

# Lab1

学号：23210980122 姓名：张晋瑜

## 实验报告：从零开始构建三层神经网络分类器，实现图像分类

### 简介

本实验旨在使用三层神经网络分类器来实现图像分类任务。我们选择Fashion-MNIST数据集进行模型的训练和测试。Fashion-MNIST是一个包含70,000张28x28灰度图像的公开数据集，分为10个不同的时尚类别，每个类别包含7,000张图像。该数据集常用于测试机器学习算法的性能。

### 模型设计

本实验中的三层神经网络包含以下部分：

- **输入层**：包含784个神经元（28x28图像的展开形式）。
- **隐藏层**：允许用户自定义两层隐藏层的大小和激活函数类型（ReLU，Tanh或Sigmoid）。
- **输出层**：10个神经元（对应数据集中10个类别），激活函数使用Softmax。

**反向传播**：经过数学推导后利用numpy实现了反向传播算法来计算给定损失的梯度。模型使用随机梯度下降（SGD）优化器来更新参数。

### 数据集

我们使用Fashion-MNIST数据集，其中包含60,000张训练图像和10,000张测试图像。每张图像都进行了标准化处理来更好训练模型。

### 实验设置

**模型参数：**

- 隐藏层大小：hidden\_size1 = [128, 256, 512] hidden\_size = [64, 128, 256]
- 激活函数：activation = ['sigmoid', 'tanh', 'relu']

**训练参数：**

- 学习率：lr = [1e-3, 1e-4, 1e-5]
- 优化器：SGD
- 损失函数：交叉熵损失
- 正则化：L2正则化, reg\_lambdas = [0.01, 0.1]
- 批大小：batch\_size = [32, 64, 128]

## 实验步骤

1. **数据预处理**：将训练集分割成训练集和验证集，并进行数据标准化处理。
2. **模型训练**：利用SGD优化器和交叉熵损失函数训练模型，在训练过程中监测验证集的性能，并保存最佳模型。
3. **超参数调节**：调整学习率、隐藏层大小和正则化强度，观察模型在不同超参数下的性能。
4. **模型测试**：使用最佳模型在测试集上进行测试，计算模型的分类准确率。

## 实验结果

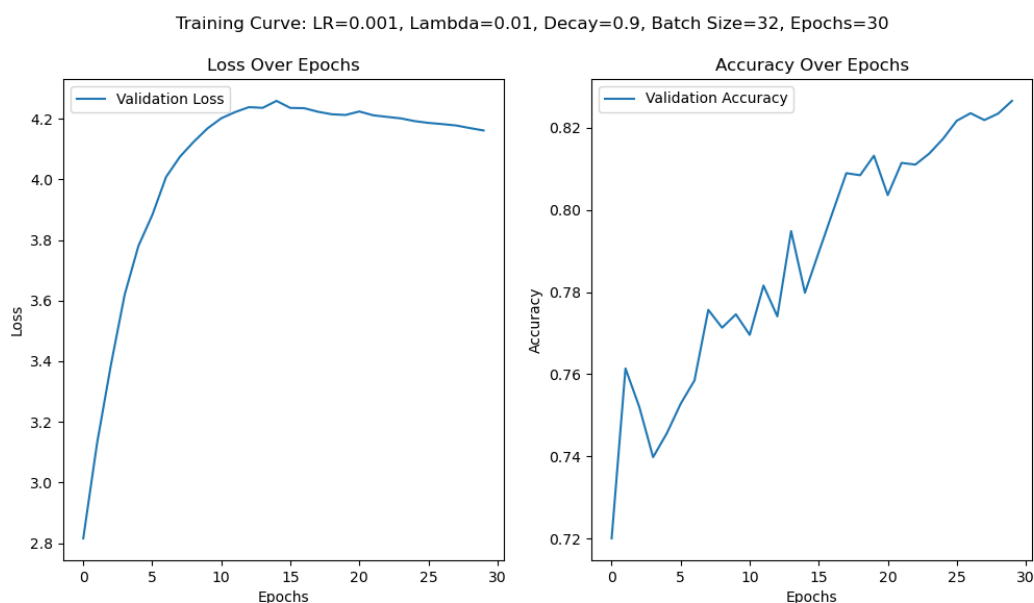
最终

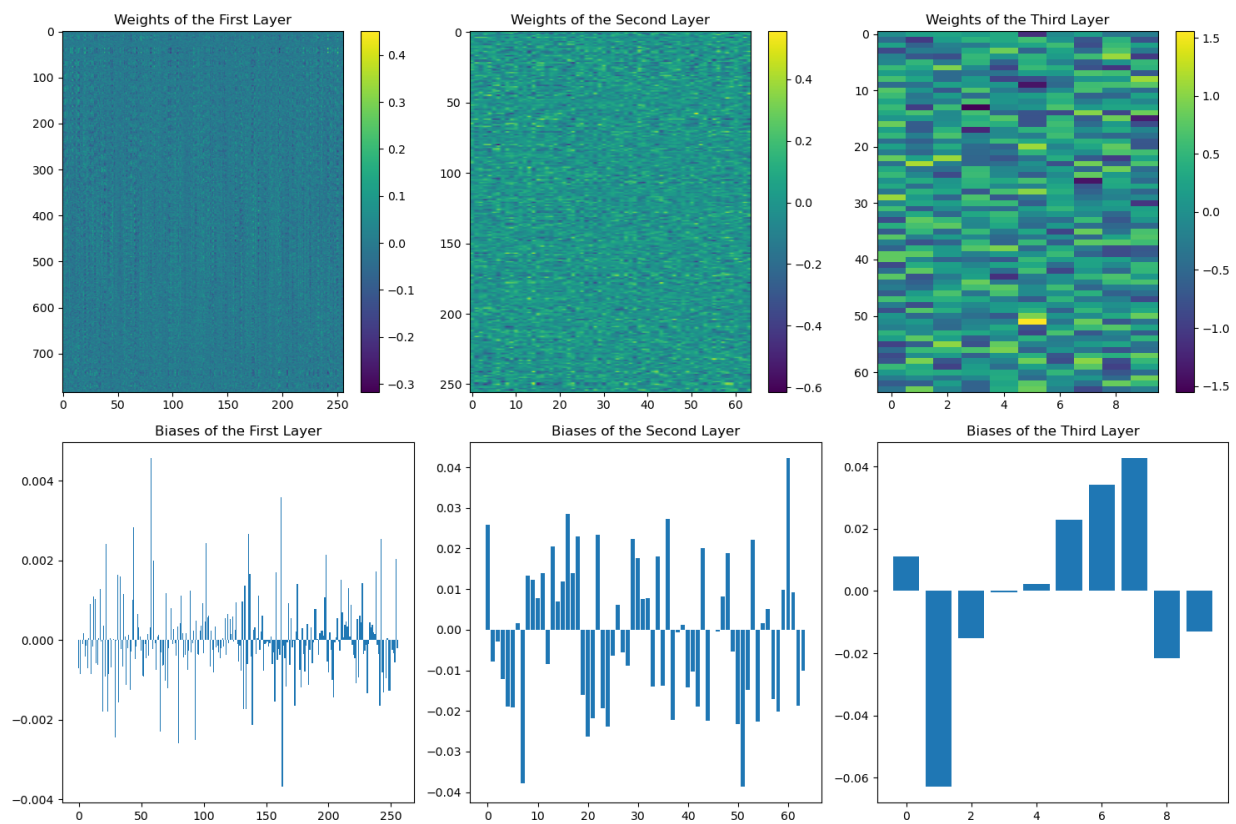
Hidden1256\_Hidden264\_InitLR0.001\_Lambda0.01\_Decay0.9\_Batch32\_Epochs30\_parameters  
模型在测试集上实现了85%的分类准确率。在训练过程中，学习率下降和正则化显著提高了模型的性能。调整隐藏层大小也提高了模型的准确率，我们发现input size > hidden size1 > hidden size2 > output size通常是不错的选择。

同时发现对于相似网络结构，选择的隐藏层大小不同和对应的学习率大小不同对于模型最终表现的影响非常显著，如相同模型Hidden1256\_Hidden264 1e-3和1e-5 最终训练效果相差很大，只有合适学习率才能训练出模型的真正效果。

对不同模型的训练过程可视化和模型参数可视化结果如下（选取部分结果进行展示）。

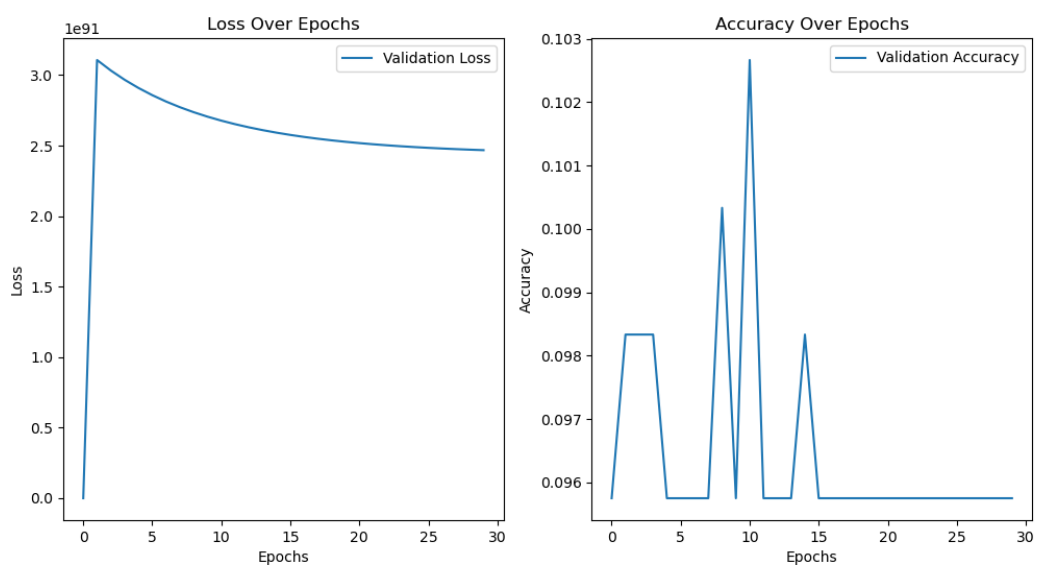
### Successful Cases:

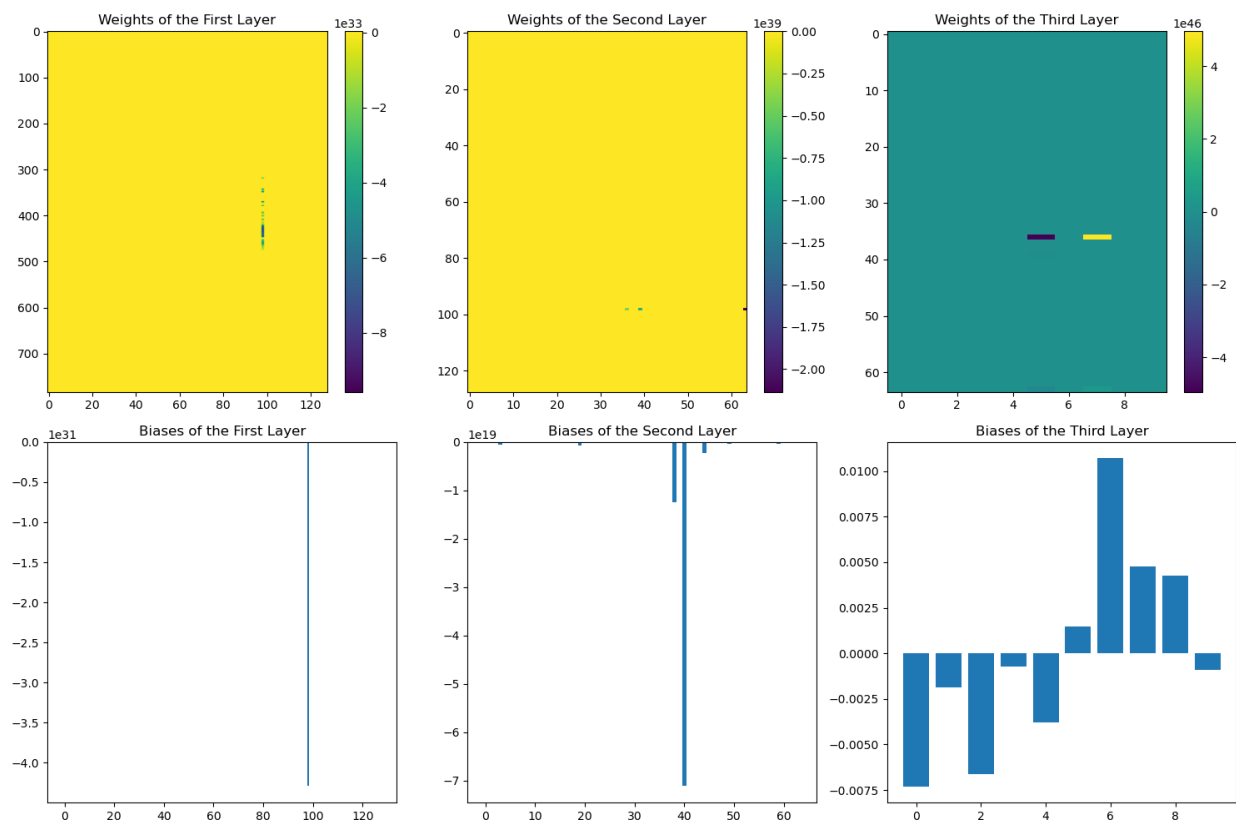




Failed Cases:

Training Curve: LR=0.001, Lambda=0.01, Decay=0.9, Batch Size=32, Epochs=30





实验代码地址为：

[https://github.com/jrryzh/FUDAN\\_NNlecture\\_ss24](https://github.com/jrryzh/FUDAN_NNlecture_ss24)

Hidden1256\_Hidden264\_InitLR0.001\_Lambda0.01\_Decay0.9\_Batch32\_Epochs30\_parameters  
模型参数地址为：

链接: <https://pan.baidu.com/s/18jd-vm6sPahE4hAPQtqHhw?pwd=4uej> 提取码: 4uej