Task 1

- ▼ Task 1
 - 代码基本架构
 - ▼ 实验
 - ▼ 拟合 Sin
 - 学习率对网络的影响
 - 正则项对网络的影响
 - 网络层数对网络的影响
 - 单层网络的神经元个数对网络的影响
 - ▼ 图像分类
 - 学习率对网络的影响
 - 正则项对网络的影响
 - 网络层数对网络的影响
 - 单层网络的神经元个数对网络的影响
 - ▼ 对反向传播算法的理解
 - 初始化参数的影响
 - 学习率的影响
 - 正则项的影响

代码基本架构

- layer. py: 代表的是神经网络的层,包含了该层线性变化和非线性变化(可以设置为没有)
- network. py: 根据输入的参数构建的神经网络,包含backward forward方法
- sin
 - 。 文件夹都是数据
 - 。 train_network_sin.py: 训练神经网络的程序
 - ∘ sin_data_model.py:数据加载器
 - 。 experiencescript. py: 实验脚本代码
 - 。 trained_network.py: 加载训练好的模型
- img
 - 。 文件夹都是数据
 - dataloader. py
 - 。 imgdataset. py 以上为模仿pytorch 的dataset 和dataloader写的数据集处理机制
 - 。 train_network_img.py: 训练神经网络的程序
 - 。 experiencescript. py: 实验脚本代码
 - 。 trained_network=.py: 加载训练好的模型

实验

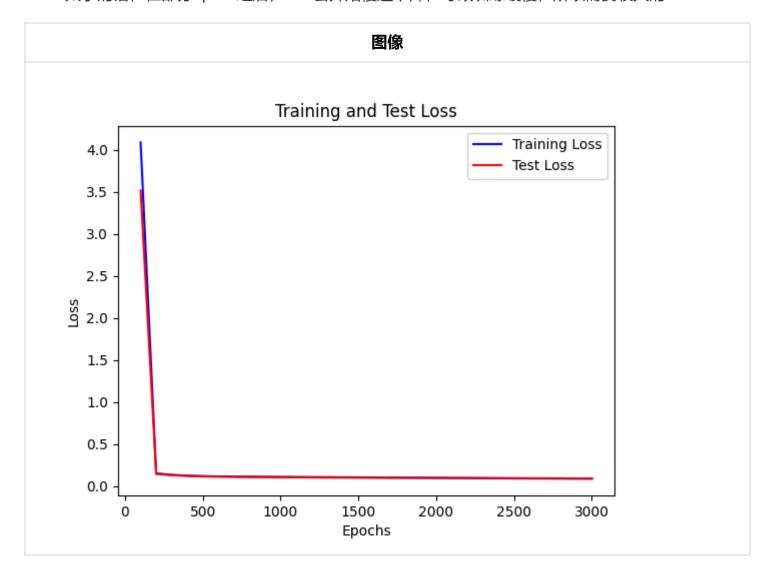
拟合 Sin

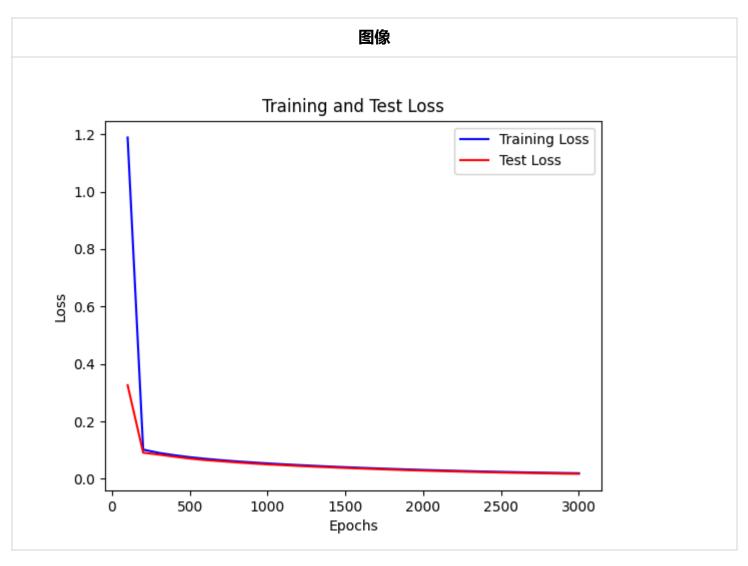
学习率对网络的影响

- 基于 单层 32unit sigmoid激活函数 实验
- 上图为Ir为0.001 下图为 0.01 的情况

可见 对于sigmoid函数而言

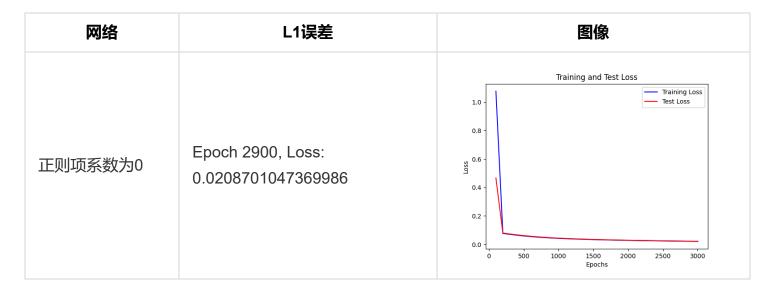
Ir太小的话, 在部分epoch之后, loss会开始慢速下降, 导致训练缓慢, 所以需要较大的Ir





正则项对网络的影响

- 下面的两个网络在相同初始化情况下进行迭代
- 可见 正则项会惩罚过大的梯度,导致下降较慢,同时会防止过拟合



网络	L1误差	图像
正则项系数为0.01	Epoch 2900, Loss: 0.022429724348479462	Training and Test Loss Training Loss Test Loss 0.8 - 0.4 - 0.2 - 0.0 - 0 500 1000 1500 2000 2500 3000 Epochs

网络层数对网络的影响

- 实验:对两个不同网络同时进行十次测试 得到结果 取平均
- 可见单层网络收敛速度较快
- 双层网络更容易在不改变学习率的情况下不收敛

网络	3000epoch后的L1误差
sigmoid 单层网络	0.014551067166471124
sigmoid双层网络	0.02297293823671869

单层网络的神经元个数对网络的影响

- 实验:对两个不同单层网络同时进行十次测试 得到结果 取平均
- 可见在拟合任务上 单层情况下 越多的神经元数量会使得拟合的更快 且更准确
- 由于是拟合问题 所以神经元过多导致的过拟合问题就不会显现

网络	3000epoch后的L1误差
32个神经元	0.014551067166471124
128个神经元	0.006307620398259217

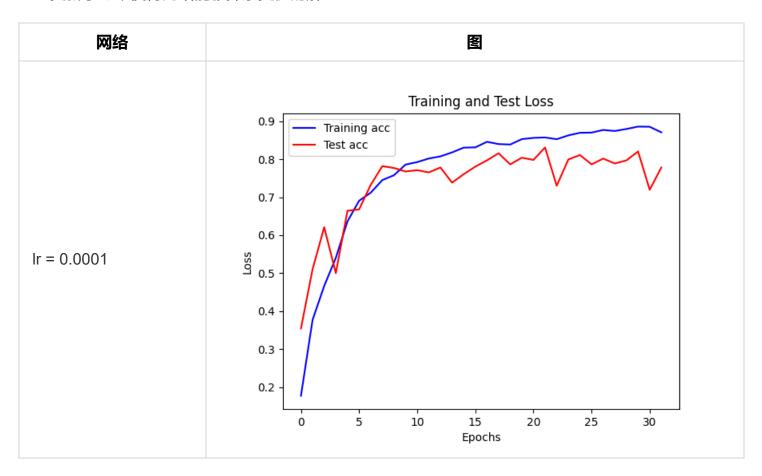
图像分类

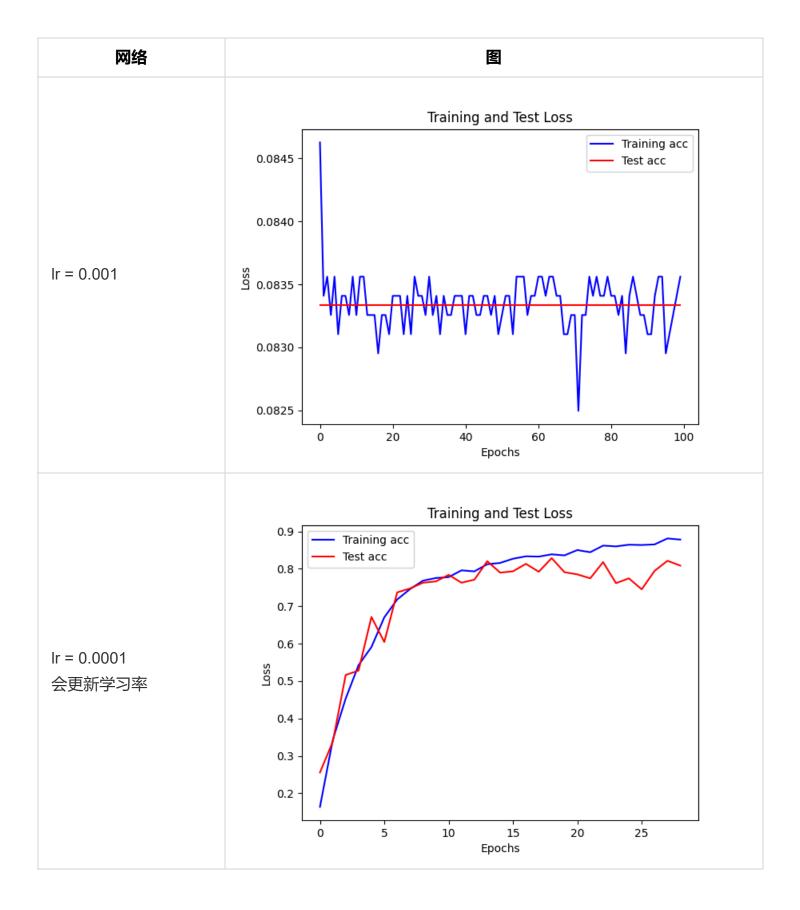
实验数据存储在 Task1\img\experiencedata\data.json 实验都采取早停策略 此处都使用relu做激活函数,所以当神经元数量增加或减少时,学习率需要调整

学习率对网络的影响

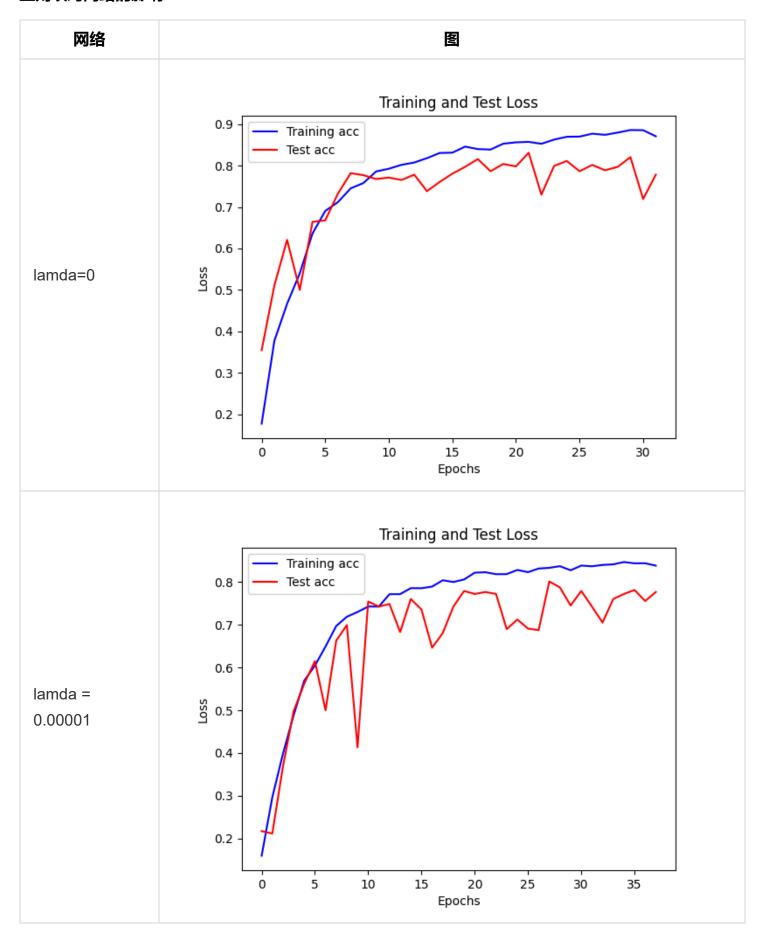
1024 单层网络Relu

- 高的学习率任意使得网络在不断震荡难以收敛,甚至可能过快的将部分参数变为0,减缓参数的更新速率
- 更新学习率使得网络能够探索更优的解



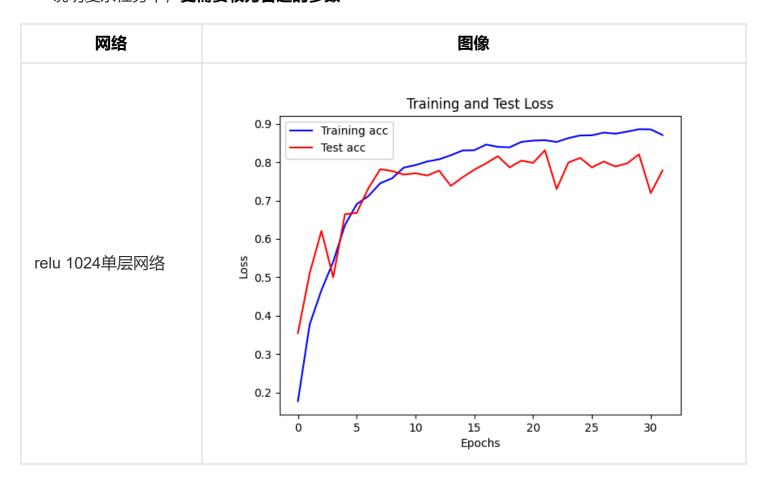


正则项对网络的影响



网络层数对网络的影响

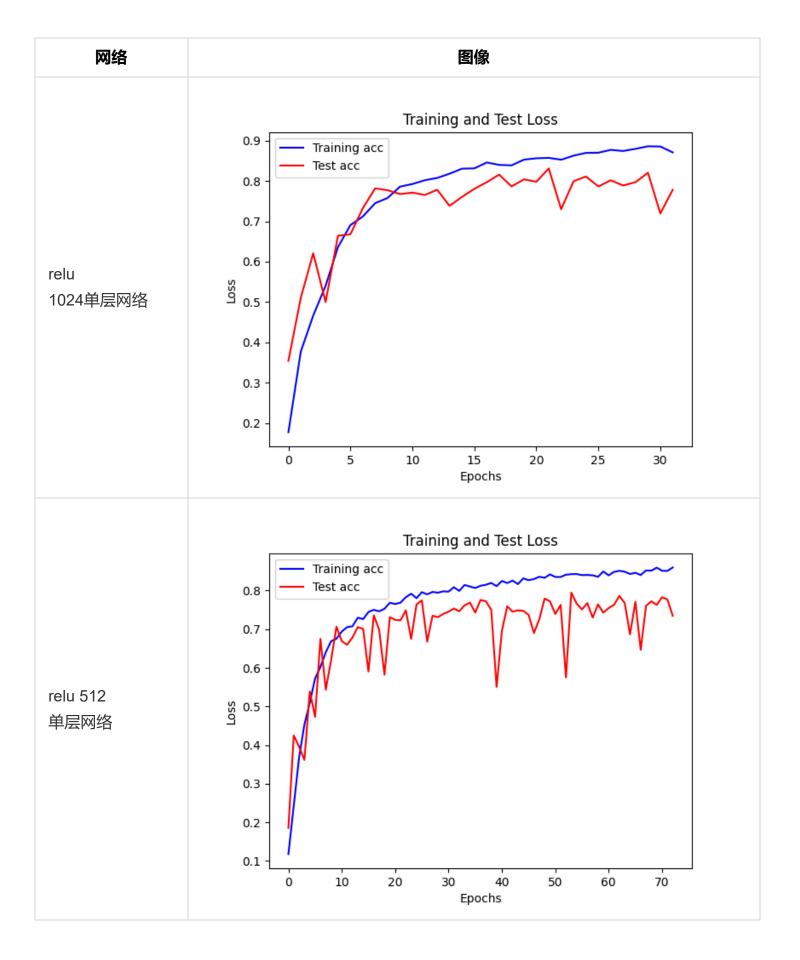
- 实验:对两个不同网络同时进行测试 得到结果
- 可见单层网络收敛速度较快
- 双层网络更容易不收敛
- 此处引入早停的技术
 - 。 单层网络在30epoch内 未调整学习率 任意过早的早停
 - 。 双层网络则是在震荡
- 说明复杂任务中, 更需要较为合适的参数





单层网络的神经元个数对网络的影响

- 过多易过拟合, 过少难拟合
- 1024个神经元较容易拟合,而512个神经元则容易欠拟合,到一定程度就开始震荡,过早收敛



对反向传播算法的理解

初始化参数的影响

- 初始化参数,极大的影响了网络的拟合速度和可行性
 - 。 在使用relu时如果参数值过大, 极容易发生溢出的情况, 使得网络难以训练
 - 。 而合适的参数能够使得初始的位置比较好, 可以快速拟合

学习率的影响

- 学习率与网络结构以及激活函数都相关
 - 。 对网络结构, 越大的网络, 初始学习率越小
 - 。 对激活函数,relu激活函数所需的学习率较小,若太大易溢出;sigmoid需要的较大,太小的话参数更新速度慢

正则项的影响

• 正则化是用来惩罚过大的参数变化的,避免参数直接转变到不好的状态,使得网络难以调整