训练深层神经网络是一个乏味的过程。更实际的方法包括将一个训练好的网络重新用于另一个任务，并将同一个网络用于多个任务。在本文中，我们讨论了两种重要的方法。迁移学习和多任务学习。

在迁移学习中，我们希望利用源任务学到的知识来帮助学习另一个目标任务。例如，一个训练有素、丰富的图像分类网络可以用于另一个与图像目标相关的任务。另一个例子是，在模拟环境下训练的网络所学习到的知识可以转移到真实环境下的网络中。基本上，神经网络转移学习有两种基本方案：特征提取和微调。传递学习的一个众所周知的例子是加载已经训练好的能够将图像分类到1000个类中的一个的大规模分类网络，并将其用于另一个任务，例如特殊医学图像的分类。

1）特征提取：

在特征提取中，源任务上的一个预先训练好的网络通过在预先训练好的网络上添加一个简单的分类器作为另一个目标任务的特征提取器。只更新添加分类器的参数，而冻结预先训练的网络参数。这允许新任务从源任务中学习到的功能中受益。但是，这些特性对于源任务更为特殊。

2）微调：

微调允许修改预先训练的网络参数来学习目标任务。通常，一个新的随机初始化层被添加到预先训练的网络之上。预先训练的网络的参数被更新，但使用较小的学习率来防止重大变化。冻结最底层的参数是正常的，更一般的层，只有微调一些顶层，更具体的层。此外，冻结某些层将减少可训练参数的数量，这有助于克服过度拟合问题，特别是当目标任务的可用数据不多时。实际上，微调优于特征提取，因为它可以为新任务优化预先训练的网络。

转移学习基本情景：

基本上，根据两个主要因素，转移学习有四种情况：1）目标任务数据集的大小；2）源任务和目标任务之间的相似性：

* 案例1：目标数据集很小，目标任务类似于源任务：在这种情况下，使用特征提取，因为目标数据集很小，训练可能导致模型过度拟合。
* 案例2：目标数据集很小，目标任务与源任务不同：在这里，我们微调底部的通用层，删除更高的特定层。换句话说，我们使用早期的特征提取。
* 案例3：目标数据集很大，目标任务类似于源任务：在这里，我们有大量的数据，我们可以从头开始训练一个网络，其中的参数是随机初始化的。然而，最好利用预先训练好的模型来初始化参数并微调少数层。
* 案例4：目标数据集很大，目标任务不同于源任务：在这里，我们对大量层甚至整个网络进行微调。

多任务学习的主要目标是通过使用这些任务的样本优化所有网络参数，同时提高多个任务的性能。例如，我们希望有一个网络可以将输入的人脸图像分类为男性或女性，同时可以预测其年龄。这里我们有两个相关的任务，一个是二元分类任务，另一个是回归任务。很明显，这两个任务是相关的，学习一个应该加强学习另一个。

An example of a simple network design could have a shared part between tasks and tasks specific heads. The shared part learns intermediate representations that are common between tasks that helps the learning of the tasks jointly. On the other hand, the specific heads learn how to use the shared representations for each specific task.

Transfer Learning and Multitask learning are two vital approaches for Deep Learning

Regards