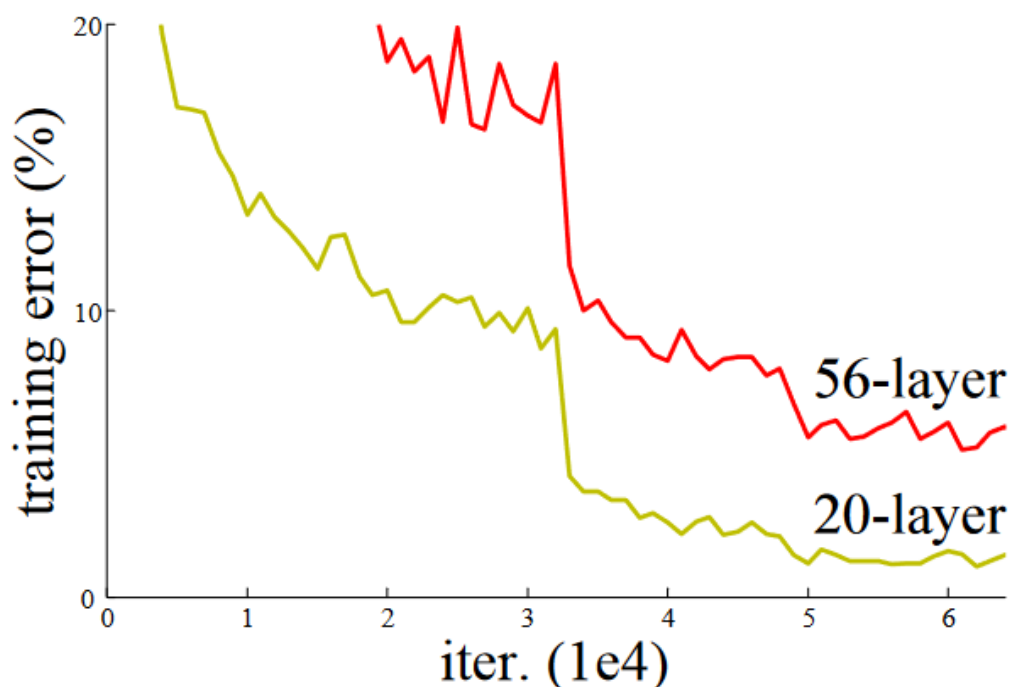


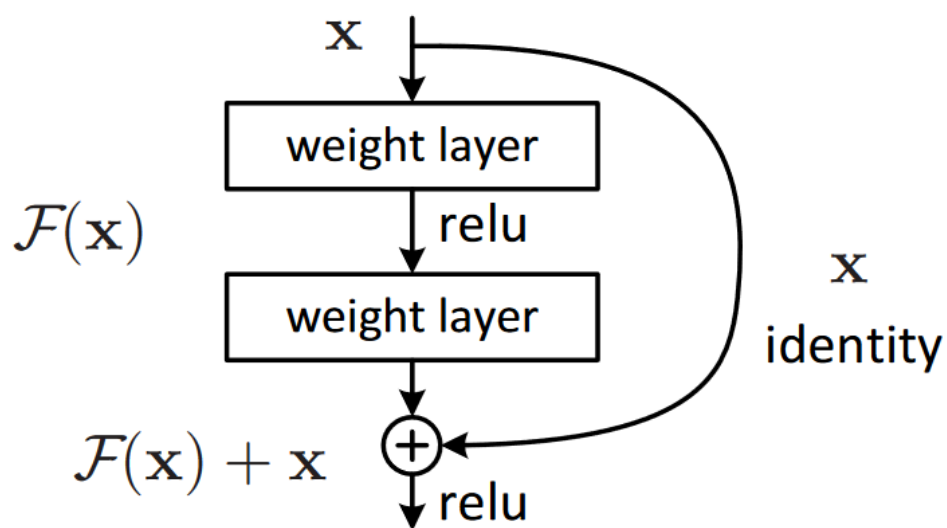
什么是残差网络？

深度神经网络很难训练，一个重要的原因是网络包含很多参数，这些参数互相影响，很难协调一致地往最优化方向调整。为此，研究者提出了很多方法，如预训练，激发值正规化等。基于这些方法，训练个十几层的网络是没有问题的。然而，一个很重要的问题是，神经网络是不是越深越好呢？人们发现并不是。如图所示，训练两个网络，一个 20 层，一个 56 层，结果 56 层的训练误差比 20 层的还要大，意味着更深的模型反而学的更差。

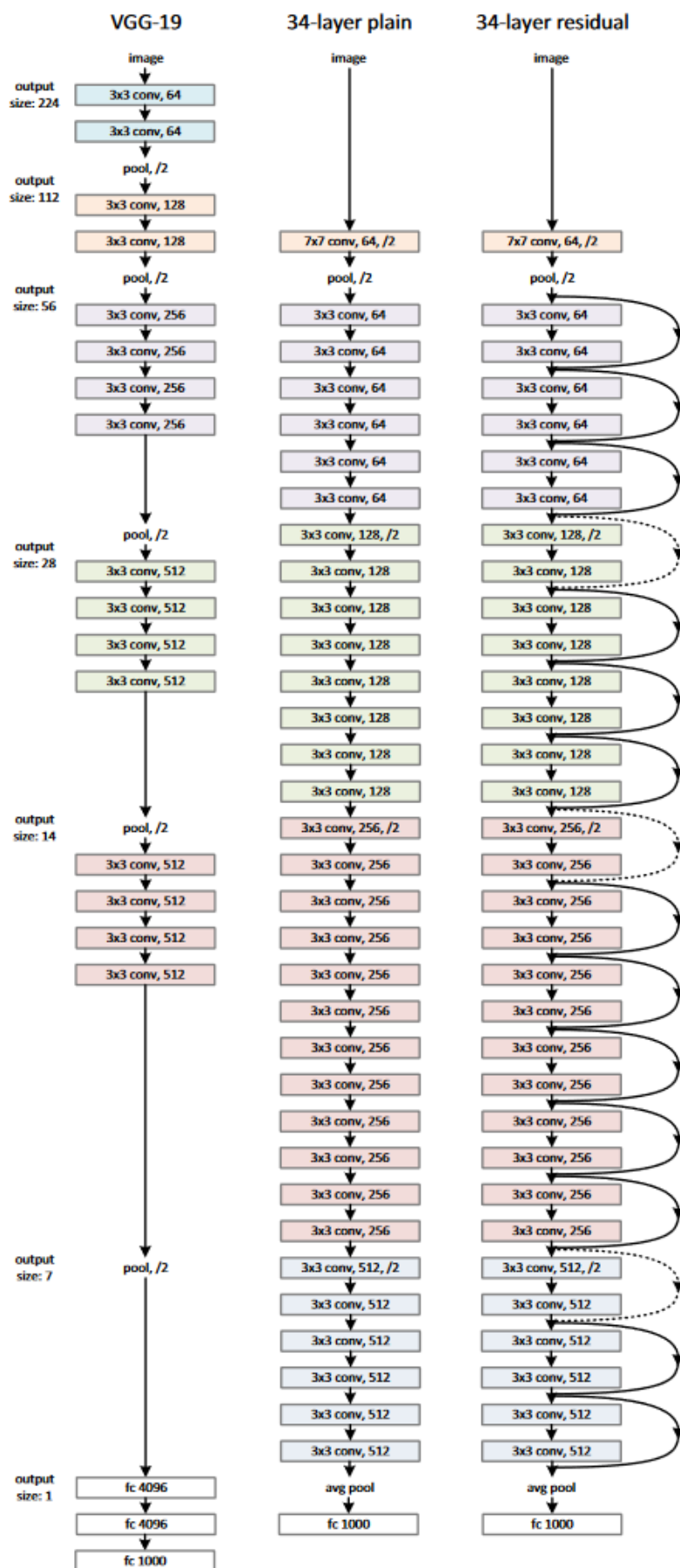


这是个让人很忧伤的结果。一个本来学习不错的少年，本想报个课外班加把劲，结果成绩反而下降了。另一个棘手的问题是，如果神经网络不是越深越好，那究竟多深才合适呢？难道要凭经验试？

幸好，微软的科学家们在 2015 年提出了一种非常简洁的办法解决了这个问题[1]。他们设计了一种称为“残差学习”的思路。如图所示，他们在网络中加入了一个跨层连接。有了这个连接，如果原来的输入是 X ，学习目标是 Y ，现在只要学习目标 $Y-X$ 就可以了，换句话说，是二者相对增量部分，即二者之间的“残差”。显然，学习残差要容易的多。



科学家们发现，有了残差学习再也不怕网络过深的问题了。他们构造了一个 152 层的残差网络在 2015 年 ImageNet 分类竞赛中斩获冠军，比当时主流的 VGG 网络深了 8 倍，计算复杂度却下降了。最重要的是，加深网络层数最多没有效果，却不会有负面影响了。加了一个跨层连接就解决了这么复杂的事情，这可能是机器学习中最富美感的设计之一。从此以后，残差连接成为深度学习的基本配置，为深度学习的进一步发展打下了基础。



[1]He K, Zhang X, Ren S, et al. Deep residual learning for image recognition[C]//Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. 2016: 770-778
https://openaccess.thecvf.com/content_cvpr_2016/papers/He_Deep_Residual_Learning_CVPR_2016_paper.pdf