

计算机视觉 lab6 实验报告

由于显存、计算资源有限，我训练的参数量相对较小。其中 FNCCNet 为 3 隐藏层，每层神经元个数为初始输入神经元的 4 倍。CNN 为 4 卷积、4 池化、2 全连接层，卷积核大小为 3×3 ，池化核大小为 2×2 ，kernel 数目为 2 的幂次方，使用 batchnorm。

Linear Regression

由于线性回归的拟合能力较差，故其无论是在训练集还是测试集上的表现都不好。训练 40 epoch 后，其准确率只能达到 0.4 左右。

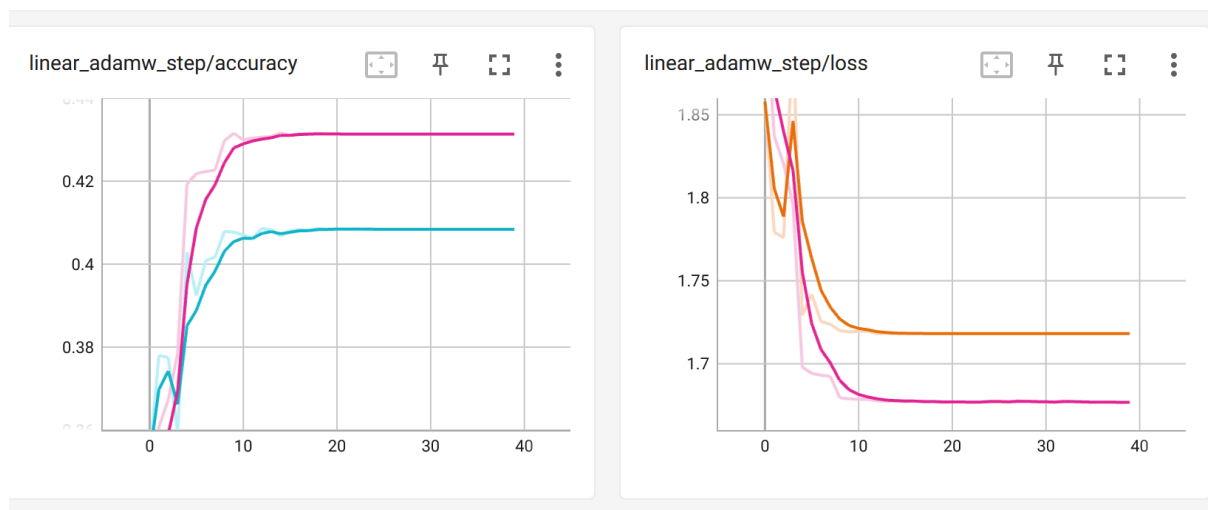


Figure 1: Linear Regression

Vanilla Multi-layer Perceptron

Optimizers

作业要求做 SGD 和 AdamW 的对比，下面是两种优化器的结果对比。

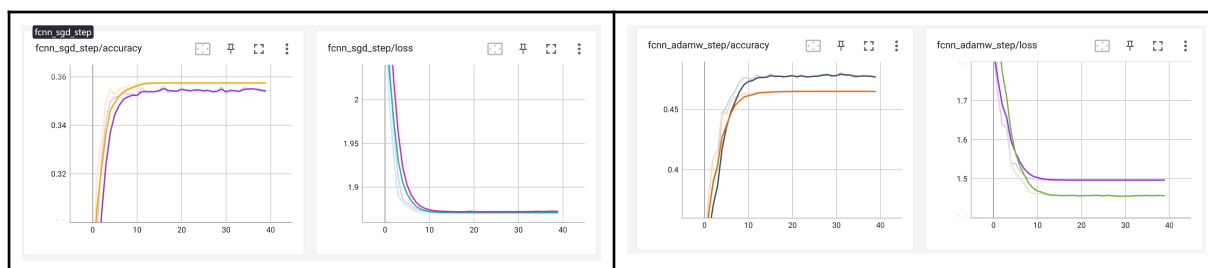


Table 1: SGD vs AdamW

很显然，AdamW 的收敛速度更快，且最终准确率更高，约 0.465。SGD 的收敛速度较慢，且最终准确率较低，约 0.355。所以一般情况下，如果不对参数进行微调，使用 AdamW 是一个不错的选择。

scheduler

相对而言，cosine annealing 的效果更好，最终能达到 0.48 的准确率，这是可能是由于其 lr 的变化更加平滑，在训练前期的 lr 较大，在训练后期的 lr 较小。下图是 cosine annealing 和 stepLR 的对比。

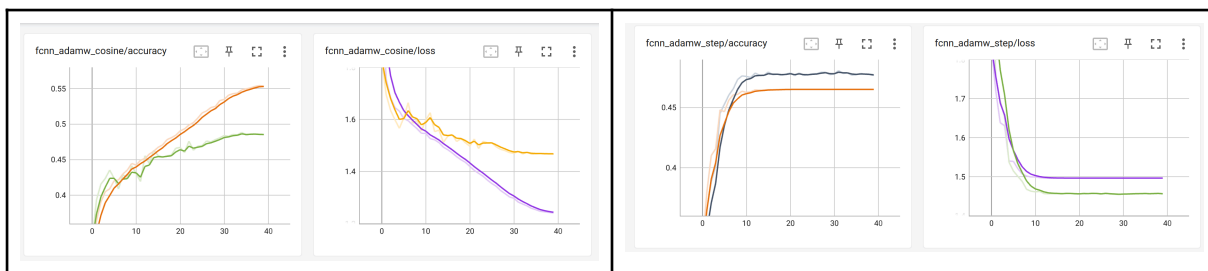


Table 2: cosine vs step

Multi-layer Perceptron with ResBlock

时间、计算资源限制，我们选择了一个比较小的网络结构，即 3 层隐藏层。每个隐藏层均为一层线性层+一个 normalize1d+一个 relu+残差。训练 40 epoch 后，其准确率达到了 0.53 左右。

不可否认的是，出现了很严重的过拟合。通过使用 weight_decay、dropout 等方法，可以缓解过拟合。然而，使用这些方法后，测试集准确率确有上升，但整体来看效果差异有限。这呼喊着数据增强、更强大的网络结构等方法。

这里也展示其不同优化器、不同 scheduler 的效果。

Optimizers

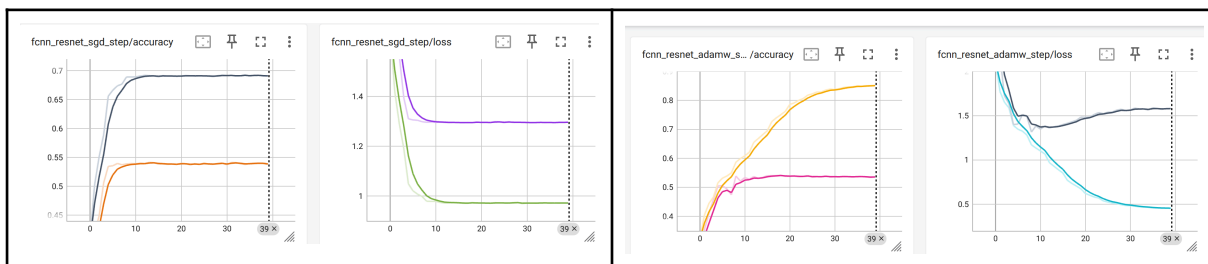


Table 3: ResBlock with SGD vs AdamW

虽然在测试集上差异不大，但在训练集上，AdamW 的效果比 sgd 好得多，且收敛速度更快。

scheduler

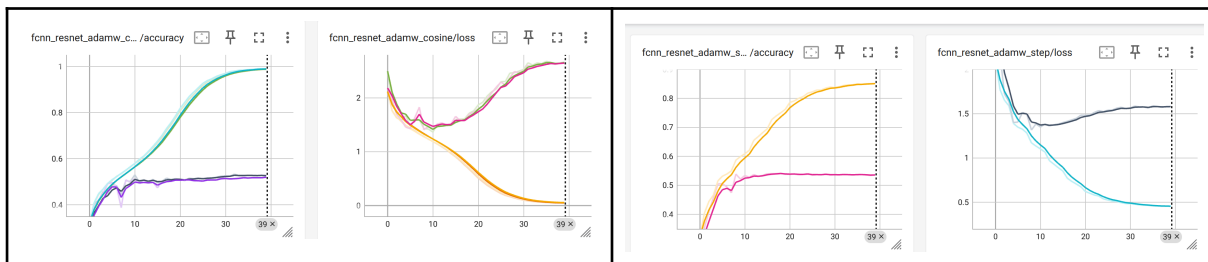


Table 4: ResBlock with cosine vs step

cosine 由于其 lr 的变化更加平滑，导致其过拟合现象比 step 更加严重。这说明在不同的数据情况下需要不同的 lr 调整策略。

CNN

由于 FCNN 始终无法达到 60% 的准确率，故我尝试了 CNN。CNN 的结构为 4 卷积、4 池化、2 全连接层，卷积核大小为 3x3，池化核大小为 2x2，kernel 数目为 2 的幂次方，使用 batchnorm。训练 40 epoch 后，其准确率达到了 0.75 左右。

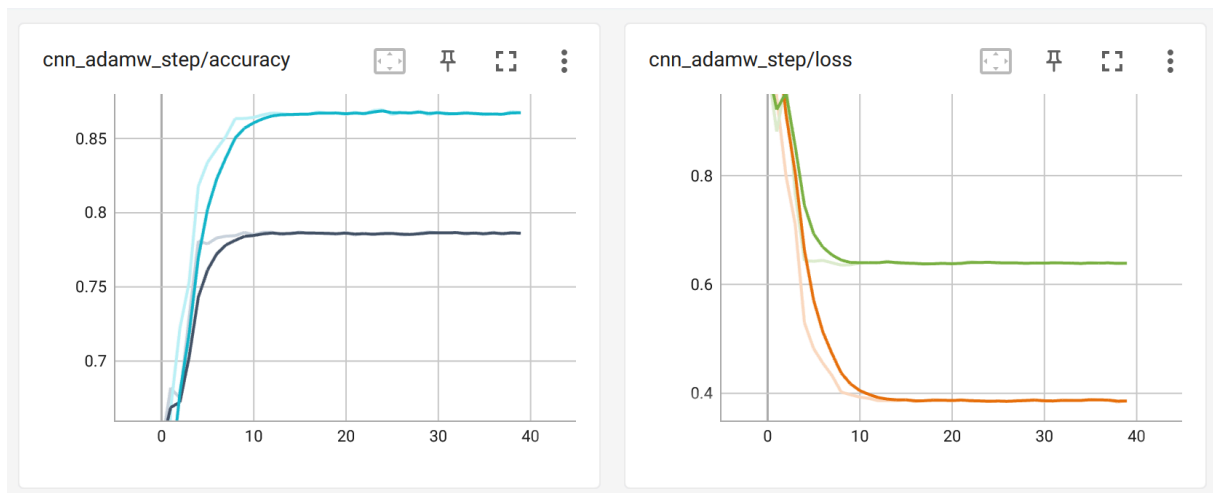


Figure 2: CNN