**学习小结**

**《信号处理的智能化方法及应用》大作业**

经过一个学期以来的学习，尤其是几次作业的练习，对优化、学习等等的诸多概念都有了更加深入的理解和掌握，对比学期初的“入门”报告，可以说基本完成了目标，在此对一个学期的学习做一个简短的回顾。

1. 信号处理传统方法的局限

传统的处理方法的很大一个特点就是“以不变应万变”，也就是对于不同的输入信号，处理的方式都是一样的，因此必然会导致部分输入的处理结果不佳。而智能方法相当于将处理用的公式中的“参数”变成了可变的变量，然后对参数进行训练，以针对性地克服传统方法的局限。另外，在我的理解里，对参数的训练应该是有目的的，不仅可以通过训练增强网络的泛化性能，也可以根据需要调整训练数据，增强对局部特定条件的输入的处理准确度和性能。同时，机器学习也不局限于在原有的公式上进行参数的学习，可以使用不同的网络结构进行学习，也可以对网络结构本身进行学习，在我看来，现在似乎对于机器学习产生的模型已经不是十分强调其可解释性，而是更多关注性能和表现，这也与机器学习和智能处理关注数据关联而非因果的联接主义色彩有一定的关系。

1. 智能处理方法概论

了解了以神经元模型为代表的人工神经网络等多种智能计算的分支，学习的核心就是优化。

1. 有监督学习和无监督学习

两者最直观的区别就是训练用的样本输入是否有理想的输出，不过比较容易让人误解的一点是，两者分别对应了不同的学习任务，或者说对应了不同的代价函数，一个学习任务如果是有监督学习的任务就不可能能够用无监督学习的方法完成。另外相较于无监督学习，有监督学习的任务决定了有监督学习更加注重推广的泛化性能。

1. 正则化与过/欠拟合

过拟合与欠拟合本质上是模型复杂度与问题复杂度不匹配而出现的问题，而正则化相当于针对模型复杂度提出的一个额外的优化目标或者是优化约束。比较常见的正则化方法是在损失函数中设置了一个惩罚项，常用的惩罚项导数二范数，就是通过让样本点之间的连线尽可能“平滑”，从而尽可能避免高次项。

1. 优化问题类别

多目标优化与单目标优化、最大值问题与最小值问题、有约束问题与无约束问题之间都可以通过设置参数的方式进行相互转化，因此，通常会把所有的优化问题都转化为单目标无约束最小值问题，然后用各种方法求解。

罚函数法是常用的约束优化问题求解方法，其原理是在原先定义的目标函数的基础上定义一个包含约束式的增广目标函数，随着惩罚项系数增大，解就会逐渐落入约束集中，当然，也可以构造Lagrange对偶函数实现约束优化问题求解。

1. 经典优化方法

课堂上介绍了求解局部最优解的几种方法：梯度下降法、牛顿法和二阶共轭梯度法以及用于一维搜索的0.618法。不过在实际应用中使用的最广泛的还是梯度下降法，后两者对待求解的优化问题有一定要求，比如说有的问题中，二阶导数不存在，那么需要用到二阶导数的算法就不能正常工作。现在的机器学习框架基本上都打包了很多常见的优化算法，以输入参数的形式进行选择，因此更改优化方法的难度相对更低了，可以使用简单的传参方式针对不同的问题使用更加高效的方法，当然这里的方法也已经不局限于经典的优化方法。

1. 非线性搜索

这一块主要学习的是混沌理论，在我的理解中，混沌理论用于非线性搜索主要是利用混沌貌似随机和初值敏感的性质来进行大范围的搜索，从而避免陷入局部最优，遍历尽可能多的可能，因此混沌系统不一定要收敛于一个点。但是同时混沌的分形特性导致混沌吸引子对区间内不同部分的搜索力度是不一样的，有可能会导致优化的结果不佳，可以与传统线性方法结合使用以提升遍历精度。

1. 智能优化方法与NFL定理

经典的基于梯度的优化方法对于凸问题的求解能力很强，但是对于求解全局最优并不是总能稳定求得，另外，对于离散问题，经典优化方法无法求解，而合适的智能方法通常能够得到较好的处理结果。各种启发式的智能优化方法很多都是从自然现象出发产生的算法，比如说进化算法、退火算法等，这算法在搜索的遍历性和稳定性方面都有不同的改进，对特定的问题相较于经典算法有较好的优化效果，不过NFL定理指出，不会有在所有问题的领域都全面领先的算法，因此智能优化方法并不能取代经典的优化方法，针对特定领域提出新的算法和不同算法的融合会一直是优化算法的前进方向。

1. 支持向量机

SVM是一种很有效的分类器，其使用“超平面”作为分类的边界，而超平面并不是平面，根据选取的核函数不同，SVM可以将输入数据投影到“线性”可分的维度，得到分割的超平面，实现分类。因此，SVM可以简单高效地处理多个特征维度的数据，同时SVM的分类结果具有唯一性，鲁棒性强。

1. 人工神经网络

*因为神经网络我之前的了解比较多，因此放在最后讲，顺便也最后做下小结。*

人工神经网络是模拟神经元细胞模型的一种机器学习的方法，单个“神经元”由输入加权求和（突触模型）和激活函数（细胞体模型）构成，理论来说，两层的神经网络通过隐藏层的维度变换，可以无限逼近任意的连续函数，因此在反向传播算法解决了多层神经网络训练的计算量问题后，人工神经网络得到了广泛的应用。

不过两层的神经网络无论是在运行效率还是需要调参的方面都要弱于SVM，因此深度神经网络，也就是复杂的多层神经网络逐渐取代了简单的人工神经网络。多层的网络可以“发掘”出更多的特征，因此无论是拟合函数还是分类问题都可以取得更好的结果，按照彭老师课上讲的，“每层神经元学习的都是前一层神经元的更抽象的表示”，在不过拟合的前提下，更深层次的神经网络提取特征的能力一定更强。

全连接神经网络存在的一个问题是，其参数数量会随着数据的维度急剧上升，尤其是在图像处理领域，输入数据常常高达几百万像素，而输入层的每一个神经元都要有相等数量的参数，计算的时间空间复杂度都很高，鲁棒性差，还容易引起梯度爆炸或者梯度消失，同时，输入像素之间的联系被完全忽略了，因此卷积神经网络常用来处理大规模的图像处理。在CNN中，每个神经元只和上一层的小部分神经元（感受野）相连，同时一组连接共享同一个参数（核），当神经网络层次足够深，其感受野就可以认为能够覆盖原有的图片，能够正常进行工作，同时参数数量也大大减少了，网络的性能得到了提升。另外，除了卷积之外，CNN也可以通过池化进一步缩减模型尺寸，提升鲁棒性。针对全链接网络的梯度问题，残差网络是另一种提升鲁棒性的方式，其网络的部分内容除了按照正常的方式训练参数，也可以直接训练为“透明”，以此降低网络的复杂度，防止过拟合。

CNN可以利用空间邻域的信息作为辅助，而循环神经网络则针对序列输入，可以利用时间邻域的信息，RNN每一个时刻的输出不仅依赖当前时刻的输入，也依赖前一个时刻的输出，LTSM就是一种较为典型的RNN，常常用于NLP等领域。显然RNN的这种特性也可以用在函数拟合上，在倒数第二次作业中，引入LTSM网络大大加强了对Sin函数拟合的外推泛化能力。

最后，如果让我猜想一下智能处理和机器学习可能的发展方向的话，我认为是这样的：首先，机器学习越来越注重不同方法之间的结合，不管是基础的优化方法，还是不同结构的神经网络，都有不少这方面的尝试。根据集成的思想，好模型之间的集成可以提升模型的性能，机器学习发展到今天，从基本的优化算法到宏观的神经网络模型都有了不小数量的选择，不同的方法的结合因此有着更多的可能性，融合特定的算法的优点，也许就能诞生一个在特定领域更加优秀的处理方法。其次，由于机器学习本身的“黑箱”特点，导致如果对于同样的输入对象进行不同的处理，可能并不需要改变网络结构，仅仅需要不同的参数矩阵输入就行，典型的就是图像处理这样输入维度相对固定的网络，我在学期初报告提到的上个学期曾经尝试改进的一个网络是用于视频降噪的，后来在马展老师的选修课上，（由于视频超分辨率的课程作业做得不好），马老师曾经询问我为什么没有尝试使用视频降噪的网络用于超分辨率处理，我才反应过来事实上这两个任务对于这个神经网络来说并没有很大的区别，现在我又想到，诸如图像处理这样的功能事实上在现在的日常应用中很常见，而电子产品中又有在SoC中加入ISP芯片的成熟方案，因此在SoC中设计一块基于一个网络模型的ASIC专门用于处理特定类别的问题应该也是可行的，具体的不同问题可以通过参数矩阵进行区分，输入ASIC实现硬件加速。

在结尾，我想说一点自己的思考。这学期我选修了一门课讲的人与技术的哲学关系，老师提到人工智能时说，近年来人工智能在那些人类以为机器永远也无法进入的领域取得了不少的成就，比如艺术创作方面，据我所知，GAN已经能够创造出能以假乱真的作品，有的人担心人工智能的逐渐壮大会威胁人类对机器的地位，威胁到人类对自身的认知。

然而我觉得，人类能够学习，机器也能够学习，因此“机器只能完成机械劳动而不能进行创造工作”本身就不是合理的观点，人类之所以能够创造如此辉煌的文明，并不是因为人类如何优越，而是人类在学习和尝试中不断地成长，在这一点上，人工智能与人类并没有什么区别，他永远不会取代人类，也不会因此降低人类个体的价值。毕竟从概率上说，猴子也终有一天能够写出莎士比亚全集，“事在人为”，重要的不是“人”，而是“为”，只要尝试，就会有无限可能。

吴康正

2020年6月27日星期六

后记：  
最后还是感谢这门课程，彭老师讲的也很好，但由于是大班教学，作业也是类似代码填空题的形式，因此很多概念其实并没有搞懂，甚至搞错了，这门课程上我学到了很多内容，尤其是具体的优化原理方面，感觉确实从头到尾实现一遍会理解地更通透些。

另外关于最后的SoC中加入ASIC的设想，现在似乎高端的手机芯片中确实加入了仿生芯片啊NPU啊这样的专用芯片，不过我觉得这更像是通用的以神经元为单位的芯片，类似于显卡中Tensor Core这样的东西，专用的特定领域的ASIC估计是因为通用性和成本的原因，好像还是偏向传统的ISP或者通用AI芯片。