深度机器学习——一个新的人工智能研究的前沿

1. 介绍

模仿出人脑表征信息的高效和稳健一直是近几十年来人工智能研究中的一个核心的挑战。而人类不仅每时每刻都暴露在由感官接收的无数的数据中，而且还能够通过某些方法捕捉到这些数据关键的部分来以简单的方式在未来使用。而早在五十年前，提出了动态规划理论以及开创了最优化控制领域的 Richard Bellman 就曾断言，数据的高维度是在人工智能科学和工程应用中的根本障碍。而其中主要的困难，尤其是在模式分类的应用中，随着数据维度的线性增长，学习的难度会发生指数级的增长[[1]](#endnote-1)[1]。而克服这个“诅咒”的主流方法就是以一定的方式（比如分类引擎）对数据进行预处理来减少数据的维度，这样数据就可以被有效地处理。这种减少维度的做法一般被称为特征提取。因此，可以认为，在很多模式识别系统的背后的智能其实被转移到了人工的特征提取处理上去了，而这种人工的做法有时会很有挑战性而且会高度依赖于具体的应用。此外，如果不完整或者错误的特征被提取出来了，那么分类处理的表现就会从根本上受到限制。

最近神经科学在哺乳类动物大脑上的新发现给信息表征提供了指导原则，给信息表征的系统的设计提供了新的思路。其中一项关键的发现是，和多种认知能力有关的大脑皮层其实没有直接对感官的信号进行预处理，而是允许它们通过一些模块的复杂层次结构进行传播，这些模块随着时间的推移会根据自己表现出来的规律来学会表征这些观察得到的信息。这项发现促使了深度机器学习的一个分支的出现，而这个分支关注的是表现得具有类似大脑皮层特性的信息表征的计算模型。

在现实世界中的数据里，除了其中关于空间的维度，其中的关于时间的部分也扮演着一个重要的角色。一个可观测到的模式的先后顺序往往也在给观测者传达着一些意义，而这些意义是很难孤立地通过这个序列里互相独立的片段来解读的。而意义往往是通过时间上相近的收到的观察信息或者事件来推理得到的。因此，给观察到的信息的时序部分建模在信息表征里起到了关键的作用。因此，根据观察中的规律捕捉到其中的时空相关性，被视为深度学习系统的一个基本目标。

假设一个鲁棒的深度学习被实现了，那么将有可能在一个巨大的数据集上训练出来一个分层的网络，然后从这个网络中提取出信号来交给一个相对简单的分类引擎，从而实现具有鲁棒性的模式分类的目的。而这里的鲁棒性是指能够表现出来对各种各样的变换和失真的分类不变性，其中包括噪声、放缩、旋转、多变的光照条件、位移等。

这篇文章将提供一个最近十年来深度学习的主流方法和研究方向的概论。在此有必要强调一下，每一种方法都有它的长处和短处，这取决于它的应用领域和上下文环境。因此，这篇文章提出了一个关于深度机器学习领域的概况和一些关于它将如何发展的观点。卷积神经网络（CNNs）和深度信念网络（DBNs）（还有它们各自的变形）是最备受关注的，因为他们在深度学习的领域中都是被良好地构造出的，而且在未来的工作中表现出了极大的潜力。第二节介绍了 CNNs ，而随后的是第三节里的 DBNs 的细节。如果想要对这些技术有更深入的了解，读者可以去看。第四节包括其他目前提出的深度架构。第五节包括一个简短的关于这些研究成果是如何影响政府或者工业创新的记录。结论部分提供了一个关于深度分层架构的潜在影响的视角和一些有待回答的关键问题。

1. 卷积神经网络

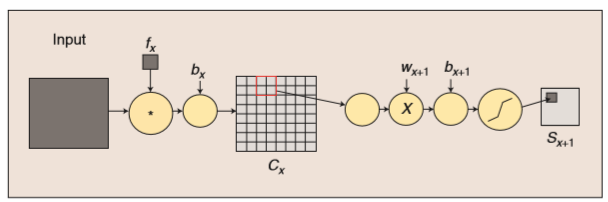


Figure 1 卷积和二次采样处理：卷积处理就是，对一个输入（第一阶段的输入是图像，之后的阶段里输入是特征图）使用一个可学习的滤波器 fx 进行卷积运算，然后加上一个可学习的偏置 bx 来产生一个卷积层 Cx 。二次采样处理就是对一个邻近元素求和（图中是四个像素），通过标量 Wx+1 进行加权，然后加上可学习的偏置 bx+1 最后通过一个 sigmoid 函数产生一个大约小两倍的特征图 Sx+1。

CNNs 是一个专门为二维数据（例如图片和视频）设计的多层神经网络的系列。 CNNs 受到了时间-延时神经网络（TDNN）的影响，而 TDNN 是一种通过时间维度的共享权值减少了学习时计算量的需求的方法，它被用于语音、时间序列数据的处理。CNNs 是第一种真正意义上成功的深度学习方法，它能够成功地用一种鲁棒的方式训练出层次结构中多层。CNN 是一种利用空间关系于减少必须训练的参数数量的拓扑结构或者架构的选择，因此它能够提高前向传播和后向传播的效果。

1. [↑](#endnote-ref-1)