形成连续的工作存储器通过无赢家比赛（WLC）动力学[23, 24]的基础。

该 WLC 原则描绘江湖动力，从而“获胜”状态过渡占主导地位的网络以连续的方式。它的功能是基于模式[23]的集合的本征开关动力学到输入(例如输入的任务)转变成时空输出。作为 WLC 的具体模型，我们采用的 Lotka-Volterra 的进化捕食模型[25]，被称为广义的 Lotka-Volterra 的 (GLV) 模型的概括。GLVS 代表非平衡耗散系统[26]的规范的非线性模型，并且被广泛用于研究特别困难的本地分支。许多其它模型可以写成 GLV 的一些重铸[27]后的形式，并且其动力学性质是具有广泛的神经元模型[23, 28-30]的相一致。延伸这样的想法，分块处理的动态图像是描述异链的异链的两层模型。在这些动力学，在“分块层”一个亚稳状态中另一种“基本层” [31]被关联到一个异序列。在这种表示中，块状或基本的组项目，在“分块层”了解到，而基本项在“基本层”获知。例如，在四个块，858-534-22-30 细分的电话号码，在一个组块的每个数字是由一个单独的基本单元表示，而每个组的位被分块单元来表示。以此方式，分块表示是异链的异链（在组块层）（在初级层）。早期的工作中描述的类似的模型的识别序列[32]的序列。我们以前的工作表现出连续的空间记忆学习的基础上 WLC 原则[33]的模型。动态天生具有学习动力而导致自组织 WLC。要了解分块序列，我们用分层神经网络[21]扩展我们以前的模式，并与双稳态赫布可塑性动态[34]无监督的学习增加了。这里无监督指的是，学习是自组织：在训练中，比感知信息等任何外部信号进入动力系统。认知网络中的竞争态势和可塑性规则互动学习序列的分块表示。内的每个层，在该系统中的联接件被初始化为其中网络执行赢家通吃（WTA）的状态：在节点处接收的最强输入激活和所有其他节点被静音。当层内的耦合变得足够不对称的，从 WTA 行为[35]到 WLC 行为层交换机内的动态。在每一层中的系统学习通过根据方向修改所述联接器由在其下方，并且存储的语法信息的层提供的资料块由感知项表示。训练结束后，系统可以通过以相同的顺序转变其相应的模式的活性再现整个序列。

**结果** 网络模型序列与块我们分块学习的动力模型是由感知模式（PMS），初级模式（EMS）和分块模式（CMS）的学习。这些在两层网络加上感知输入层组织，如图 1 中的 PM 的活性是通过的模式的一预定序列决定的，呈现多次为重复循环。所述 PM 到 EMS，根据投影的权重矩阵根据重量矩阵从 EMS 接收兴奋性输入和抑制通过权重矩阵。埃姆斯背面这里，我们定义抑制联轴器该结果在到节点的活动负贡献。内初级和分块层，节点都对所有抑制联轴器，其被存储在竞争的权重矩阵。

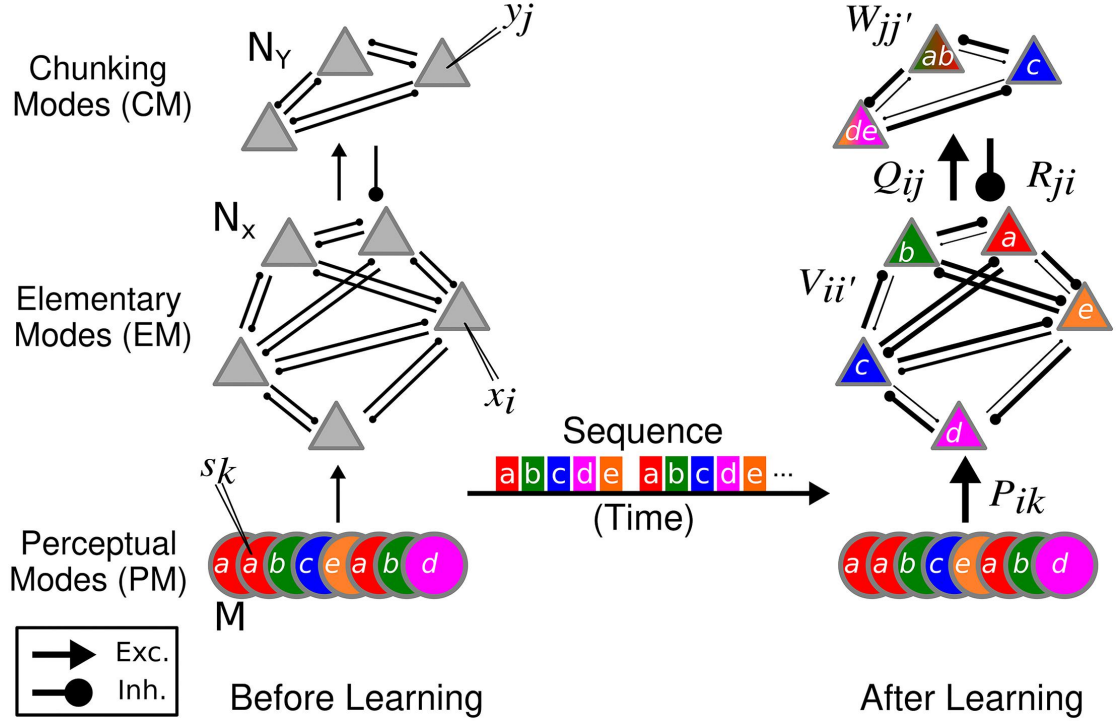


图 1. 两个层网络学习组块的动态。在这个例子中，输入序列 (a, b, c, d, e) 的重复呈现。最初，所有的矩阵内的突触连接与小的随机变化相似。通过学习不同的基本模式通过投影矩阵 PKI 的权重相关联，以每五个图案。在初级层，权重  $v_{ii}$  在方向 a 至 b, B 到 C, 和 d 至 e 被减弱（箭头厚度表示耦合强度），而在相反方向上的权重被加强。  $\omega_{ii}$  遵循类似的学习规则三个部分：a, b, c 和 e。分块，即，指定 CM 和 EM 之间的关联的信息，在所述耦合矩阵  $Q_{ij}$  和  $R_{ji}$  获知。在感知层中的输入表示为不重叠的二进制图案。例如，元件 a 是二进制图案 SA = [11000100]，输入 b 是二进制图案 SB = [00100010]，等等黑圆圈表示的抑制偶联，而箭头表示的兴奋性耦合。基本模式的数目应当是大于或等于模式的数量在一个序列中。需要注意的是，必须有至少三个单元中每一层稳定的异周期存在。这是没有必要的  $\langle N_x$ ，任何值，使得  $N_y > 3$  中，  $N_x > 3$  都可以使用。  $i = 1, \dots, N_x; j = 1, \dots, N_y$ .

两层分块动力学是以下形式的 GLV 系统：

$$\begin{aligned} \tau_x \frac{d}{dt} x_i(t) &= x_i(t) \left( \sum_{k=1}^M P_{ki}(t) + b_x - \sum_{i'=1}^{N_x} V_{i'i}(t) - \sum_{j=1}^{N_y} R_{ji}(t) y_j(t) \right) + \sigma_x \eta_i(t) \\ \tau_y \frac{d}{dt} y_i(t) &= y_i(t) (z_j(t) + b_y) + \sigma_y \xi_j(t) \\ \tau_z \frac{d}{dt} z_i(t) &= -z_i(t) \left( \sum_{k=1}^M Q_{ki}(t) x_k(t) + b_z(t) - \sum_{j=1}^{N_y} W_{ji}(t) y_j(t) \right) \end{aligned} \quad (1)$$

其中状态变量  $x_j$ ,  $y_j$  代表脑活动的组合物, 诸如人口发放速率[36],  $b_x$ ,  $b_y$  是各自恒定的生长速率和  $\eta_j$ ,  $\xi_j$  分别与振幅和随机(维纳)工艺分别。感知模式 SK (例如视觉或听觉线索) 刺激的基本模式  $x_j$ , 这反过来又驱动分块模式  $y_j$  通过变量  $z_j$ 。变量  $z_j$  传达不同的大脑结构域或认知模式[22, 37]之间的调节。在我们的分块模式, 我们已经使用提醒突触的一级动力学中扣球神经网络[38]最简单的描述。所述  $\tau_z$  是  $z_j$  的特征时间尺度, 决定不同的信息单元之间的时间距离(即那些将是不同块的一部分)通过延迟不同的 CM [39]之间的竞争。最后,  $b_z(t)$  是用于动态调制分块随时间变化的偏差。

我们构建了一个动态学习模型的一个层内会连接序列元素, 并且在多个组中(组块)段较长的序列的部分。这样的两个相互作用的过程被认为是在大脑[5, 7-9]分块学习的核心。1) 一种非对称, 双稳态赫布学习规则内的 WLC 网络获知从属层的活性的序列(顺序), 通过加强对应于发生的转变的权重: 学习模型的关键部件可在两个部分中分离在初级层。这个操作的效果是“连击”信息项, 使得召回期间相同的顺序在一个坚固的方式再现。在 WLC 层内赫布学习先前已经证明在[33], 但所提出的学习规则有一个单一的固定的点。通过选择根据 SHC 的分叉(一个分叉点上方, 一个在下面)的双稳态规则的两个固定点, 双稳态呈现学习更健壮和防止伪信道的形成 2) 两个连续的层之间的连接通过一个对称的, 双稳态赫布规则得知。

该规则使一个上级层到关联一个(或多个)模式的一组模式中的处于从属层。在上级层中的 WLC 动力学导致网络转变其活动模式, 导致它一个模式关联到有限数目的从属层的模式。该协会为有限数量的模式保证了学习的分块的过程。一个组块内模式的数量取决于该学习动态和每一层中的 WLC 动力学。特别是, 我们表明块的大小进一步通过增强与幅度的比率为界。这种效应被进一步解释, 并在部分学习动态量化确定块大小。

对于这两种学习规则, 我们使用了[34]展示了双稳态规则。此规则已被证明重现许多在实验中观察到的学习曲线, 它的动力是很好理解的。类似于[21, 32], 我们可以构造为通过设置上位层比所述下位层的时间常数大的时间常数分块学习的层次结构。

除了上述的学习规则, 基本层学会一个模式序列中通过竞争学习[40, 41]关联到每个元素。这样的学习已被广泛记载并且示出以执行最大期望算法[41], 并且因此稳健的感官模式的噪声。图 1 表示训练前后分块学习。在这个例子中, 一序列由符号表示为 A, B, C, d, 和 e 五种模式, 在学习阶段被呈现多次。不同的模式, 通过投影矩阵 PKI 的权重相关联, 以每五个图案。例如, 在图 1 中的方向上的权重 a 至 b, b 到 c, 和 d 至 e 被减弱(箭头厚度表示耦合强度), 而在相反方向上的权重被加强。同样的学习动力适用于分块模式之间的耦合抑制。在该图中, 三组块了解到: a, b, c 和 e。图 2 (右) 示出了学习后获得的组块的动态的相位肖像的投影。学习之前, 网络达到稳定的固定点, 这显示为红色“尖峰”在图 2 (左)。该实施例说明如何学习赋予与由表示所述块, 从而出现如在图 2 (右) 红色三角形几个异周期的闭合组块序列(黑色)的网络。一般来说, 在每个块的基本项目的数量是不同的, 分块顺序可以是开放的。在以下三个段落中, 我们详细的感官层, 基础层和分块层之间的学习动力。

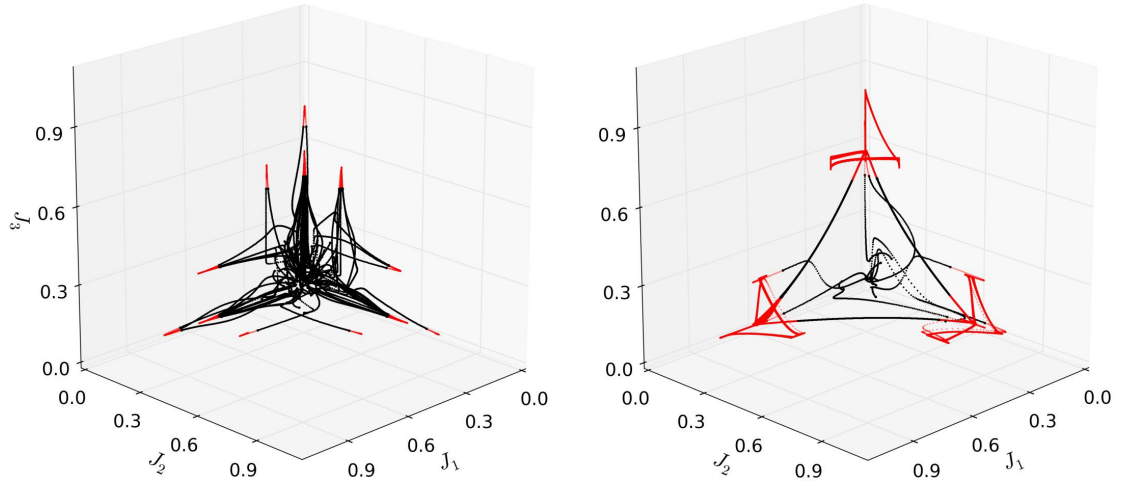


图 2. 投影两层在三个辅助变量的空间分块层次动力学的相位肖像。此示例示出了系统  $N_x = 24$ ,  $N_y = 3$  之前 (左) 和学习 (右) 由  $M = 144$  个像素的序列之后的动态。为了可视化目的, 可变空间根据

$J_i = 5y_i + 5(x_1^i + x_2^i + x_3^i)$ , 其中上标是指相关联的块。积为红色当任一组块是活动的 ( $y_i > 0.9$ )。从在经变换的空间的原点附近随机的初始条件开始 12 次试验中得到的痕迹。学习之前, 网络达到稳定的固定点。学习之后, 在所述网络的结果关闭分块, 其由表示所述块 (红色) 异几个循环的序列 (黑色)。这三个区块组成 EM 的, 因为系统访问的八个国家中的每个块。但请注意, 投影这里使用有效地降低了这些以 9 可视化的目的 (百分之三种大块状态)。

### 协会与感官模式基本模式

最初, 神经元之间的连接都是对所有在其权重随机变化。每一层内的联接器是对称的, 并且足够坚固, 使得网络表现为一个 WTA [42]。在初级层与相关联的感知层呈现各输入模式一个 EM 学习, 根据与突触缩放 [40] 基于相关性的规则:

$$\tau_P \frac{d}{dt} P_{ki}(t) = x_i(t)(s_k(t) - P_{ki}(t)). \quad (2)$$

其中  $s_k(t)$  是项目经理的活动, 喜的是新兴市场的活动。当  $s_k(t)$  大于当前重量更强,  $P_{ki}(t)$  是成比例的速率增加至基本节点  $x_i(t)$  的活性。在此, 负术语用作突触缩放术语, 其防止失控增强在权重 [40]。当输入  $s_k(t)$  被归一化, 例如, 通过前馈抑制, 投影权重的总和趋向于一个固定的值, 该值是独立于图案 [41] 的。

### 基本模式的序列的串联

学习动态修改权重  $V_{ij}$  使得其中的新兴市场召回过程中启动顺序与所提出的序列中的顺序一致。在每个输入转变, 抑制连接调整使得呈现模式的正确顺序的基本网络中了解项目。学习规则来实现双稳态海布规则 [34]:

$$\frac{d}{dt} V_{ij}(t) = \alpha_V (V^+ - V_{ij})(V^- - V_{ij}) + (V^+ - V_{ij})LTP_V(x_i, x_j) + (V^- - V_{ij})LTP_V(x_i, x_j) \quad (3)$$

其中  $V_{ij}(t)$  是新兴之间的耦合的重量从  $i$  到  $j$ . 第一项赋予的权重动力学具有两种稳定状态,  $V^+$  处于静止状态, 并且一个不稳定状态  $v$  的  $0 < v^- < v^+$ . 第二项和第三项实现根据非对称学习窗口重量增强 (参见方法)。因素  $V_{ij}(t)$  保证, 在静止时的权重留在  $(v^-, v^+)$  的范围内。

当与网络动力学的耦合，非对称学习窗口允许长时程增强（LTP）和长时程抑制（LTD）仅发生在活动转变从一个单元到另一个时。其结果是，沿转换方向的连接经历抑郁症，而在相反方向经历增强的连接。上面介绍中描述的学习动态不对称的耦合以存储所呈现的图案和它们的顺序。所引入的不对称性导致分叉，改变系统的动态到 WLC 配置[43,44]。在这些动力学，一旦学习处理成功诱导一个 WLC 配置，该系统沿底层 SHC 的鞍节点组成轨迹移动的状态（参见方法）。基本模式为分块模式的序列的分割。指定块，即其中 EM 属于哪个 CM 被存储在耦合的信息矩阵  $Q_{ij}$  和  $R_{ji}$ 。在分块层学习动态关联的 CM 连续地活性新兴的基团。管理更新  $Q_{ij}$  重量的规则是类似于公式（2），但与软界限：

$$\tau_Q \frac{d}{dt} Q_{ij}(t) = f_V(Q^+ - Q_{ij})(x_i y_i - \theta_{ij}) + (Q^- - Q_{ij})(x_i y_i - \theta_{ij}) - \text{amax}(\sum_f Q_{ij}, 0) \quad (4)$$

其中  $f_V$  类似于等式（3）的第一项， $\theta_{ij}$  是步骤（海维赛德）函数和。此规则使然增强当小学和分块模式  $x_i y_i$  是活跃，当只有 CM 有效。其结果是，一对  $x_i$  之间的联轴器， $y_i$  得到加强，而所有其他的连接器定位  $y_i$  被削弱。当 CM 的数量大时，基本模式倾向于形成具有多个的式耦合。这将导致 CM 学习只由一个 EM 块。为了防止这种情况，等式（4）包括竞争（最后项），其从每个 EM [45]上施加的总传出的限制  $m$  的（拨出）的权重。

对于  $R_{ji}$  动力学是等式（4）的形式的，但是当这两个初级和分块模式是活动的，当 CM 处于激活状态时增强与参数发生，使得抑郁症。因此，从 CM 到不属于该块成为强烈的抑制作用一个 EM 的连接。

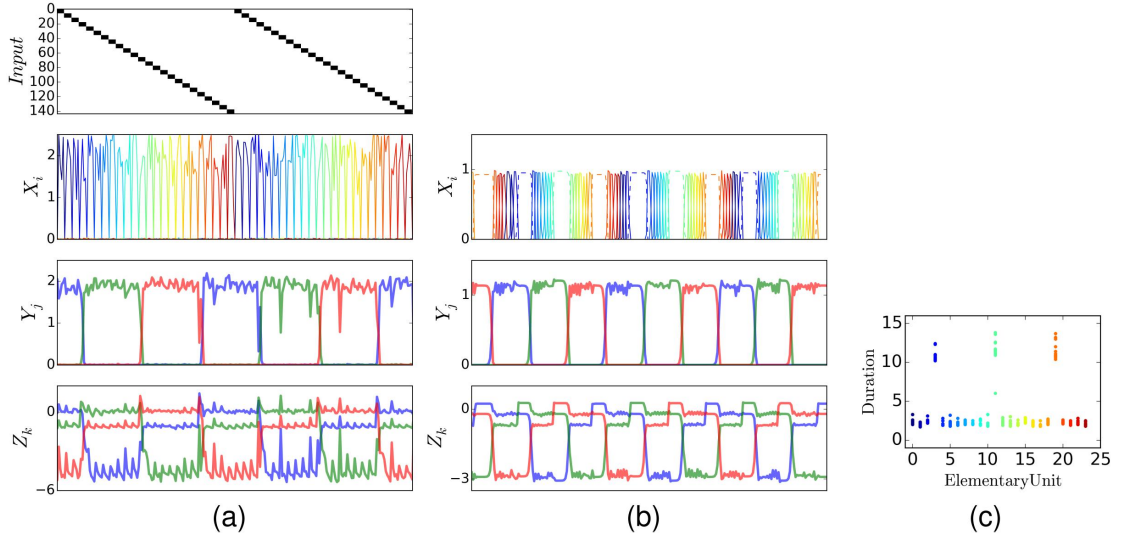
最后，CM 之间的过渡被存储在竞争权重，并遵循相同的动力学如等式（3）。序列学习和回忆我们研究学习与与上面 3 点的 CM，24 个新兴和 144 点的 PM，以及其执行分块能力描述的体系结构的网络的图案召回序列的能力。感官输入由那依次呈现 24 种不同的模式。图案组成为：144 个像素那名二进制用于呈现的简单性。各输入模式的组成是 6 高强度的像素和 138 的低强度像素。高/低像素的每个图案被选择为使得有输入之间不存在重叠，这意味着高强度的像素的位置较低强度像素的不同。为简单起见，我们选择的刺激产生由 24 个，非重叠的水平条。PKI 的学习规则的一个前面的分析表明，该图案的形状可以是任意的，但重叠并且图案的相对尺寸增加了学习任务[41]的难度。

图 3 示出了学习和序列召回在输入图案和 EMS 的活性和 CM。对于可视化的目的，我们提出根据自己的激活时间分组的 PM 的活动。而组块可以具有彼此一些明确的关联信息项的构成，分块还可以自发发生，即在刺激[7]不存在明确的结构。在本节中，我们将展示分块自发分块的情况下。

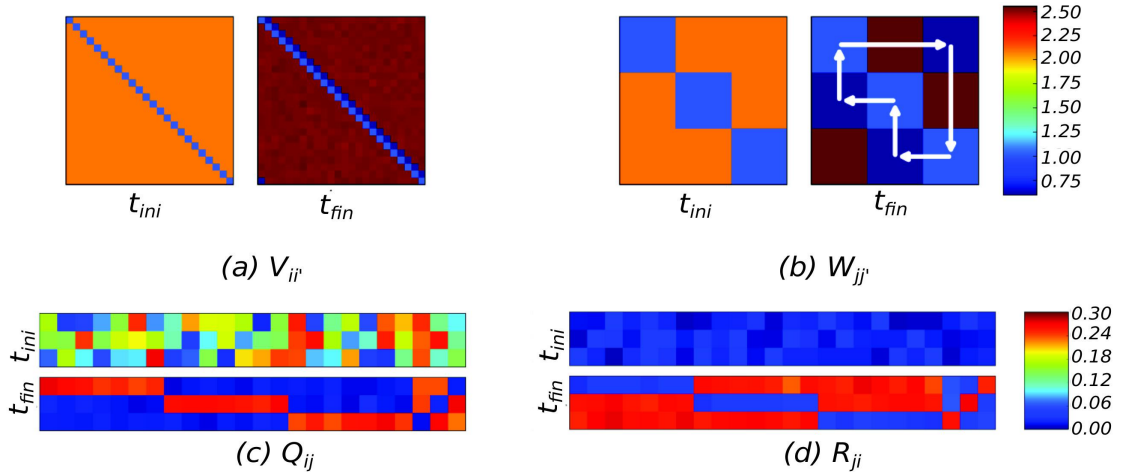
在训练阶段，序列中的闭环被多次提出。在其中相对于彼此新兴竞争，一个给定的输入模式一致地激活相同的 EM 的初始瞬态（图 3，上图）之后。同样，CM 的总是约 8 新兴市场的同一子集激活。的 PM 和 EMS 和新兴和 CM 之间所产生的关联是通过存在于学习开始时的随机变化来确定。因此，每次模拟运行产生不同的关联的地图，特定主题类似过程中行为实验在人[8]分块图案。

学习之后，系统能够再现的序列：新兴和 CM 与恒定成长的观点出发  $B_x$  和  $B_y$  驱动以再现以周期性和持续周期的活性（图 3，底部）。序列的顺序常常完全再现，但时间取决于模型的动态特性。即，我们观察到的暂停在 EMS 块让人想起那些行为研究[7,8]观察到的之间的外观。竞争矩阵的权重，从在学习到 WLC 动力学的学习后开始处的 WTA 配置转换（参见图 4）。最初，联轴器所有到所有的抑制，导致 WTA。学习， $V$  变得不对称，导致 WLC 在两层后。

在图 4 中的箭头示出在所得 WLC 的状态转换的继承。矩阵演变来存储块关联映射表。图 4(下) 示出的是，在矩阵的权重形式三组具有类似的权重对应于所述块。提供给系统的模式被存储在输入图案的投影逐次演示的突触权重修改，使得所呈现的模式被存储（参照图 5）。



**图 3.** 输入和网络活动。  $S_k$ ,  $x_i$ ,  $y_i$ , 学习期间  $z_k$  (后 5 介绍) (a) 和序列召回期间 (后 120 所呈现) (b) 中。在每个层中，不同的颜色代表不同的模式 (变量)。的感觉输入 (只学习期间呈现) 由依次呈现 24 种不同的模式。图案的组成为 144 二进制的像素 (在黑色和白色表示)。在学习中，输入驱动系统动力学。在回忆中，基本模式和分块模式以相同的顺序激活的学习。每个 CM 表示大约 8 种连续活性基本模式。每个组块的开始被延迟，并且通过从分块层的抑制引起的。它是与行为的研究中观察到装载块之前暂停一致 (虚线高亮显示)。(C) 持续时间，每个 EM 仍然有效，具有相同的颜色值编码为在 (b) 中。三种关联块之间的过渡模式比别人更长的时间内保持活跃。这种停顿可以与在行为实验中观察到的停顿涉及分块被识别 [17]。



**图 4.** 突触前和学习后的权重。(A, B) 首先，复发性的权重矩阵执行所有对所有对称抑制，导致 WTA。学习后矩阵获得的非对称分量，导致 WLC。在 (b) 中重叠白色箭头表示所得到的召回状态的顺序。(C, d) 在矩阵  $Q_{ij}$  和  $R_{ji}$  了解哪些 EM 属于哪个组块中的权重。最后三列对应于在块转换激活的元素。

### 动力学分块学习

上面使用一个小的分块层 ( $N_y=3$ ) 的结果, 以示出该模型。但是, 学习期间分块的动态特性是对于大的组块层更有趣, 因为可能的状态的轨迹的数量与所述网络 [23] 的大小阶乘增长。出于这个原因, 在下面的结果中, 我们的测试  $N_y=30$  和  $N_x=30$  的模式。该模型的培训包括多个历元。每个时期由一个完整的序列展示阶段, 紧接着召回阶段。后序有

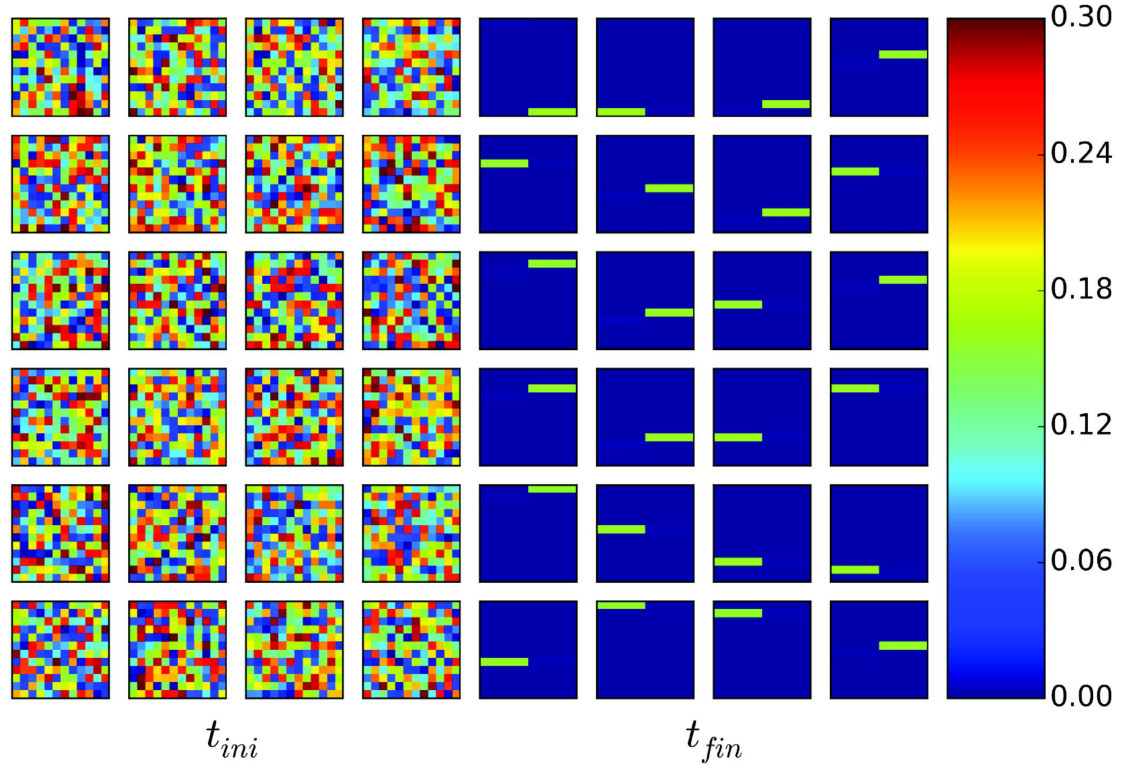
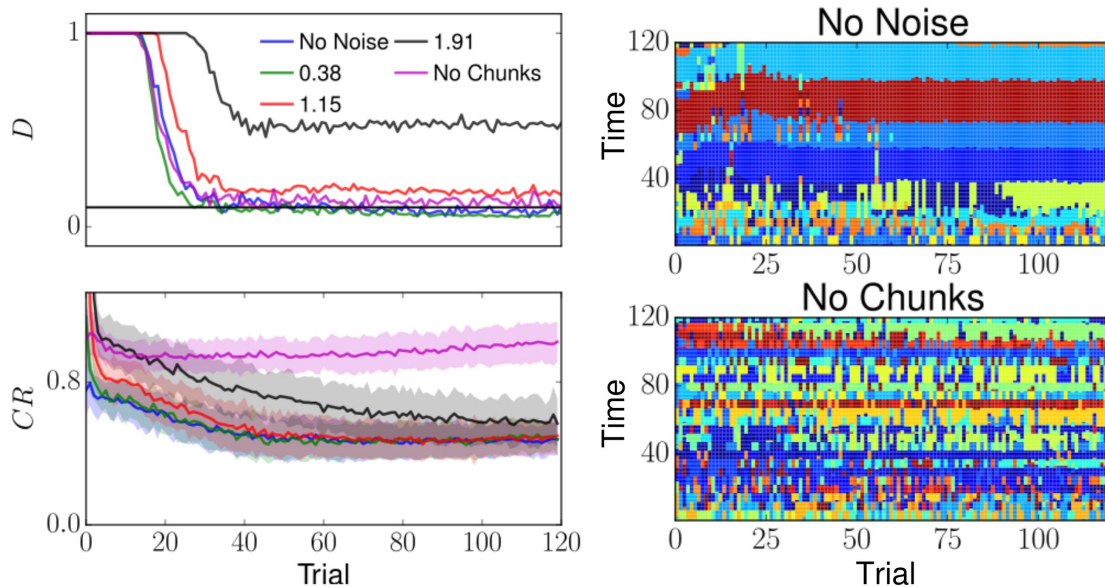


图 5. 输入的权重在基本模式。(左) 和前训练后 (右)。在开始的时候, 权重是随机的。学习相关联的每个 24 种模式, 以一个 EM 的。

结束时, 召回相通过提示与所述序列的第一个元件的网络, 并观察在初级层的图案随后序列启动。在回收阶段, 该网络的参数保持固定的 (没有学习)。我们量化通过计算所呈现的序列和再现的一个之间的归一化距离 (参见方法-表征序列恢复) 记得。使用距离, 我们观察到的序列中的元素, 总体而言 95% 进行了转载。分块学习的进展通过检查组块的大小和顺序的活性在分块层召回期间存在监测。分块的大小是通过计算学习期间的分块率, 定义为服用序列中的每个图案的呈现期间, 在分块层处的转变的数目监测。分块速率等于 1 只意味着活性的序列 (无分块) 中的每个图案的不同 CM, 而分块率显著小于一个训练期间意味着形成块。需要注意的是基于序列召回措施不仅是足以表征, 因为准确的召回分块可以不用分块层。为了进一步评价在存在噪声的情况中的感觉层的组块的鲁棒性, 固定噪声从经整流的高斯分布中抽取被独立地加入到一个序列元素的每一呈现的每个像素 (也参见 S1 文本的第 3 部分)。序列





**图 6** 组块的动态。该模型被运行 60 次，120 个试验 ( $N_y=30$ )，用于不同等级的噪声。每个试验包括一个序列的陈述，随后召回阶段。（左上角）序列召回精度  $d$  平均超过所有运行。序列通过在初级  $D$  最活跃的模式中使用距离被计算的身份确定的（等于加法和减法的两个序列之间的数）。在无噪声和低噪音的情况下，所呈现的序列和再现序列之间的距离达到 5（水平线），大致相当于每序列召回 1 个加法/减法。网络是鲁棒的噪声，并顺序召回精度摆好降解作为噪声的振幅增加。分块率度量  $CR$  用于监视在无噪声情况下，分块的（左下）预测（蓝色曲线）。 $CR$  被定义为服用序列中的图案的呈现期间在分块层处的转变的数目。在初始瞬态  $CR$  减小作为学习的进行，表示该块的形成。（右）在两个代表性运行，一个无噪声，其他与没有组块，其中， $Q_{ij}$  和  $R_{ji}$  的学习组块层活动已关闭。大块的身份是颜色编码。有趣的是，块的边界可以在训练中有所改变，而且可以大块在训练阶段开始发生实质性的重新配置。在缺乏  $Q_{ij}$  和  $R_{ji}$  学习，分块率并没有减少过学习的过程中，表明不存在块。S4 图显示用于在右上方面板（无噪声）中示出的运行的各个权重的演变。

精度（使用距离测量的）和分块率优雅降级为噪声大小增加。我们观察到块的边界可以在训练期间审判变成开庭审理，但可以大块整个学习经历大幅度的重新配置，包括创建新的分块模式。组块的动力学性质在行为实验，其中块边界可能甚至大量试验[7, 46]的后显著变化已经观察到。[46]使用贝叶斯算法相结合的反应时间和错误率以显示分块结构在人类中进行的离散序列生产。有趣的是，分块结构也慢慢演变在试验过程。我们的模型结果的目视检查表明，这种缓慢的演变可能会被新的分块模式的招生和现有的（见图 6，右图）的除名造成的。

**在活动暂停之前在运动学习块组块的召回** 通常通过连续的动作[49]之间的暂停标识。更具体地讲，心理语言学的研究往往侧重于词汇和话语之间的停顿最后音节的延长[50]，其指示整个语音产生装置[10]的分层组织的。执行其他视觉-运动任务[5-9]，当其他实验还表明的信息块分层组织。在我们的模型中的网络活动呈现出时间结构使人想起这些研究。在回收阶段中，网络活动暂停，直到新的数据块已被“加载”（图 3 (c) 中，在图 3 (b) 中虚线）。在分块的停顿是基本组块层之间的同步的结果。所述 EM 的持续时间和 CM 激活依赖于

生长条件的幅度  $B(x)$  和  $B(y)$ ，但是这两个层通过反馈连接  $Q_{ij}$  和  $R_{ji}$  彼此结合。其结果是，在新兴被延迟，直到该序列中的下一个组块被激活。因此，暂停的功能是同步的 CM 的活性和的此块顺序的活性，并且因此依赖于初级层和分块层之间的相对速度。暂停的持续时间是可变的，并不依赖于每个块的项目数。在[7]中，暂停，假设两个并行运行的相互作用的过程的直接结果：一个分割长序列结构为较短的，与一个处理级联马达元件的这些相同的基因成更长的序列。在我们的模型，在该层内的持续竞争和其层之间的合作也两个相互作用的并行处理，如[7]。在我们的模型级联是由竞争过程沿着一个给定的层执行，而分割由在层间的合作耦合进行。我们的模型因此与[7]中所描述的一致。

学习动态确定块大小在学习状态中，我们发现，在每个块的项目数量取决于学习动态和突触动力学中的时间常数（图 7）。块大小是在动力学竞争学习过程之间的平衡的结果。块的大小由  $Q_{ij}$  和  $R_{ji}$  增强的大小为界时  $x_i$  和  $y_j$  是共活性，并且当其他元素属于同一组块中的的

大小是有效的。这是因为当其他 EM 属于相同 CM 在 CM 和 EM 经历之间的耦合是有效的。在一个组块的元素的最大数量将因此通过限制一个 CM，并且当两者都是活性相对于的大小当只有 CM 是活动的（和其他新兴属于该块是活动的）一个 EM 增强多少。这一观察表明重要的结果是获取分块序列的神经机制也是决定分块顺序存储的能力方面发挥作用，并导致新的实验预测。例如，有证据表明，多巴胺调制皮质 - 纹状体可塑性在人类和猴子运动序列学习期间分块。在猴子的新序列的学习是显著通过多巴胺受体拮抗剂注射的影响，但并没有影响被注射[47]前认知序列。在我们的模型的背景下，这种多巴胺相关的调制可以转化为减少  $\gamma_p$  或

增加的  $\gamma_d$ 。例如，如果被  $\gamma_p$  逐渐减少，我们的模型将预测分块任务在组块尺寸的逐渐降低，

如在那些进行[7,8]（例如图 7 中，左）。请注意，并非所有的分块单元是用来学习和回忆的呈现顺序，因此它们仍然适用于其他序列的学习。块大小也可以在序列内进行调制，由注入随时间变化的输入到突触变量。我们观察到块大小正比于该输入 S2 图 2 的幅度  $a$ 。该调制的神经模拟可以被看作是自上而下的关注[48]，其中多峰精神活动之间顺序切换注意依赖于内部或外部的提示。

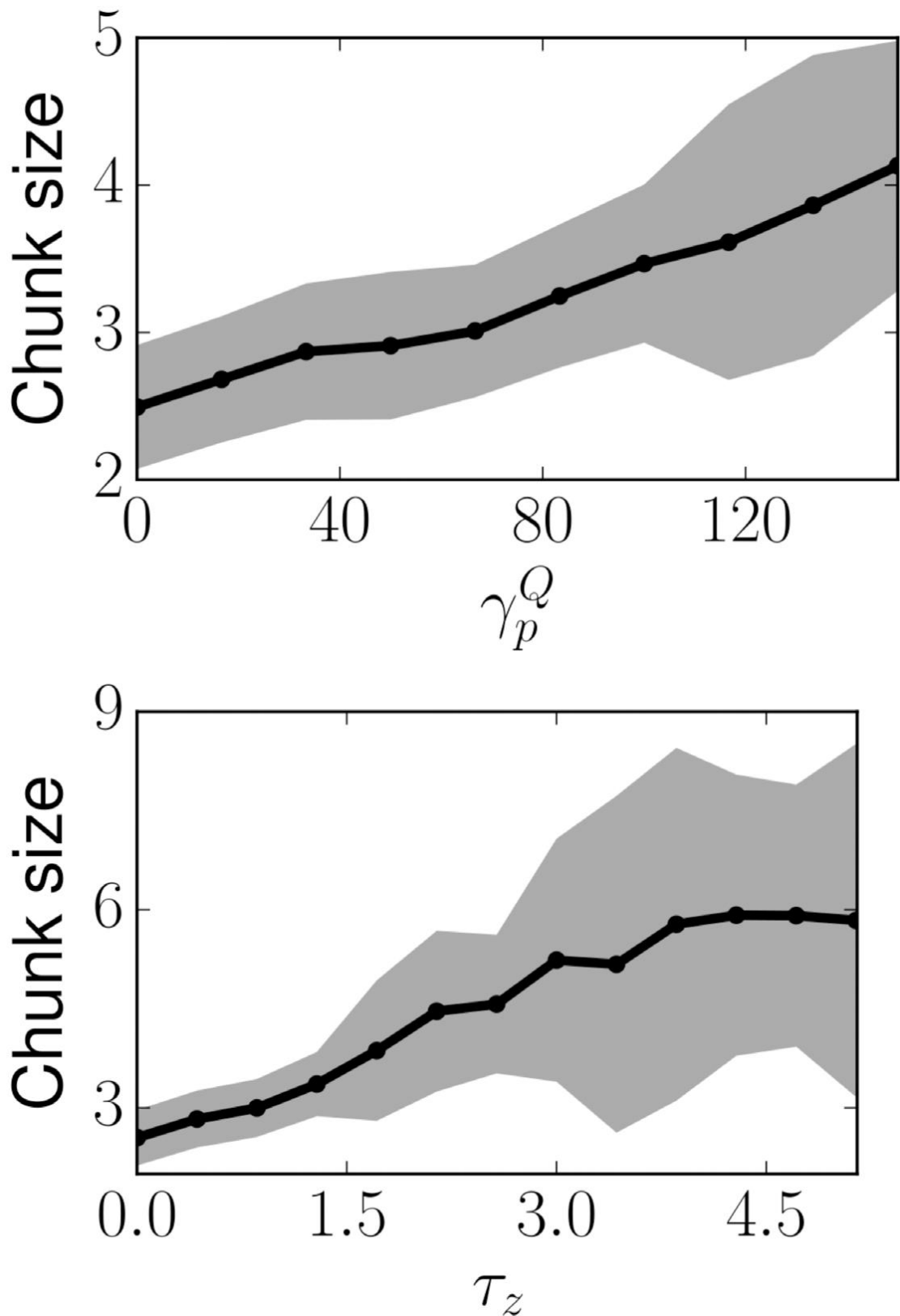


图7. 块大小, EM 的在每个组块数, (左) 作为增强缩放因子的一个函数, (右) 作为时间常数的在突触动力学的函数  $\tau_z$ 。包含在块携带信息的物品的数量取决于系统动力学, 这表明它们对内存的总容量的影响。初始随机条件导致系统不同的结构的学习 (数目和块的大小) 后。的情况下  $\tau_z = 0$  对应于完全除去突触动力学。虽然组块存在于不存在  $z_j$  的,  $z_j$  的特征时间尺度,  $\tau_z$  对块大小的强大效果。每个点进行评价 100 倍和的平均值和标准偏差被呈现, 表明块大小和 GQP 或  $\tau_z$  之间单调增加的关系。总体上, 运行的 98.6% 显示

出在分块层顺序的活性。总数可用的块的模式， $N_y = 30$ ；基本模式的总数， $N_x = 30$ 。

## 讨论

组块是一个自然发生的过程，通过该信息携带项被分组并且这些基团都与其他各根据一个学习的语法。分块简化任务性能，并有助于打破的问题，以思考，理解，并更加有效地[1]组成。一些研究表明，动物可以有效地通过组合多个信息项成块[1, 3, 4, 46, 51]增加他们的工作存储器的容量。研究一种能实现一个强大的，可扩展的和高效的方式分块的动态神经模型可以在大脑中的学习，记忆和信息处理的组织线索。在实验研究中，组块的标记是在序列生产任务中观察到的停顿和反应时间。为了提供动力帐户这些研究中，我们提出了能够学习模式和它们作为分层稳定异宿通道（SHC）的亚稳态秩序的动力学模型。我们的模型新小盘启动之前提供延迟（暂停）的动力可能起源。

最近的工作[21, 32]中描述的分块处理的非线性动态模型（也称为序列的序列[32]）。严格的分析进一步证实了分块在它们的建议的模式对应的行为相空间[31]的分级异网络。我们建议，通过引入容纳分块处理的无监督学习突触权重更新规则基础上[21]的模型。我们SHC为基础的方法保证鲁棒性和灵敏度，这对信息处理两个关键功能短暂脑动力学。鲁棒瞬变和敏感性输入可被看作是矛盾的要求。然而，以往的工作表明，含有亚稳态的时空模式可以克服这一矛盾[52-54]。

在我们的模型中，系统转变，从一个亚稳态到另一个沿SHC活动。相应的特别困难的拓扑结构是强烈地依赖于刺激，但通道本身是对噪声[22]结构上稳定和坚固。为了证明我们的调查结果，我们使用了广义洛特卡 - 沃尔泰拉（GLV）的软件仿真。该GLV模型是一个非线性动态系统作为用于它的数学简单性吸引力：一个SHC的存在可以证明严格[44]，而在三维情况下，其分岔已经被广泛地研究[43]。此外，有关本研究中GLVS的特征可以在描述的神元的生物过程，如整合及消防神经元[28]，霍奇金赫胥黎神经元[29]，威尔逊Cowan的网络[30]和菲茨休南云动力系统被复制神经元[23]。

我们的模型自我组织学习和鲁棒方式召回序列。学习系统之前有一个单一的固定的点依赖于所施加的刺激和联接器的初始条件。在训练期间，在抑制耦合增加的不对称性及从一个赢家通吃（WTA）的网络转变到Winnerless比赛（WLC）的配置，以使得在其中的模式在WLC激活的顺序是与所呈现一致图案序列。无论是输入模式和它们的顺序是按照分层顺序了解到：在基本模式构成的下层和在组块模式构成的更高的水平。当一个块被召回，基本层即被一个停顿是类似于在推定的组块的边界处观察到的延迟观察到当人类产生的学习序列[5, 7-9]。

据信，分块学习是并行运行的两个可分离的相互作用的过程的直接结果：一个分割长序列模式为较短的，与一个处理级联这些相同的马达元件成更长的序列[7, 55, 56]。我们的动力学模型自然融合这两个过程：学习层会连接通过不对称赫宾学习信息条目中的WLC动态中；而WLC层之间的学习，结合上级层的竞争动态，介导分割信息项的序列。两个相互作用的层的直接后果是在活动暂停：一个从属层被延迟，直到在所述上级层完成转换活性。

## WLC网络的容量

存储在网络中序列的数目是在所有的学习序列元素的总数量，因为一个单元需要的序列的一个元素。在一个封闭的SHC的情况下，不同的序列的数量，所述SHC罐商店等于不同的信道比用N个节点形成的数量，这是为了 $\exp(N-1)$ [23]。然而，我们注意到，说下反复连接的合理神经生物扰动，容量减少。在这种情况下，也能够稳定地回顾了最大序列长度为约7[57]。我们的模型提出了这样的扰动下分块容量和召回的新问题。组块的益处可以通过在存

在或不存在分块的序列的最大长度进行比较来研究。这项研究是由一个事实，即在网络中的平均块的大小在很大程度上取决于学习的动力（图 7）的参数，是今后工作的目标变得复杂。请注意，为了简单起见，我们目前的模型无法得知，有循环模式序列。

然而，这是可能的，因为原则上其他密切相关的工作处理由序列中保留了过去模式的存储器的重复序列中的模式[58, 59]，或通过使用“模板”连接矩阵[32]。

相关等级序列学习模型的学习在我们的模型股份的基本层的许多功能具有竞争力的学习[60, 61]和自组织地图[62]的模型。在竞争学习，每个刺激与存储在每个神经元的特征向量进行比较。具有最高相似度的神经元被选择为优胜者，和特征矢量被更新。这种机制类似于投影矩阵 P 和在 WLC 的竞争态势在我们的模型中学习的结果。我们的模型由网络无赢家竞争动力学嵌入刺激的顺序进一步扩展了这个想法。

我们的模型承担与以前的工作强相似性的识别序列[32, 63, 64]的序列。Kiebel 等。研究复杂的序列，其中，假定生成模型被先验[32]的识别。在那里，内层连接矩阵由活性超纵轴水平调制。相反，在我们的模型中的反馈是一个附加项，其效果是打开或关闭在从属层电路（特别困难）。这种造型的选择来在多个节点的成本，而且不需要连接的调制。

而模型中[64]提出了解决声音的序列的学习，它没有解决组块的学习（序列即序列）。用于学习在脑启发模型序列等相关的方法是贮存计算机[65-67]，供应链[68-70]和 WTA 网络[71]的链。利用用于序列学习非对称耦合网络的想法报道了基于吸引网络[45, 58, 65, 69, 72-74]多个作品。我们的方法的新颖之处在于分层动态亚稳态序列的学习。因此，我们的模型报价在神经基材层次序列学习的问题非线性动力学角度来说，它从吸引网络有着根本的不同。映射这种类型的上皮层动力学的另一尝试是分级时间记忆模型[75]，虽然工作并没有解决分层序列的生物激励学习的动态。

### 学习动态和鲁棒性参数稳定性

从两个相关方面来看的稳定性：动力学中的节点，并在连接（结构稳定性）噪声的鲁棒性；和亚稳态的稳定性，即他们的 Lyapunov 指数。在任一情况下，在一般情况下的学习稳定性研究是众所周知的困难，因为添加新的携带信息的项目可以通过创建伪吸引[76]破坏例如现有亚稳态。在三维情况下，洛特卡沃尔泰拉动态可以深入分析。然而，越来越多的困难出现在四个或更多个的尺寸，如在该系统的相空间新亚稳态，使得分析更加困难[36]。但是，它有可能获得在系统中的时间尺度很好的分离渐近情况下，一些有识之士。在我们的情况下，这些设置使得 P 达到 V，Q 之前平衡，Wbefore R。通过竞争学习机制和基本 P 同伙刺激项目对神经元的整体动态可深入分析。因为 P 调制增量到节点，其不与基本网络的结构干涉。只要 LTP 和 LTD 在联轴器 V 平衡和网络中的过渡是单调的，网络中的权重趋向于一个 WLC 配置（参见 S1 文本的第 1 部分）。EM 和 CM 之间的突触的动态捕捉分块行为，是非常相似的 P 的变化。它段的链中的基本层的激活成块，通过在序列中检测变化点。其功能使用通常用于在线自然语言处理[77]滑动窗口算法相当于序列分割。在这种情况下，渐进，参数可以被选择手动使得学习在每个时间刻度进展如上所述。

故障到召回分块序列。在一些情况下，模型未能召回分块的序列，特别是当学习动力学参数没有适当地选择。通过回忆失败的情况下是特别感兴趣，因为它们可以提供深入了解神经退行性疾病，如帕金森氏病分块赤字的动力根源。没有学习的最常见的原因是，之间的两个 EM 的转变并没有形成，或者是没有足够强大来驱动它。其结果是，网络的状态仍然是“卡住”，让人联想到帕金森氏症患者一定观察到运动障碍的。召回通常通过提供对应于提示的项目，这与如何感官提示可以提高运动迟缓[78]的症状相一致的刺激恢复。类似的行为观察结果对老人的序列生产任务[79]中谁也无法得知电机块制成。在老年人中，减少的认知能力

妨碍马达组块的学习，虽然大部分测试的个体的是能够正确地反应到该指示的序列召回刺激。在我们的模型，这相当于感知层和基础层之间的成功的学习，但没能学会基本层中的权重。在学习失败的其他情况下，分块模式没有达到 WLC 的配置，虽然连续的结构在基本层的教训。其结果是，在分块层中的活性保持恒定，并没有影响到新兴的激活顺序结构。这一缺陷被揭露在由序列召回过程中缺乏停顿的基本层。

**结论** 在本文中，我们提出了分层分块学习的动力，可以代表多种形式的认知活动，如工作记忆和语音建设的典范。这种模式是能够学习模式和它们作为分层 SHC 的亚稳态秩序，并再现几个关键在人分块行为观察到的特征。在本文中概述的模型，结果揭示新光到的时序工作存储器和分块的形成。复杂的动作（如语音或歌曲生产）可以被看作是从属运动，这就需要根据为了达到一个目标语法结合的链。最近的研究表明，在到达联接器的功能结构的故障是与其它疾病如精神分裂症[39]，强迫症[80]，和帕金森氏。我们的模型可以考虑学习和分块动态，以提供新的见解对待他们概括这些疾病的动态图像。

**方法** 短暂的大脑动态：分层分块我们首要的假设是，在大脑认知功能是由大脑“模式”非线性相互作用描述。这些模式的数量被假定比来描述脑的状态（例如膜电位，信道状态）所需要的变量的数目小得多。最近的脑成像技术的支持下，我们按照自上而下的方法确定这些模式的性质，以及它们如何相互作用的一过性，强大且可扩展的方式处理信息[36, 81]。在这种情况下，一模式被定义为从该激活相干执行特定认知任务的不同脑区元素的亚稳态的组合物。在这里，我们重点回顾序列，可以通过脑模式顺序激活描述的认知任务。特别地，我们的方法是基于对包含亚稳状态作为平衡点，因为它解决了通过该系统必须是稳健的噪声的矛盾，并且在同一时间时空心理模式，以输入[52-54]敏感。亚稳态是可以被表示为鞍节点半瞬态信号。这些鞍节点可以被布置成形成 SHC，它由多个通过其各自的不稳定分离式连接连续状态的序列（图 8）。在适当的参数化，即如果相空间围绕鞍压缩大于拉伸，并且如果链中的所有马鞍耗散，然后在形成链中的亚稳态的附近的轨迹保留在信道[22]。

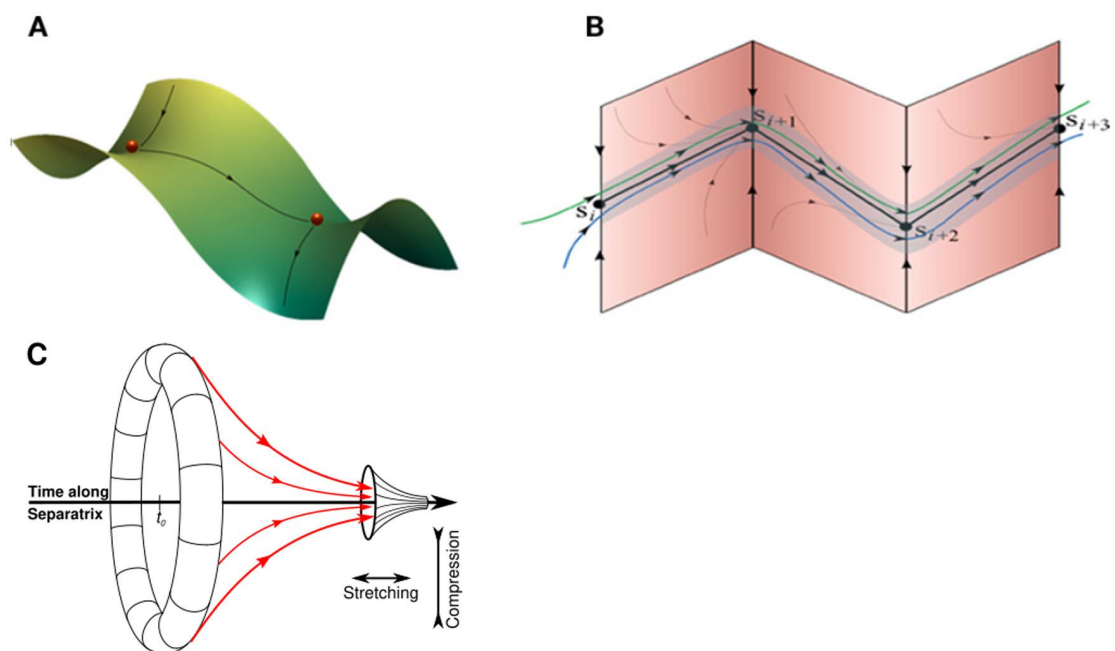


图 8 (A) 具有两个连接的亚稳态 (B) 稳定异信道 (SHC) 亚稳态序列稳定异链。从[82]调整。 (C) 在分界面不稳定的情况下的附近时都耦合鞍座通过大于一鞍值，其特征在于沿着轨迹相体积的转变。

该 GLV 动力学是用于实现 SHC 典范模型[42]:

$$\frac{d}{dt}x_i(t) = x_i(t)(s_i(t) - \sum_{i'=1}^{N_x} V_{i'i}x'(t) + \eta_i) \quad (5)$$

$V_{i'i}$  确定变量  $x_i$  之间的相互作用，并且是  $\eta_i(t)$  的添加剂噪声项。这种不对称在七个安装在网络中的亚稳结点，其结果在连续的和临时的赢家，因为在 WLC 动力学[23]。该模型的简单性使得代表顺序竞争[42]的过渡解的理论研究。系统等式 (5) 的动态特性扩展到广泛类动力系统的，被称为的 Kolmogorov 模型[26]。这些模型的生物相关性是由几个以前的作品[28-30]证实。

在等式 (5) 的状态变量是表示抽象数量不一定直接或恰好映射到单个神经元或群体活动模式。例如，[29]显示的抑制霍奇金赫胥黎型 (H&H) 神经元短期突触抑制的网络中的 SHC 的存在，尽管该微分方程有从方程 (5) 显著不同。另一个例子是通过[28]，其描述了在其下泄漏的燃烧率整合与火 (I&F) 神经元大约映射到等式 (5) 中的条件给出。

分级分块动力学通过在层次结构的每一个尺度鲁棒瞬时活动模式表示。上述式 (5) 用作基本构建块分块动态每一层。两层分块动力学是制度的定位公式 (1) 的形式的 GLV。这种模式有轻微的修改到一个在[21]给出，其中在训练期间反映块形成的必需品。首先，两个层之间的耦合的极性反转 (在[21]的基本模式性抑制分块模式)。这种修改允许的基本模式，以直接驱动 CM。其次，由尺寸  $Z$  表示的突触动力学被施加到分块层的生长条件 (相对于[21]，其中仅抑制接头受到突触动力学)。突触动力学帮助一个 CM 过度的刺激几个项目保持活跃。突触可塑性模型连续活动的结构是由各个模式间的连接矩阵来确定。内的每个层，不对称的耦合量表示控制网络的动力学行为的顺序的参数。层间连接表示携带信息的项和与块模式的关联。输入端的介绍后，网络运行的整合时间，权重保持固定在这次召回结束时达到的值。学习可以理解为这个命令参数的调整和协会的方式，基本的召回动力学和分块模式与训练序列一致。

联轴器 PKI 的 PM 和 EMS 之间的突触遵循与突触缩放[40]等式 (2) 的相关性的规则。输入突触了解哪些 PM 被关联到特定的图案。此规则可以学习嘈杂感觉的激活隐藏原因在混合模型[41]。如在[41]，我们假定一个 (未指定) 前馈抑制归一化的输入模式的强度，使得在稳定状态下， $\sum_k s_k = C$  和  $\sum_k P_{ki} = C$ ，联轴器  $V_{i'i}$ ， $w_{j'i}$ 。从  $i$  到  $i_0$  新兴之间的耦合的权重更新通

过用匹配的增强和抑郁症的双稳态突触可塑性规则决定根据公式 (3)，其中，增强条件是：

$$\begin{aligned} LTP_V(x_i, x_{i'}) &= (x_i A - \theta_p) \\ LTP_V(x_i, x_{i'}) &= (x_i A - \theta_d) \end{aligned} \quad (6)$$

$$A(T) = A^+ \int_0^{\infty} K x_j(t - \Delta) d\Delta$$

$$A(T) = A^- \int_0^{\infty} K x_j(t - \Delta) d\Delta$$

其中  $\Theta$  是希维赛德 (步骤) 函数返回 1，如果它的参数是正，否则为 0， $\theta_p$   $\theta_d$  的是恒定的增

强阈值。  $v^+$ ,  $v^-$  和  $v$  是双稳态学习规则[34]的固定点。

根据这一定义,前者被确定为稳定两个是稳定的,而后者则是不稳定的。一旦重量七个 0 杂交  $v$ , 在不存在刺激的它朝  $v^+$  吸引如果  $v^-$  否则。当活动的转变从一个元件到另一个, 沿着过渡经受方向的突触, 而在相反方向经历增强突触。在每个状态转换时, 该规则在过渡方向上的抑制性突触, 并增强它在相反的方向。开始时, 每个单元与一个稳定不动点相关联。足够数量的这样的更新之后, 将稳定的固定点成为鞍节点, 其中所述分界面不稳定导致与序列中随后的项目相关联的单元。发生需要这种更新的数量取决于突触更新的幅度, 发挥学习率的作用。当突触增强和抑郁症是匹配的, 仅当模式变化的活动 (见文本 S1, S2 图部分 1) 的权重进行修改。同样的突触动态申请分块模式之间的. 联轴器  $Q_{ij}$ 。分块层开出初级模式活动作为其输入, 并把一组基本模式中的到 CM 关联。该学习规则等式 (4) 是等式双稳态适应 (2), 其中,  $f_Q(Q)$  实现双稳态动力学:

$$f_Q(Q) = \alpha_Q(Q^+ - Q)(Q^- - Q)(Q^* - Q) \quad (7)$$

每块的持续时间是强烈地依赖于增强缩放因子  $\gamma_p^Q$  和  $\gamma_d^Q$ 。

因为它涉及到两个 EM 和 CM 的非线性动力学这个学习规则进行完整的分析是不可能的。此规则的行为的直觉可以通过将其进行比较来管理. 情况下的规则来获得:  $\gamma_p^Q$  时, 整流功能  $\ominus$  变为恒等函数, 因为  $x^0$  和  $y^0$  选择为清楚起见其等同于公式 (2), 与所述权重  $Q^+$  的上边界的异常。刺激确保了分块层交换机的调理时提出一种新模式通常只发生。在 EM 的每个激活, 激活 CM 能坚持或失去分块序列的学习认知和行为。任一事件正在发生的概率由组块的尺寸  $Q^+$  的初始状态决定. 联轴器  $R_{ij}$ 。分块模式抑制的基本网络中, 这两个层的活动相干彼此结合的方式。这种抑制作用具有类似于上述但交换边界一个规则的教训。其结果是, 当两个基本模式和分块模式是活动的, 重量 (抑制更小), 但是当只有 CM 是活动的, 重量。活性的 CM 新兴被去抑制的结构

$$\tau_R \frac{d}{dt} R_{ij}(t) = \alpha_R f_R(R_{ji}) + \gamma_p^R (R^- - R_{ji})(x_i y_i - \theta_p^R) + \gamma_d^R (R^- - R_{ji})(x y_i - \theta_d^R) \quad (9)$$

$$f_R(R) = \alpha_R (R^+ - R)(R^- - R)(R^* - R) \quad (10)$$

表征序列召回在成功的培训结束后, 该网络能够回忆的呈现序列。产生完全精确的排列顺序时成功召回的定义。然而, 出现的序列被再现, 以在合理范围内 (例如缺失的元素, 序列重放正确地达到一定元素)。考虑到这样的事件中, 我们使用归一化的距离来估计再现[83]的质量。该距离计算两个序列 (加, 减), 由最长的序列的长度归一化之间变化的数量。需要注意的是序列召回不定性, 因为准确的召回分块可以在对分块层学习获得。

**支持信息 S1 文本。** 第 1 节, 详细的学习规则公式 (3)。

(PDF) S1 图不对称学习窗口引起的重量变化, 当两个单元之间的转变发生。

(TIF) S2 图网动力学的影响组块率。

(TIF) S3 图组块率是通过在分块层随时间变化的偏差调制。



(TIF) S4 图嘈杂刺激的实例。

**致谢** 感谢亨利·阿巴伯内尔, 尤里·索科洛夫和托马斯·诺沃特尼对他们有益的意见。我们也感谢布伦顿梅塞尔和乌列诸根审阅了手稿的早期版本。

## 参考文献

1. Ericsson K, Chase WG, Faloon S. Acquisition of a memory skill. *Science*. 1980; 208(4448):1181-1182. doi: [10.1126/science.7375930](https://doi.org/10.1126/science.7375930) PMID: [7375930](https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/7375930/)
2. Bousfield WA. The occurrence of clustering in the recall of randomly arranged associates. *The Journal of General Psychology*. 1953; 49(2):229-240. doi: [10.1080/00221309.1953.9710088](https://doi.org/10.1080/00221309.1953.9710088)
3. Miller GA. The magical number seven, plus or minus two: some limits on our capacity for processing information. *Psychological review*. 1956; 63(2):81. doi: [10.1037/h0043158](https://doi.org/10.1037/h0043158) PMID: [13310704](https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/13310704/)
4. Gobet F, Lane PC, Croker S, Cheng PC, Jones G, Oliver I, et al. Chunking mechanisms in human learning. *Trends in cognitive sciences*. 2001; 5(6):236-243. doi:[10.1016/S1364-6613\(00\)01662-4](https://doi.org/10.1016/S1364-6613(00)01662-4) PMID:[11390294](https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/11390294/)
5. Verwey WB. Concatenating familiar movement sequences: the versatile cognitive processor. *Acta psychologica*. 2001; 106(1):69-95. doi: [10.1016/S0001-6918\(00\)00027-5](https://doi.org/10.1016/S0001-6918(00)00027-5) PMID: [11256340](https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/11256340/)
6. Pammi V, Miyapuram KP, Samejima K, Bapi RS, Doya K, et al. Changing the structure of complex visuo-motor sequences selectively activates the fronto-parietal network. *Neuroimage*. 2012; 59(2):1180-1189. doi: [10.1016/j.neuroimage.2011.08.006](https://doi.org/10.1016/j.neuroimage.2011.08.006) PMID: [21867758](https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/21867758/)
7. Wymbs NF, Bassett DS, Mucha PJ, Porter MA, Grafton ST. Differential recruitment of the sensorimotor putamen and frontoparietal cortex during motor chunking in humans. *Neuron*. 2012; 74(5):936-946. doi: [10.1016/j.neuron.2012.03.038](https://doi.org/10.1016/j.neuron.2012.03.038) PMID: [22681696](https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/22681696/)
8. Sakai K, Kitaguchi K, Hikosaka O. Chunking during human visuomotor sequence learning. *Experimental brain research*. 2003; 152(2):229-242. doi: [10.1007/s00221-003-1548-8](https://doi.org/10.1007/s00221-003-1548-8) PMID: [12879170](https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/12879170/)
9. Bo J, Seidler RD. Visuospatial working memory capacity predicts the organization of acquired explicit motor sequences. *Journal of neurophysiology*. 2009; 101(6):3116-3125. doi: [10.1152/jn.00006.2009](https://doi.org/10.1152/jn.00006.2009) PMID: [19357338](https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/19357338/)
10. Gee JP, Grosjean F. Performance structures: A psycholinguistic and linguistic appraisal. *Cognitive Psychology*. 1983; 15(4):411-458. Available from:<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/0010028583900142>. doi: [10.1016/0010-0285\(83\)90014-2](https://doi.org/10.1016/0010-0285(83)90014-2)
11. Ellis N, Sinclair S. Working memory in the acquisition of vocabulary and syntax: Putting language in good order. *The Quarterly Journal of Experimental Psychology: Section A*. 1996; 49(1):234-250. doi:[10.1080/713755604](https://doi.org/10.1080/713755604)
12. Luck SJ, Vogel EK. The capacity of visual working memory for features and conjunctions. *Nature*. 1997; 390(6657):279-281. doi: [10.1038/36846](https://doi.org/10.1038/36846) PMID: [9384378](https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/9384378/)
13. Graybiel AM. The basal ganglia and chunking of action repertoires. *Neurobiology of learning and memory*. 1998; 70(1):119-136. doi: [10.1006/nlme.1998.3843](https://doi.org/10.1006/nlme.1998.3843) PMID: [9753592](https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/9753592/)

14. Pammi VC, Miyapuram KP, Bapi RS, Doya K. Chunking phenomenon in complex sequential skill learning in humans. In: Neural Information Processing. Springer; 2004. p. 294-299.
15. Williams H, Staples K. Syllable chunking in zebra finch song. *Journal of Comparative Psychology*. 1992; 106(3):278. doi: [10.1037/0735-7036.106.3.278](https://doi.org/10.1037/0735-7036.106.3.278) PMID: [1395497](https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/1395497/)
16. Rosenbaum DA, Kenny SB, Derr MA. Hierarchical control of rapid movement sequences. *Journal of Experimental Psychology: Human Perception and Performance*. 1983; 9(1):86. PMID: [6220126](https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/6220126/)
17. Miyapuram KP, Bapi RS, Pammi CV, Doya K, et al. Hierarchical chunking during learning of visuomotor sequences. In: Neural Networks, 2006. IJCNN'06. International Joint Conference on. IEEE; 2006.p. 249-253.
18. Newell A, Rosenbloom PS. Mechanisms of skill acquisition and the law of practice. *Cognitive skills and their acquisition*. 1981; 1.
19. Servan-Schreiber E, Anderson JR. Learning artificial grammars with competitive chunking. *Journal of Experimental Psychology: Learning, Memory, and Cognition*. 1990; 16(4):592.
20. Van Gelder T, Port RF. It's about time: An overview of the dynamical approach to cognition. *Mind as motion: Explorations in the dynamics of cognition*. 1995; 1:43.
21. Rabinovich M, Varona P, Tristan I, Afraimovich V. Chunking dynamics: heteroclinics in mind. *Frontiers in computational neuroscience*. 2014; 8. doi: [10.3389/fncom.2014.00022](https://doi.org/10.3389/fncom.2014.00022) PMID: [24672469](https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/24672469/)
22. Rabinovich MI, Huerta R, Varona P, Afraimovich VS. Transient cognitive dynamics, metastability, and decision making. *PLoS computational biology*. 2008; 4(5):e1000072. doi: [10.1371/journal.pcbi.1000072](https://doi.org/10.1371/journal.pcbi.1000072) PMID: [18452000](https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/18452000/)
23. Rabinovich M, Volkovskii A, Lecanda P, Huerta R, Abarbanel H, Laurent G. Dynamical encoding by networks of competing neuron groups: winnerless competition. *Physical Review Letters*. 2001; 87(6):68102. doi: [10.1103/PhysRevLett.87.068102](https://doi.org/10.1103/PhysRevLett.87.068102)
24. Rabinovich M, Huerta R, Laurent G. Transient dynamics for neural processing. *Science*. 2008 Jul;321:48-50. Available from: <http://www.pubmed.org/18599763>. doi: [10.1126/science.1155564](https://doi.org/10.1126/science.1155564) PMID: [18599763](https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/18599763/)
25. Lotka AJ. *Elements of physical biology*. Williams & Wilkins Baltimore; 1925.
26. Brauer F, Castillo-Chávez C. *Mathematical Models in Population Biology and Epidemiology*. vol. 40. Springer; 2001.
27. Hernández-Bermejo B, Fairén V, Brenig L. Algebraic recasting of nonlinear systems of ODEs into universal formats. *Journal of Physics A: Mathematical and General*. 1998; 31(10):2415. doi: [10.1088/0305-4470/31/10/016](https://doi.org/10.1088/0305-4470/31/10/016)
28. Fukai T, Tanaka S. A simple neural network exhibiting selective activation of neuronal ensembles: from winner-take-all to winners-share-all. *Neural Comput*. 1997; 9(1):77-97. doi: [10.1162/neco.1997.9.1.77](https://doi.org/10.1162/neco.1997.9.1.77) PMID: [9117902](https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/9117902/)
29. Nowotny T, Rabinovich M. Dynamical origin of independent spiking and bursting activity in neural microcircuits. *Physical review letters*. 2007; 98(12):128106. doi: [10.1103/PhysRevLett.98.128106](https://doi.org/10.1103/PhysRevLett.98.128106) PMID: [17501162](https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/17501162/)
30. Huerta R, Rabinovich M. Reproducible sequence generation in random neural ensembles. *Physical review letters*. 2004; 93(23):238104. doi: [10.1103/PhysRevLett.93.238104](https://doi.org/10.1103/PhysRevLett.93.238104) PMID: [15601209](https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/15601209/)
31. Afraimovich V, Young T, Rabinovich M. Hierarchical Heteroclinics In Dynamical Model Of Cognitive Processes: Chunking. *International Journal of Bifurcation and Chaos*. 2014; (in

press). doi: [10.1142/S0218127414501326](https://doi.org/10.1142/S0218127414501326)

32. Kiebel SJ, Von Kriegstein K, Daunizeau J, Friston KJ. Recognizing sequences of sequences. *PLoS computational biology*. 2009; 5(8):e1000464. doi: [10.1371/journal.pcbi.1000464](https://doi.org/10.1371/journal.pcbi.1000464) PMID: [19680429](https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/19680429/)

33. Seliger P, Tsimring LS, Rabinovich MI. Dynamics-based sequential memory: Winnerless competition of patterns. *Phys Rev E*. 2003 Jan; 67:011905. Available from: <http://link.aps.org/doi/10.1103/PhysRevE.67.011905>. doi: [10.1103/PhysRevE.67.011905](https://doi.org/10.1103/PhysRevE.67.011905)

34. Graupner M, Brunel N. Calcium-based plasticity model explains sensitivity of synaptic changes to spike pattern, rate, and dendritic location. *Proceedings of the National Academy of Sciences*. 2012; Available from: <http://www.pnas.org/content/early/2012/02/21/1109359109.abstract>. doi: [10.1073/pnas.1109359109](https://doi.org/10.1073/pnas.1109359109)

35. Yuille AL, Grzywacz NM. A winner-take-all mechanism based on presynaptic inhibition feedback. *Neural Comput*. 1989; 1(3):334-347. doi: [10.1162/neco.1989.1.3.334](https://doi.org/10.1162/neco.1989.1.3.334)

36. Rabinovich M, Tristan I, Varona P. Neural dynamics of attentional cross-modality control. *PloS one*. 2013; 8(5):e64406. doi: [10.1371/journal.pone.0064406](https://doi.org/10.1371/journal.pone.0064406) PMID: [23696890](https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/23696890/)

37. Rabinovich MI, Simmons AN, Varona P. Dynamical bridge between brain and mind. *Trends in cognitive sciences*. 2015; 19(8):453-461. doi: [10.1016/j.tics.2015.06.005](https://doi.org/10.1016/j.tics.2015.06.005) PMID: [26149511](https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/26149511/)

38. Rabinovich M, Huerta R, Volkovskii A, Abarbanel H, Stopfer M, Laurent G. Dynamical coding of sensory information with competitive networks. *Journal of Physiology-Paris*. 2000; 94(5):465-471. doi: [10.1016/S0928-4257\(00\)01092-5](https://doi.org/10.1016/S0928-4257(00)01092-5)

39. Rabinovich MI, Sokolov Y, Kozma R. Robust sequential working memory recall in heterogeneous cognitive networks. *Frontiers in systems neuroscience*. 2014; 8. doi: [10.3389/fnsys.2014.00220](https://doi.org/10.3389/fnsys.2014.00220) PMID: [25452717](https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/25452717/)

40. Abbott LF, Nelson SB. Synaptic plasticity: taming the beast. *Nature Neuroscience*. 2000 November; 3:1178-1183. doi: [10.1038/81453](https://doi.org/10.1038/81453) PMID: [11127835](https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/11127835/)

41. Keck C, Savin C, Lücke J. Feedforward Inhibition and Synaptic Scaling—Two Sides of the Same Coin? *PLoS computational biology*. 2012; 8(3):e1002432. doi: [10.1371/journal.pcbi.1002432](https://doi.org/10.1371/journal.pcbi.1002432) PMID: [22457610](https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/22457610/)

42. Afraimovich V, Tristan I, Huerta R, Rabinovich MI. Winnerless competition principle and prediction of the transient dynamics in a Lotka-Volterra model. *Chaos: An Interdisciplinary Journal of Nonlinear Science*. 2008; 18(4):043103. doi: [10.1063/1.2991108](https://doi.org/10.1063/1.2991108)

43. Zeeman ML. Hopf bifurcations in competitive three-dimensional Lotka-Volterra systems. *Dynamics and Stability of Systems*. 1990; 8(3):189-216. doi: [10.1080/02681119308806158](https://doi.org/10.1080/02681119308806158)

44. Afraimovich VS, Rabinovich MI, Varona P. Heteroclinic contours in neural ensembles and the winnerless competition principle. *International Journal of Bifurcation and Chaos*. 2004; 14(04):1195-1208. doi: [10.1142/S0218127404009806](https://doi.org/10.1142/S0218127404009806)

45. Fiete IR, Senn W, Wang CZ, Hahnloser RH. Spike-time-dependent plasticity and heterosynaptic competition organize networks to produce long scale-free sequences of neural activity. *Neuron*. 2010; 65(4):563-576. doi: [10.1016/j.neuron.2010.02.003](https://doi.org/10.1016/j.neuron.2010.02.003) PMID: [20188660](https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/20188660/)

46. Acuna DE, Wymbs NF, Reynolds CA, Picard N, Turner RS, Strick PL, et al. Multifaceted aspects of chunking enable robust algorithms. *Journal of neurophysiology*. 2014; 112(8):1849-1856. doi: [10.1152/jn.00028.2014](https://doi.org/10.1152/jn.00028.2014) PMID: [25080566](https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/25080566/)

47. Tremblay PL, Bedard MA, Levesque M, Chebli M, Parent M, Courtemanche R, et al. Motor

- sequence learning in primate: Role of the {D2} receptor in movement chunking during consolidation. *Behavioural Brain Research*. 2009; 198(1):231-239. Available from: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0166432808006086>. doi: [10.1016/j.bbr.2008.11.002](https://doi.org/10.1016/j.bbr.2008.11.002) PMID: 19041898
48. Itti L, Koch C. Computational Modeling of Visual Attention. *Nature Reviews Neuroscience*. 2001; 2(3):194-203. doi: [10.1038/35058500](https://doi.org/10.1038/35058500) PMID: 11256080
49. Terrace H. *Chunking and serially organized behavior in pigeons, monkeys and humans*. Comparative Cognition Press) Medford, MA; 2001.
50. Zellner B. Pauses and the temporal structure of speech. Zellner, B (1994) Pauses and the temporal structure of speech, in Keller E (Ed) *Fundamentals of speech synthesis and speech recognition*(pp 41-62) Chichester: John Wiley. 1994;p. 41-62.
51. Matsuzaka Y, Picard N, Strick PL. Skill representation in the primary motor cortex after long-term practice. *Journal of neurophysiology*. 2007; 97(2):1819-1832. doi: [10.1152/jn.00784.2006](https://doi.org/10.1152/jn.00784.2006) PMID:17182912
52. Kelso JS. *Dynamic patterns: The self-organization of brain and behavior*. MIT press; 1997.
53. Friston KJ. Transients, metastability, and neuronal dynamics. *Neuroimage*. 1997; 5(2):164-171. doi:[10.1006/nimg.1997.0259](https://doi.org/10.1006/nimg.1997.0259) PMID: 9345546
54. Oullier O, Kelso J. Neuroeconomics and the metastable brain. *Trends in cognitive sciences*. 2006; 10(8):353-354. doi: [10.1016/j.tics.2006.06.009](https://doi.org/10.1016/j.tics.2006.06.009) PMID: 16828574
55. Verwey WB, Abrahamse EL, Jiménez L. Segmentation of short keying sequences does not spontaneously transfer to other sequences. *Human Movement Science*. 2009; 28(3):348-361. *Third European Workshop on Human Movement Science*. Available from: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0167945708001012>. doi: [10.1016/j.humov.2008.10.004](https://doi.org/10.1016/j.humov.2008.10.004) PMID: 19135276
56. Verwey WB, Eikelboom T. Evidence for lasting sequence segmentation in the discrete sequence-production task. *Journal of motor behavior*. 2003; 35(2):171-181. doi: [10.1080/00222890309602131](https://doi.org/10.1080/00222890309602131) PMID: 12711587
57. Bick C, Rabinovich MI. Dynamical Origin of the Effective Storage Capacity in the Brain's Working Memory. 2009 Nov; 103:218101-1-218101-4. Available from: <http://adsabs.harvard.edu/abs/2009PhRvL.103u8101B>.
58. Verduzco-Flores SO, Bodner M, Ermentrout B. A model for complex sequence learning and reproduction in neural populations. *Journal of computational neuroscience*. 2012; 32(3):403-423. doi: [10.1007/s10827-011-0360-x](https://doi.org/10.1007/s10827-011-0360-x) PMID: 21887499
59. Tully PJ, Hennig MH, Lansner A. Synaptic and nonsynaptic plasticity approximating probabilistic inference. *Frontiers in synaptic neuroscience*. 2014; 6. doi: [10.3389/fnsyn.2014.00008](https://doi.org/10.3389/fnsyn.2014.00008) PMID: 24782758
60. Rumelhart D, Zipser D. Feature discovery by competitive learning\*. *Cognitive science*. 1985; 9(1):75-112. doi: [10.1207/s15516709cog0901\\_5](https://doi.org/10.1207/s15516709cog0901_5)
61. Grossberg S. *Competitive learning: From interactive activation to adaptive resonance*. *Cognitive science*. 1987; 11(1):23-63. doi: [10.1111/j.1551-6708.1987.tb00862.x](https://doi.org/10.1111/j.1551-6708.1987.tb00862.x)
62. Kohonen T. *Self-Organization and Associative Memory*. 2nd ed. Springer Series in Information Sciences. Springer Verlag; 1988.
63. Kiebel SJ, Friston KJ. Free energy and dendritic self-organization. *Frontiers in systems*

neuroscience.2011; 5. doi: [10.3389/fnsys.2011.00080](https://doi.org/10.3389/fnsys.2011.00080) PMID: [22013413](https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/22013413/)

64. Yildiz IB, von Kriegstein K, Kiebel SJ. From birdsong to human speech recognition: Bayesian inference on a hierarchy of nonlinear dynamical systems. *PLoS computational biology*. 2013; 9:e1003219. doi:[10.1371/journal.pcbi.1003219](https://doi.org/10.1371/journal.pcbi.1003219) PMID: [24068902](https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/24068902/)

65. Liu JK, Buonomano DV. Embedding multiple trajectories in simulated recurrent neural networks in a self-organizing manner. *The Journal of Neuroscience*. 2009; 29(42):13172–13181. doi: [10.1523/JNEUROSCI.2358-09.2009](https://doi.org/10.1523/JNEUROSCI.2358-09.2009) PMID: [19846705](https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/19846705/)

66. Sussillo D, Abbott LF. Generating coherent patterns of activity from chaotic neural networks. *Neuron*.2009; 63(4):544–557. doi: [10.1016/j.neuron.2009.07.018](https://doi.org/10.1016/j.neuron.2009.07.018) PMID: [19709635](https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/19709635/)

67. Dominey PF. Recurrent temporal networks and language acquisition—from corticostriatal neurophysiology to reservoir computing. *Frontiers in psychology*. 2013; 4. doi: [10.3389/fpsyg.2013.00500](https://doi.org/10.3389/fpsyg.2013.00500) PMID:[23935589](https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/23935589/)

68. Abeles M. *Local cortical circuits. An electrophysiological study*. Springer, Berlin; 1982.

69. Jun JK, Jin DZ. Development of neural circuitry for precise temporal sequences through spontaneous activity, axon remodeling, and synaptic plasticity. *PLoS One*. 2007; 2(8):e723. doi: [10.1371/journal.pone.0000723](https://doi.org/10.1371/journal.pone.0000723) PMID: [17684568](https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/17684568/)

70. Diesmann M, Gewaltig MO, Aertsen A. Stable propagation of synchronous spiking in cortical neural networks. *Nature*. 1999 December; 402:529–533. doi: [10.1038/990101](https://doi.org/10.1038/990101) PMID: [10591212](https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/10591212/)

71. Mostafa H, Indiveri G. Sequential Activity in Asymmetrically Coupled Winner-Take-All Circuits. *Neural Computation*. 2014;p. 1–32.

72. Sompolinsky H, Kanter I. Temporal association in asymmetric neural networks. *Physical Review Letters*.1986; 57(22):2861. doi: [10.1103/PhysRevLett.57.2861](https://doi.org/10.1103/PhysRevLett.57.2861) PMID: [10033885](https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/10033885/)

73. Sandamirskaya Y, Schöner G. An embodied account of serial order: How instabilities drive sequence generation. *Neural Networks*. 2010; 23(10):1164–1179. doi: [10.1016/j.neunet.2010.07.012](https://doi.org/10.1016/j.neunet.2010.07.012) PMID:[20800989](https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/20800989/)

74. Pascanu R, Jaeger H. A neurodynamical model for working memory. *Neural networks*. 2011; 24(2):199–207. doi: [10.1016/j.neunet.2010.10.003](https://doi.org/10.1016/j.neunet.2010.10.003) PMID: [21036537](https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/21036537/)

75. George D, Hawkins J. Towards a mathematical theory of cortical micro-circuits. *PLoS computational biology*. 2009; 5(10):e1000532. doi: [10.1371/journal.pcbi.1000532](https://doi.org/10.1371/journal.pcbi.1000532) PMID: [19816557](https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/19816557/)

76. Amit DJ. *Modeling brain function: The world of attractor neural networks*. Cambridge University Press;1992.

77. Keogh E, Chu S, Hart D, Pazzani M. An online algorithm for segmenting time series. In: *Data Mining,2001. ICDM 2001, Proceedings IEEE International Conference on*. IEEE; 2001. p. 289–296.

78. Berardelli A, Rothwell J, Thompson P, Hallett M. Pathophysiology of bradykinesia in Parkinson's disease.*Brain*. 2001; 124(11):2131–2146. doi: [10.1093/brain/124.11.2131](https://doi.org/10.1093/brain/124.11.2131) PMID: [11673316](https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/11673316/)

79. Verwey WB. Diminished motor skill development in elderly: indications for limited motor chunk use.*Acta psychologica*. 2010; 134(2):206–214. doi: [10.1016/j.actpsy.2010.02.001](https://doi.org/10.1016/j.actpsy.2010.02.001) PMID: [20189547](https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/20189547/)

80. 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](https://doi.org/10.1371/journal.pone.0012547) PMID: [20877723](https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/20877723/)

81. Rabinovich M, Varona P, Selverston A, Abarbanel H. Dynamical principles in neuroscience. *Reviews of modern physics*. 2006; 78(4):1213. doi: [10.1103/RevModPhys.78.1213](https://doi.org/10.1103/RevModPhys.78.1213)

82. Rabinovich MI, Varona P. Robust transient dynamics and brain functions. *Frontiers in Computational Neuroscience*. 2011; 5(24). Available from:

[http://www.frontiersin.org/computational\\_neuroscience/10.3389/fncom.2011.00024/abstract](http://www.frontiersin.org/computational_neuroscience/10.3389/fncom.2011.00024/abstract). doi: [10.3389/fncom.2011.00024](https://doi.org/10.3389/fncom.2011.00024) PMID: [21716642](https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/21716642/)

83. Levenshtein VI. Binary codes capable of correcting deletions, insertions, and reversals. In: *Soviet physics doklady*. vol. 10; 1966. p. 707-710. Learning of Chunking Sequences in Cognition and Behavior PLOS.