上机实验二:基于卷积神经网络的CIFAR-10数据集分类

网络设计

选择ResNet[1],由于本实验仅为一次简单的上机实验,因此我并没有选择resnet原论文在cifar10上使用的一些更小的模型,而是直接选用Resnet18的架构

layer name	output size	18-layer	34-layer	50-layer	101-layer	152-layer
convl	112×112	7×7, 64, stride 2				
		3×3 max pool, stride 2				
conv2_x	56×56	[3×3, 64]×2	\[\begin{array}{c} 3 \times 3, 64 \ 3 \times 3, 64 \end{array} \] \times 3	1×1, 64 3×3, 64 1×1, 256	1×1, 64 3×3, 64 1×1, 256	1×1, 64 3×3, 64 1×1, 256
conv3_x	28×28	$\left[\begin{array}{c} 3\times3,128\\ 3\times3,128 \end{array}\right]\times2$	$\left[\begin{array}{c} 3 \times 3, 128 \\ 3 \times 3, 128 \end{array}\right] \times 4$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1, 128 \\ 3 \times 3, 128 \\ 1 \times 1, 512 \end{bmatrix} \times 4$	\[\begin{array}{c} 1 \times 1, 128 \\ 3 \times 3, 128 \\ 1 \times 1, 512 \end{array} \times 4	\[\begin{array}{c} 1 \times 1, 128 \\ 3 \times 3, 128 \\ 1 \times 1, 512 \end{array} \times 8
conv4_x	14×14	$\left[\begin{array}{c} 3\times3,256\\ 3\times3,256 \end{array}\right]\times2$	$\left[\begin{array}{c} 3 \times 3, 256 \\ 3 \times 3, 256 \end{array}\right] \times 6$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1, 256 \\ 3 \times 3, 256 \\ 1 \times 1, 1024 \end{bmatrix} \times 6$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1, 256 \\ 3 \times 3, 256 \\ 1 \times 1, 1024 \end{bmatrix} \times 23$	\[\begin{array}{c} 1 \times 1, 256 \\ 3 \times 3, 256 \\ 1 \times 1, 1024 \end{array} \] \times 36
conv5_x	7×7	$\left[\begin{array}{c} 3\times3,512\\ 3\times3,512 \end{array}\right]\times2$	$\left[\begin{array}{c} 3\times3,512\\ 3\times3,512 \end{array}\right]\times3$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1, 512 \\ 3 \times 3, 512 \\ 1 \times 1, 2048 \end{bmatrix} \times 3$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1, 512 \\ 3 \times 3, 512 \\ 1 \times 1, 2048 \end{bmatrix} \times 3$	\[\begin{array}{c} 1 \times 1, 512 \\ 3 \times 3, 512 \\ 1 \times 1, 2048 \end{array} \] \times 3
	1×1	average pool, 1000-d fc, softmax				
FLOPs		1.8×10^{9}	3.6×10^{9}	3.8×10^{9}	7.6×10^{9}	11.3×10 ⁹

训练策略

由于本实验仅为一次简单的上机实验,因此我并没有选择resnet原论文的训练策略,而是选择了自己在其他研究项目常用的设置,并大幅度缩减了训练epochs数(原论文的15%)

- 使用cifar10上普遍被采用的随机翻转与裁剪作为数据增强
- 优化器使用Adam, 其超参数为pytorch默认, 未使用权重惩罚
- 学习率schedule: 在训练整体epochs数的最后10个epochs使用余弦函数曲线使学习率从初始学习率衰减至0

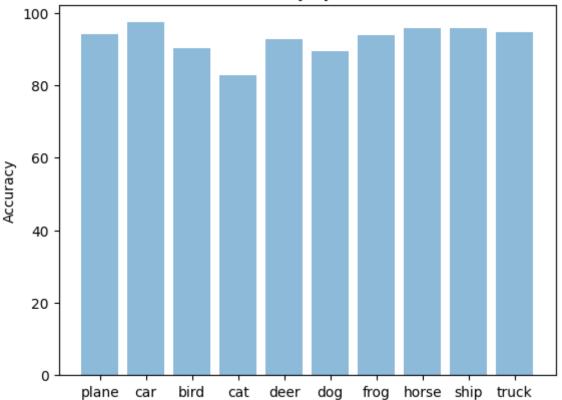
• 初始学习率: 0.01

• num of epochs: 30

• 训练batch size: 512

实验结果与分析

Accuracy by Class



epoch: 29, loss: 0.0018 -----train acc-----Accuracy of plane : 99.68 % Accuracy of car : 99.92 % Accuracy of bird : 99.54 % Accuracy of cat: 98.56 % Accuracy of deer : 99.50 % Accuracy of dog : 98.96 % Accuracy of frog: 99.68 % Accuracy of horse: 99.74 % Accuracy of ship: 99.98 % Accuracy of truck: 99.72 % Overall accuracy: 99.53 % test loss: 0.0152 -----test acc----Accuracy of plane : 94.10 % Accuracy of car : 97.30 % Accuracy of bird: 90.10 % Accuracy of cat: 82.60 % Accuracy of deer: 92.60 % Accuracy of dog : 89.40 % Accuracy of frog: 93.80 % Accuracy of horse: 95.60 % Accuracy of ship: 95.80 % Accuracy of truck: 94.50 % Overall accuracy : 92.58 % test loss: 0.4484

最终测试集上准确率如上图所示,由于本次实验内容较为简单,我并没有反复调整训练策略,仅训练一次后直接汇报了结果,可以看到最终的训练集整体准确率为92.58%,证明模型能够较为成功地在cifar10上进行分类。值得注意的是在cifar10上的动物上,分类准确率明显低于其他工业制品的类别。

实验建议

如果更仔细地调整其他训练超参、增加训练时间,或者甚至简单地照抄[1]对于cifar10数据集采用的简化版 resnet与调整好的超参,取得更高的准确率并不困难,但我并不认为这样做有更多的意义,也并不建议将 90%以上的更高准确率作为刷分标准。

[1] He, Kaiming, et al. "Deep Residual Learning for Image Recognition."