

Week4总结

完成计划

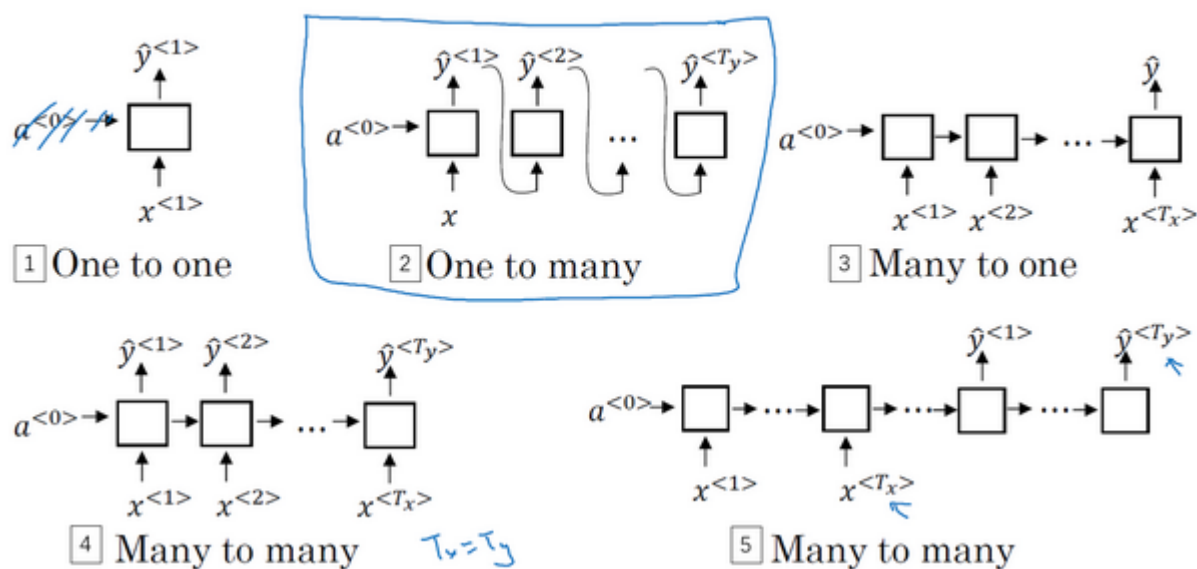
1. 使用了下CNN模型，并用师兄给的数据运行
2. 学习了RNN，并借助资料学习其代码
3. 阅读了1篇论文

下周计划

1. 学习注意力机制
2. 回看CNN，RNN中的实现细节

循环序列模型（Recurrent Neural Networks）

Summary of RNN types



RNN类型（输入输出）

类型：【2】比如音乐生成或者序列生成，【3】情感分类的例子

长短期记忆 (LSTM (long short term memory) unit)

GRU单元 (Gated Recurrent Unit (GRU))

双向循环神经网络 (Bidirectional RNN)

深层循环神经网络

论文

基于深度学习和脑机接口的系统综述

摘要：

作者提取了**2015到2020**年间深度学习应用于脑机接口系统的论文（谷歌学术，ieeex, pubmed, esd）。并从中提取出了高相关的主题。

从论文中提取了不同的数据项，如使用的数据集、应用类型、在线/离线训练、BCI使用的任务、BCI使用前的训练、BCI使用后的训练等、BCI使用的任务、采用的预处理方法、使用的规范化类型、提取的特征类型、BCI的类型等。提取的特征类型、使用的DL架构类型、实现的层数以及使用的优化方法。以及使用了哪种优化方法。然后对所有这些项目逐一进行研究，以发现趋势。

发现脑电图（EEG）是使用最多的技术。尽管脑电图数据的信噪比（SNR）较低，因此必须对其进行预处理。但我们发现，只有 21.28% 的脑电图数据使用了预处理。显示 hDL 似乎能够克服脑电图数据的这一固有缺点。时间特征似乎是最有效的特征，准确率为 93.94%、空间-时间特征使用最多，占调查案例的 33.33%。使用最多的架构是 CNN-RNN，占 47%。此外，有一半的研究使用了较少的层数，并在实现网络的复杂性和计算效率之间取得了良好的平衡。

介绍：

脑机接口（BCI）系统由不同的连续过程组成，其顺序为信号采集、从任务中提取所需的特征、从特征集中选择更相关的子集、对心理状态进行分类以及生成子集、心理状态分类以及生成反馈信号。这些大脑信号的提取、解码和研究都需要借助脑电图（EEG）、功能磁共振成像（fMR）等各种非侵入性监测技术进行研究。磁共振成像（fMRI）和功能性近红外光谱（fNIRS）等非侵入性监测技术对这些大脑信号进行提取、解码和研究。

上述这些方法中，EEG具有相对的**优势**：因为它便于携带、相对便宜（尤其是与 fMRI 相比）、易于使用且时态信息（temporal information）高（指实时反馈）。而fMRI的低时效

性，还会因为血氧蛋白一类的东西妨碍信息

但EEG仍有一些限制，1，稳定性较差，对同一个体不同时间普适性差。2，受试者之间个体特征和生理会影响。3，数据收集耗时且受限。医疗数据通常无法通过个人获得。

在DL发展之前，一般是用**ML处理**。

Hybrid Deep Learning（混合式深度学习）结合了**生成模型和判别模型**，由多种神经网络组合设计。DBNs是由多层受限玻尔兹曼机（Restricted Boltzmann Machines, RBMs）堆叠而成的生成模型。这种多层结构使得DBNs能够捕获数据中的高层次抽象特征，对于复杂的数据结构具有强大的表征能力。

Adam Optimizer就是将Momentum和RMSProp结合起来。RMSProp是将梯度除以序列数据的指数加权平均数（类似normalize操作）来更新可学习参数，以防止某一参数方向上，更新的梯度过大或者过小。Momentum梯度下降算法：使用指数加权平均数来计算梯度，从而更新参数。

介绍的现象：

大部分文章**都是用EGG相关**，只有 21.28% 的论文（10/47）没有使用任何预处理，或者他们没有声明任何预处理步骤在其余 78.72% 的论文（37/47）中，至少使用了带通滤波器更先进的预处理方法，甚至是两者的结合。其中，61.7%应用了基本预处理，主要由带通滤波器（BPF）组成，17.02%应用了更先进的BSS方法，如ICA或主成分分析（PCA）或去噪自动编码器（DAE）或与BPF组合的公共空间模式（CSP）。

数据的标准化是一组预处理步骤，旨在消除来自数据库的信息冗余和不一致性。59.57%的（28篇论文，47篇）采用了各种归一化方法。在归一化方法，批量归一化（BN）是最常用的，有67.85%其次是Z评分（Z-score），使用17.85%，均方根误差（RMSE）为3.58%，min/maxNormalization和截断归一化分布函数7.14%。

HDL的构架：CNN-RNN是最多的占了47%。它结合了从中提取的空间特征细胞神经网络和从RNN中提取的时态特征。相反，基于CNN的体系结构使用空间特征多于时间特征，是综述论文的第二选择（22%）。其他架构：有9%的基于DBN（深度信念网络（Deep Belief Networks, DBNs）），RNN有15%的，CNN-DBN占7%。并从论文中图表可以看出，CNN-RNN随着时间发展使用的人更多，并且精准度更高。

在深度学习使用的**优化方法**中，使用最多的是在55.3%的情况下使用的自适应动量（ADAM）优化器。SGD，用于14.89%的论文，均方根传播（RMSProp）使用了6.38%，小批量使用了2.30%

在**深度学习的层数**中：有50.90%的论文使用层数少于10，只比用了20层以上的高了16.36%。

在**论文**中，有 57.45%的脑机接口系统有具体的应用，医疗、沟通、精神状态检测、人物识别、情绪识别、运动图像识别和数据增强。剩余的在发展旨在发展分类算法，并通过处理脑机接口在分类准确性和精度方面面临的挑战。

数据集：使用公共数据集的论文（68.09%），如脑机接口竞赛数据集，使用本地数据集的文章（19.15%），以及论文同时使用公共和本地数据集（12.77%）。

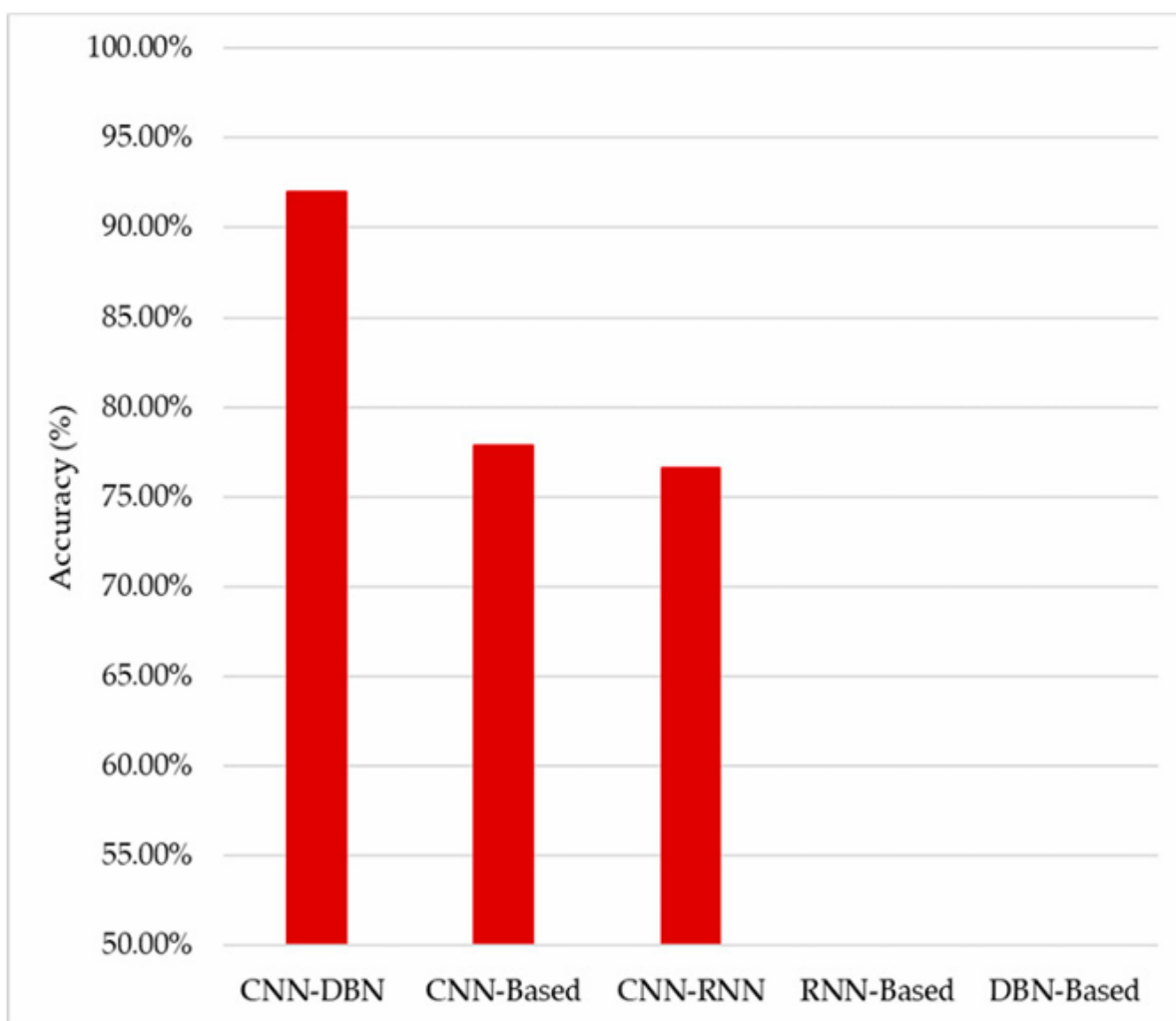
提出的问题：

遗憾的是，现有的机器学习研究大多集中在静态数据上，无法对大脑信号的动态变化进行分类。对大脑信号的动态变化进行准确分类，以满足实际应用的需要。这方面这就需要新颖的学习方法来处理 BCI 系统中的动态数据。

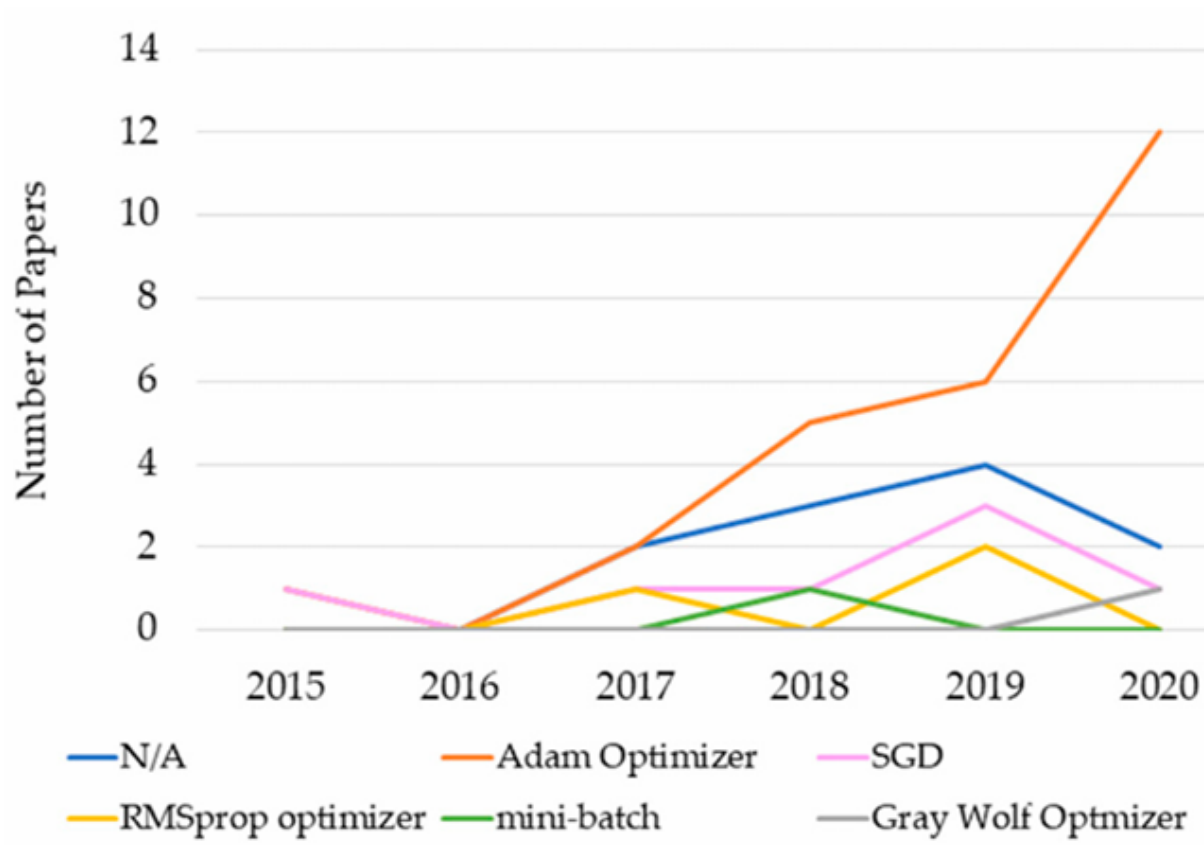
展望：

基于HDL的脑机接口系统由于其灵活性而是一个很有前途的框架，可靠性和高精度。然而，这一领域尚未得到充分探索，存在许多差距。

文章中的部分图表



2015-2020论文中使用的模型与其精确度



随年份的优化方法变换