

Homework

DANN实验

Name: Li Shibo Student ID: 119033910046 Email: ShiboLi@sjtu.edu.cn

1 问题说明

由于个体的差异，脑电信号也不相同，使用迁移学习消除个体差异，从而得到不同域内准确率的提升。在本次实验中使用DANN域对抗神经网络在脑电数据上进行分类。

2 数据说明

数据中提供了5个人的脑电数据，表情标签分别是-1、0、1，分别表示高兴、中性和沮丧。每一份数据都有3397个样例。数据用pkl格式的文件进行存储。

3 实验思路

建立模型 DANN结构分别为特征提取网络，特征分类网络和域分类网络。对于脑电数据不同于图片数据，因此每一层我都使用的是线性结构，并没有使用cnn。

特征提取部分有两层（除去310的输入层），神经元个数都为128。

特征分类部分有三层，神经元个数分别为64，64和3，其中最后一层作为输出层。

域分类部分有三层，神经元个数分别为64，64和2，其中最后一层为输出层。

为使结果更加准确，在每一层值我都使用了BatchNormalization操作，使得在训练过程中使得每一层神经网络的输入保持相同的分布。为避免梯度消失问题每一层都使用relu激活函数。

由于在域分类部分和特征提取部分需要梯度反传，因此在特征提取部分和域分类部分加入梯度反转层，使得正向传播的时候保持不变，反向传播的时候梯度进行反转，并乘以系数 λ 。DANN结构如下图所示。

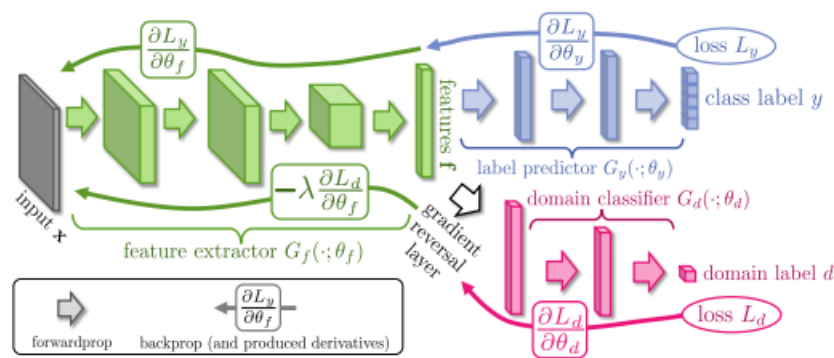


Figure 1. The **proposed architecture** includes a deep *feature extractor* (green) and a deep *label predictor* (blue), which together form a standard feed-forward architecture. Unsupervised domain adaptation is achieved by adding a *domain classifier* (red) connected to the feature extractor via a *gradient reversal layer* that multiplies the gradient by a certain negative constant during the backpropagation-based training. Otherwise, the training proceeds in a standard way and minimizes the label prediction loss (for source examples) and the domain classification loss (for all samples). Gradient reversal ensures that the feature distributions over the two domains are made similar (as indistinguishable as possible for the domain classifier), thus resulting in the domain-invariant features.

训练模型 由于数据量比较少，因此训练模型时采用留一法交叉验证的方法进行训练。每次把一个子集合作为目标域，剩下的四个作为源域进行训练。分别训练5次，得到5个模型，最后进行比较。训练过程中由于计算量较大较为耗时，所以我只调整了几个不同的参数，然后进行了对比。最后把结果和用同样的留一法交叉训练的svm进行对比。

实验环境和数据 实验中采用pytorch进行实现。

实验结果 实验过程中我分别试了不同的参数。并训练过程和结果写到了对应的log文件中，其中文件命名为log+参数的形式。可以在log文件中查看训练的过程细节。

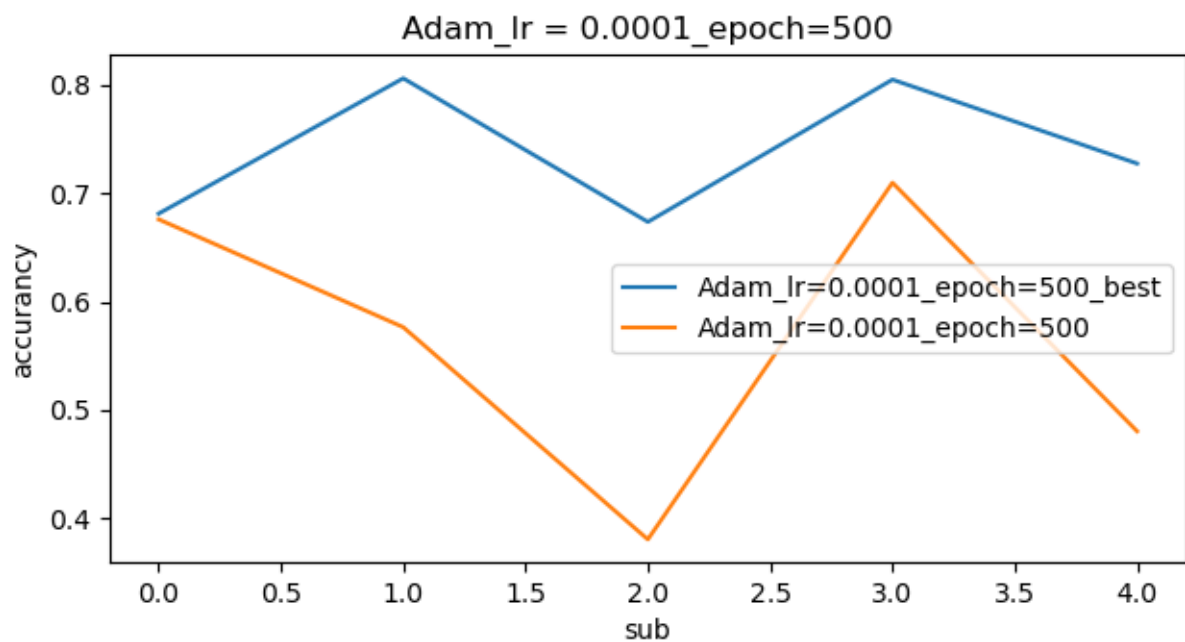


图 1: 横轴为不同的数据集作为目标域的情况，数轴为准确率，优化器采用Adam，学习率为 $1e-4$ ，共迭代了500次的结果

图1中绿线为训练过程中所达到的最高的准确率，而黄色的线为最终所达到的结果，很明显，在不同的数据集作为目标域时，准确率相差较大，在第二个训练集作为目标域时，准确率在0.4左右。并且最终的结果比最高结果低很多，可能是发生了过拟合。

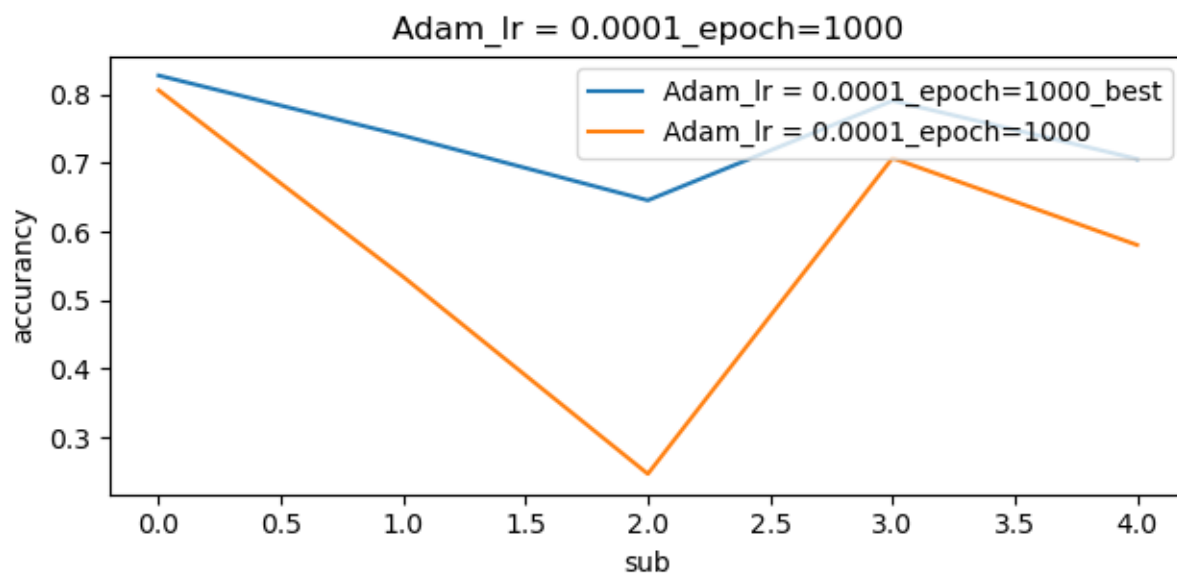


图 2: 横轴为不同的数据集作为目标域的情况, 数轴为准确率, 优化器采用Adam, 学习率为 $1e-4$, 共迭代了1000次的结果

图2中绿线为训练过程中所达到的最高的准确率, 而黄色的线为最终所达到的结果, 很明显, 在不同的数据集作为目标域时, 准确率相差较大, 在第二个训练集作为目标域时, 准确率低于0.3。并且最终的结果比最高结果低很多, 可能是发生了过拟合。

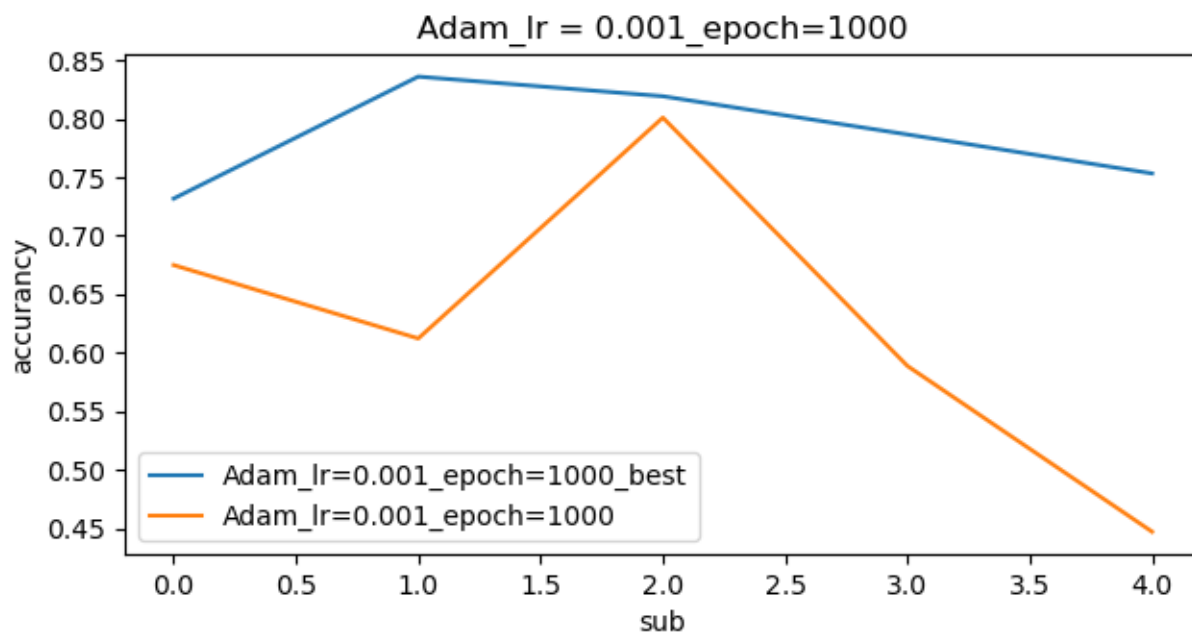


图 3: 横轴为不同的数据集作为目标域的情况, 数轴为准确率, 优化器采用Adam, 学习率为 $1e3$, 共迭代了1000次的结果

图3中绿线为训练过程中所达到的最高的准确率, 而黄色的线为最终所达到的结果, 很明显, 在不同的数据集作为目标域时, 准确率相差较大, 在第二个训练集作为目标域时, 准确率在0.45左右。并且最终的结果比最高结果低很多, 可能是发生了过拟合。但是相比前面, 整体情况较好。

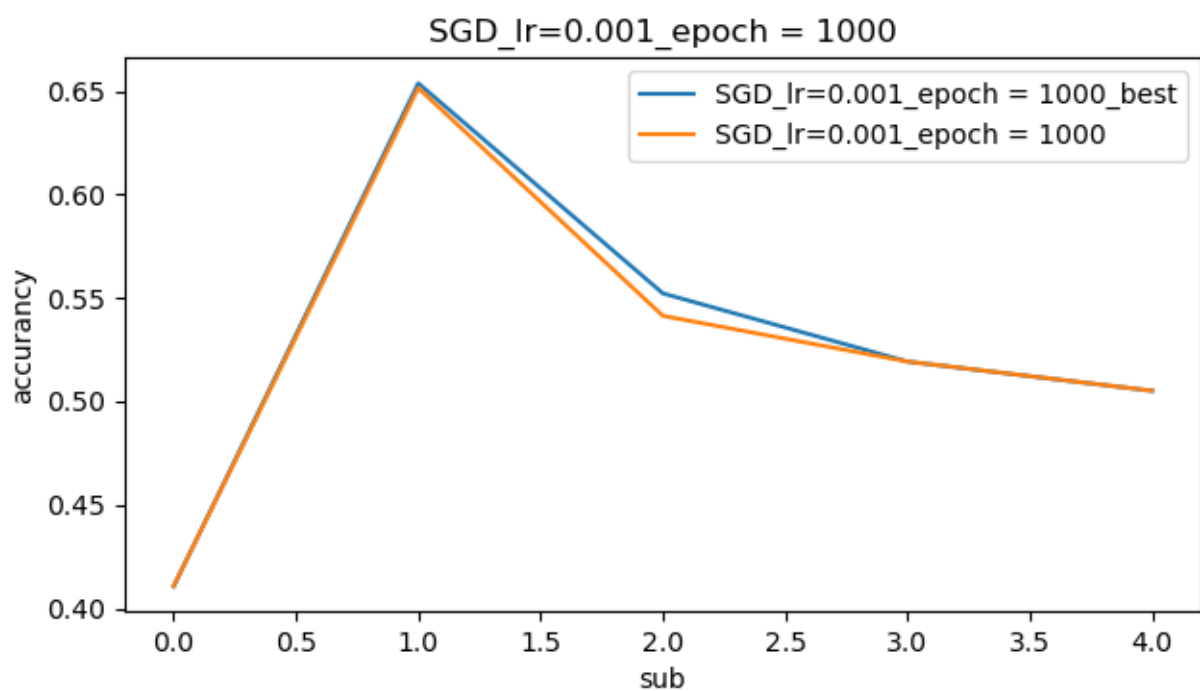


图 4: 横轴为不同的数据集作为目标域的情况, 数轴为准确率, 优化器采用SGD, 学习率为 $1e3$, 共迭代了1000次的结果

图4中绿线为训练过程中所达到的最高的准确率, 而黄色的线为最终所达到的结果, 很明显, 在不同的数据集作为目标域时, 准确率相差较大, 在第0个训练集作为目标域时, 准确率在0.45左右, 其他都在0.5和0.6左右。并且最终的结果比最高结果相差不大。但是相比前面, 整体准确率较低。

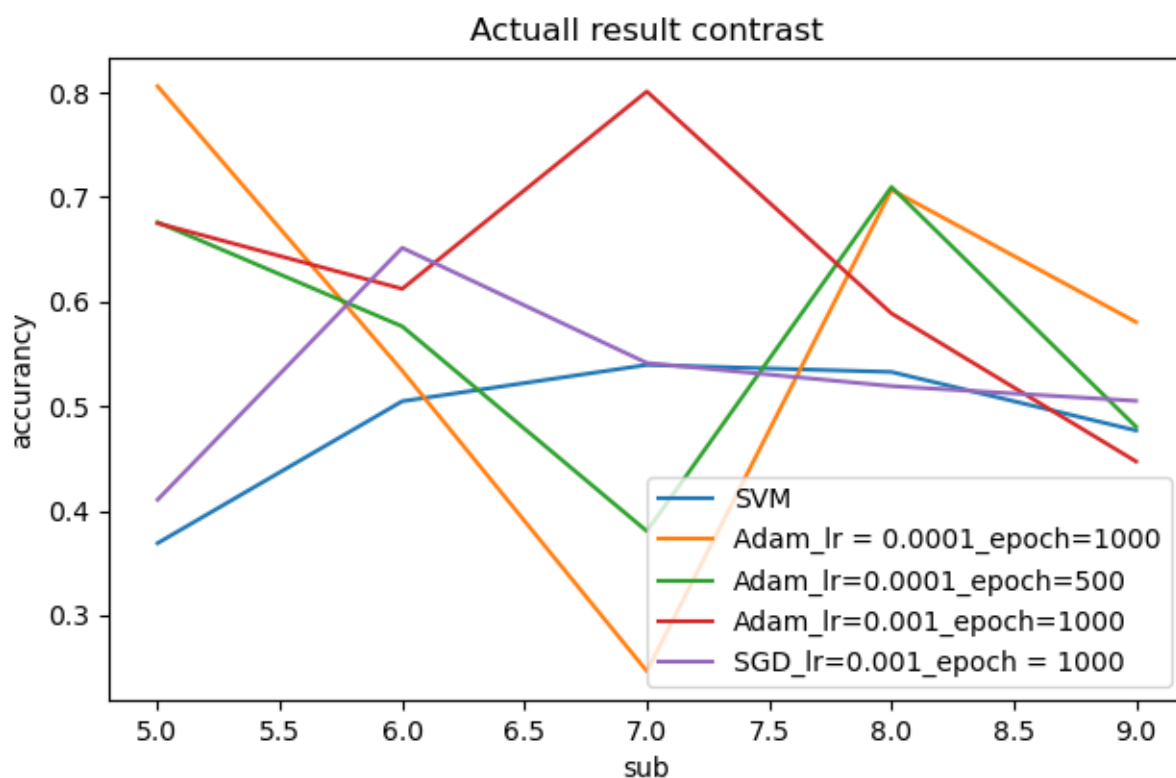


图 5: 横轴为不同的数据集作为目标域的情况，数轴为准确率，将前面的最终的准确率和在svm上进行训练结果对比

从图5中可以看出，出了在个别点，DANN神经网络略低之外，大多数情况下效果都比没有进行域适应的svm效果好。从图中可以很明显的看出当优化器采用Adam，学习率为 $1e3$ ，共迭代了1000次的时候，整体结果比其他较好。

4 实验结论

实验过程中由于计算资源有限和自己对损失函数，优化器等知识了解不够，所以在参数调整的时候只试了较少的可能的参数，所以实验结果可能不是最优的结果。整体来说，DANN神经网络不论从思想上，还是实践的效果上都比较好，因此该模型是迁移学习领域的伟大发现。