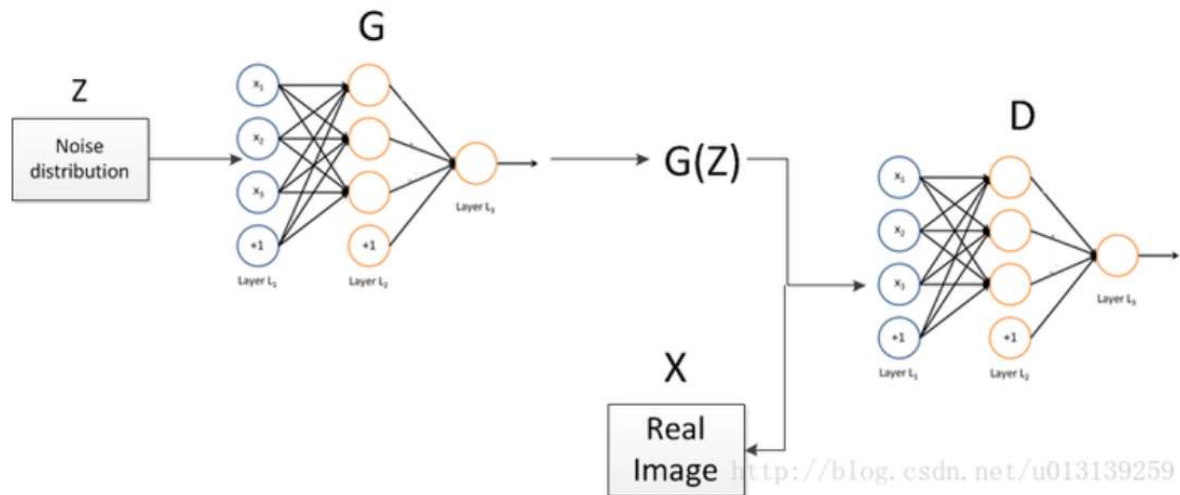


GAN的一些基本理论

一、基本模型如下：



Z是噪声，也就是G的输入，可以是高斯噪声，一般为均匀噪声；

二、关于机器学习里面的生成模型与判别模型

们根据对后验概率 $P(y|x)$ 的建模方式将机器学习的学习方法分为两类。一类是判别模型，一类是生成模型。判别模型的话是直接对 $P(y|x)$ 进行建模，所以学习的是条件概率。条件概率可以理解为给定x，y的概率，根据y的大小来判定类别，这也解释了判别模型名字的含义。

对于生成模型的话，我们说他学习的是联合概率 $P(x,y)$ 。通过Bayes理论，联合概率转化为后验概率，进行间接建模。

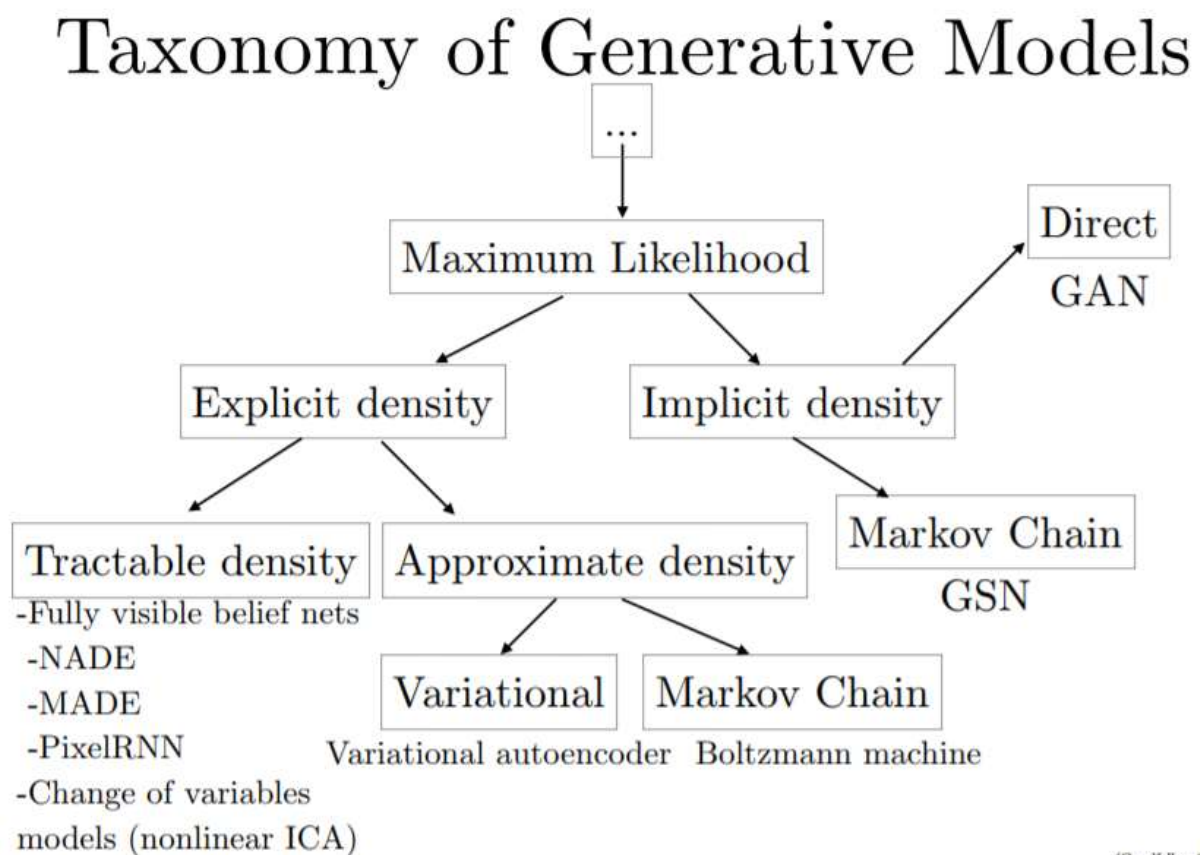
首先条件概率公式为： $P(C|X) = \frac{P(X,C)}{P(X)}$ ，贝叶斯公式为： $P(C|X) = \frac{P(C)*P(X|C)}{P(X)}$ ，然后得到联合概率： $P(X, C) = P(X|C) * P(C)$

该式子给我们的启发就是所谓的联合概率就是先验概率 $P(C)$ 和类条件概率 $P(X|C)$ 的乘积，而求联合概率的目标则转化为求类条件概率(先验概率很容易获取到)。类条件概率表达了在某一类的基础上样本的分布情况，那式子也就体现了数据的真实分布。所以，我们可以通过类条件概率做数据生成的事情，这也许就是学习联合概率叫做生成模型的原因。当然，关键就是求类条件概率，实际上这个分布是很难学习到的。如果以图像作为样本的话，那学习到图像的像素的分布是很困难的，所以图像生成是机器学习中的一个难题。

从贝叶斯的角度上做，生成模型可以认为是都是属于ML(最大化似然)的过程，因为，ML就是找到能使样本数据的类条件概率最大化的分布参数。那如果经过训练集训练，我们找到该参数,此时我们的模型是有最大可能生成和样本训练数据具有同样分布的数据，这个也是生成模型的一个目标。当然这个方法的前提就是对数据的分布进行一个假设，然后才能求参数。比如假设数据分布是符合高斯分布的。

那么数据的分布，也就是类条件概率，对其获取方式进行分类，可以分为，Explicit density 和 Implicit density。当然，对抗网络自然是implicit。不需要显示建立密度函数，也是Gans的一大优点。

三、根据求最大似然的方法，可以将生成模型进行分类



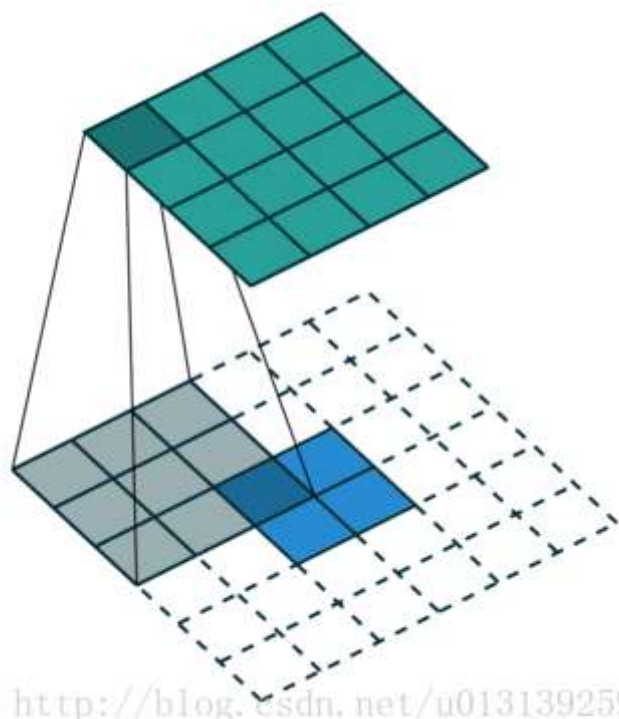
四、优缺点

优点是在训练过程中不需要建立Markov Chain以及复杂的Inference。不需要显示的求最大似然估计，也能得到参数。

缺点的话，就是很难稳定训练;在论文DCGAN里面就有说道，DCGAN的一大贡献就是提高了稳定性。

五、反卷积

经过反卷积可以还原卷积的输入信号，还原的不仅仅是shape，还有value。但是深度学习中的所讲的反卷积实质是transport convolution。只是从2010年一篇论文[11]将其叫做了deconvolution。那什么是transport-convolution？



2x2的输入信号，经过3x3 的filters，产生了4x4的feature map。从小的维度产生大的维度，所以transport-convolution又称为上采样卷积。那为什么叫做transport(转置)？

因为“反卷积”存在于卷积的反向传播中。其中反向传播的滤波器矩阵，是前向传播(卷积)的转置，所以，这就是它的名字的由来。只不过我们把反向传播的操作拿到了前向传播来做，就产生了所谓的反卷积一说。但是transport-convolution只能还原信号的大小，不能还原其value，所以，不能叫做反卷积，不是真正的逆操作。

参考资料

<https://www.jianshu.com/p/b6387a27616e>