

实验报告：构建三层神经网络进行图像分类

一、实验目的

本实验旨在通过从头开始构建一个三层神经网络分类器，学习和实践神经网络中的基本概念，如前向传播、反向传播、激活函数、损失函数及其梯度计算等。此外，本实验将加深对神经网络超参数调优和优化器工作机制的理解。

二、实验环境

- 编程语言：Python 3.8
- 第三方库：NumPy
- 数据集：Fashion-MNIST

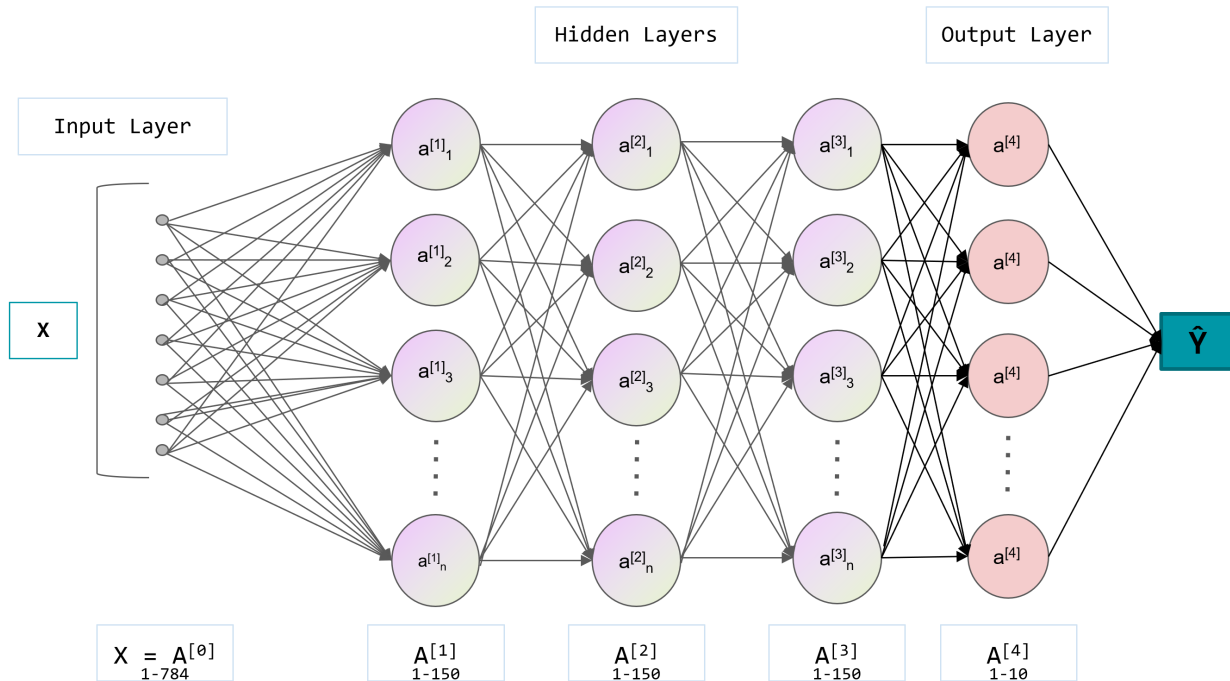
三、模型设计

3.1 网络结构

本实验构建的三层神经网络包括一个输入层、一个隐藏层和一个输出层：

- 输入层**：接受 784 个输入特征（Fashion-MNIST 图像展平后的尺寸）。
- 隐藏层**：节点数自定义，使用 ReLU 作为激活函数。
- 输出层**：有 10 个节点（对应 10 个类别），使用 Softmax 激活函数实现多分类。

完整的网络结构如下图：



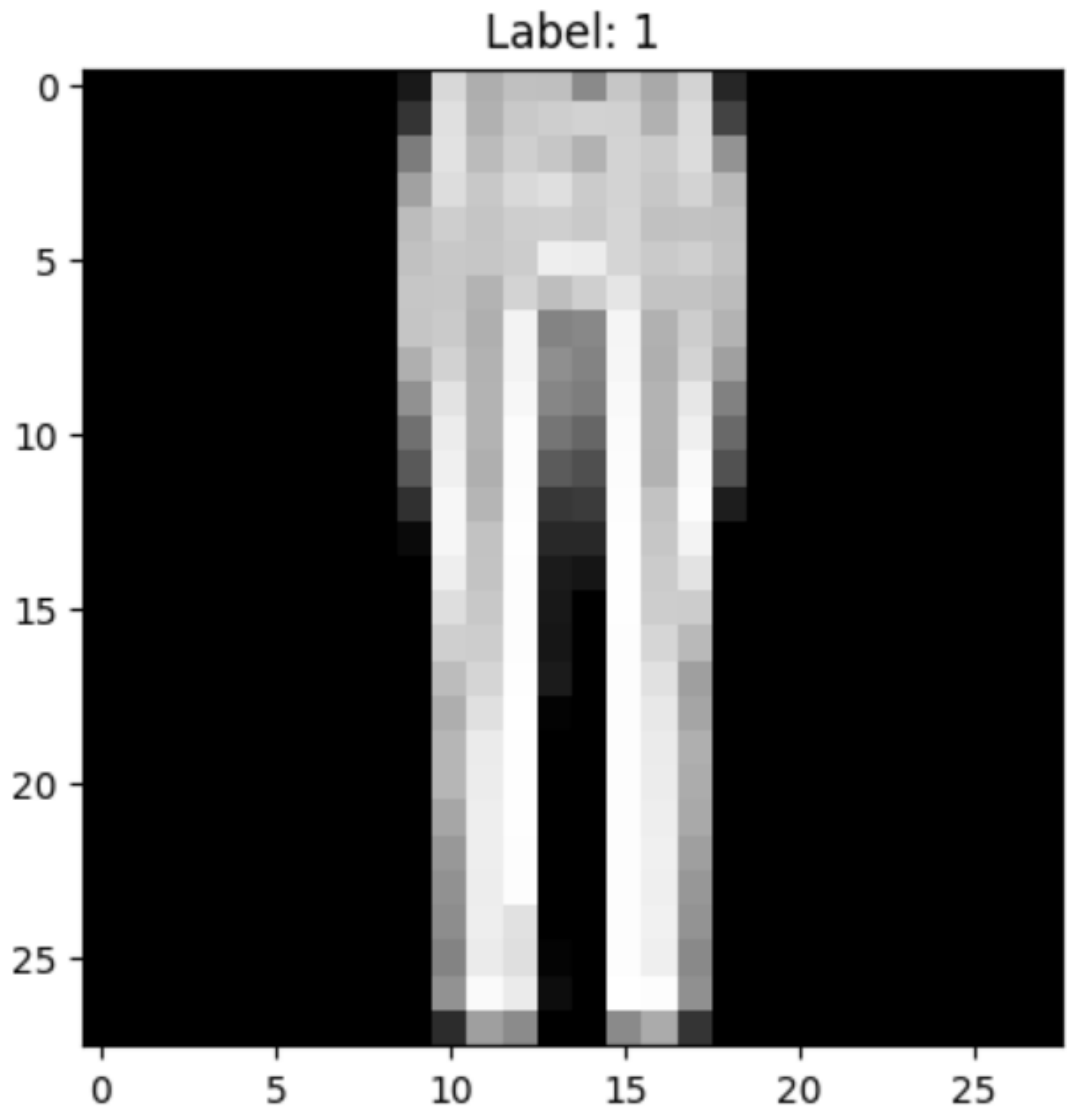
3.2 损失函数

使用交叉熵损失函数，配合 L2 正则化以防止模型过拟合。

四、实验过程

4.1 数据准备

加载Fashion-MNIST数据集，它包含了来自10个类别的70,000个灰度图像，每个图像具有28x28像素。将这些图像及其标签分为训练集（60,000个样本）和测试集（10,000个样本）。进一步将训练集中的20%（12,000个样本）划分出来作为验证集，用于调整模型参数和早期停止以防止过拟合。对所有图像数据进行预处理，以标准化输入特征范围，使之位于[0, 1]区间。这是通过将每个像素值除以255实现的。这种归一化有助于模型训练时的数值稳定性和收敛速度。初始图像实例如下：



4.2 训练流程

为模型训练实现了一个简单的随机梯度下降（SGD）优化器，配合动量以加速收敛过程。学习率初始设置为0.0001，在每个epoch后，模型在验证集上进行性能评估。

4.3 参数查找

通过网格搜索法调节以下超参数：

- 学习率：[0.01, 0.001, 0.0001]
- 隐藏层大小：[50, 100, 150]

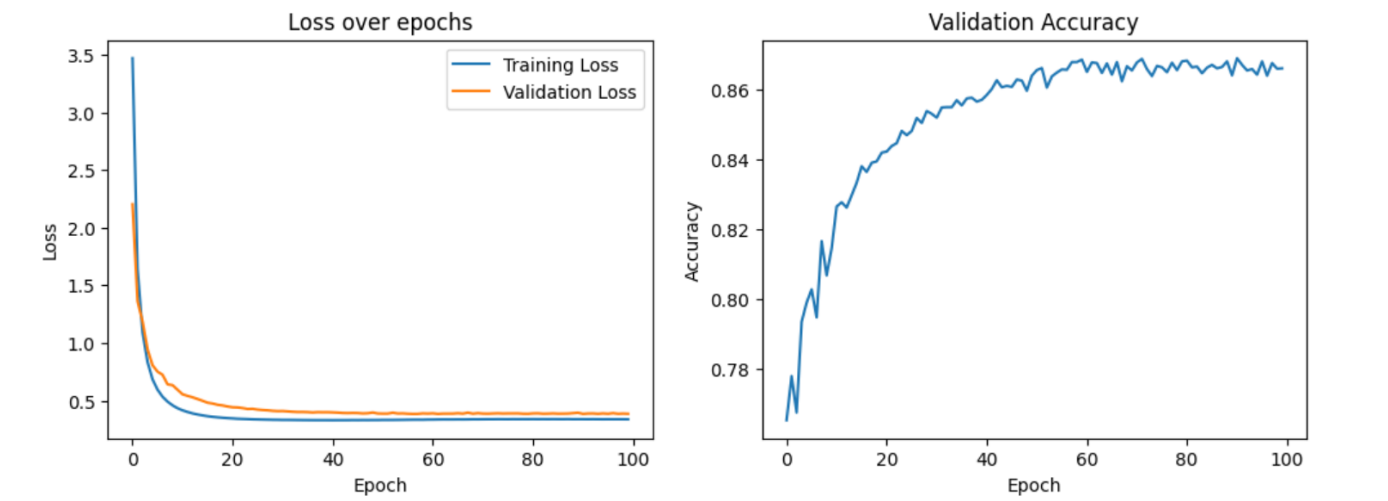
- 正则化强度：[0.001, 0.01, 0.1] 记录并比较不同参数组合下模型的表现，选择表现最好的参数组合。参数搜索结果如下表:

lr	reg_lambda	hidden_size	batch_size	Validation Accuracy
0.0001	0.1	100	32	0.8548
			64	0.8283
	0.2	100	32	0.8591
			64	0.8426
	0.1	150	32	0.8572
			64	0.8285
	0.2	150	32	0.8544
			64	0.8408
	0.1	200	32	0.8633
			64	0.8386
	0.2	200	32	0.8657
			64	0.8479
0.00005	0.1	100	32	0.8254
			64	0.8158
	0.2	100	32	0.8277
			64	0.8175
	0.1	150	32	0.8356
			64	0.8263
	0.2	150	32	0.8293
			64	0.8205
	0.1	200	32	0.8391
			64	0.8249
	0.2	200	32	0.8372
			64	0.8308

可知，最优超参数组合为{'lr': 0.0001, 'hidden_size': 200, 'reg_lambda': 0.2, 'batch_size': 32}

4.4 测试

在确定最佳模型配置后，在训练集和验证集上进行训练评估，结果如下：



之后，使用保存的最优模型参数在独立的测试集上运行模型。这一步骤的目的是评估模型在未见数据上的泛化能力。测试阶段不仅包括计算最终的分类准确率，还应详细记录每个类别的精确度、召回率和F1分数，提供混淆矩阵以可视化模型在各类别上的表现。分类准确率通过将预测正确的样本数除以总样本数来计算。此外，通过混淆矩阵分析模型在各个类别上的识别能力，识别出容易混淆的类别，为未来的模型改进提供方向。测试集结果如下图：

```
Accuracy: 0.866
Precision: 0.8667518168151739
F1 Score: 0.8660044125910785
[[805    3   13   37    4    0 125    0   13    0]
 [  4 963    2   23    5    0   1    0    2    0]
 [ 11    1 754   10 141    1   77    0    5    0]
 [ 24   12    9 871   47    1   32    0    4    0]
 [  0    0   89   25 821    0   61    0    4    0]
 [  0    0    0    1    0 942    0   30    2   25]
 [121    3   77   26   83    0 672    0   18    0]
 [  0    0    0    0    0   26    0 912    0   62]
 [  1    1    6    7    7    2   12    6 958    0]
 [  0    0    0    0    0    6    0   31    1 962]]
```

五、实验结果

在不同的参数组合下，模型的性能有显著差异。最优的模型参数组合是学习率为0.0001，隐藏层大小为200，正则化强度为0.2。在测试集上，模型达到了约87%的准确率，显示出良好的泛化能力。

六、结论

通过本实验，深入了解了神经网络的基本工作原理及其实现方式。通过手动实现前向传播和反向传播，加深了对这些核心算法的理解。此外，实验中的超参数调优过程也展示了调整这些参数对模型性能的重要影响。最终，模型在Fashion-MNIST数据集上取得了较好的分类效果，验证了网络设计的有效性。

七、附录

- 代码：<https://github.com/perpetualmachine/NeuralNetwork>
- 模型权重：https://drive.google.com/file/d/1drl6SbwVAgXnFwUG3ePZLum3tmq8fCF9/view?usp=drive_link