



# 深度学习第二次作业

姜春飞

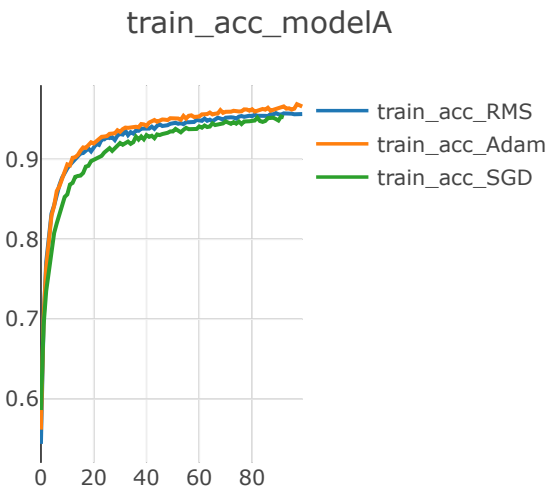
2021214053

## TaskA

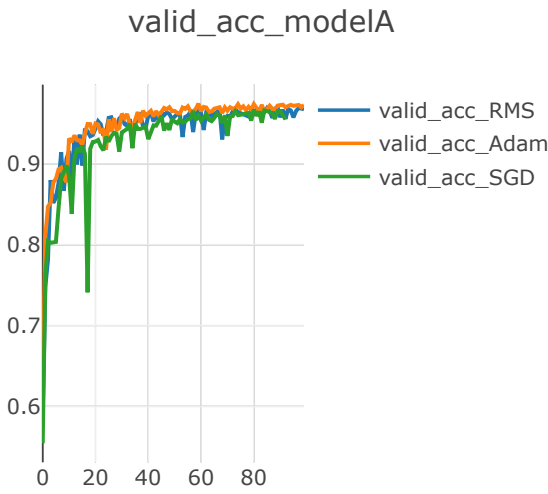
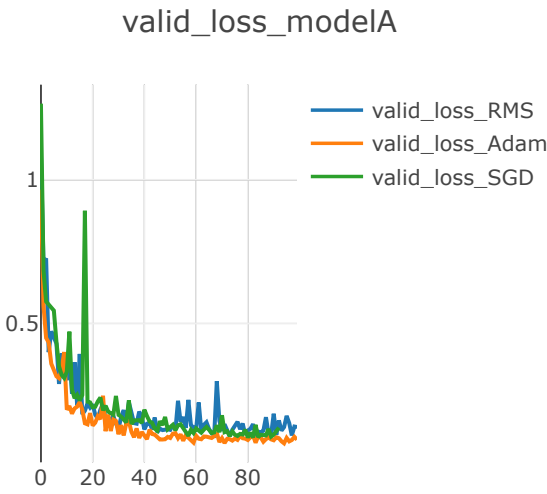
训练集准确率最高为：95.4% 在测试集的准确率最高为：96.7%

使用 SGD,Adam,RWS 三种优化器的 loss 以及 acc 曲线

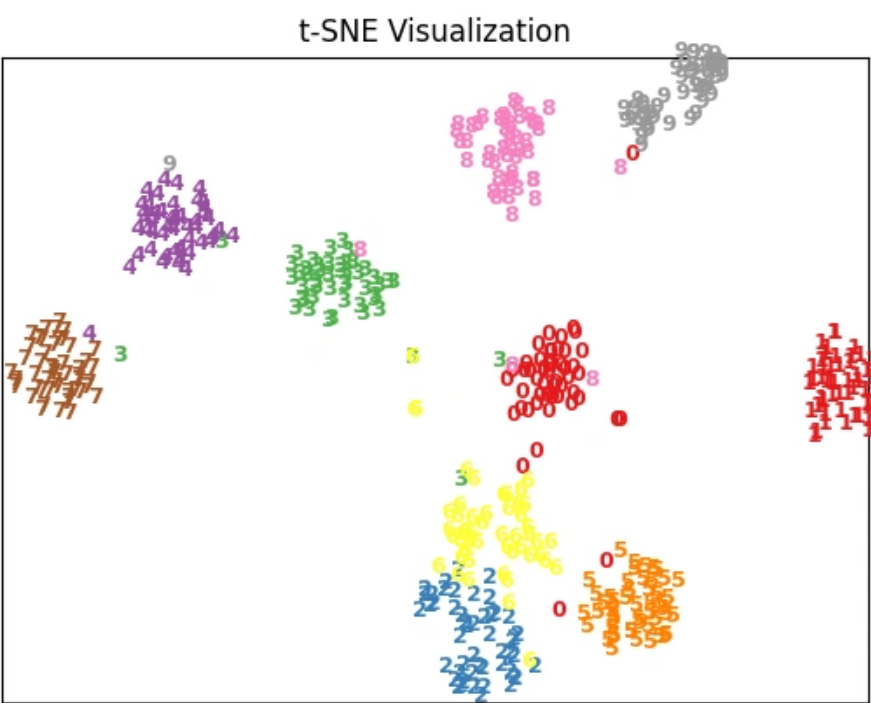
训练集：



验证集：

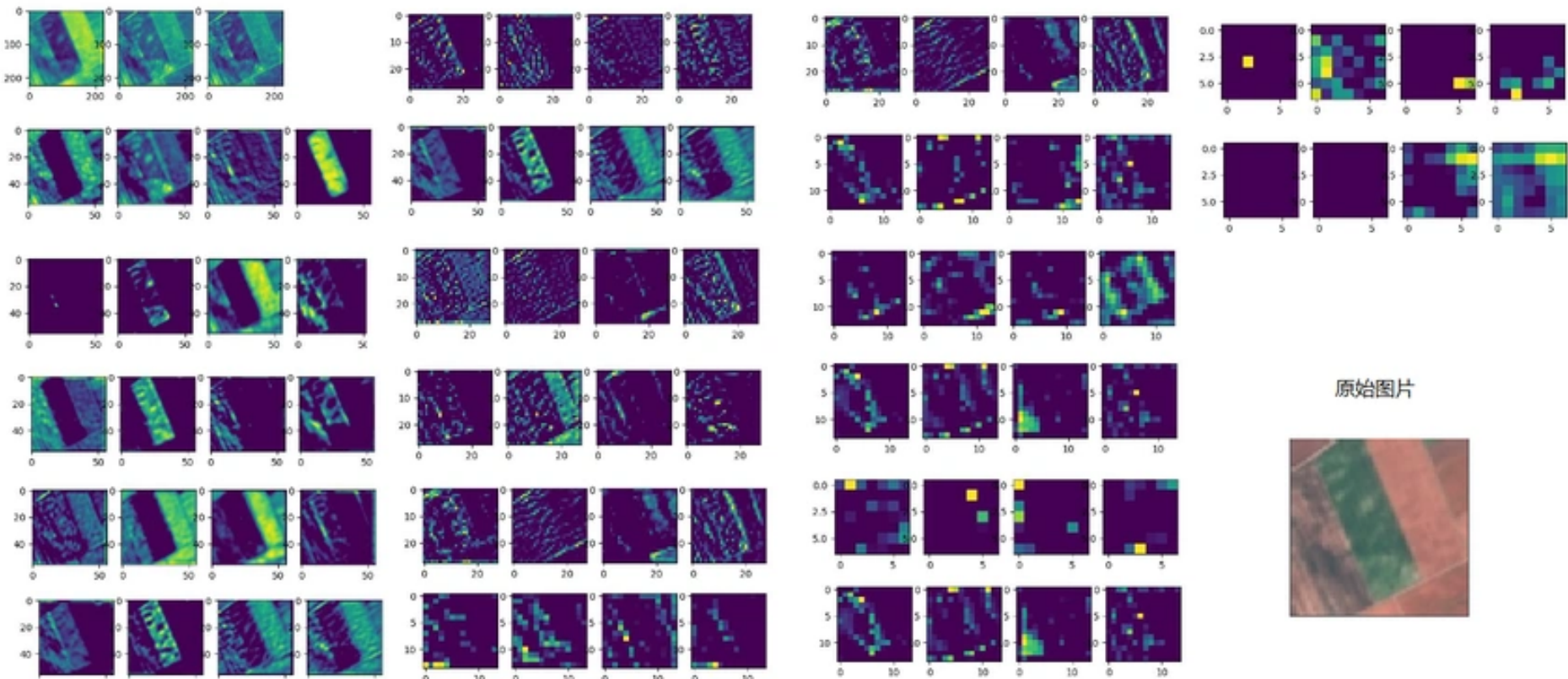


使用 tsne 对全连接层可视化：



参数可视化：

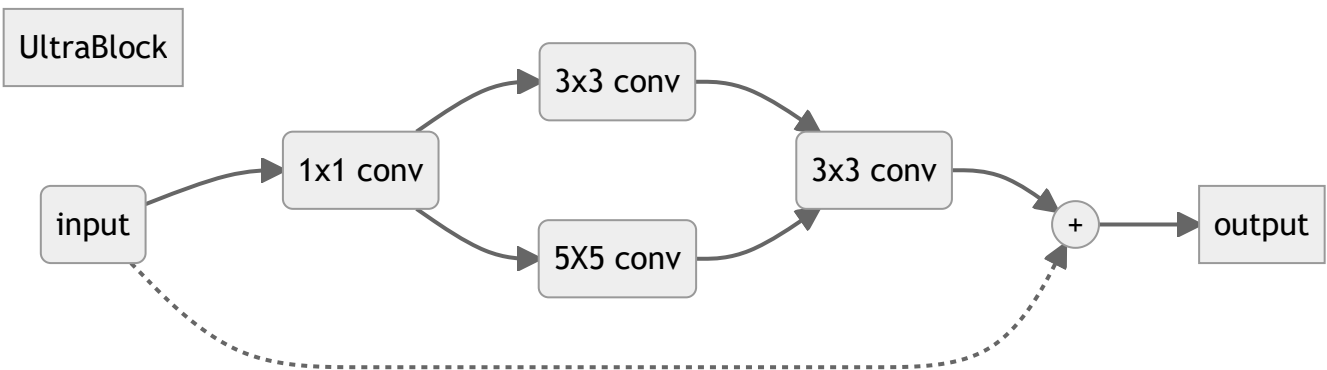
在这里选取了 AnnualCrop\_1111.jpg 作为可视化对象，下图从左上角向下为每层网络的参数可视化。



TaskB

本任务中使用 *UltraNet* 完成，*UltraNet* 参考了 *ResNet* 的实现，使用 block 作为基本单元搭建神经网络，并使用 *UltraBlock* 替换了 *BasicBlock*。

*UltraBlock* 结构



*UltraNet* 结构

layer

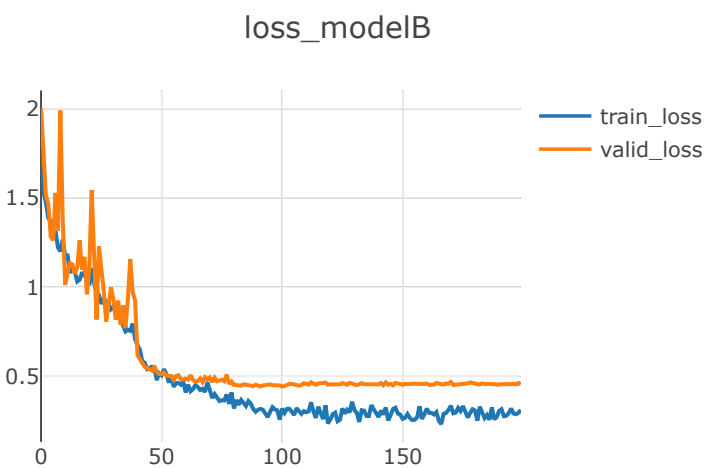
UltraBlock → UltraBlock

UltraNet18

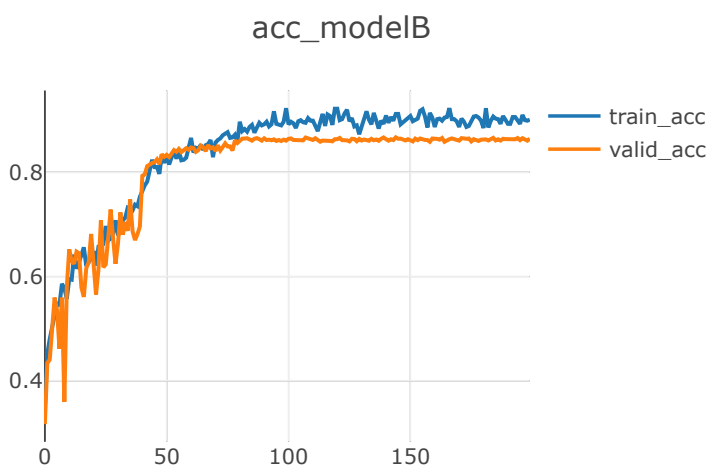


训练集上准确率最高为：**92.30%**，测试集上准确率最高为 **86.20%**

loss 曲线



acc 曲线

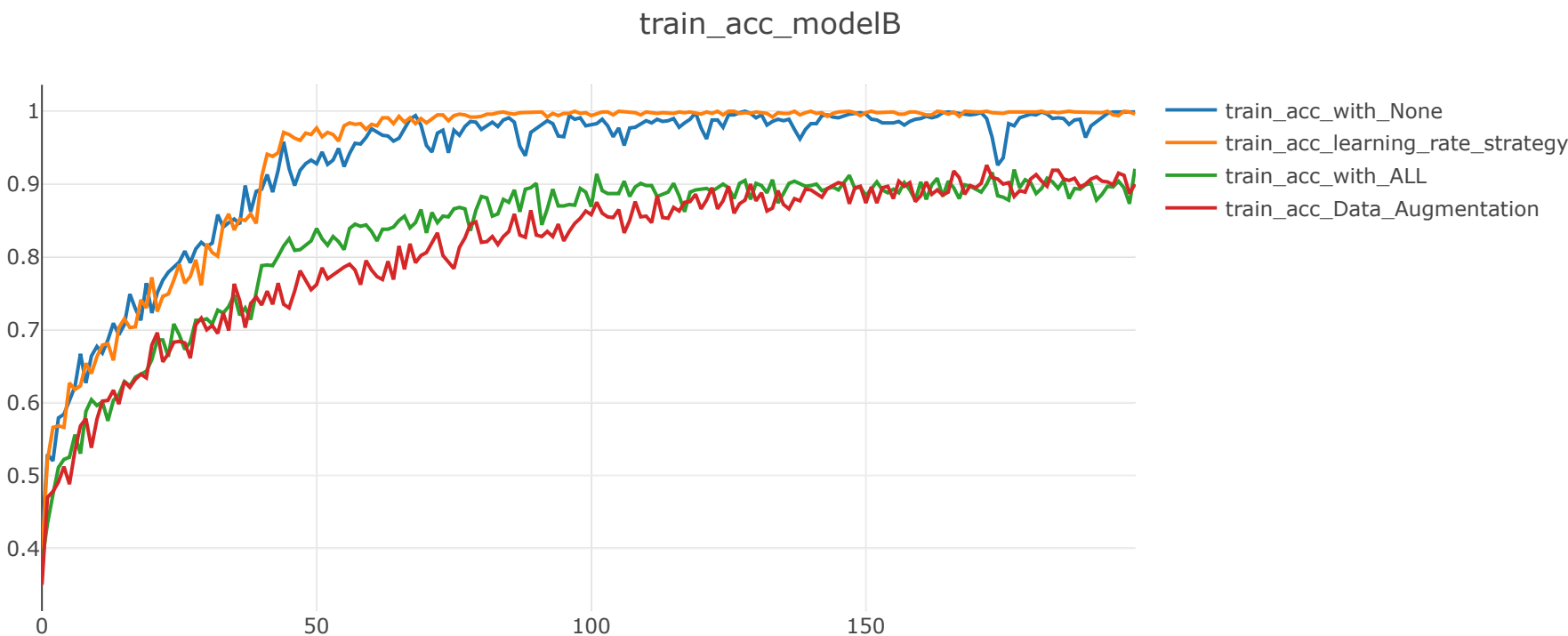


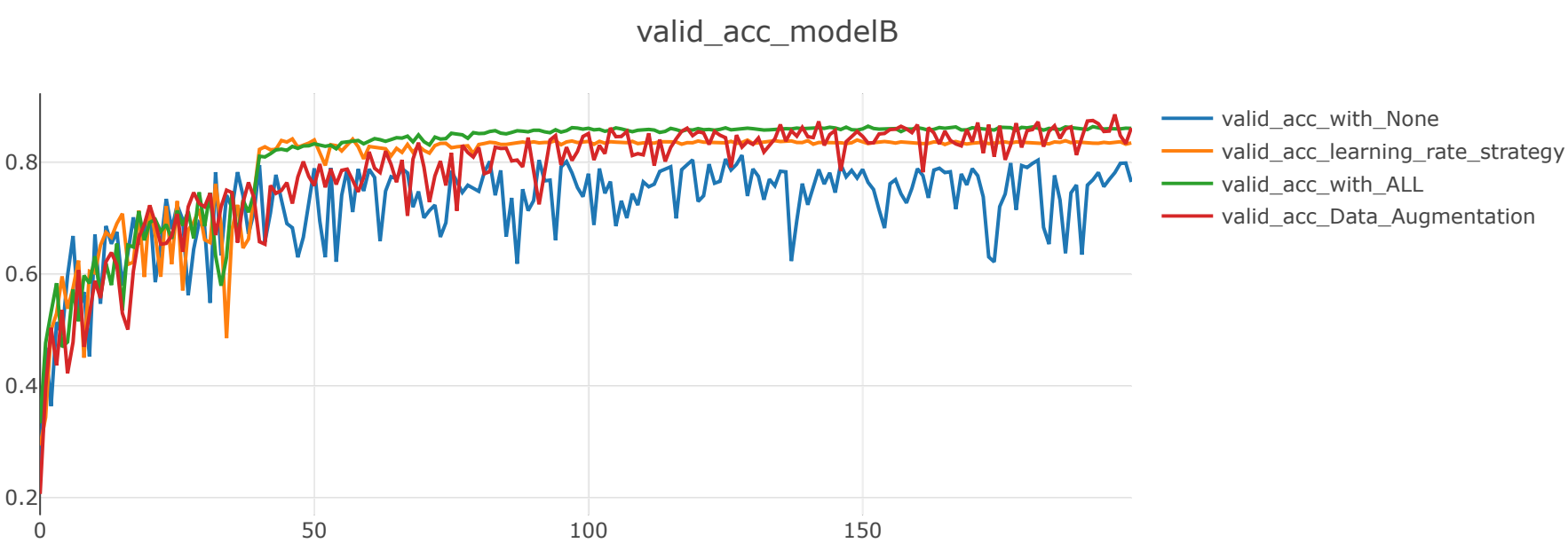
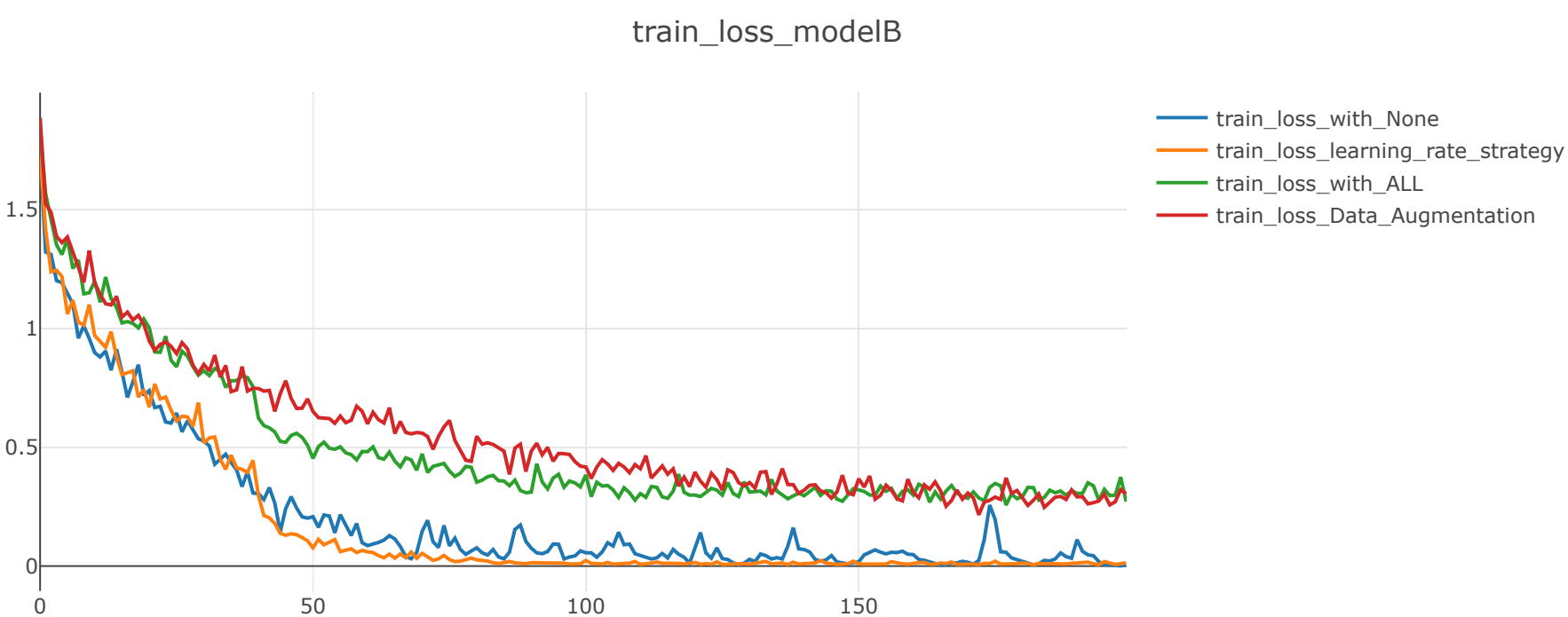
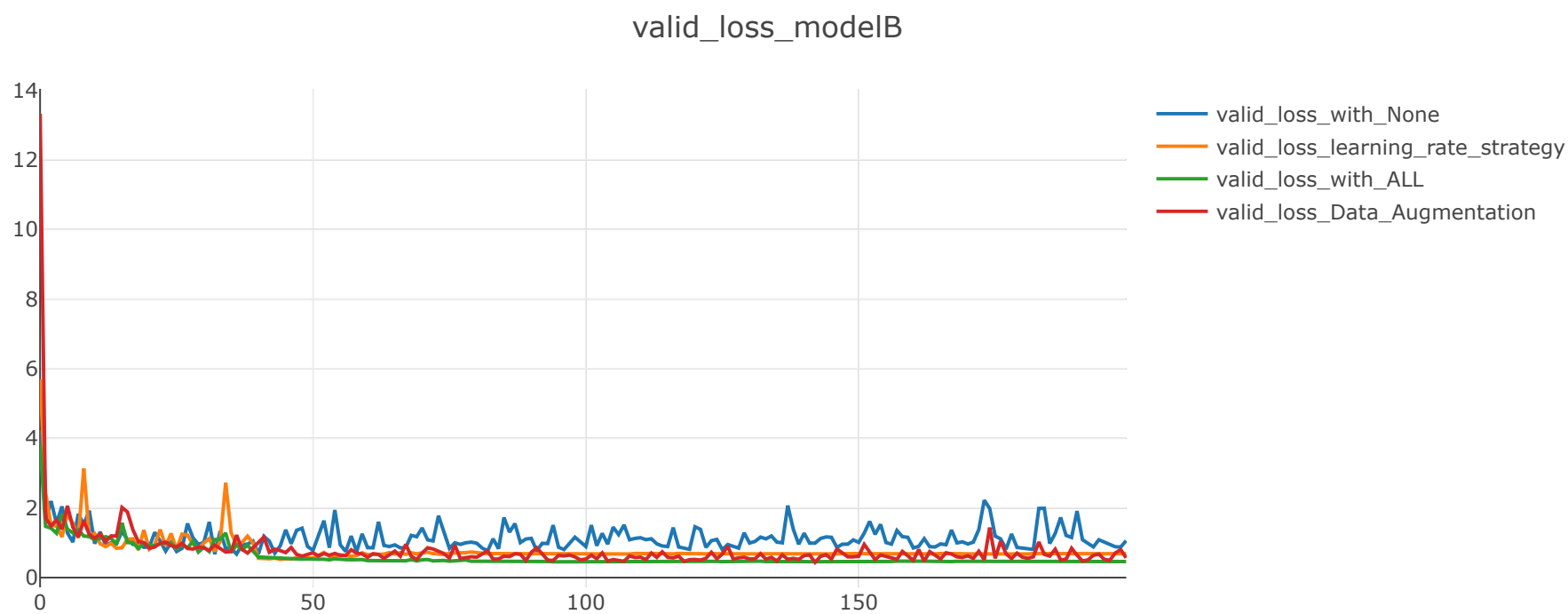
对 *UltraNet* 进行优化：

使用数据增强技术以及学习率下降策略进行消融实验：

其中，本任务使用了 *RandomResizedCrop* 和 *RandomHorizontalFlip* 进行数据增强。

使用 *Adam + MultiStepLR* 的学习率下降策略。





消融实验结果分析：

1. 同时使用数据增强以及学习率下降策略表现最好，相对于仅使用一种或都不使用的神经网络准确率更好，收敛更稳定。
2. 使用学习率下降策略会令收敛更加稳定
3. 使用数据增强会令准确率变高。

## TaskC

选择 Long-Tailed 任务。在本任务中，仍使用 TaskB 中提出的 Ultranet。

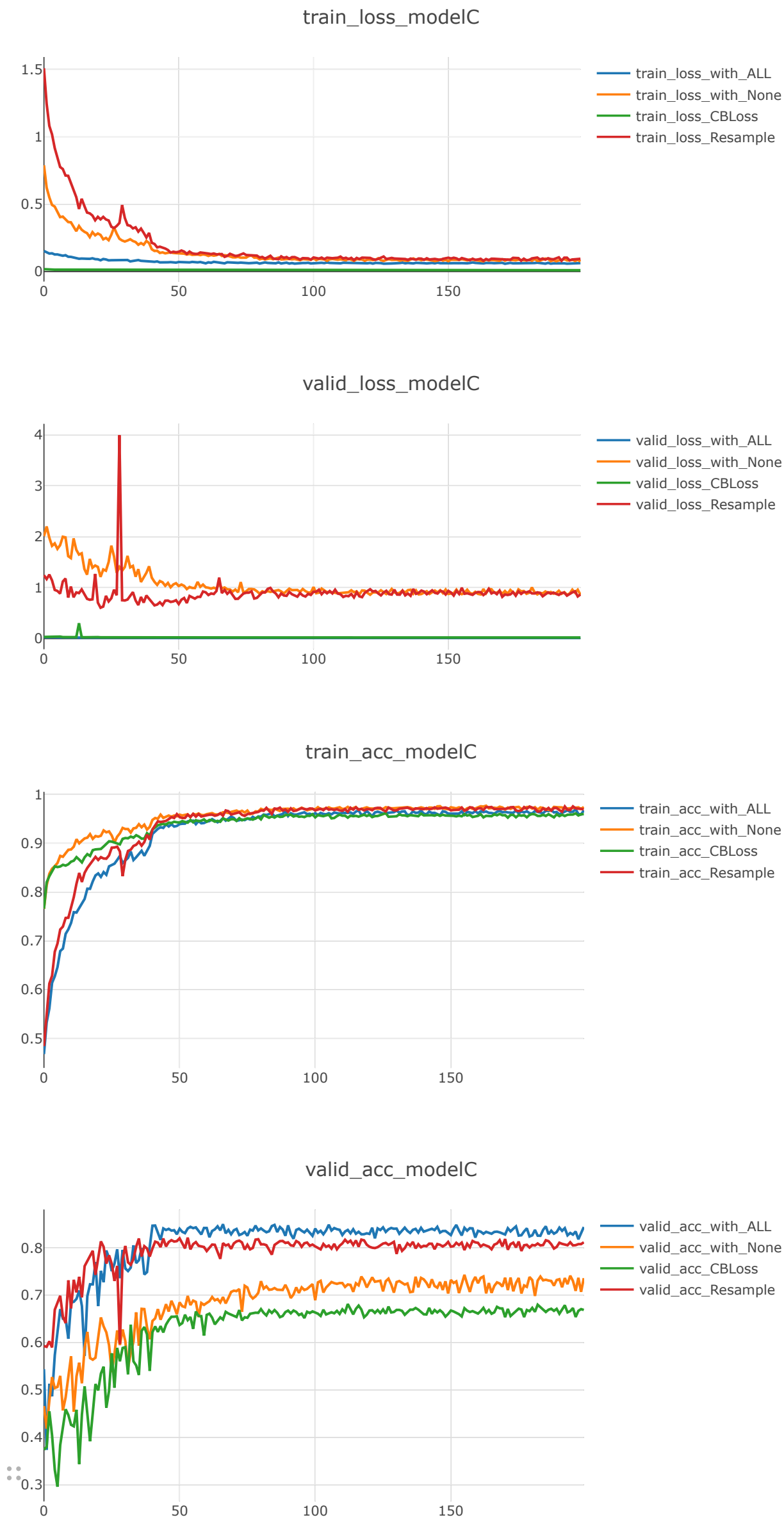
在该任务中，未经过优化的模型在测试集的准确率最高为 **67.09%**。

优化：



使用类平衡损失函数[1]和加权随机采样[2]两种方式对长尾任务进行进一步的优化。

根据两种优化方式进行消融实验：



消融实验结果分析：

1. 使用加权随机采样的方式可以提高验证集的准确率
2. 使用类平衡损失函数可以降低训练和验证的 loss，但不能提升验证集的准确率
3. 在加权随机采样的基础上使用类平衡损失函数可以进一步提升模型的表现。同时使用两种优化方式可以让模型在测试集上准确率从 **67.09%** 提升至 **84.87%**。

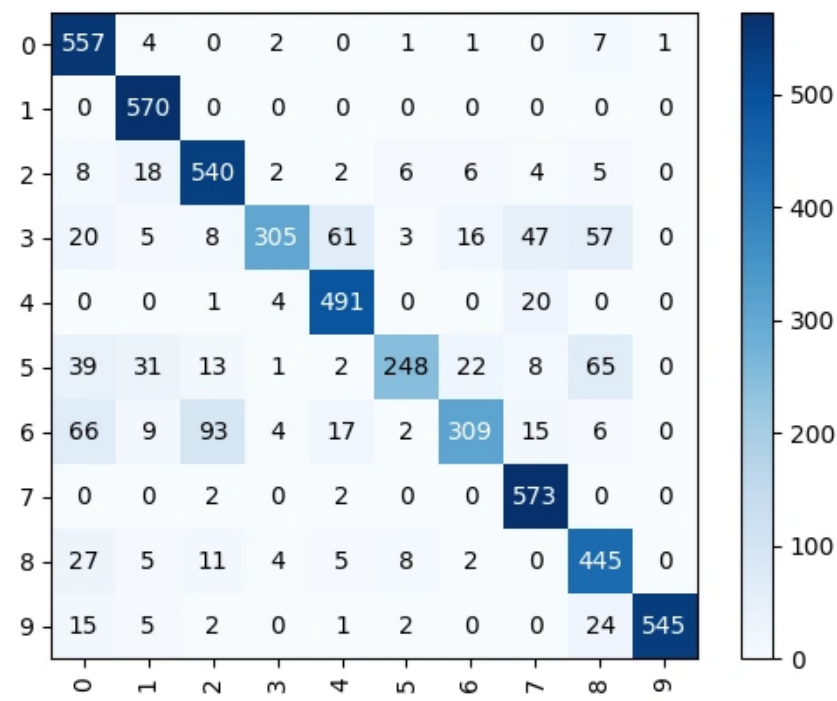
类平衡损失函数起作用的原因：

关键思想是将数据重叠考虑在内，以帮助量化有效样本的数量。**通过将每一个样例和一个小的邻域而不是单独的样本点关联，来衡量数据是否存在重叠。**在这个框架下，类平衡损失将损失与每个类的有效样本数成反比重新加权。

加权随机采样起作用的原因：

对不同类的样本赋予权重，将权重设为不同类别样本的倒数。一定程度缓解了样本比例不均衡的问题

confusion matrix



Reference:

- 1. Cui Y, Jia M, Lin T Y, et al. Class-balanced loss based on effective number of samples[C]//Proceedings of the IEEE/CVF conference on computer vision and pattern recognition. 2019: 9268-9277.
- 2. <https://pytorch.org/docs/stable/data.html#torch.utils.data.WeightedRandomSampler>