北航计算机学院深度学习系统 课程实验报告

Lab-1: 简单神经网络

学生学号: ZY2406334

学生姓名:彭旭桐

二〇二四年九月

摘要

本实验的主要目标是搭建基本的多层神经网络,并在给定 Mnist 官方数据集上进行精度测试,并要求不使用深度学习框架。

实验过程中使用了 python 的 numpy 库以及 cupy 库进行计算,同时使用了 os 等库进行数据的 I/O 操作。撰写代码主要包括:模型文件、训练文件和工具类文件。实验结果为两个模型参数 pkl 文件以及它们在测试集上相应的精度。

1 引言

1.1 实验目的

使用全连接层网络和 Mnist 数据集训练出能识别手写数字的模型,并在测试中取得较好的识别精度。

1.2 实验要求

使用 C++ 或 Python 等语言实现模型及其训练的代码,并且不使用深度学习框架; 在训练过程中使用 BP 算法和小批量训练。

1.3 实验环境

硬件环境: CPUi5-13400F, GPU: GTX 4060。

软件环境: Windows10, Python3.9.11, numpy2.0.2., cupy13.3.0。

2 分析与设计

2.1 分析思路

Mnist 数据集中的图片大小为 28*28, 先将其铺平为长度 784 的一维向量, 再输入模型中, 经过三个隐藏层的学习, 最后输出为 10 个数字的概率。

2.2 设计方案

全连接层模型由一层长度为 784 的输入层,三层长度分别为 256、128、64 的 隐藏层和长度为 10 的输出层组成。隐藏层和输出层使用 Relu 函数进行激活。

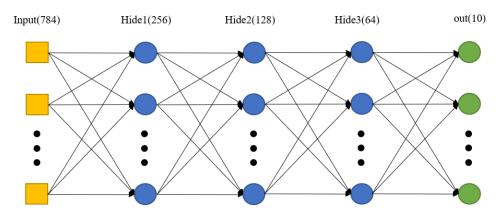


图 1: 网络架构图

3 实验实现

3.1 设计细节

3.1.1 数据集读取

读取训练集和测试集使用 struct 库,对于 idx3-ubyte 文件,先读取魔数(前四个字节)并验证,再依次读取图像数量、高度和宽度,读取后保存为 numpy 数据格式,并将灰度进行归一化。读取标签过程也类似。

3.1.2 模型实现

全连接层模型由一层长度为 784 的输入层,三层长度分别为 256、128、64 的 隐藏层和长度为 10 的输出层组成。隐藏层和输出层使用 Relu 函数进行激活。初始 化时,偏移值 b 设置为 0,权重 W 的元素随机初始化为 0 到 0.01 之间的数。

记 W_i 为第 i 层与第 i+1 层间的权重值, b_i 为第 i 层与第 i+1 层间的偏移值, A_i 为第 i-1 层的输出值, Z_i 为 A_i 激活前的值,则向前传播可表示为 $Z_i = A_{i-1} \cdot W_i + b_i$, $A_i = activate(Z_i)$ 。

相应的,反向传播(BP)计算过程为 $dZ_i = dZ_{i+1} \cdot W_{i+1}^T \times deactivate(A_i)$, $dW_i = A_{i-1}^T \cdot dZ_i$, $db_i = \text{sum}(dZ_i, \text{axis} = 0)$ 。

3.1.3 训练函数实现

训练中,计算损失时使用交叉熵函数 $L = -\frac{1}{m} \sum_{i=1}^{m} \sum_{k=1}^{K} y_{ik} \log(\hat{y}_{ik})$,其中, y_k 是样本的真实标签的 one-hot 编码, \hat{y}_k 是模型预测的类别 k 的概率大小,m 是样本总数。

batch 大小为 128, epochs 为 20, 学习率为 0.1。选取 batch 时, 首先将所有训练样本顺序打乱,每个 epoch 按下标递增顺序抽取 128 个样本。

3.1.4 实验指标

统计模型在 mnist 测试集上的准确率 (ACC)。

$$ACC = \frac{TP + TN}{TP + FP + FN + TN} \tag{1}$$

3.2 困难与解决方法

3.2.1 困难 1

模型收敛速度慢,经过20个 epochs 训练 loss 大于1。

解决方法:将 Sigmod 激活函数替换为 Relu。

4 实验结果与分析

4.1 实验结果

几次训练中模型的预测准确度约为 98%。最终上传的模型中,不使用 GPU 训练的模型准确度为 97.95%;使用 GPU 训练的模型准确度为 97.78%,且训练时间由 30s 左右缩短至 10s 左右。

4.2 结果分析

模型预测结果理想。