

第7讲

第7讲：类脑计算的现状与挑战

牛温佳 教授

北京交通大学·网络空间安全学院

本讲内容

1

7.1 类脑计算的发展历程

2

7.2 当前类脑计算的主要挑战

3

7.3 类脑计算与量子计算的交叉

4

7.4 应用场景展望

5

思考题与小结

了解类脑计算的最新进展

认识类脑计算面临的瓶颈和挑战

思考类脑计算与量子计算融合的可能性

7.1 类脑计算的发展历程

Section 7.1 类脑计算的发展历程

7.1 类脑计算的发展历程

7.1.1 理论奠基阶段 (1940s-1980s)

- **1945年**: 冯·诺伊曼提出计算机体系结构, 最初就受到大脑结构的启发
- **1948年**: 图灵提出类神经网络的设想
- **1982年**: Hopfield提出Hopfield网络, 模拟大脑联想记忆功能

7.1.2 硬件与算法探索阶段 (2000s-2010s)

- **2008年**: 美国DARPA启动SyNAPSE项目, 研发类脑芯片

7.1 类脑计算的发展历程（续）

- **2010年**：忆阻器（模拟神经突触的器件）量产
- **2014年**：IBM发布TrueNorth芯片
- **2016年**：中国启动"脑科学与类脑研究"计划

7.1.3 技术突破与生态构建阶段（2019年后）

- **2019年**：清华"天机芯"登上Nature封面

7.1 类脑计算的发展历程（续）

- **2021年**：提出"类脑计算完备性"理论
- **2023年**：类脑服务器推向工业应用

7.2 当前类脑计算的主要挑战

Section 7.2 当前类脑计算的主要挑战

7.2 当前类脑计算的主要挑战

7.2.1 精度与效率的权衡

类脑计算面临的核心困境：SNN在生物合理性和能效方面优于ANN，但在标准任务（如图像分类）的精度上往往不及同等规模的ANN。这种"精度-效率"的权衡在某些应用中可以接受——例如，在要求低功耗、低延迟的边缘计算场景中，能效比更重要。

7.2.2 训练方法的不成熟

虽然替代梯度法让SNN可以利用反向传播训练，但训练过程仍不如ANN稳定和高效。STDP等无监督学习方法在大规模网络上的效果还有待验证。此外，SNN的训练通常需要更多的时间步数来获得稳定的脉冲发放统计，计算开销较大。

7.2.3 软硬件生态不完善

与深度学习成熟的PyTorch、TensorFlow生态相比，SNN的开发工具还处于早期阶段。不过，像SpikingJelly这样的框架正在快速发展，为SNN研究和应用提供了重要的工具支持。

7.3 类脑计算与量子计算的交叉

Section 7.3 类脑计算与量子计算的交叉

7.3 类脑计算与量子计算的交叉

类脑计算和量子计算都在试图突破传统计算的极限，它们的交叉融合可能产生令人兴奋的新方向：

- **量子神经形态计算**：利用量子效应来实现类脑计算的新范式
- **量子脉冲神经网络**：将量子计算的高维特征映射能力与SNN的时序编码优势结合
- **量子启发的类脑算法**：从量子力学中汲取灵感来改进类脑算法设计

这种交叉融合正是本课程后续模块的核心内容。

7.4 应用场景展望

Section 7.4 应用场景展望

7.4 应用场景展望

- **自动驾驶**：类脑芯片的边缘实时感知与决策
- **医疗健康**：基于类脑芯片的脑机接口、精准医疗
- **工业物联网**：低功耗的智能传感器节点
- **机器人**：自主导航与环境交互

延伸阅读

📖 SpikingJelly 官方文档: <https://spikingjelly.readthedocs.io/>

📖 清华大学"天机芯"相关论文, Nature, 2019.

1. 1. 类脑计算在自动驾驶中相比传统深度学习的优势是什么？劣势是什么？
2. 2. 你认为类脑计算未来最有可能在哪个领域率先实现大规模商业化？
3. 3. 量子计算和类脑计算为什么被认为是互补的技术路线？

本讲小结

- ✓ 7.1 类脑计算的发展历程
- ✓ 7.2 当前类脑计算的主要挑战
- ✓ 7.3 类脑计算与量子计算的交叉
- ✓ 7.4 应用场景展望
- ✓ 思考与讨论

感谢聆听

第7讲·类脑计算的现状与挑战