Homework1 报告

日期: 2023 年 04 月 09 日

姓名: 陈天悦 学号: 22210980031

1 任务分析

1.1 数据集分析

MNIST 手写数字数据集是一个经典的多分类问题,通过神经网络可以很好的实现手写字体的识别。MNIST 数据集来自 National Institute of Standards and Technology,训练集由来自 250 个不同人手写的数字构成,其中 50% 是高中学生,50% 来自人口普查局的工作人员,测试集也是同样比例的手写数字数据,但保证了测试集和训练集的作者集不相交。

MNIST 数据集一共有 7 万张图片,其中 6 万张是训练集,1 万张是测试集。每张图片是 28×28 的 0-9 的手写数字图片组成。每个图片是黑底白字的形式,黑底用 0 表示,白字用 0-1 之间的浮点数表示,越接近 1,颜色越白。

1.2 神经网络分类任务

神经网络通常被用于数据的特征提取,并通过多层神经元的连接,最后进行数据的分类。本次任务中,由于数据量小,使用 MLP (多层感知机),通过梯度回传训练,即可进行对于 MNIST 数据集的分类。

2 网络设计

使用 numpy 构建一个两层神经网络分类器并进行训练,我们需要计算每层的梯度。在此任务中, 采用激活函数 ReLU 进行网络构建,并通过交叉熵损失函数进行损失计算和梯度回传。

2.1 激活函数

神经网络通常通过矩阵乘法进行线性计算,通过激活函数引入非线性,本次采用 ReLU 作为激活函数:

$$ReLU(z) = \begin{cases} z & z > 0\\ 0 & z <= 0 \end{cases}$$
 (1)

2.2 梯度计算

本次使用的两层全连接层是一种线性结构,可以通过公式表示为:

$$f(X) = WX + b \tag{2}$$

其中 W 表示神经元权重, X 表述输入数据, f(X) 表示输出值。

梯度求解可以表示为:

$$\nabla f(w_1, w_2, w_3) = (\partial f / (\partial w_1), \partial f / (\partial w_2), \partial f / (\partial w_3)) \tag{3}$$

2.3 交叉熵损失函数

本任务是经典的多分类问题, 我们采用多分类的交叉熵损失函数进行计算:

$$-\sum_{c=1}^{M} y_{o,c} \log(p_{o,c})$$
 (4)

3 参数查找

3.1 参数搜索空间

在这个项目中,我们在超参数方面的探索主要是搜索隐藏层的神经元个数,学习率和 l2 正则化参数。具体搜索空间如下表:

表 1: 参数搜索空间

	Search space
Hidden	$64, 128, 256, 512\ 1024$
Learning rate	0.0001, 0.0005, 0.001, 0.005, 0.01, 0.05, 0.1
L2 regular	0.001, 0.005, 0.01, 0.05, 0.1

3.2 搜索结果

通过实验遍历了以上搜索空间的所有组合,最后确定在隐藏层神经元个数为 512, 学习率为 0.005, L2 正则化参数为 0.005 时训练效果最优。

4 实验结果

在最优超参数组合下进行训练,得到的训练过程的中间结果和最后的参数可视化如下:

4.1 损失函数曲线

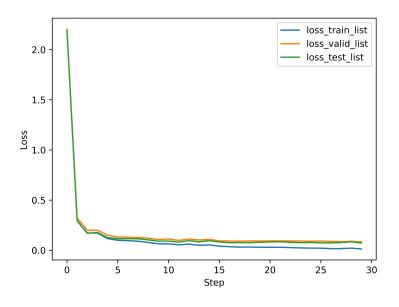


图 1: 训练损失曲线

通过损失函数曲线可以发现,训练在 5 轮之后逐渐收敛,模型在训练集、验证集和测试集上的表现也都趋于相同,模型的性能也比较稳定。

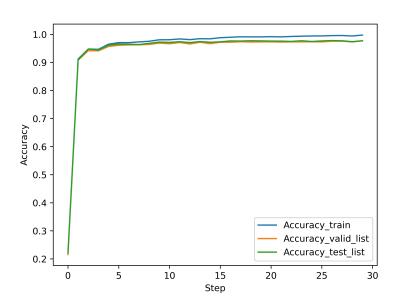


图 2: 训练准确率曲线

准确率和损失函数呈现出相同的变化趋势,都是在 5 轮之后逐渐收敛,同时,在训练集、验证集、测试集上的表现也比较统一。

4.2 参数可视化

以下给出了两层神经网络每层神经元的偏差和权重的直方图展示。

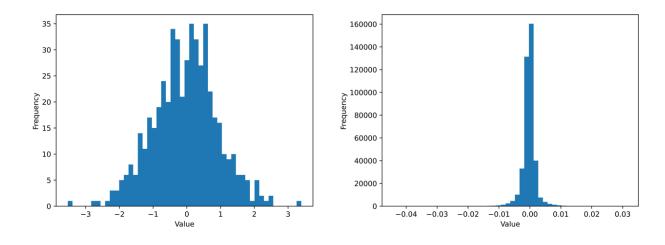


图 3: 第一层神经网络的偏差和权重直方图

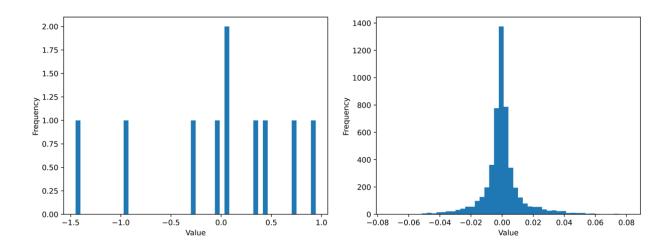


图 4: 第二层神经网络的偏差和权重直方图

从图中我们可以看出:不同网络层的权重分布比较相似,而偏差分布相异。

5 步骤说明

训练:运行 train.py 测试:运行 test.py 可视化:运行 draw.py

Github 链接: https://github.com/tubao3104/DATA620004

百度网盘地址: 链接: https://pan.baidu.com/s/1aXATR4zNMzq1aXyeLM_oDQ 提取码: 71pj