

## 人工智能与我

什么是人工智能？随着年龄的增长我的回答可能不太一样。在我进入大学之前，我眼中的人工智能实现形式是能够上天入地、无所不能的机器人。在本科时，我的专业为模式识别与图像处理，那时候我眼中的人工智能是各种处理图像的模型、算法、算子：卷积神经网络、深度神经网络、深度强化学习网络、SUSAN 算子、Moravec 算子、Trajkovic 算子等等。很多算子都是图像知识的体现。现在我的研究方向主要为类脑计算加速芯片，同时也研究类脑模型。现在我眼中的人工智能更为广泛，包括之前提出的各种智能算法：蚁群算法、遗传算法、A 算法、A\*算法、决策树等等，也包括近年来发展很火的各种网络，还有类脑智能。

不论什么时期，我眼中的人工智能都离不开两个字——智能，人工智能总是能够以各种各样的形式来模仿人的行动或者从人的行动中学习到一定的规则，进而解决人类日常生活中遇到的问题或者在各种场景进行决策。应用人工智能领域的方法，辅助人类从事某项活动。在人工智能的身后，我看到的是计算科学和逻辑的综合体。早期的专家系统，就是一个在特定领域具有相应知识和经验的程序系统，它根据专家的知识、专家解决问题时的思维过程，求解各种各样的问题，接近专家的水平。但是随着问题的复杂程度不断变高，问题的求解空间变得非常大。很难在有限的时间总结出专家的知识，即使有了数据量庞大的知识表示，其存储与运算也超出了现有计算机的运行能力。深度神经网络的性能很高，但是其内在的网络结构及训练规则相比于蚁群算法等智能算法很难让人理解。卷积神经网络有一定的神经生物学理论基础，但训练过程仍是一个麻烦的事情，并且权重的存储需要耗费大量的资源。现在训练一个简单的 5 层卷积神经网络，如果不使用 GPU 进行加速，仅靠 CPU 进行计算，对于 60000 个训练样本，需要耗费大量的时间。算力问题受到硬件的制约。此外，训练过程需要海量的数据作为输入，而人脑的认知并不需要海量的数据。前几天做过一个实验，受试者看一组照片，每张照片只显示 0.5 秒，尽管很难记住每张照片是谁。但是给出两张照片，一张照片是之前看过的，另一张之前没有看过，受试者很容易识别出之前看过的图片。现有的神经网络没办法做到这样的事情，这是模型的缺陷。类脑智能则以计算建模入手，对大脑神经运行机制以及

大脑活动进行建模运算，不断地在结构层次、器件层次、功能层次模拟脑。同时也希望功耗逼近脑的功耗(20w)。类脑智能我认为是人工智能另一条发展路径，它很有可能在未来实现强人工智能，实现现阶段无法实现的人工智能。

现在类脑智能的研究主要分为这几个方面：神经元模型、突触学习规则、神经形态器件的研制。

类脑计算模型的构建，首先需要确定如何描述神经元。上世纪学者提出了 HH 神经元模型，这种模型建立在生物学家对神经元释放电位无数次的实验上，该模型能十分逼近真实的神经电位活动，但是计算复杂度太高。之后有学者提出了 LIF 模型，该模型仅有一个一阶常微分方程，通过欧拉展开十分容易求解，能够描述一定的生物学现象。2003 年有学者提出 Izhikevich 模型，该模型复杂度与准确度介于 LIF 与 HH 模型之间。由于类脑智能常常采用软硬件协同的方式进行研究，现阶段软硬件部署类脑神经网络/脉冲神经网络(SNN)还是采用的 LIF 神经元模型。

构建完神经元模型，需要确定如何对多个神经元组成的单层或者多层网络进行训练。对于无监督训练，常常采用的是 STDP 机制。STDP 的规则通常是，如果突触前神经元在突触后神经元之前（之后）不久激发，突触的重量将增加（减少），激发之间的时间越短，变化幅度越大。有监督的单层网络训练随着时间的推移逐渐提出了基于梯度下降规则的 Tempotron 学习算法，基于 Widrow-Hoff 规则的 ReSuMe 学习法则，基于 Widrow-Hoff 规则的 SPAN 算法。而对于多层网络，采用基于梯度下降的 SpikeProp 算法。

在神经形态器件研究中，大多数还是采用 FPGA 设计类脑芯片，或者如 trunorch、intel 的 loihi 专用神经形态芯片。神经形态器件的研制十分困难。前面提到的神经元模型，其内部运算采用的是电流与电阻的乘积，硬件资源上乘法器功耗比较大，板上面积大。如果要模仿人脑上百万亿的神经元，其功耗与面积远超人脑。不过，最近对于忆阻器的研究给了未来研制神经形态器件一种新思路。忆阻器顾名思义，它是一种具有“记忆”功能的电阻器件，忆阻器的电阻值取决于他的历史活动，于是含有忆阻器的电路可以表现出类似 STDP 的行为，这和生物突触十分相似。图 1 展示了一个忆阻器实现点积示意图。忆阻器在神经形态器件中的常见用途是作为突触实现的一部分或者是整个突触。但

是忆阻器的研制十分困难，工艺不成熟，良品率很低，这与现在的硅基芯片是无法相比的。但是未来，忆阻器能够在神经形态芯片上得到广泛的应用。

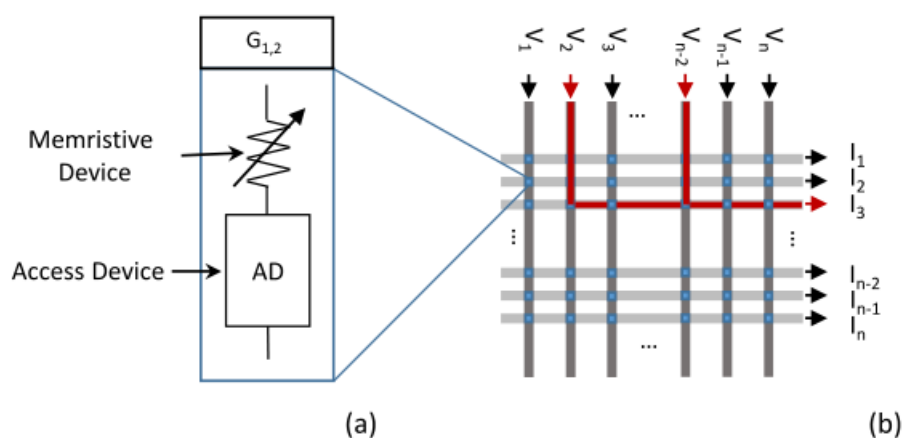


图 1 带忆阻器的纵横制阵列实现点积

通过正交的方式金属线相交叉，一个方向代表突触前神经元，一个方向代表突触后神经元。在输入线上施加电压并读取输出线的电流，每个装置的电导象征着连接的突触的权重，从而实现了点积

说实话，对类脑智能的研究进行的比较多，但是现阶段很少有能够落地的项目，主要是因为类脑智能能落地的说实话是真的比不过深度学习。深度学习在 CPU/GPU 上进行训练，可以通过各种各样的 loss 函数减小误差，SNN 大多数还是希望能够部署到硬件(FPGA)上，降低功耗并提升吞吐量的同时性能逼近深度神经网络。现在大多数学者都是应用自己的 SNN 模型对古老的数据集进行分类，如 MNIST 等等。不过 intel 研制的 Loihi 类脑芯片，新加坡国立大学的学者将这个芯片应用到了基于事件的视觉和触摸感应机器人，这为类脑智能的落地应用提供了前景。

通过前面的描述，不难得知类脑网络的模型准确度离深度神经网络还是有一定的差距，不过将类脑模型部署到 FPGA 上功耗以及吞吐量相比于传统的 CPU 往往能提升上千倍。此外对神经形态器件的研制，还需要下很大的功夫。于是我认为，未来在类脑智能领域，会更加注重软硬件协同发展，会对脉冲神经网络的模型进一步优化，会对神经形态器件研制大量投入。

在一定时期内，硬件上部署类脑模型，还是会采用 FPGA 的方式。一方面 FPGA 开发工具链比较成熟，开发周期短。另一方面专用芯片如果流片的话，

需要花费大量的金钱，开发周期还长，性价比不高。而对于类脑模型的构建，会越来越多地出现与神经生物学家共同研究的场景，通过掌握对脑神经、脑网络最新生物学上的机制，对模型进行优化，以此更加趋近于人脑。类脑智能还有很长一段路要走，道阻且长。