讲稿

唐老师，各位同学早上好。今天由我给大家做论文报告。我研读的论文题目是:The Mutual Inspirations of Machine Learning and Neuroscience，翻译成中文就是机器学习和神经科学的互相启发。下面我将从作者团队、选题背景、研究内容和总结与意义四个部分向大家进行展示，我将简单介绍前两块，把展示重心放在第三块上。

第一块：作者团队。本论文的作者是莫里茨·赫尔姆施塔特教授。它是德国柏林人，从海德堡鲁普雷希特-卡尔斯大学学习医学和物理学毕业，目前担任马克斯·普朗克脑研究所所长和科学成员。而这所马克斯普朗克脑研究所（也被简称马普所），在 Times高等教育增刊的非大学类研究所的排名中，马普所名列世界第一，被称为德国科研界的“无冕之王”，培养了整整22为诺奖得主，与麻省理工和斯坦福并列第一。

第二块：选题背景。首先，研究大脑的神经科学家目前面临的一个大问题是：需要待处理的数据集维度越来越高，因此也越来越难分析。一个突出的例子是高分辨率连接组学的新领域，比如3D电子显微镜（EM）数据集正在打 破PB级的大小障碍。因此只有使用机器学习才能使数据重建变得合理。其次，功能成像或行为跟踪数据也需要大量的自动化分析，并构成ML算法可以富有成效的其他示例。

第三块：研究内容。首先，针对高维数据的分类问题，论文里介绍了两种高维数据的分析方法。论文里举了一个例子，我需要把10的60000次方多张不同的图片分类，比如鸟、数字突触等等。作者提出了三个分类方法：机器学习（有监督）、基于模型的分析、无监督学习。

第一种是普通的机器学习，也被称为有监督学习，也就是将机器看作一个函数，将带有标签的高维数据看作一个输入，这里的标签也就是该输入被机器映射后的函数值，通过不断修改不同的参数来提高机器的分类能力。

第二种方法是基于模型的分析，即对已知类或对象的数据生成进行建模。需要特别指出的是：这需要关于数据生成和噪声 源的大量先验 知识，但在理想情况下，它只需要少量（如果有的话）标记的示例数据。作者举了一个神经科学相关的例子：细胞内钙瞬态的功能成像数据分析。我们对动作电位引起Ca+离子流动的机制以及其他噪声源有比较好的了解，因此可以很好地利用模型分析法来完成数据分类。第

三种方法是无监督学习：由于第二种方法对于人类来说是“已知的”，而非“学习的”。但是，我们可以将生成模型的参数视为理想代码，所谓的无监督机器学习方法旨在从数据中“学习”这些代码，通常这些数据还是不带标签的。在上一个例子中，AP时间点理想地编码了钙传递序列，如果如果我们是对ap感兴趣，而不是对钙动力学本身感兴趣，那么压缩是完美的。

那么我们该如何ML做的有多好呢？尽管从1988年开始到现在，ML分类器的准确率得到显著上升，但是针对更复杂的情况，表现仍不尽人意。从这张图里我们就能看到，object image的错误率如今依然很高。那么ML在神经科学中的应用又如何呢？绘制整张神经网络的雄心壮志不断push 3D电子显微镜成像技术的发展。作者指出成功处理大规模数据集的其中一个关键在于使用卷积神经网络（CNN）来分析数据。虽然重建精度仍然比人类差得多，但自动化分析技术的帮助对于实现局部密集电路重建至关重要：举例来说，赫尔姆施塔特教授就曾使用卷积神经网络和一系列分段程序来是实现局部密集电路。

相比于其他情况，神经连接学对于ML来说，是个极大的挑战，尤其是神经元的重建。考虑如下情况：大约每1微米 ，机器就必须对如何以及是否继续轴突重建做出正确的决定。考虑到轴突的路径长度为10^4到10^5微米，即使是单个神经元的重建，有效分类器错误率也必须在10^-4到10^-5的数量级上。但目前即便是最好的分类器也还需要提升2个数量级才能做到。如果是构建一整个完整的小鼠大脑，分类器甚至还需要提高7个是数量级。按照以往的经验来看，对手写数字的分类器花了15年提升了一个数量级，因此对于神经连接学的ML应用还有很长的路要走。

ML面临还有一个很大的问题是：ML需要大量的标签示例（“训练数据”）。 在大多数设置中，人工数据注释被视为黄金标准，但手动生成的标签可能包含错误。一致性程序可以大大增强人的表现，其 中标签是由多个独立的注释生成的，而不是一个手动选择。以上仍然假设手动注释优于自动注释。但是，在人工生成的标签上训练分类器的同时， 理论上是否分类器的表现是否可以超过人本身？答案是肯定的。在某些情况下，人工注释已经处于 劣势；以从钙瞬变中检测AP为例，这在现实世界中没有可信的检测类比。由于基本模型在生物物理上得到了很好的理解，计算机被认为是比人类更好的分析设备，手动注释变得无关紧要。

接着，作者研究了前馈网络结构体系与循环网络结构体系，他将机器学习与生物学上的神经元网络进行比较。首先我们要知道神经网络（NN）种类众多，前面提到的卷积神经网络（CNN）、前馈神经网络（FNN），以及图中的循环神经网络（RNN）和区域生成网络（RPN)。 早期的神经元网络被认为是具有输入层和输出层的感知器。50多年后，一个关键的改进是使用“深度”网络，它包含更多的隐藏层，并且可以通过计算机科学的新学习策略进行训练。但以上神经网络都是严格前馈的。然而，大脑中的神经元网络是高度循环的。因此，除了推动深度网络之外，训练循环神经元网络（RNN）尤为重要。目前，RNN在视觉或声学序列的自动分析中最为成功。

第四块是研究成果。作者提出了疑问：受大脑启发但由人类构思的网络架构，有可能是大脑分类器的核心吗？我们是否已经获得了相关的体系结构见解，从而只需要更好、更高效的机器实现就可以匹配和超越人类分析？于是作者紧接提出了一种发现大脑分类技巧的策略。

作者提出：

1.感知分类的关键电路很可能位于哺乳动物的皮层中，研究这些电路存在可能性，并试图确定这些电路在生物计算设备演化过程中所发展的算法解决方案。

2.在连接丘脑和初级感觉皮层的细胞中，L4细胞的数量约为其他细胞的10倍。研究这个复杂电路存在的意义，或许能够对我们有进一步的启发。

3.通过比较不同物种的皮层结构来寻找算法和原则上的改进的想法，在物种间进行比较映射。

4.将研究重点从小鼠转向具有更高学习性能的大鼠，探索大鼠皮层相对于小鼠是否存在算法上的改进。

最后，我整理得到了这张图。可以看到，最初神经网络启发了机器学习的初步发展，而机器学习则在数据分析、连接学图像分析等方面推动了神经学的发展，而后者又以生物算法再一次启发机器学习。两者相辅相成、互相促进。

综上所述，这篇论文探讨了机器学习和神经科学之间的相互启发关系，并讨论了机器学习在神经科学研究中的应用和潜在影响，提供了对于如何利用机器学习来处理高维数据和理解大脑的启示和思考，让我受益良多。