

摘要

大脑经过数百万年的演化，具有优秀的先验结构，是目前唯一已知的通用智能系统。探究大脑如何处理感官信号是非常重要的研究方向，其中视觉信号的神经处理机制又因其复杂性和潜在应用前景显得尤为关键。尽管神经科学对于生物视觉系统的工作机制已有初步理论，但是还原论的实验研究范式在理解视觉系统复杂的功能机制上进展缓慢。相较之下，生物结构对齐的类脑 (brain-like) 模型保留了和大脑对应的关键神经环路特征，并且其信息处理机制可以被方便地研究。因此，构建并研究生物结构对齐的类脑模型有助于理解大脑的工作机制，同时也有助于发展类脑计算并探索出一条不同于深度学习的人工智能道路。

本论文以**生物结构对齐**的类脑视觉模型为起点，通过深入的**动力学分析**，详细阐述了模型的工作原理。此外，本论文还在**实际任务**中进行了测试，以充分衡量模型在计算层面上的优势。值得注意的是，生物视觉系统除了皮层上视觉通路，还存在一条少有被建模的皮层下视觉通路。本论文由此构建了生物视觉系统中三个部分的类脑模型：

1) 皮层下视觉通路：从视网膜到上丘 (superior colliculus) 的皮层下视觉通路能快速识别危险信号，并将结果传递给下游核团丘脑枕 (pulvinar)。上丘浅层中的广视野垂直细胞 (wide-field vertical cell) 接收空间大范围的视觉输入信号，并提供上丘浅层到丘脑枕的唯一输出信号。广视野垂直细胞间存在着广泛的侧抑制，使其可以实现赢家通吃的神经计算。本文据此构建了相应的库网络抉择模型 (RDMN) 用于时空模式识别任务。本文通过对模型的动力学机制进行详细分析，阐明了模型中库网络和抉择网络的工作机制，并提供了使模型工作在良好动力学状态下的参数选取方案。相较于 LSTM 和 GRU 模型，RDMN 在基于骨架的步态识别数据集上能以更少的参数量取得更高的准确率。

2) 初级视觉皮层：大脑的初级视觉皮层提供了视觉功能基础的神经表征，其中初级视觉皮层中的简单神经元 (simple cells) 具有朝向选择性，其行为可以由经典的连续吸引子网络 (continuous attractor neural network, CANN) 进行建模。但是最近的实验数据表明，初级视觉皮层中神经元的连接模式并不符合连续吸引子网络的连接模式。为了解决这个矛盾，本文提出了生物合理性更好的兴奋抑制平衡连续吸引子模型 (EI-CANN)。EI-CANN 模型创新性地提出网络中的神经计算应由弱连接实现，而强连接主要负责维持兴奋抑制平衡的计算环境，不直接影响计算结果。本文对两种动力学的共存性和计算协同性进行了详细的分析，为两种动力学的相互作用提供了理论依据。

相较于 CANN 模型，本文提出的 EI-CANN 模型在脉冲相机数据上能以更低延迟完成对物体的跟踪。

3) 腹侧视觉通路：大脑的皮层上腹侧视觉通路由初级视觉皮层沿着颞叶延伸到颞下回皮层，主要参与物体识别等神经计算功能。通过将初级视觉皮层中的连续吸子模型替换为通过代理梯度训练的神经计算动力学，并将模型扩展到多层的结构，本文提出了腹侧视觉通路的类脑模型 (WS-DSNN)，其中 WS-DSNN 中的强连接取值可以由基于波动驱动 (fluctuation-driven) 的动力学分析确定。WS-DSNN 模型的强弱动力学结构展现出多种计算功能，例如能以生物合理的方式实现归一化操作，利用神经元的稀疏发放模式改善灾难性遗忘，并且通过固定强连接和优化弱连接平衡快速学习和可泛化学习。相较于其他脉冲神经网络，本文提出的 WS-DSNN 模型在 MNIST 和 Fashion-MNIST 能以更快的收敛速度取得更高的准确率。

相较于计算神经科学中的理论模型，端到端的训练范式使得类脑模型可以通过数据驱动的范式进行优化。模型参数在优化过程中会发生改变。与此同时，模型参数需要处在一定范围内以维持由理论分析确定的最佳动力学性质。如何保证模型在端到端训练的过程中继续维持良好的动力学性质，是研究过程中面临的重要挑战。这也是类脑计算领域在端到端训练动力学系统时面临的重要问题。本文在皮层下视觉通路和腹侧视觉通路模型中分别采用了优化最优参数偏置量和优化弱动力学固定强动力学的解决方案。这两种解决方案有助于开发新一代同时具备大脑连接先验和端到端训练能力的混合模型。

最后，本文对类脑计算未来的发展方向进行了讨论。本文认为类脑模型同时具备结构对齐的性质以及端到端的优化能力，因此既能利用神经科学领域的大量数据和知识，也能利用深度学习领域的优化技巧和大规模数据集。通过结合两个领域的长处，类脑计算有希望走出一条生物合理的人工智能道路，并为理解大脑的工作机制做出重要的贡献。

关键词：类脑计算，动力学系统，脉冲神经网络