# 深度学习训练营

## 案例 2: 构建自己的多层感知机: MNIST 手写数字识别

### 1 数据集简介

MNIST 手写数字识别数据集是图像分类领域最常用的数据集之一,它包含 60,000 张训练图片,10,000 张测试图片,图片中的数字均被缩放到同一尺寸且置于图像中央,图片大小为28×28。MNIST 数据集中的每个样本都是一个大小为784×1 的矩阵(从28×28 转换得到)。MNIST 数据集中的数字包括 0 到 9 共 10 类,如下图所示。注意,任何关于测试集的信息都不该被引入训练过程。

在本次案例中, 我们将构建多层感知机来完成 MNIST 手写数字识别。

#### 2 构建多层感知机

本次案例提供了若干初始代码,可基于初始代码完成案例,各文件简介如下: (运行初始代码之前请自行安装 TensorFlow 2.0 及以上版本,仅用于处理数据集,禁止直接调用 TensorFlow 函数)

- mlp.ipynb 包含了本案例的主要内容,运行文件需安装 Jupyter Noterbook.
- network.py 定义了网络,包括其前向和后向计算。
- optimizer.py 定义了随机梯度下降(SGD), 用于完成反向传播和参数更新。
- solver.py 定义了训练和测试过程需要用到的函数。
- plot.py 用来绘制损失函数和准确率的曲线图。

此外,在/criterion/和/layers/路径下使用模块化的思路定义了多个层,其中每个层均包含三个函数:\_\_init\_\_用来定义和初始化一些变量,forward 和 backward 函数分别用来完成前向和后向计算:

• FCLayer 为全连接层,输入为一组向量(必要时需要改变输入尺寸以满足要求),与权重矩阵作矩阵乘法并加上偏置项,得到输出向量: u = Wx + b.

- SigmoidLayer  $\beta$  sigmoid % 活层,根据 $f(u) = \frac{1}{1 + \exp(-u)}$  计算输出。
- ReLULayer 为 ReLU 激活层,根据 $f(u) = \max(0, u)$  计算输出。
- EuclideanLossLayer 为欧式距离损失层,计算各样本误差的平方和得到:  $\frac{1}{3}\sum_{n}\|logits(n) gt(n)\|_{2}^{2}$ 。
- SoftmaxCrossEntropyLossLayer 可以看成是输入到如下概率分布的映射:

$$P(t_k = 1|x) = \frac{\exp(x_k)}{\sum_{j=1}^{K} \exp(x_j)}$$

其中 $x_k$ 是输入向量x中的第 k 个元素, $P(t_k=1|x)$ 表示该输入被分到第k个类别的概率。由于 softmax 层的输出可以看成一组概率分布,我们可以计算 delta 似然及其对数形式,称为 Cross Entropy 误差函数:

$$E = -\ln p(t^{(1)}, ..., t^{(N)}) = \sum_{n=1}^{N} E^{(n)}$$

其中

$$E^{(n)} = -\sum_{k=1}^{K} t_k^{(n)} \ln h_k^{(n)}$$

$$h_k^{(n)} = P(t_k^{(n)} = 1 | x^{(n)}) = \frac{\exp(x_k^{(n)})}{\sum_{j=1}^{K} \exp(x_j^{(n)})}$$

注意:此处的 softmax 损失层与案例 1 中有所差异,本次案例中的 softmax 层不包含可训练的参数,这些可训练的参数被独立成一个全连接层。

#### 3 案例要求

完成上述文件里的'#TODO'部分(红色标记的文件),提交全部代码及一份案例报告,要求如下:

- 记录训练和测试准确率、绘制损失函数和准确率曲线图;
- 比较分别使用 Sigmoid 和 ReLU 激活函数时的结果,可以从收敛情况、准确率等方面比较;
- 比较分别使用欧式距离损失和交叉熵损失时的结果;
- 构造具有两个隐含层的多层感知机,自行选取合适的激活函数和损失函数, 与只有一个隐含层的结果相比较;
- 本案例中给定的超参数可能表现不佳,请自行调整超参数尝试取得更好的结果,记录下每组超参数的结果,并作比较和分析。

## 4 注意事项

● 提交所有代码和一份案例报告;

- 注意程序的运行效率,尽量使用矩阵运算,而不是 for 循环;
- 本案例中不允许直接使用 TensorFlow, Caffe, PyTorch 等深度学习框架;
- 禁止任何形式的抄袭。