

# 卷积神经网络实验报告

姓名：邢清画

学号：2211999

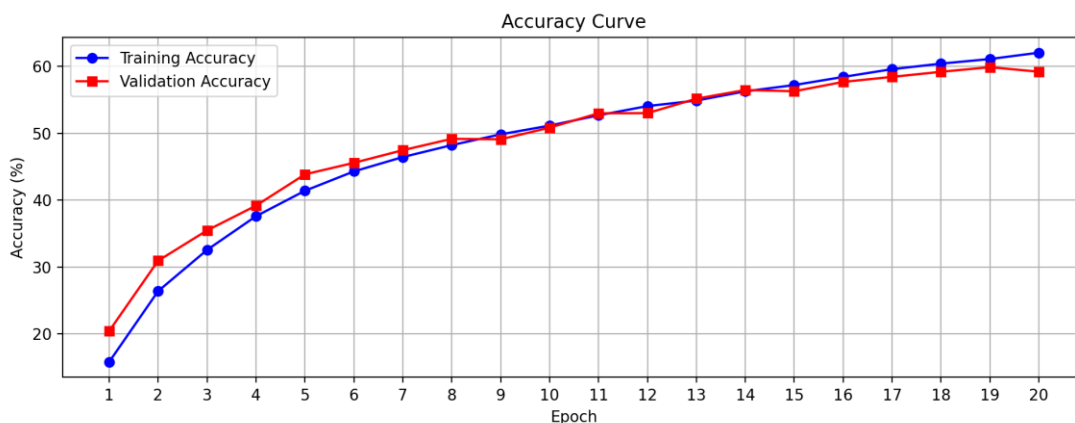
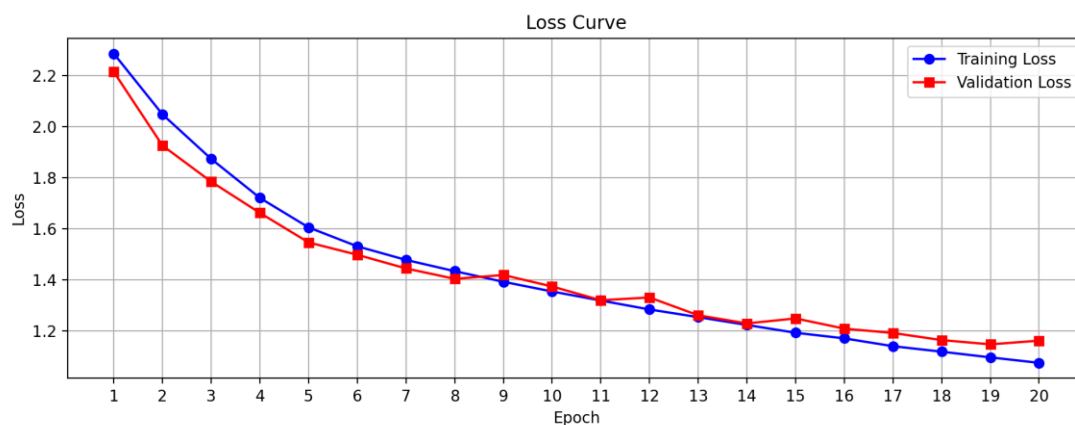
实验要求：

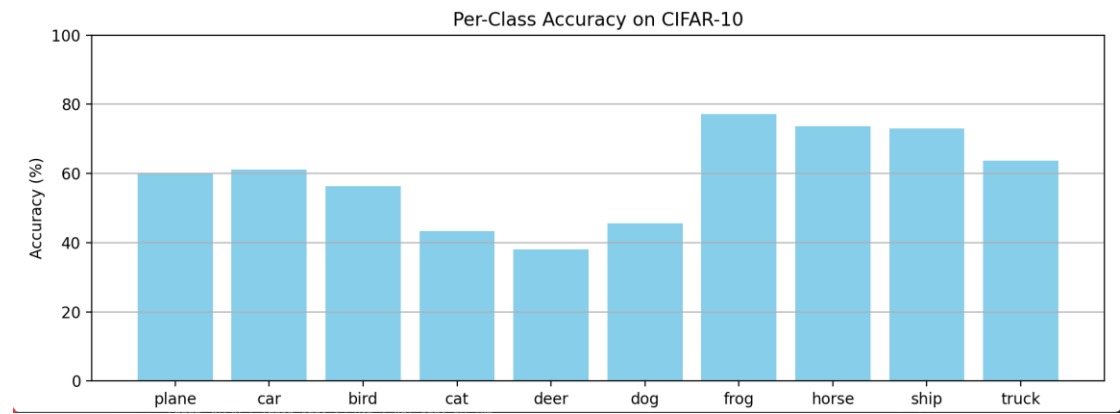
- 掌握卷积的基本原理
- 学会使用 PyTorch 搭建简单的 CNN 实现 Cifar10 数据集分类
- 学会使用 PyTorch 搭建简单的 ResNet 实现 Cifar10 数据集分类
- 学会使用 PyTorch 搭建简单的 DenseNet 实现 Cifar10 数据集分类
- 学会使用 PyTorch 搭建简单的 SE-ResNet 实现 Cifar10 数据集分类

报告内容：

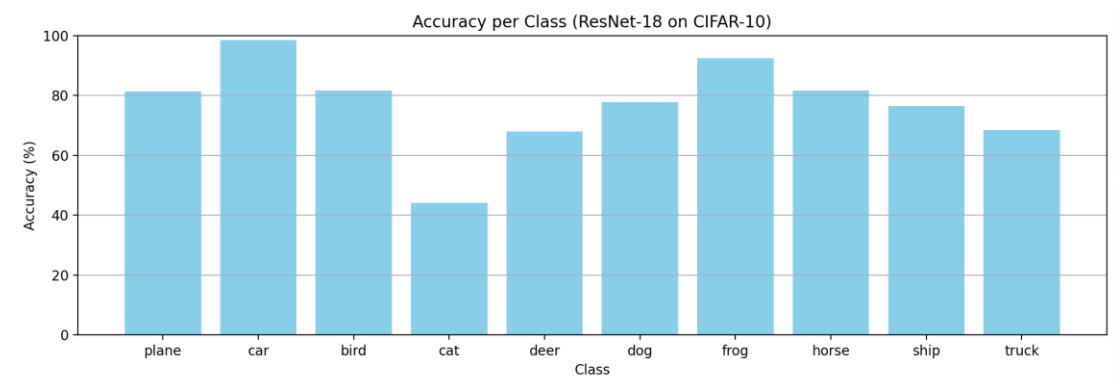
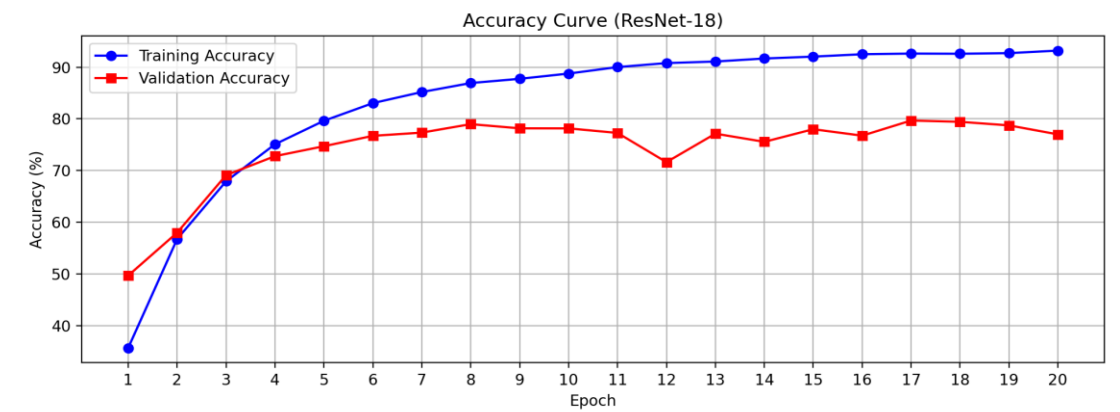
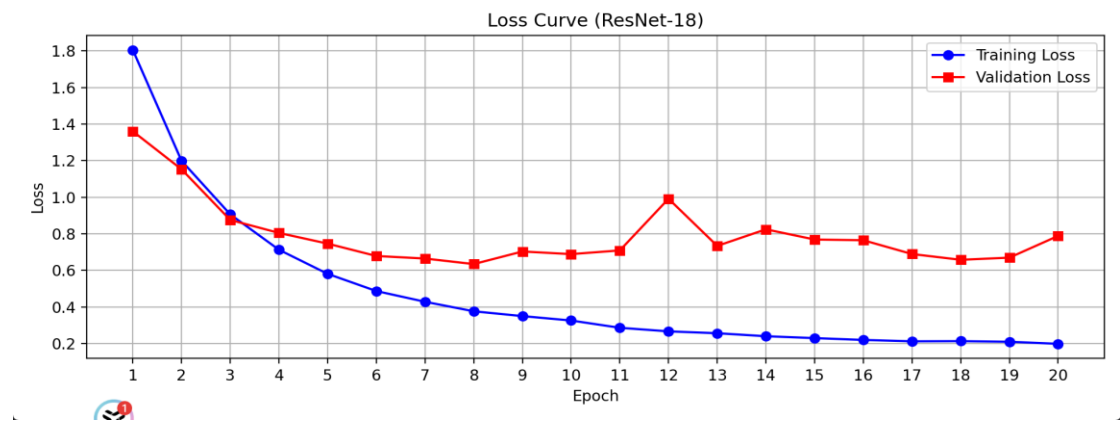
- 老师提供的原始版本 CNN 网络结构（可用 `print(net)`打印，复制文字或截图皆可）、在 Cifar10 验证集上的训练 loss 曲线、准确度曲线图

```
Net(  
  (conv1): Conv2d(3, 6, kernel_size=(5, 5), stride=(1, 1))  
  (pool): MaxPool2d(kernel_size=2, stride=2, padding=0, dilation=1, ceil_mode=False)  
  (conv2): Conv2d(6, 16, kernel_size=(5, 5), stride=(1, 1))  
  (fc1): Linear(in_features=400, out_features=120, bias=True)  
  (fc2): Linear(in_features=120, out_features=84, bias=True)  
  (fc3): Linear(in_features=84, out_features=10, bias=True)  
)
```

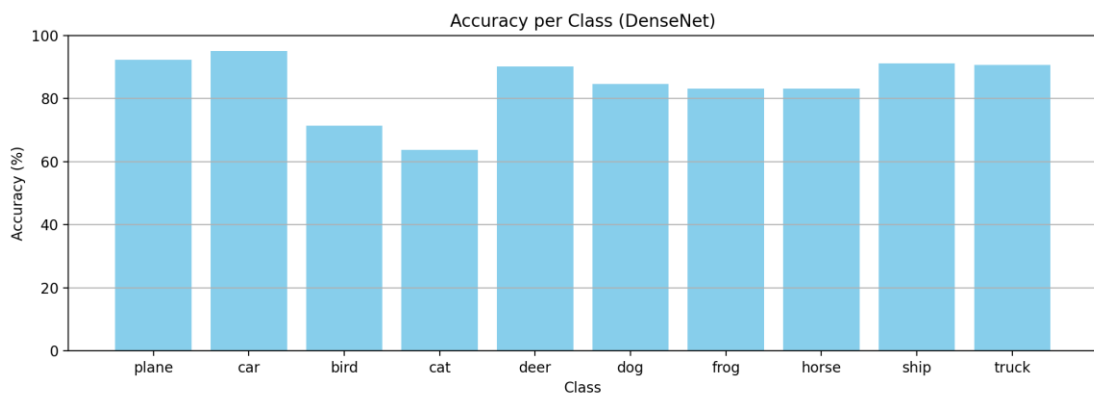
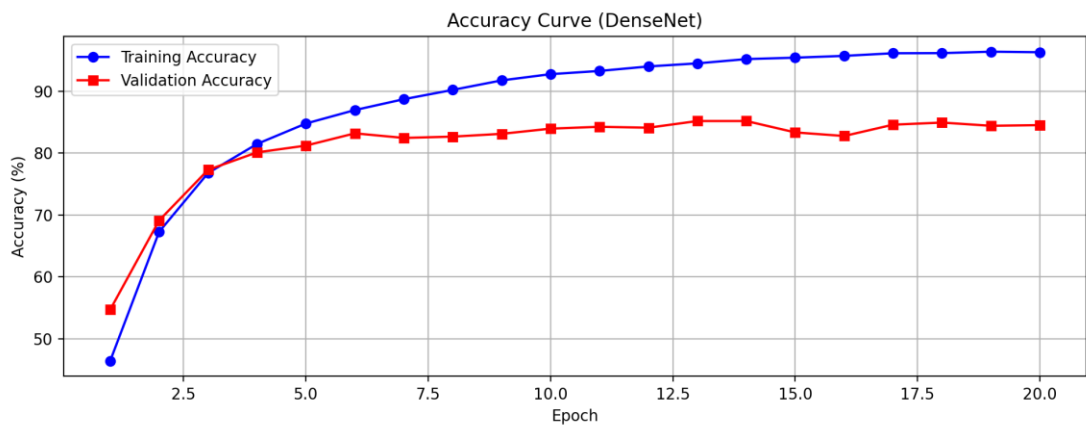
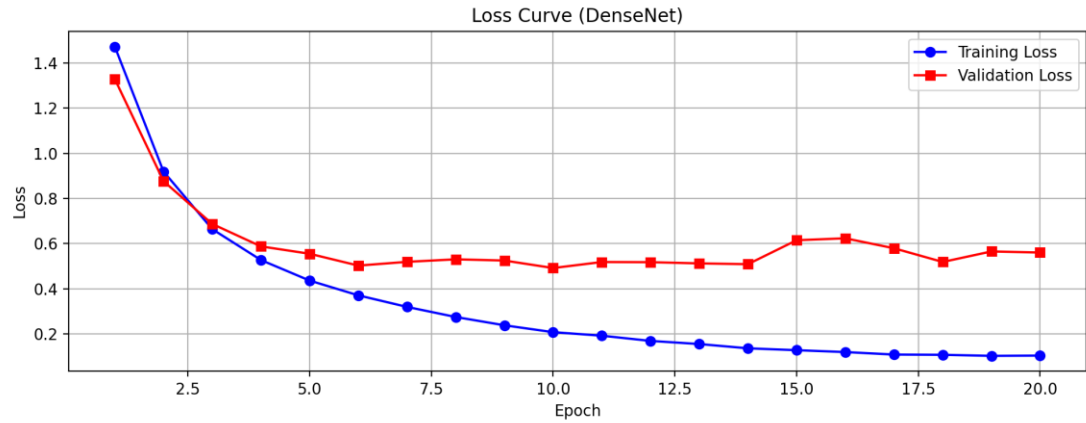




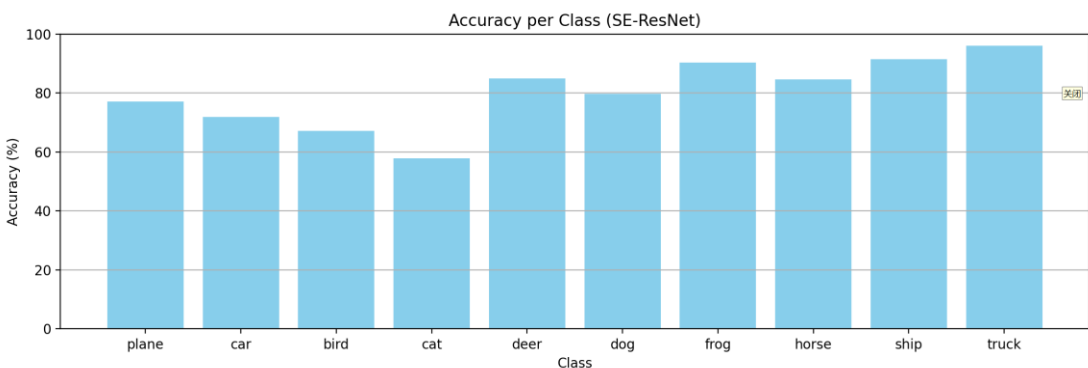
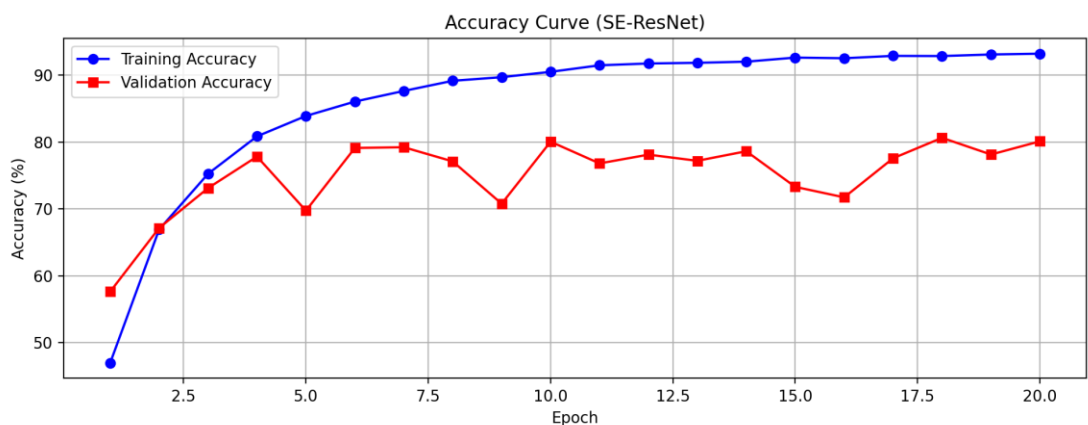
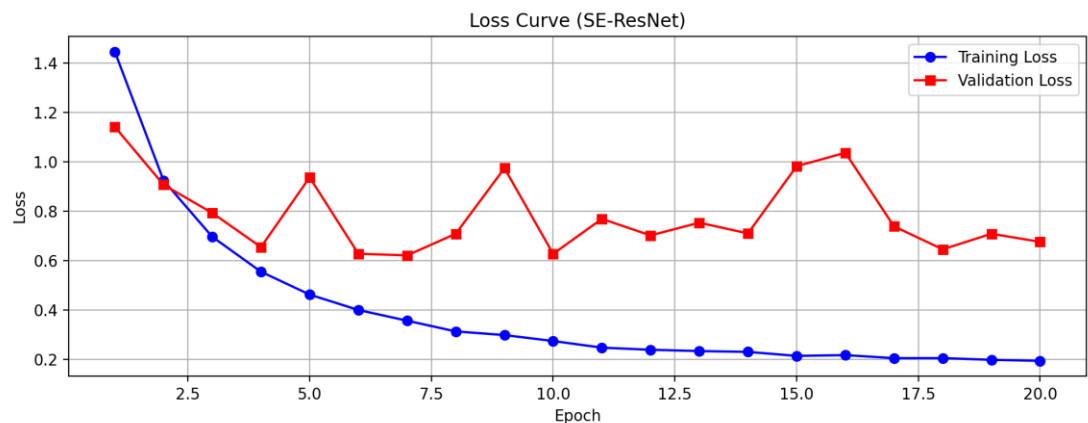
- 个人实现的 ResNet 网络结构在上述验证集上的训练 loss 曲线、准确度曲线图



- 个人实现的 DenseNet 网络结构在上述验证集上的训练 loss 曲线、准确度曲线图



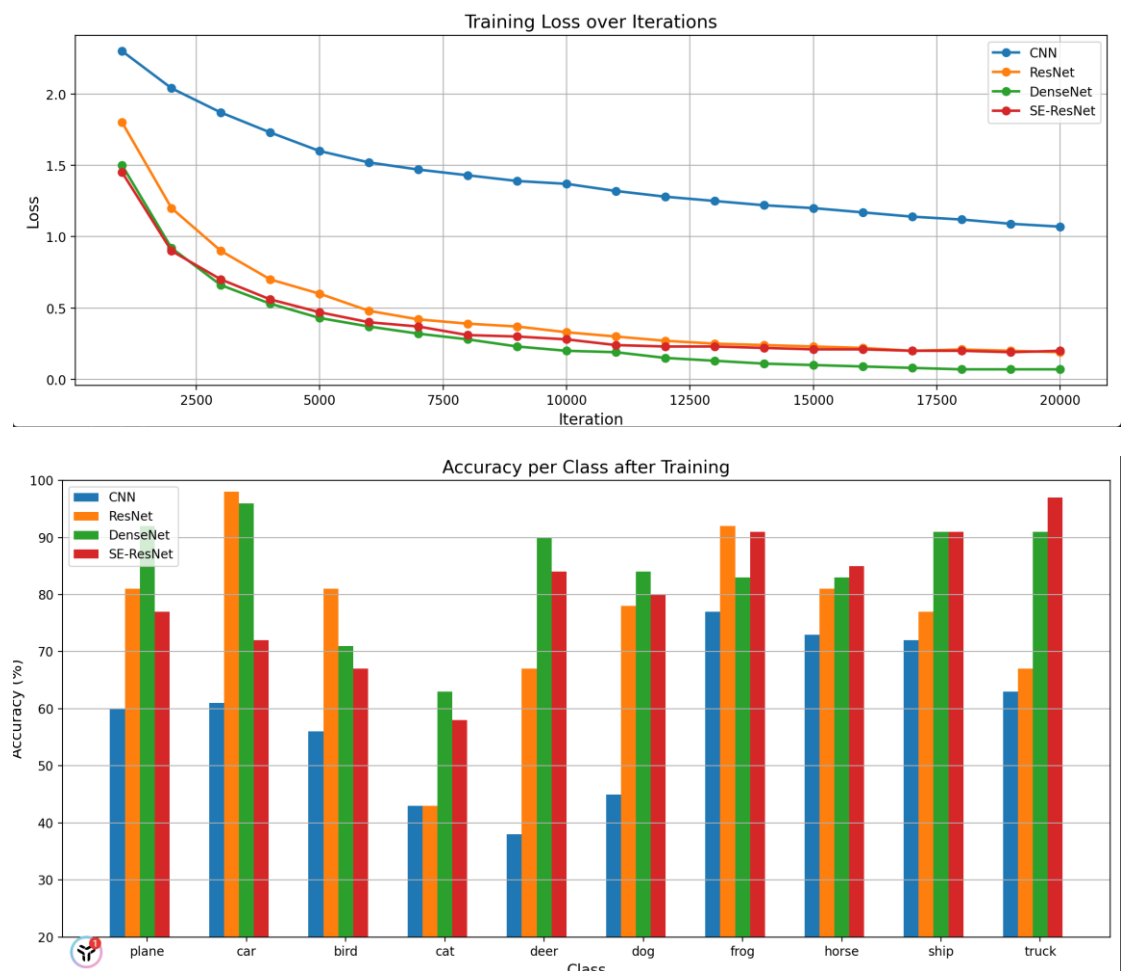
- 个人实现的带有 SE 模块 (Squeeze-and-Excitation Networks) 的 ResNet 网络结构在上述验证集上的训练 loss 曲线、准确度曲线图



- 解释没有跳跃连接的卷积网络、ResNet、DenseNet、SE-ResNet 在训练过程中有什么不同（重点部分）

特性 \ 网无跳跃连接 络结构	CNN	ResNet	DenseNet	SE-ResNet
梯度传播能力	弱，容易梯度消失	强，残差连接缓解梯度消失	极强，特征复用增强传播	强，继承 ResNet 残差结构
特征利用效率	层与层之间信息断裂	仅通过短距离残差传递	所有层特征密集连接并复用	增加注意力机制提升关键特征权重
收敛速度	慢，训练初期不稳定	快，损失下降更稳定	更快，但显存消耗更大	快，有助于早期聚焦有效特征
参数利用	较低	较高	高，但需要管理大量	较高，注意力模块代价

特性 \ 网无跳跃连接 络结构	CNN	ResNet	DenseNet	SE-ResNet
率			连接	小，效果显著
模型鲁棒性	容易过拟合或欠拟合	较强，抗扰动能力提升	强，因融合多尺度特征	更强，能动态压制冗余通道特征



**无跳跃连接的卷积网络 (Plain CNN)**: 传统的卷积神经网络每一层都依赖前一层的输出，特征信息在层间传递的过程中很容易逐渐衰减。随着网络变深，训练时梯度传递变得困难，容易导致梯度消失或者**模型收敛缓慢**。这类网络在训练初期表现为 loss 较高，准确率上升较慢，而且越深的网络越容易出现性能退化的问题。总体来看，虽然结构简单，但其训练效率和最终性能都受到限制。

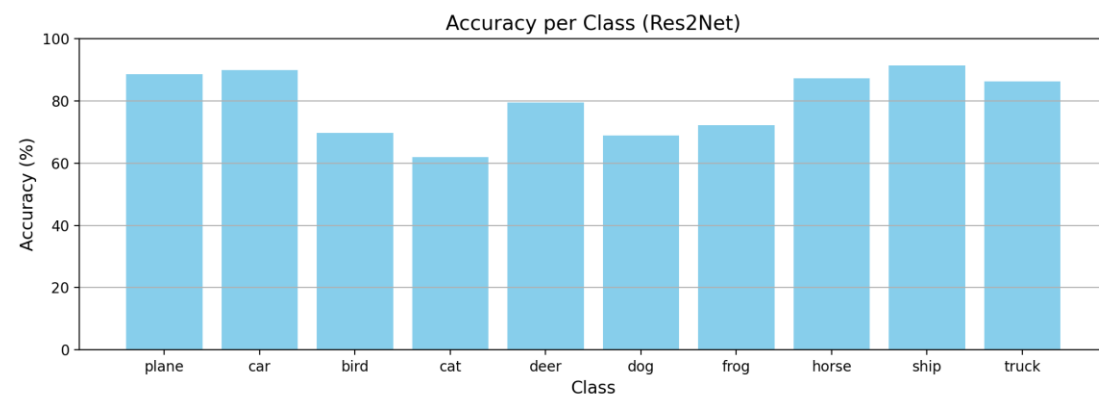
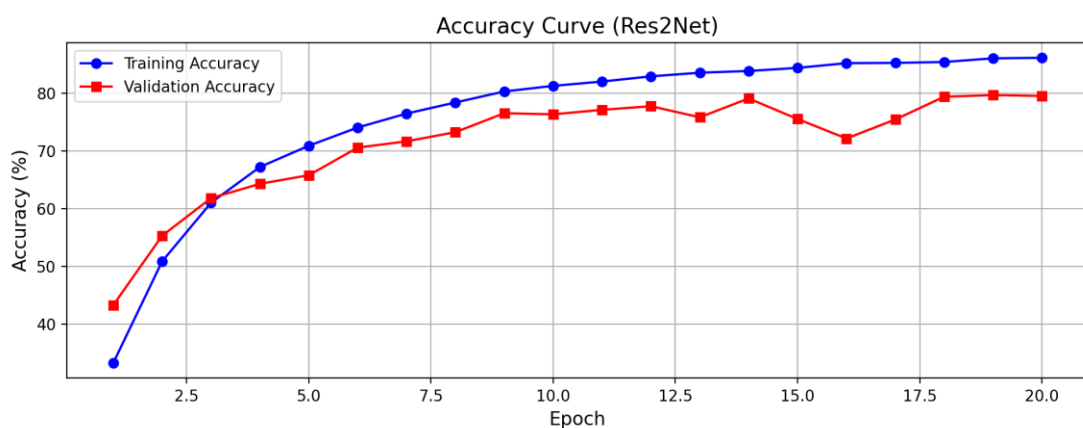
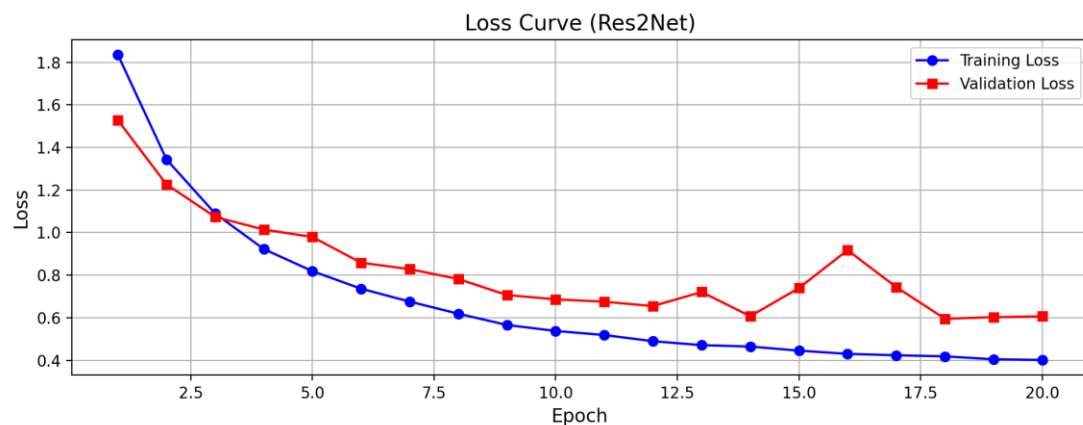
**ResNet**: 在传统 CNN 的基础上引入了跳跃连接机制，使得输入可以绕过一部分卷积层，直接加到输出上。这一设计显著缓解了梯度消失的问题，让网络可以向更深的方向发展。训练过程中，ResNet 的 loss 曲线**下降得更快、更稳定**，模型更容易收敛。此外，跳跃连接也帮助模型更好地保留浅层特征，提高了整体的表达能力和泛化性能，是深度网络成功训练的关键突破之一。

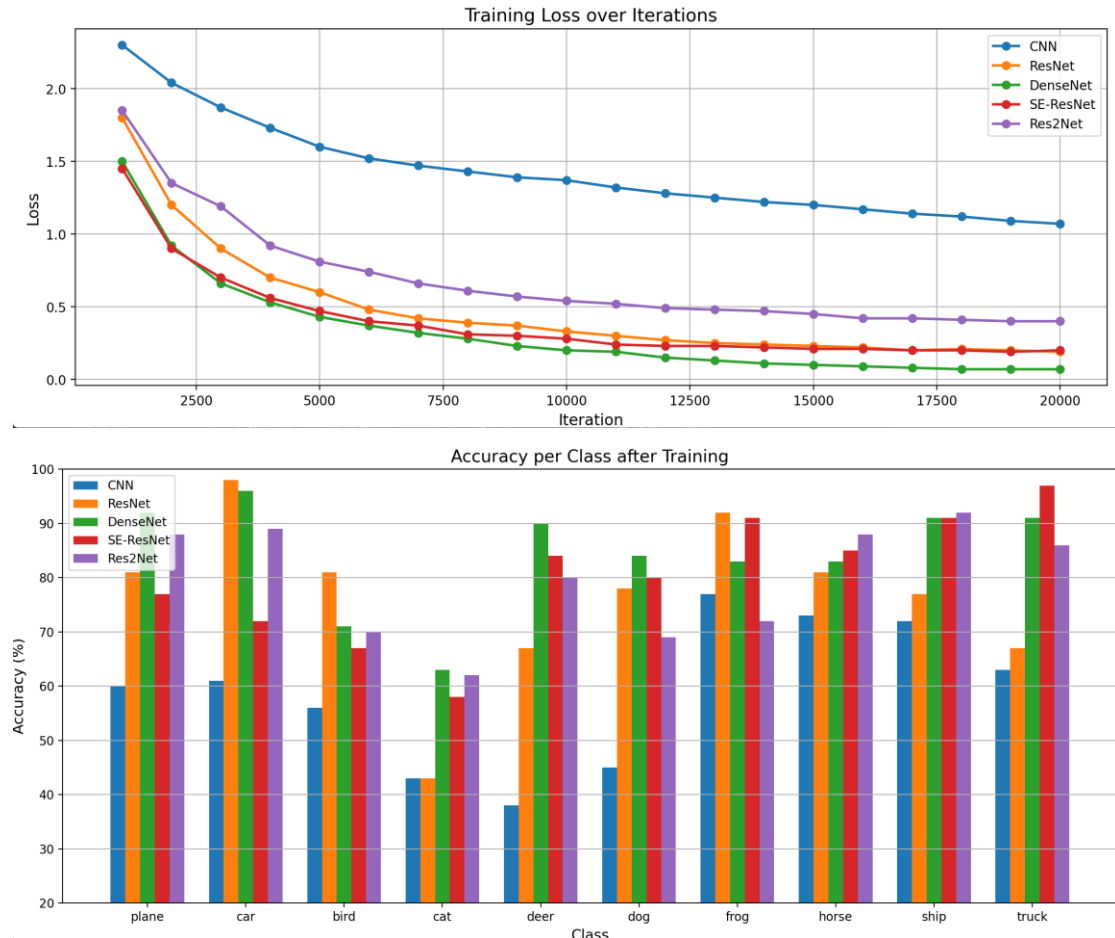
**DenseNet**: 相比 ResNet，DenseNet 更进一步地增强了层间的信息流动。它采用密集连接的方式，**每一层都接收所有前面层的输出作为输入**，这种特征复用大大提高了模型效率。DenseNet 在训练过程中表现出**非常平稳的 loss 下降曲线和快速的收敛速度**，同时在参数数量不大的情况下实现较高的准确率。不过，这种结构带来的代价是内存占用较大，训练计

算负担相对更重一些。

**SE-ResNet:** 在 ResNet 的残差结构中引入了 Squeeze-and-Excitation 模块, 通过通道注意力机制, 让模型能够动态调整不同特征通道的重要性。这种机制让模型在训练过程中能够自动关注关键信息, 同时抑制无用或冗余的特征。训练时, SE-ResNet 通常具有非常良好的稳定性和表现力, **loss 曲线下降迅速**, 验证准确率也更高。但 **SE 模块也更容易过拟合**, 因为它增加了模型对训练数据的“偏好”。

- 扩展部分: 实现 Res2Net, 并通过实验说明 Res2Net 同上面三种不同卷积神经网络相比的优势与劣势分别是什么。





Res2Net 在训练表现和分类精度方面展现出了相对传统卷积网络的显著改进，也表现出与 DenseNet、SE-ResNet 等结构的细微差异。其结构基于分层分组残差连接，能够在单个残差块内部引入多尺度特征处理路径，从而提升模型的表达能力和训练效率。通过分析训练损失曲线与各类别准确率柱状图：

**Res2Net 的主要优势在于其更快的收敛速度与良好的训练稳定性。**在训练过程中，Res2Net 的损失值明显优于基础 CNN 网络，说明其结构确实有助于缓解梯度消失并提升优化效率。此外，在多个难以分类的类别（如 horse, ship 等）中，Res2Net 相比 SE-ResNet 和 ResNet 取得了更高的准确率，表明其多尺度残差结构对于捕捉细粒度特征具有一定优势。同时，Res2Net 的训练曲线较为平滑，没有出现明显的震荡或过拟合迹象，具有良好的稳定性。

**Res2Net 存在一定的劣势，主要体现在其最终分类性能尚未超过 DenseNet。**在大多数类别上，DenseNet 仍然取得了更高的准确率，特别是在 car、frog、ship 等类别上展现出更强的特征复用能力和精度优势。此外，虽然 Res2Net 的整体表现优于 SE-ResNet，但在部分细节类别（如 bird、car）上仍略逊一筹，说明其在通道间建模上不如显式的注意力机制有效。也许可以与其他机制（如 SE 或 Dense 连接）相结合。

作业提交：

- 期末前将报告和代码（可将 jupyter notebook 里代码复制到一个 CNN.py 文件中）打包（学号+姓名.zip），提交方式另行通知
- 实验报告内容应工整，**内容不超过 8 页**