# 实验报告: Fashion-MNIST 图像分类

#### 1. 模型介绍

本研究构建了一个三层全连接神经网络,旨在处理 Fashion-MNIST 图像分类任务。该模型结构简单,包含一个输入层,一个包含 100 个神经元的隐藏层,以及一个输出层。

- a) 输入层:接收 28x28 像素的图像,展平成 784 个神经元。
- b) 隐藏层:由 100 个神经元组成,使用 ReLU 函数激活。
- c) 输出层:包含 10 个神经元,对应 10 个类别,使用 softmax 函数输出预测概率。

模型的训练通过随机梯度下降法(SGD)进行,采用了交叉熵损失函数并结合 L2 正则 化以提高模型的泛化能力。此外,实验中还实行了学习率调度,学习率初始设定为 0.01,并 随着训练的进行逐步下降。

### 2. 数据集介绍

Fashion-MNIST 数据集是一个广泛使用的衣物图像数据集,由 70000 张灰度图像组成,分为 10 个类别,如 T 恤、裤子、鞋子等。每张图像均为 28x28 像素大小。数据集被一分为二:60000 张用于训练,10000 张用于测试。

本数据集挑战性较高,更贴近实际应用场景,适用于评估和比较机器学习模型的性能。

#### 3. 实验结果与优化

经过多次实验,并通过对超参数进行细致的网格搜索和调整,我们最终确定了以下最优参数组合:

- a) 最佳验证集准确率: 0.8565
- b) 最佳学习率: 0.01
- c) 最佳隐藏层大小: 100 神经元
- d) 最佳 L2 正则化系数: 0.001

这些参数在验证集上展现了模型最高的性能。使用这组最优参数,模型能够达到高准确度的同时防止过拟合,实现良好的泛化。

在训练过程中,我们记录了每个周期的训练和验证损失,以及验证集上的准确率。从可 视化的损失曲线可以看出,模型随着时间的推移稳定地学习,损失逐渐减小。准确率曲线显 示了模型准确性的逐步提升,这进一步证明了学习率调度策略的有效性。

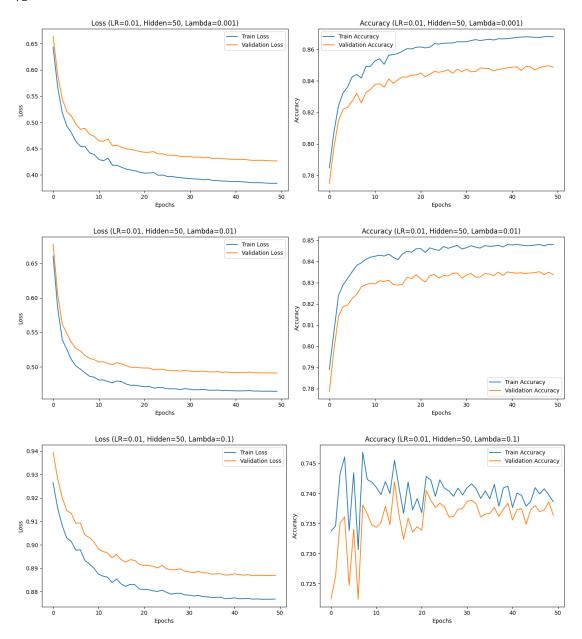
### 4. 权重可视化

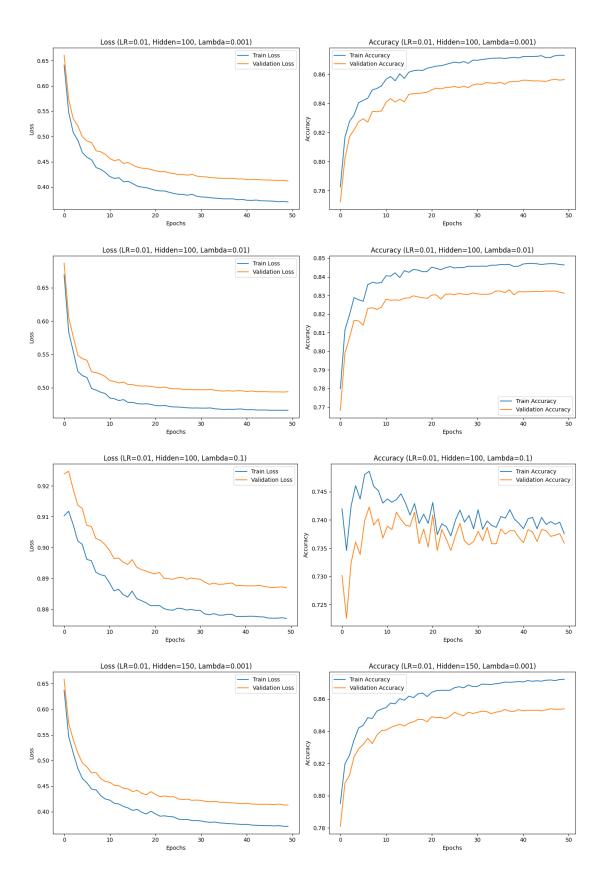
为了更深入地理解模型的工作原理,我们对从输入层到第一个隐藏层的权重进行了可视

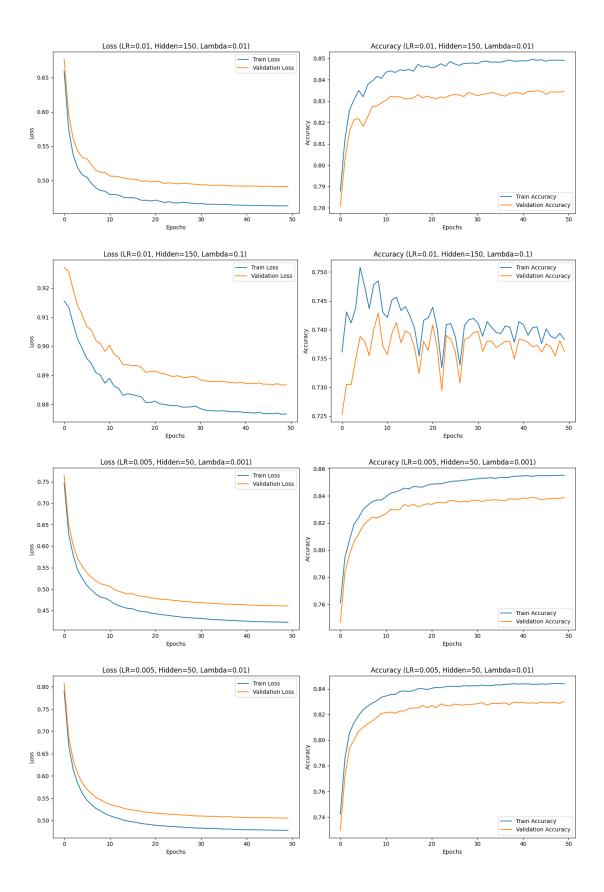
化分析。通过观察权重的图像表示,我们尝试探讨模型在学习过程中如何响应不同的视觉特征。虽然权重图像并不直接显示可识别的物体或图案,但这些可视化有助于理解隐藏层如何 编码输入数据的复杂特征。

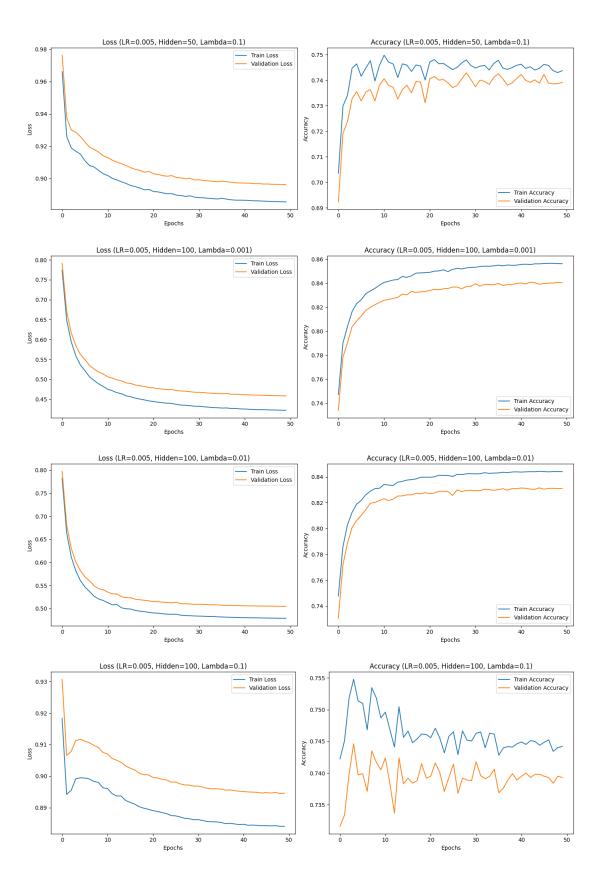
## 5. 可视化图形

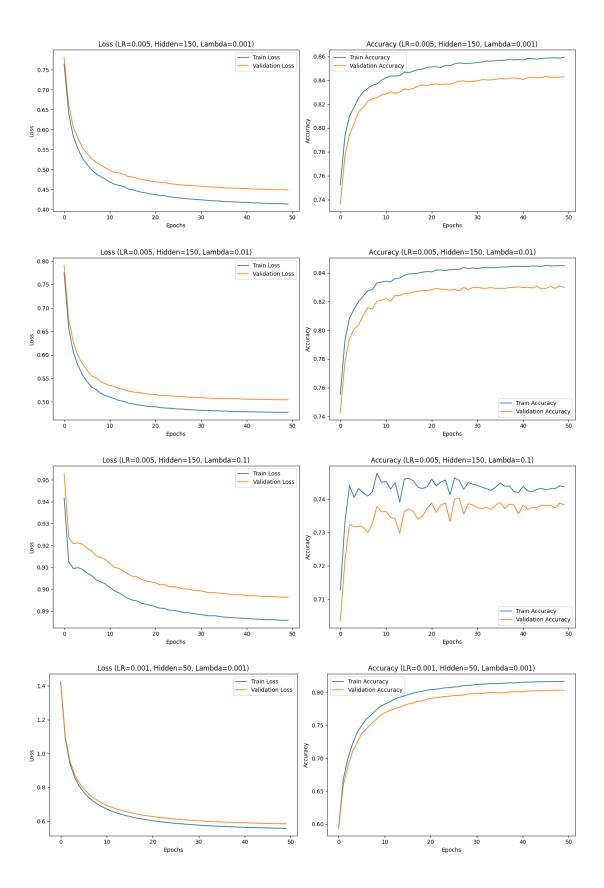
以下为训练过程中在训练集和验证集上的 loss 曲线和验证集上的 accuracy 曲线的可视化:

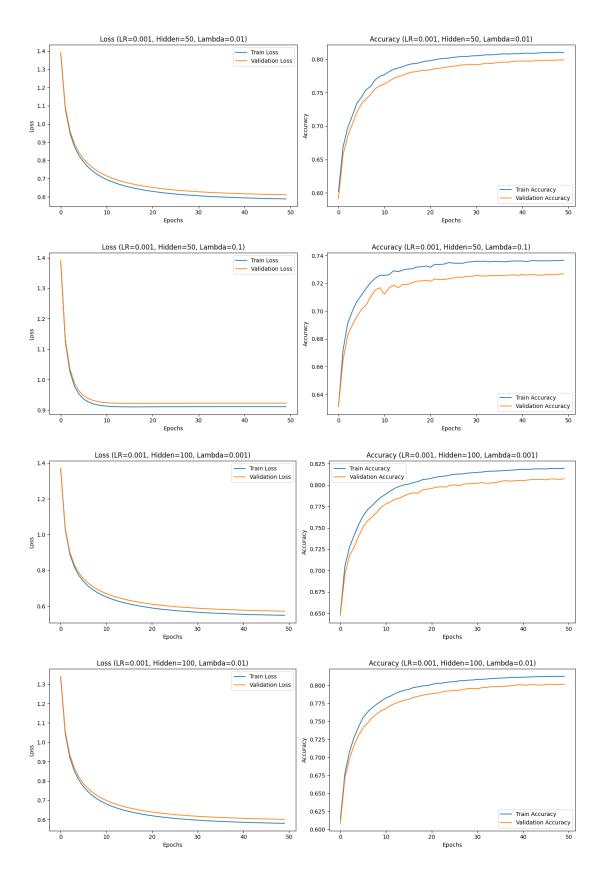


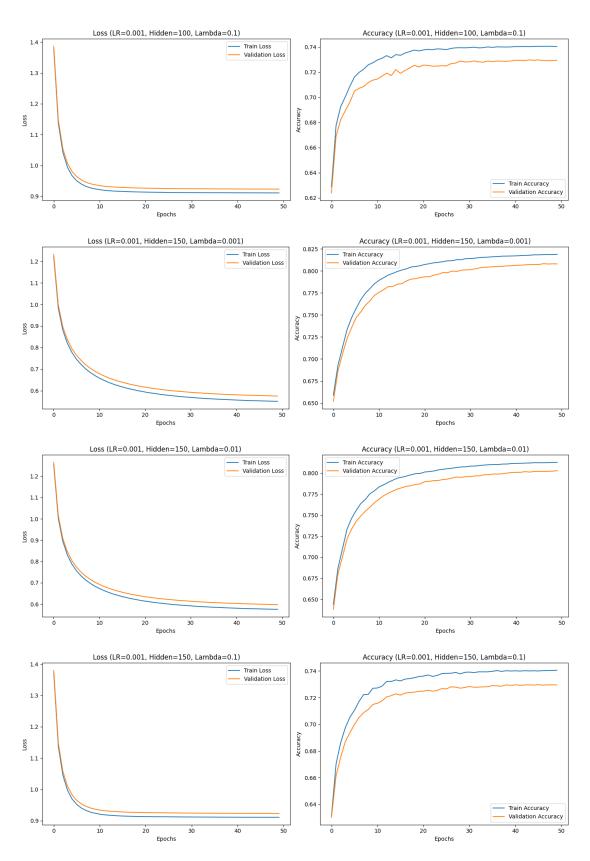




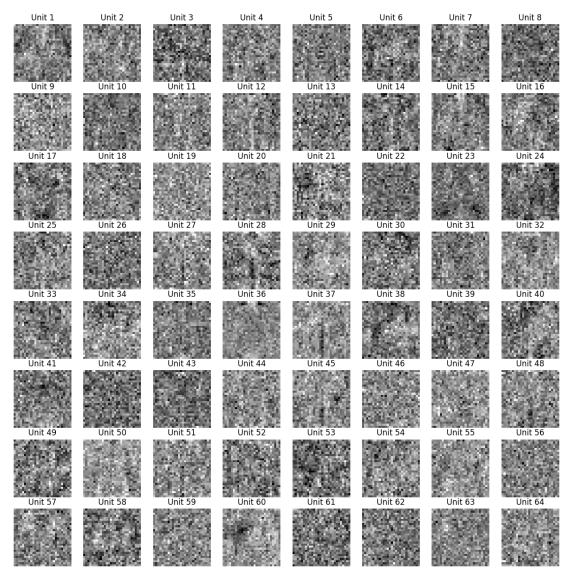








对训练好的模型网络参数的可视化:



这张图表展示的是从输入层到第一个隐藏层的权重,具体是每个隐藏单元的权重可视化为 28x28 像素的图像。这些图像是由权重向量重塑成的,权重向量原本是连接输入层(例如,原始 28x28 像素的图像)到相应隐藏单元的。这样的可视化有助于理解每个隐藏单元是如何 通过其权重对不同的输入图像特征做出响应的。在可视化的图像中,每个小方格代表一个神 经元的权重数组,重塑为二维图像。这些图像通常是灰度的,其中每个像素点的亮度表示相 应权重的大小。亮的像素表示较大的权重值,而暗的像素表示较小的权重值。

权重图像看起来相当随机,并没有明显的结构,这可能是因为:

- a) 网络可能还没有完全学习到有意义的特征。
- b) 权重可能对多种特征进行编码,使得在单个权重图像中不易识别单一的特征。
- c) 隐藏层可能太浅,无法形成复杂的特征表示。