

决策序列的动力学

S. Mikhail I. Rabinovich* and Ramo'n Huerta†

*美国加州大学圣地亚哥分校, 非线性科学研究所
加利福尼亚州拉霍亚, 圣路易斯, 墨西哥光学研究所
(2006年5月4日收到; 2006年11月上线)

我们建议一个新的模式智能决策适用于依赖于内部和外部世界的特点动物或人工自治设备的动态连续的活动。要做到这一点, 我们引进了一类新动力车型由常微分方程与有限数量的可能性, 在决策点描述, 并且还包含规则解决这种不确定性。我们的方法是基于使用其稳定的瞬态动力学可能的认知状态之间的竞争。该模型控制选择根据环境和决策准则的顺序活动的连续步骤的顺序。两种策略 (高风险和规避风险的条件), 该移动系统出不稳定的环境进行了分析。

DOI: [10.1103/PhysRevLett.97.188103](https://doi.org/10.1103/PhysRevLett.97.188103)

PACS numbers: 87.18.Sn, 05.45. a, 87.18.Bb

引言

信息相关的短暂活动是动物和自主式智能系统[1]的最典型的行为。即使是在静止的环境下这样的行为可能不是唯一的, 大脑或认知状态机 (CSM) 必须做出选择; 即, 行为是一系列开关或决策 (DM) 过程[2] (参见图 1)。显而易见的是, 在一个连续的行为作出明智的决定必须对噪声和可重复性, 允许在未来成功的决策序列的记忆和重复使用稳定。在另一方面, 它也必须从环境的新信息敏感。这些要求是从根本上是矛盾的, 和现有的方法[3, 4]不足以解释 DM 用于顺序活性。在这里, 我们制定了一类新的适合于分析基于广义无赢家竞争 (WLC) 原理[5]连续的 DM 模型。

模型方程

决策系统由子系统是: (i) 制定目标, (ii) 创建决策功能, (iii) 控制 CSM 的参数, 和 (iv) 是负责的时空模式的产生根据传入的信息, 我和 DM 规则控制的行为认知状态。在这里, 我们专注于由一个决策函数和关于世界的信息, 即控制了 CSM 及其参数的动力学模型, 对项目 (III) 和 (IV)。让我们考虑一个系统, 旨在实现顺序决定的最大可能数。我们假设生命历程可以被编码为事件[6], 在我们的情况下, 即, 决策事件序列。这封信我们将把整个一个序列作为“作出的决定数量的目的‘生命长度。’”的决策函数算法定义 (见下文)。

我们的模型包括认知状态, 并通过 DM 规则给定的控制参数方程的动力学常微分方程:

$$\dot{a}_i = a_i [\sigma_i - (a_i + \sum_{j \neq i}^N \rho_{ij} a_j)] + \eta_i(t), (1)$$

$$\tau \dot{\sigma}_i = -\frac{\partial U_i}{\partial \sigma_i}, (2)$$

等式 (1) 是 Lotka-Volterra 型的和模型认知状态的竞争动态的 $a_i(t)$ (它可以是脑模式或

竞争控制器; 参见, 例如, [7]), 其中, ρ_{ij} 表示的强度从状态 j 到状态 i , 其基于遗传和存

储信息的竞争相互作用, i 是外部噪声, 以及 N 是可能的认知状态的数目。在 CSM 的工作机制是没有赢家的刺激相关的竞争直到系统达到“(稳定平衡)的”生命的终结“。之前, CSM

达到此

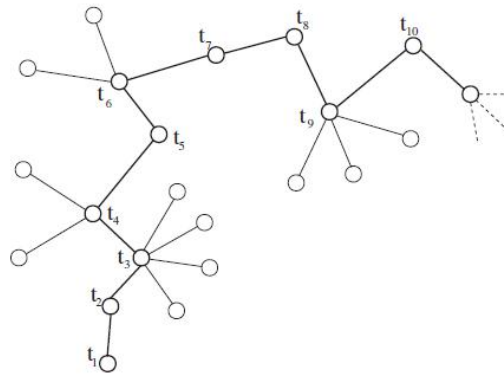


图 1. 认知状态的序列: 细线, 可能的路径; 粗线, 通过根据信息的 DM 选择实现序列 FRO 环境; t_3, t_4, t_6, t_9 是选择的时刻。

指向不同的认知状态成为“胜利者”只是一个很短的时间。这是由非对称确保抑制神经系统的再生瞬态动力学的原理 WLC (见[5])。参数控制认知状态动力学和通过独立梯度系统 (2) 的约束。鉴于 i 的潜在功能 $U_i(I, \sigma_i)$ 有极小

$$\begin{aligned} \bar{\sigma}_i(I) &= \sigma_i^0 + A_i^s(I), \\ s &= \{1, \dots, m_k\} \end{aligned} \quad (3)$$

初始值 $\bar{\sigma}_i(t_0)$ 不包含以前的历史记忆和由决策规则, 它选择了只有最低的盆地这样的方式来确定。正如我本人代表的由外部刺激来确定行动的曲目, 及 $\bar{\sigma}_i^0$ 是常数项通用于所有的刺激的响应。下面我们假设的特征时间是如此之小, 对于我的动力可以忽略不计; 即, 我只取稳定的平衡值。即使在不断变化的环境中, 即, 如果 σ_i 被连续地改变, 所述 σ_i 可以以离散的方式 (参见, 例如, [6]) 改变, 因为感知可以是离散的。因此, 我们可以假设刺激我以这样的方式起作用, 在选择 $t_k = 1, 2, \dots$; 参数 σ_i 为不是唯一的, 并且可以采取从 (3) 的几个值。

t_k 的被定义为系统的到来的系统 (1) 的所述固定点的邻域的时刻, 和的可能性 m_k 的数量和 i 的值的的时间取决于刺激 I 的时刻之间选择, 所述系统 (1) 根据我的从 (3) 中选择的时间 t_k 的值演变。

认知状态的瞬态动力学的数学图像 $\mathbf{a}_i(t)$ 是一个稳定的异序列 (SHS) 与将根据 DM 规则被选择的步骤。决定的瞬间后会发生什么? 如图所示[8], 所述系统 (1) 具有非平凡均衡的 $S_i = (0, \dots, 0, \sigma_i, 0, \dots, 0)$ 在没有噪声的和 $\sigma_i = \bar{\sigma}_i$ 。

所述线性化的 S_i 系统的特征值是 $\lambda_{ji} = \bar{\sigma}_i - \rho_{ji} \bar{\sigma}_i, 0, \dots, 0, j = 1, \dots, N, j \neq i$ 。根据吉的值, 我们

可以找到以下可能性：（i）如果所有的 $\lambda_{ji} < 0$ ， S_1 是稳定不动点；我们说系统达到其寿命的终结。（ii）如果有 j 的至少两个值，比方说， j_1 和 j_2 ，使得 $\lambda_{j_1 i} > 0$ 且 $\lambda_{j_2 i} > 0$ ，我们称之为 S_1 上“”应急状态。'的在该点系统具有无限的选择的数字（在这种情况下异轨道，见[9]）。（iii）如果只有一个值 $j = j_0$ 使得 $\lambda_{j_0 i} > 0$ 且所有其它特征值是负时，鞍 S_i 具有一个一维不稳定流形。我们只考虑耗散马鞍。耗散马鞍满足以下假设。让 $\lambda_i^- = \max\{\max\{\lambda_{ji}\}; -\bar{\sigma}_i\}$ ；然后 $v_i = -\lambda_i^- / \lambda_{j_0 i}$ 的数量称为鞍值[10]。鞍耗散，如果 $v_i > 1$ 。如果是这样，我们称之为硅的“过渡状态”，然后继续生活。

Γ 是的鞍座 $\{S_{ik}\}, k=1, \dots, K$ 的集合， $\{\Gamma_{k,k+1}\}$ ，与异轨道的集合的一维流形不稳定一起； $\{\Gamma_{k,k+1}\}$ 使得 S_k 所连接 S_{k+1} 。因此，必须稳定：如果轨道在于的 S_{ik} 的邻域的初始点，然后将一块轨道的所有点都属于直到到达时间植附近附近。

对于 SHS 的存在性和稳定性是足够的满足下列条件：（i）每个鞍 S_{ik} 是一个过渡状态；我们通过表示相应的特征值阳性； $\lambda_{i_{k+1}, i_k} = \bar{\sigma}_{i_k} - \rho_{j_{k+1} i} \bar{\sigma}_{i_{k+1}}$ 。（ii）本不等式满足（见[8]）。

$$1 - \rho_{j_{k+1} i} \bar{\sigma}_{i_{k+1}} \neq 0 \quad (4)$$

$$-\bar{\sigma}_{i_k} < \bar{\sigma}_{i_{k-1}} - \rho_{j_{k+1} i} \bar{\sigma}_{i_{k+1}} \quad (5)$$

$$\bar{\sigma}_i - \bar{\sigma}_{i_k} < \bar{\sigma}_{i_{k-1}} - \rho_{j_{k+1} i} \bar{\sigma}_{i_{k+1}} \quad (6)$$

假设系统（1）的初始条件被放置在 a_{i_1} 轴附近，并假设存在一个整数 $m_1 > 0$ 矢量 1 的可能的值； $\bar{\sigma} = (\bar{\sigma}_1, \dots, \bar{\sigma}_N)$ ：。使其中的一个决定之前，消除了系统的基础上，内在的刺激有下列情形：（一）对于每个值，对应点 S_i 是稳定的固定点。（b）对于每一个值 $s \in \{1, \dots, m_1\}$ ，点 S_i 为恐慌状态。被附近经过的这种鞍一些轨迹可能是相关的制定目标。但是，如果 CSM 正试图记住以供将来使用这种特定的行为，它遇到的是，在恐慌状态附近的不稳定的轨迹是发散性的问题，其结果是，在不同的方向，则系统进入反复试验。因此，一个 CSM 使用恐慌状态不正常的行为，并具有低的生存概率基于瞬时状态的 CSM 相比。（c）中值对于其中 S_i 是具有一维不稳定流形鞍，但所有这些鞍座的是无耗散，即，鞍值 1。案例（c）中排除，因为它可以导致顺序行为的不稳定性和动力学不能再现的[如在情况（b）] [11]。

现在我们假设有第 $s \in \{1, \dots, m_1\}$, 比方说 $S = S^s$, 使得对应的点 S_i 是一个过渡状态。如果这样的价值是独一无二的, 我们选择 S_0 , 它代入 (1), 并允许系统演变。由于初始点是靠近轴, 在相应的轨迹中的点来 $S_{i_1}^{s'}$ 的小邻域, 并且因为 $S_{i_1}^{s'}$ 被耗散, 它将会遵循异宿轨道接合 $S_{i_1}^{s'}$, 现在我们考虑当有几个由鞍点构成的鞍点族, 如下式所表达的:

$$S_j = (0, \dots, 0, \bar{\sigma}_{j_0}^{s'}, 0, \dots, 0)$$

决策函数

DM 显然依赖于目标。让我们集中讨论以上制定的目标经常使用的动物两种极端的策略来生存 [12]。它可以是, 例如, 一个风险厌恶 DM (稳定性要求) 或高风险的 DM (最短的时间内达到一个决策点)。

高风险

DM 每鞍点 $S_{i_1}^{s(q)}$ 为输入 I1 只有一个正增量 $\lambda_{j_0 i_1} = \bar{\sigma}_{j_0} - \rho \bar{\sigma}_{i_1}$;。我们以这样的方式选择 $j_0 = j_0(q), q = 1, \dots, p$.

$$0 < \lambda_{j_0 i_1} < \lambda_{j_0 i_1} \quad (7)$$

换句话说, 我们选择的最大增量相当于最快的运动, 从马鞍的 S_i 远, 因此在最短的时间在 SHS 到达下一个马鞍。

风险厌恶

另一种可能性做出选择是基于稳定性的考虑。对于 $q = 1, \dots, p$, 则相应的鞍值 $v_{i_1}^q$ 被很好地定义。我们以这样的方式选择

$$1 < v_{i_1}^q < v_{i_1}^{q_0} \quad (8)$$

作出决定后, 系统将替换式 $\bar{\sigma} = \bar{\sigma}^{s(q_0)}$ 的相应值。 (1) 和, 直到它到达所述鞍座的附近上的轨道接近异演变 $(0, \dots, 0, \bar{\sigma}_{j_0}^{s(q_0)}, 0, \dots, 0)$ 。如果该点是固定的作为初始点的

过程的下一阶段中, 我们通过 i_0 表示 $j_0(q_0)$, 考虑到不同的载体和它们的值的数平方米。

如果鞍 S_{i_2} 的是一个过渡状态, 该过程再次重复。

仿真方法和参数值. -模型参数被选择为 [8], 其中 $\bar{\sigma}_i^0$ 随机从范围内选择 $\bar{\sigma}_i^0 \in [5, 10]$; 10, 根据一般性的均匀概率分布. 没有损失我们在连接从 0 的序列顺序至 N , 于是

$$\rho_{i-1i} \bar{\sigma}_{i-1}^0 / \bar{\sigma}_i^0 + 0.51, i=2, \dots, N$$

$$\rho_{i+1i} \bar{\sigma}_{i+1}^0 / \bar{\sigma}_i^0 - 0.5, i=1, \dots, N-1$$

$$\rho_{ij} \bar{\sigma}_{j-1j} + (\bar{\sigma}_i^0 - \bar{\sigma}_{j-1}^0) / \bar{\sigma}_j^0 + 2, i \notin \{j-1, j, j+1\}$$

最后, 每个所述 A_i^S 的从范围内随机选择的; 根据均匀分布。然后, 可能的决策, 在统计上 A_i^S 是独立的。

系统 (1) 是使用 Runge-Kutta 方法为加性噪声 [13] 集成。当轨迹到达鞍, S_i 半径 0.1 的球内, 决策功能被应用。我们假设在瞬间选择的数量 t_k 是 $m_k = M$ 。

该模型的结果. 我们计算的 $a_i(t, t_k)$ 时的演变; 通过使用两个拮抗 DM 的规则, 即, 高风险和 risk 规避 DM 规则。各 DM 产生不同的典型的行为。噪声少量引入了丰富多样的行为。加入到该系统中的噪声永远不会比大 $\langle \eta(t)\eta(t') \rangle = 10^{-2} \delta(t-t')$ 。

我们计算的寿命 L 的认知状态 N 和可能的选择 M。我们首先分析了高危 DM 功能数量的不同复杂水平的长度的中值; 见图。2 个 3 如图 2 所示, 系统可以选择很快结束序列或闲逛直到它到达固定点的最后一个稳定。

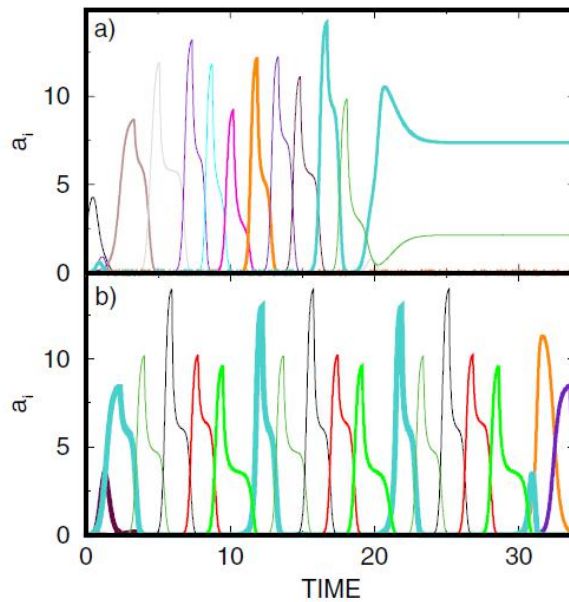


图 2 (色在线)。一个系统的用 $N=20$ 和 $M=5$ 高危 DM 动力学: (一) 最常观察到的 DM 的行为。 (b) 在可以与重复的环境和不确定性的一个小百分比的系统中发现的重复的决定的一个例子。不同的色调代表不同的 a_i 。

人们惊奇地发现, 该系统经历类似的选择, 给定数量的相变 M 如果它是尺寸足够大 (见图 3)。在转变之前的所有模拟到达固定点, 在转换后以随机的方式的序列的系统任一重复部分或进入极限周期。对于 $N=10$ 这“相转变”, 其中该系统开始游荡不存在, 并且它总是达到一稳定的固定点。这也是值得注意的是, 相变点不强烈地依赖于选择的数量或认知状态的数目。有 10000 运行的每个 N 和 M 的高风险策略具有足够大的数字的选择, 最后再获得

这些模拟。

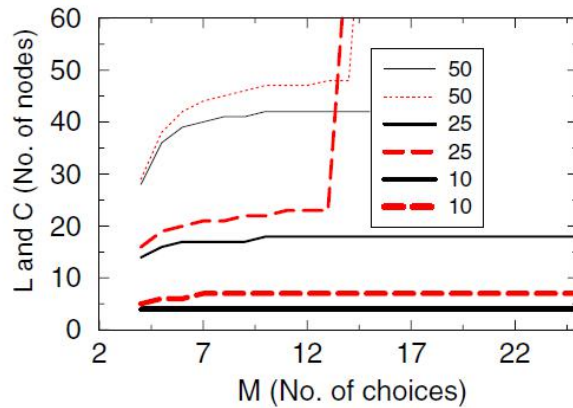


图 3 (色在线)。对于高风险的 DM 相变。中位数的寿命 L (虚线) 和中值所涉及的序列中的节点的数目的 (实线) 与选择的 M 代表以数字的认知状态的 CSM 的数目的长度的: $N = 10, 25, 50$ 。

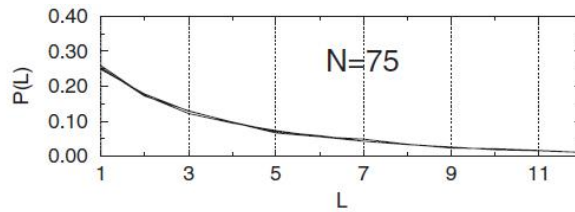


图 4. 概率发现长度为 L 的序列作为系统 $N = 75$ 为风险规避 DM 函数的大小的函数的。 $M = 5, 10, 15$ 是在该图中使用。所有不同的 M 曲线是每个顶部位置, 因为不像在图无相变不显示图片 3。

风险厌恶 DM 规则将产生完全不同的结果。由于我们的计算显示有在这种情况下没有相变。我们发现, 最重要的结论有以下几点: 首先, 系统的行为不依赖于现有的 M 数量, 二是成倍序列衰减的长度 (如图 4 所示)。

讨论

决策是认知状态机的一个非常多样化的功能, 并且它可能需要在不同的情况下, 其造型不同的方法。这里我们介绍的一类描述刺激相关的后续行为的不确定性, 控制负责该问题的时空模式的生成参数的车型。为了说明这种模式的潜在能力, 我们比较所产生的两个对抗决策函数, 即高风险和风险厌恶规则的行为。我们发现, 高风险的决策中增加一个行为序列的寿命更有效。尽管考虑一个简单的策略, 这个结果是通过最近的心理实验的支持。特别是, 猕猴一致显示更快更大的回报[14]和良好的投资者, 谁不会被情感冲昏头脑, 规避风险规避策略[15]的反应。

我们感谢艾伦 Selverston, 托马斯·诺沃特尼和巴勃罗瓦罗纳一个非常富有成效的讨论。这项工作是由神经疾病与中风研究所的国家的支持 (批准号: 7R01-NS-38022) 和美国国家自然科学基金会 (批准号: EIA0130708)。 V. A. 由 MEXUS 学院 (批准号: FE-05-39), 以及由国家科学技术委员会 (批准号: SEP-2003 / C02-42765) 的支持。

*Electronic address: mrabinovich@ucsd.edu

†Also at Grupo de Neurocomputación Biológica, Escuela Politécnica Superior, Universidad Autónoma de Madrid, 28049 Madrid, Spain.

‡Electronic address: <http://inls.ucsd.edu>

参考文献

- [1] B. Webb, *Nature (London)* **417**, 359 (2002).
- [2] J. Tanji, *Annu. Rev. Neurosci.* **24**, 631 (2001); B. B. Averbeck *et al.*, *Nat. Neurosci.* **9**, 276 (2006).
- [3] E. Brown, J. Gao, P. Holmes, R. Bogacz, M. Gilzenrat, and J. D. Cohen, *Int. J. Bifurcation Chaos Appl. Sci. Eng.* **15**, 803 (2005).
- [4] K. L. Briggman, H. D. Abarbanel, and W. B. Kristan, *Science* **307**, 896 (2005); M. Loh and G. Deco, *Eur. J. Neurosci.* **22**, 2927 (2005); K.-F. Wong and X.-J. Wang, *J. Neurosci.* **26**, 1314 (2006).
- [5] M. I. Rabinovich, P. Varona, A. I. Selverston, and H. D. I. Abarbanel, *Rev. Mod. Phys.* (to be published); M. I. Rabinovich, A. Volkovskii, P. Lecanda, R. Huerta, H. D. Abarbanel, and G. Laurent, *Phys. Rev. Lett.* **87**, 068102 (2001); R. Huerta and M. I. Rabinovich, *Phys. Rev. Lett.* **93**, 238104 (2004).
- [6] R. VanRullen and C. Koch, *Trends Cogn. Sci.* **7**, 207(2003); A. Abbott and A. Tsay, *Sociological Methods Res.* **29**, 3 (2000); A. Abbott, *Ann. Rev. Sociology* **21**, 93 (1995).
- [7] M. D. Fox, M. Corbetta, A. Z. Snyder, J. L. Vincent, and M. E. Raichle, *Proc. Natl. Acad. Sci. U.S.A.* **102**, 9673 (2005); R. A. Poldrack and M. G. Packard, *Neuropsychologia* **41**, 245 (2003).
- [8] V. S. Afraimovich, V. P. Zhigulin, and M. I. Rabinovich, *Chaos* **14**, 1123 (2004).
- [9] P. Ashwin and J. Borresen, *Phys. Lett. A* **347**, 208 (2005).
- [10] V. S. Afraimovich and S.-B. Hsu, *AMS/IP Studies in Advanced Mathematics, Lectures on Chaotic Dynamical Systems* (International Press, Somerville, MA, 2003).
- [11] In principle, it is possible that in spite of the nondissipativity of some saddles in a heteroclinic sequence, the complete sequence nevertheless remains stable (some). This case can be studied by using methods in [8]. We do not consider it here because of the bulkiness of the formulas.
- [12] G. Gigerenzer and P. M. Todd, *Simple Heuristics that Make Us Smart* (Oxford University Press, New York, 1999); M. R. Forster, *Mind and Machines* **9**, 543 (1999).
- [13] M. San Miguel and R. Toral, in *Instabilities and Nonequilibrium Structures VI*, edited by Enrique Tirapegui, Javier Martinez, and Rolando Tiemann (Kluwer, Dordrecht, 2000), ISBN 0-7923612-9-6).
- [14] M. R. Rowesch and C. R. Olson, *J. Neurophysiol.* **94**, 1469 (2005).
- [15] B. Shiv, G. Loewenstein, A. Bechara, H. Damasio, and A. R. Damasio, *Psychol. Sci.* **16**, 435 (2005).