MNIST 实验报告

2015011308 计 53 唐适之

1 实验结果

本次实验中,我使用 CNN 模型在 Kaggle 上(用户 tsz2015011308)达到了 0.99514 正确率,提交 12 次;使用 MLP 模型达到了 0.98129 正确率,提交 2 次;共计提交 14 次。CNN 模型和 MLP 模型最好的一次提交各见如下截图。



Figure 1: CNN 和 MLP 最佳提交的截图

2 模型及训练方法

2.1 网络的拓扑结构

对于 CNN,输入经两个卷积池化层、一个大小为 1024 的全连接隐层后,由一个线性输出层输出。由于是分类问题,采用 softmax 交叉熵损失函数。

每个卷积池化层包含一个 5*5 卷积层和一个 2*2 最大值池化层。第一个卷积层将输入从 1 个分量(灰度)变为 32 个分量,第二个卷积层将 32 个分量变为 64 个分量。实验中没有观察到显著的过拟合现象,说明网络没有过于复杂,卷积核大小与分量数可以进一步提高。但实验表明,扩大卷积核与提高分量数对正确率没有显著影响,但大大减慢了收敛速度。为兼顾正确率与训练效率,最终选择此值。

为了避免过拟合,在两个卷积池化层和全连接隐层后,在训练时分别以 0.25 的概率 dropout 分量,而在测试和验证时不进行 dropout。

激活函数选用 elu 而不是 relu,因为 relu 在 x < 0 时斜率为 0,造成无法继续梯度下降。 实验表明,用 elu 取代 relu 后,一开始收敛更慢,但当验证集上正确率大于 0.99 后,验证集上的正确率随着训练的进行波动更大,可以推测认为 elu 使梯度下降时各参数变化更"活跃"。

对于 MLP, 网络只包含两个大小为 1024 的隐层、一个线性输出层, 采用 softmax 交叉 熵损失函数。其他参数同上。实验表明, 隐层大小为 1024 依然不足(见以下"训练方法"一

3 程序运行方法 2

节),但由于 MLP 中每个结点都要与前一层的所有结点相连,参数量非常庞大,以至于硬件 条件不允许我继续增大网络规模。

2.2 训练方法

无论 CNN 还是 MLP,都选用了 AdamOptimizer 作为优化器。训练时,先用 10^{-4} 的学习率训练 $5*10^4$ 轮,再用 10^{-5} 的学习率训练 $7*10^5$ 轮。首先使用较大的学习率有利于快速到达最优值附近,并避免陷入局部最优,接着使用较小学习率有利于在最优值附近微调。实验表明, 10^{-5} 已是最小的可以接受的学习率,若继续降低学习率,则会陷入局部最优,表现为正确率不再显著变化。实际训练时,为了便于调整学习率,一次训练中我分多次运行程序,并对每次训练的每次运行编写配置文件。学习率写在配置文件中,程序以配置文件中的参数进行学习。

Kaggle 提供的训练集一共 42000 个样本, 我将前 5000 个样本用作验证集, 不参与训练, 后 37000 个样本作为真正的训练集。实验发现, 验证集偏小, 在验证集上正确率达 99.3 以上时, 验证集上的正确率的变化不能准确反映实际测试集上的变化: 虽然验证集上正确率在波动, 但测试集上的实际正确率随着训练轮数的增加仍在提高。但为了避免训练集过小, 我没有继续增大验证集。

每轮学习时,使用大小为 50 的 batch 进行学习。为使 batch 的抽样更加均匀,我并非每次学习时都独立地从训练集中抽取 batch,而是先将训练集里每 50 个样本划分为一组,然后遍历这些组进行学习。每进行 10⁵ 次学习,重新进行一次划分。

训练 CNN 时,我对输入图像进行了预处理。每张图像进行 20 度以内的随机旋转,边长 15% 以内的随机平移(x、y 两个方向),和以 [0.8,1.2] 区间内放大倍率的随机缩放。这样相 当于产生了许多新的训练样本,扩大了训练集大小。实验表明,此举显著提高了正确率,使测试集上正确率从 0.993 增加到 0.995。但是,在 MLP 模型上无法使用这样的预处理:由于预处理后训练样本更"难"了,甚至可能超出了测试集的难度,MLP 也不具有 CNN 善于处理 平移图像的优点,两个 1024 大小的全连接层并不足以处理它,实际表现为训练集上的正确率 不收敛,然而由于 MLP 模型中参数太多,硬件条件又不允许继续扩大网络,故无法应用此项预处理。另外,由于预处理是在 CPU 上运算的,此举使训练速度显著降低。

3 程序运行方法

请参见 README.md。