

# 作业 1：从零开始构建三层神经网络分类器，实现图像分类

何益涵

20307110032

2024 年 4 月 26 日

## 1 作业内容

### 1.1 任务描述

手工搭建三层神经网络分类器，在数据集 [Fashion-MNIST] 上进行训练以实现图像分类。

### 1.2 基本要求

1. 本次作业要求自主实现反向传播，不允许使用 pytorch, tensorflow 等现成的支持自动微分的深度学习框架，可以使用 numpy；
2. 最终提交的代码中应至少包含模型、训练、测试和参数查找四个部分，鼓励进行模块化设计；
3. 其中模型部分应允许自定义隐藏层大小、激活函数类型，支持通过反向传播计算给定损失的梯度；训练部分应实现 SGD 优化器、学习率下降、交叉熵损失和 L2 正则化，并能根据验证集指标自动保存最优的模型权重；参数查找环节要求调节学习率、隐藏层大小、正则化强度等超参数，观察并记录模型在不同超参数下的性能；测试部分需支持导入训练好的模型，输出在测试集上的分类准确率（Accuracy）。

## 2 项目地址

本项目的地址为：<https://github.com/HeDesertFox/Neural-Networks-and-Deep-Learning-Homework>。

本项目中的最优参数对应的模型权重可在以上仓库中直接获取, 在文件夹 `code` 中, 文件名为: `model_weights.npz`。或点击以下百度网盘链接: [https://pan.baidu.com/s/1T4GHVDYKgmK1H\\_TID1bAw?pwd=erzo](https://pan.baidu.com/s/1T4GHVDYKgmK1H_TID1bAw?pwd=erzo), 提取码: `erzo`。

### 3 Fashion-MNIST 数据集介绍

Fashion-MNIST 是由德国在线时尚零售商 Zalando 的研究部门开发的一个数据集, 专门用于测试机器学习算法在时尚领域的表现。该数据集旨在作为经典的 MNIST 数据集的现代替代品, 因为后者通常被认为过于简单, 不能充分代表现代计算机视觉任务的挑战。

Fashion-MNIST 包含来自 10 个类别的 70,000 张灰度图像, 每个图像的分辨率为 28x28 像素。这些类别包括: T 恤/上衣、裤子、套头衫、裙子、外套、凉鞋、衬衫、运动鞋、包以及短靴。数据集被分为两部分: 60,000 张图像用于训练, 10,000 张用于测试。

此数据集广泛用于教育和研究, 涵盖了计算机视觉中的基本问题, 如图像分类, 并提供了一组相对现代和相关的图像。Fashion-MNIST 可以通过其 GitHub 页面或通过多种数据加载库 (如 TensorFlow, PyTorch) 下载, 这些库提供了简便的接口直接加载数据。

为了方便使用者, 数据集的维护者还提供了多种基线结果和代码, 以帮助新用户快速开始他们的研究项目。更多信息和下载选项可以通过以下链接获得: <https://github.com/zalando-research/fashion-mnist>

## 4 三层神经网络架构介绍

本项目构建了一个不依赖任何外部框架的手写神经网络模型, 它具有三个线性层和激活函数层。

### 4.1 网络结构和初始化

模型包括三个主要的线性层, 每一层之间通过一个激活函数进行连接。第一层和第二层的激活函数默认为 ReLU, 但可以通过参数替换为 Sigmoid 或 Tanh。所有线性层的权重通过 He 初始化来进行, 这种初始化方法考虑到了前层神经元的数量, 有助于在训练深层网络时保持激活函数的输出分布的方差一致。

### 4.2 前向传播和后向传播

在前向传播过程中, 数据通过每一层的线性变换和激活函数, 最终通过 softmax 函数输出预测的概率分布。后向传播利用损失函数关于输出的梯度, 通过链式法则逐层计

算并更新每一层的梯度。这一过程涉及到每个激活函数具体的梯度计算方法，以确保梯度的准确传递。

### 4.3 参数更新和模型评估

神经网络在后向传播后需要更新权重和偏置，通过梯度下降或其他优化算法逐步优化网络参数以减小预测误差。模型训练完毕后，可以通过评估模式关闭某些仅在训练阶段使用的特性（如 Dropout），以评估模型在未见数据上的表现。

## 5 训练与测试方法

### 5.1 数据准备

下载所需的数据集，进行必要的预处理操作。步骤包括标准化、归一化以及其他可能的数据清洗工作，以确保数据质量。之后，数据被分割为训练集和验证集，进一步组织成适合训练的批次。

### 5.2 超参数调优

在模型训练之前，需要对超参数进行细致的调整。这一过程涉及到多个参数，如学习率、隐藏层的规模以及正则化强度。为了简化调整过程，第二隐藏层的宽度被固定为第一隐藏层的一半，因此主要调节的是第一隐藏层的宽度和其他参数。通过一系列实验，记录下产生最佳验证效果的超参数组合。

### 5.3 模型训练

使用经过调优的最佳超参数组合，重新训练模型。此过程中，记录详细的训练历史，包括每个训练阶段的损失和准确率，以监控训练过程的进展和模型的性能。

### 5.4 权重可视化

为了更好地理解模型的内部工作机制，将对隐藏层的权重进行可视化。

### 5.5 测试集评估

最后，使用之前未见过的测试集对模型进行最终验证，确保模型在新的、独立的数据上也能表现出良好的预测能力。

## 6 项目架构

本项目包括以下主要文件：

1. `model.py`: 包含模型构造类、权重的保存与加载函数以及权重可视化函数。
2. `data_handling.py`: 包含数据的下载与预处理函数。
3. `training.py`: 包含训练函数及训练过程的可视化函数。
4. `testing.py`: 包含对测试集进行实验的函数。
5. `main_notebook.ipynb`: 包含实验的主要流程，超参数的微调环节也集成在此文件中。

## 7 模型训练结果

### 7.1 调参结果

经过多次实验，最后一次实验的参数搜索范围定为：学习率 (`lr`): {0.00075, 0.001, 0.00125}、隐藏层大小 (`hidden_size`): {512}、权重衰减 (`weight_decay`): {0, 0.2, 0.4}。以下是一些关键观察结果。

实验中发现，最优的参数配置是学习率为 0.001，隐藏层大小为 512，且不使用权重衰减 (`weight_decay=0`)。在这个配置下，模型在验证集上的准确率达到了最高，为 88.82%。

权重衰减设置为 0 时，模型性能通常较好，表明在当前的数据集和网络结构下，权重衰减可能不是必需的，或者当前设置的权重衰减值过高。随着权重衰减的增加（例如 0.2, 0.4），观察到验证集上的准确率有所下降，这表明较高的权重衰减可能导致过度正则化，进而影响模型的泛化能力。

较高的学习率（如 0.00125）通常能带来更快的收敛，但有时可能会在后期导致准确率稳定或略有下降，这可能是由于学习率过高，在接近最优点时更新过于激烈。相反，较低的学习率（如 0.00075）虽然在早期收敛较慢，但随着训练的进行，模型性能逐渐提高并保持了较高的稳定性。

在所有参数配置中，训练损失持续下降，显示出模型在有效学习训练数据的良好迹象。然而，验证损失在某些配置中在初期下降之后趋于平稳或轻微上升，这可能指示了过拟合的初步迹象，尤其是在没有权重衰减的情况下更为明显。

综上所述，最佳的模型配置不使用权重衰减，这可能表明对于当前的数据集和模型架构，简化模型（不使用正则化）足以达到良好的性能。对于这个具体案例，学习率为 0.001 时模型性能最佳，可能是因为它提供了速度与收敛质量的最佳平衡。

未来可能会在训练中尝试在更小的范围内细调学习率，以探索是否能进一步提升模型性能。此外，考虑实验不同的模型架构或更深的网络，以及实验轻微的权重衰减（如 0.1 以下），来看是否能在不牺牲准确率的情况下增强模型的泛化能力。

## 7.2 训练与测试结果

最优超参数的训练结果如下。可以看出模型的精度尚可，但是已经出现了轻微的过拟合。

```
Epoch 1, Train Loss: 0.5702, Val Loss: 0.4519, Val Accuracy: 0.8395
Epoch 2, Train Loss: 0.4096, Val Loss: 0.3853, Val Accuracy: 0.8653
Epoch 3, Train Loss: 0.3648, Val Loss: 0.3953, Val Accuracy: 0.8573
Epoch 4, Train Loss: 0.3378, Val Loss: 0.3672, Val Accuracy: 0.8693
Epoch 5, Train Loss: 0.3177, Val Loss: 0.3440, Val Accuracy: 0.8830
Epoch 6, Train Loss: 0.3007, Val Loss: 0.3284, Val Accuracy: 0.8837
Epoch 7, Train Loss: 0.2881, Val Loss: 0.3277, Val Accuracy: 0.8830
Epoch 8, Train Loss: 0.2757, Val Loss: 0.3419, Val Accuracy: 0.8775
Epoch 9, Train Loss: 0.2652, Val Loss: 0.3442, Val Accuracy: 0.8777
Epoch 10, Train Loss: 0.2555, Val Loss: 0.3068, Val Accuracy: 0.8950
Model weights saved to model_weights.npz
```

图 1: 最优超参数训练数据

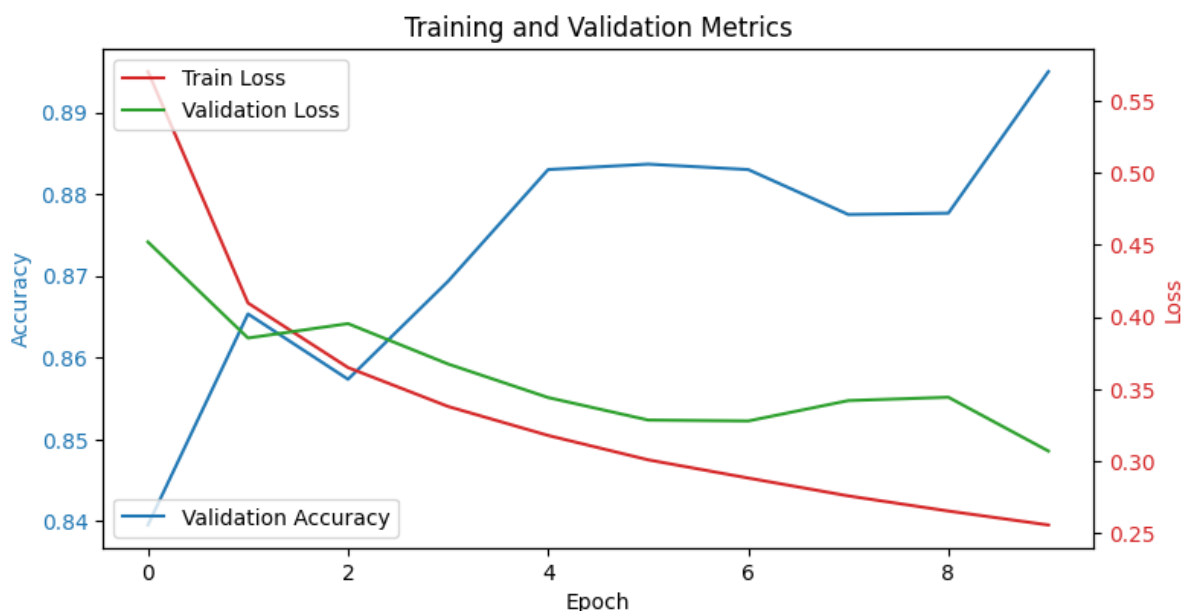


图 2: 最优超参数训练示意图

最终，模型在测试集上的结果与在训练集和验证集上相似，精度为 0.8846，说明模型的泛化能力是不错的。

```
test_loader = batch_generator(x_test, y_test, batch_size)
model_test = ThreeLayerNN(input_dim=784, hidden_dim1=128, hidden_dim2=128)
load_model_weights(model_test, 'model_weights.npz')

test_accuracy = test(model_test, test_loader)
print(f"Test accuracy: {test_accuracy:.4f}")
```

✓ 0.1s

Model weights loaded from model\_weights.npz  
Test accuracy: 0.8846

图 3: 测试集结果

## 8 权重可视化

以下是三个线性层的可视化结果。需要注意图中的序号是考虑了激活层的标号。

### 8.1 前两层权重分析

权重分布相对均匀，没有明显的模式或结构，这可能意味着这一层的神经元没有形成对特定特征的强烈偏好。

权重值集中在较小的范围内，大多数位于 -0.1 到 0.1 之间，这表明激活函数的输出波动不大，导致后续层的输入相对稳定。

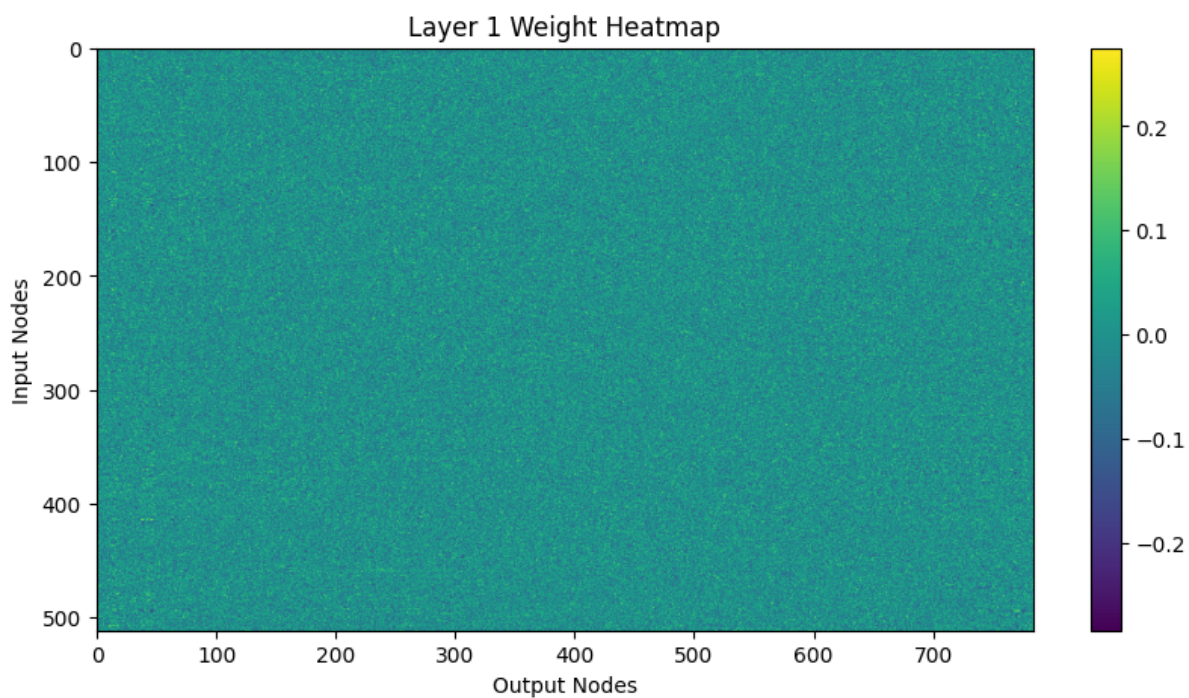


图 4: 第一层权重

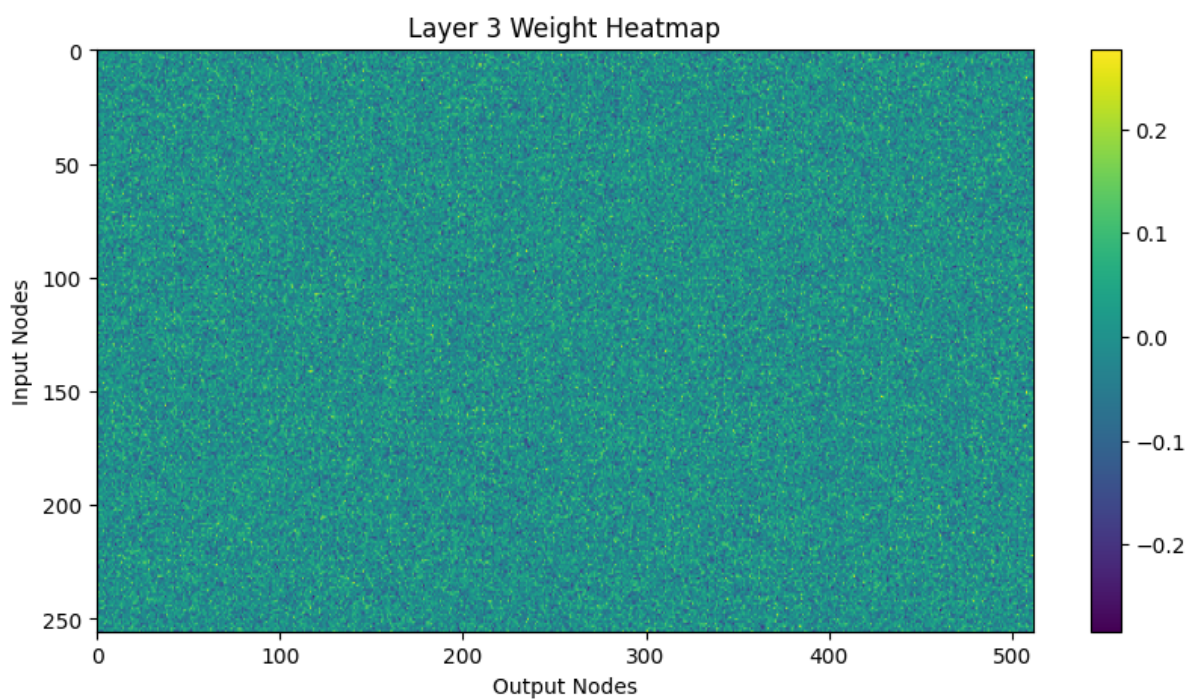


图 5: 第二层权重



## 8.2 最终层权重分析

权重分布显示出明显的垂直条纹，表明某些输出节点与特定输入节点的连接强度更高，反映了网络捕捉到的重要特征。

权重数值范围较广，从 -0.6 到 0.4，可能意味着这一层在特征重组上作用更为激烈，以做出最终决策。

条纹中的亮暗对比可能指示某些特征在分类任务中的重要性，亮色代表强正权重，而暗色代表强负权重。

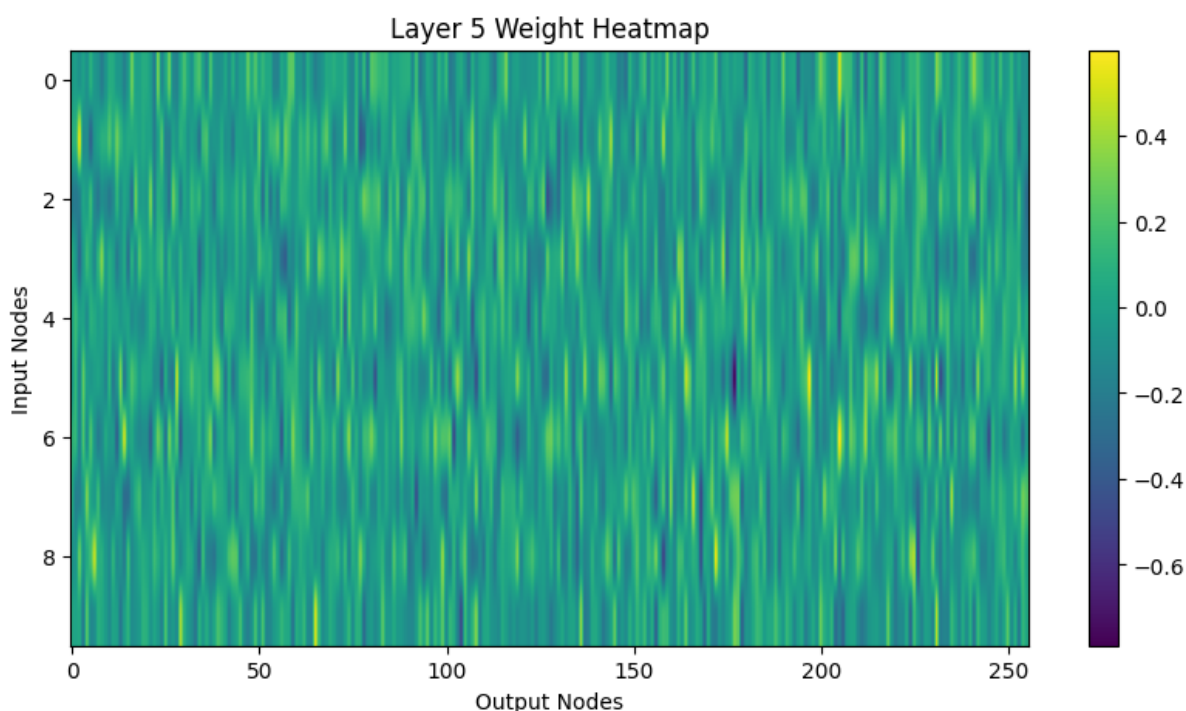


图 6: 第三层权重

## 8.3 结论

前两层的权重可能表明其在语义上的作用不显著，处理的特征较为简单。

最终层的权重分化强烈，表明它在决策过程中扮演了关键角色，因为它是最终分类层。