

GAN生成对抗网络

入门与实战

讲师：日月光华



infoGAN



讲师：日月光华 专属QQ答疑群：706709590

cGAN的缺点

在CGAN中，生成器网络还有一个附加参数 c ，即 $G(z, c)$

其中 c 是一个条件变量。

在CGAN中， c 假设在语义上是已知的，例如标签，因此在训练期间我们必须提供它。在InfoGAN中，我们假设 c 不知道，所以我们做的是为 c 提出一个先验，并根据数据推断它，即我们想找到后验 $p(c|x, z)$

infoGAN

InfoGAN所要达到的目标就是通过非监督学习得到可分解的特征表示。使用GAN加上最大化生成的图片和输入编码之间的互信息。

最大的好处就是可以不需要监督学习，而且不需要大量额外的计算花销就能得到可解释的特征。

infoGAN

InfoGAN的出发点，它试图利用 z ，寻找一个可解释的表达，于是它将 z 进行了拆解，一是噪声 z ，二是可解释的隐变量 c ，而我们希望通过约束 c 与生成数据之间的关系，可以使得 c 里面包含有对数据的可解释的信息。

infoGAN

如对MNIST数据，c可以分为categorical latent code代 来表数字种类信息（0~9），以及continuous latent code来表示倾斜度、笔画粗细等等。

Motivation

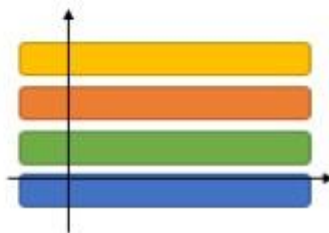
How can we achieve

unsupervised learning of **disentangled** representation?

In general, learned representation is entangled,
i.e. encoded in a data space in a complicated manner



When a representation is disentangled, it would be
more interpretable and easier to apply to tasks



infoGAN



这些特征在数据空间中以一种复杂的无序的方式进行编码，但是如果这些特征是可分解的，那么这些特征将具有更强的可解释性，我们将更容易的利用这些特征进行编码。所以，我们将如何通过非监督的学习方式获取这些可分解的特征呢？

infoGAN

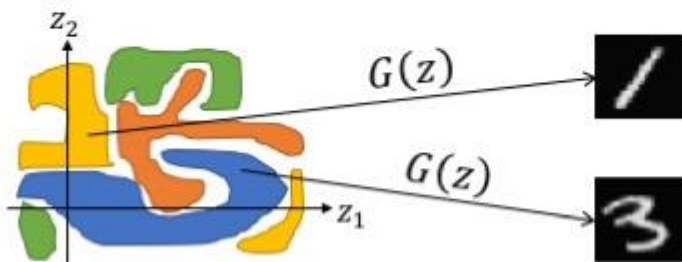
通过使用连续的和离散的隐含因子来学习可分解的特征。

Problems with GANs

From the perspective of representation learning:

✓ No restrictions on how $G(z)$ uses z

- z can be used in a highly entangled way
- Each dimension of z does not represent any salient feature of the training data



infoGAN

如果从表征学习的角度来看GAN模型，会发现，由于在生成器使用噪声 z 的时候没有加任何的限制，所以在以一种高度混合的方式使用 z ， z 的任何一个维度都没有明显的表示一个特征，所以在数据生成过程中，我们无法得知什么样的噪声 z 可以用来生成数字1，什么样的噪声 z 可以用来生成数字3，我们对这些一无所知，这从一点程度上限制了对GAN的使用。

infoGAN

在生成器中除了原先的噪声 z 还增加了一个隐含编码 c ，所谓 InfoGAN，其中Info代表互信息，它表示生成数据 x 与隐藏编码 c 之间关联程度的大小，为了使得 x 与 c 之间关联密切，所以我们需要最大化互信息的值，据此对原始GAN模型的值函数做了一点修改，相当于加了一个互信息的正则化项。

什么是互信息呢？我们可以把互信息看成当观测到 y 值而造成的 x 的不确定性的减小。如果 x , y 是相互独立没有相关性，即互信息的值为0，那么已知 y 值的情况下推测 x 与 x 的原始分布没有区别；如果 x , y 有相关性，即互信息的值大于0，那么已知 y 值的情况下，我们就能知道哪些 x 的值出现的概率更大。

infoGAN的设计



在训练期间，我们可以任意分配一个先验 c 给一张图片。实际上，我们可以根据需要添加任意数量的先验，InfoGAN可能会为它们分配不同的属性。InfoGAN的作者将其称为“解开的表示”，因为它将数据的属性分解为几个条件参数。

infoGAN的设计



判别器网络 $D(x)$ 和生成器网络 $G(z, c)$ 的训练过程与CGAN非常相似,然而, 差异是:

代替 $D(x, c)$, 我们在infoGAN中使用判别器GAN: $D(x)$, 即无条件判别器,

对于生成器网络, 我们给予一个观察数据 (或者说条件) c , 即 $G(z, c)$

infoGAN的设计

除了 $D(x)$ 和 $G(z, c)$ ，我们再训练一个网络 $Q(c|x)$ 这样我们就可以计算互信息。

Q 也可以视作一个判别器，输出类别 c 。

infoGAN的实现



下节使用MNIST数据集，隐含编码 c 设为包括10个类别的离散编码。

也可以尝试学习数据集中可分解的特征。

infoGAN的实现



同样的使用MNIST数据集，在这里使用了三个隐含编码， c_1 用十个离散数字进行编码，每个类别的概率都是0.1， c_2, c_3 连续编码，是-2到2的均匀分布。通过观察发现， c_2 表示生成数字的旋转的角度， c_3 表示生成数字的宽度。可以通过图片显示，小的 c_2 值表示数字向左偏，大的 c_2 值表示数字向右偏。

infoGAN的实现



Experiment – Disentangled Representation –

- InfoGAN on MNIST dataset
- Latent codes
 - ✓ c_1 : 10-class categorical code $c_1 \sim \text{Cat}(K=10, p=0.1)$
 - ✓ c_2, c_3 : continuous code
 $c_2, c_3 \sim \text{Unif}(-2, 2)$
- ✓ c_1 can be used as a classifier with 5% error rate.
- ✓ c_2 and c_3 captured the rotation and width, respectively



(a) Varying c_1 on InfoGAN (Digit type)

(b) Varying c_1 on regular GAN (No clear meaning)



(c) Varying c_2 from -2 to 2 on InfoGAN (Rotation)

(d) Varying c_3 from -2 to 2 on InfoGAN (Width)

Figure 2 in the original paper

谢谢大家

讲师：日月光华 专属QQ答疑群：706709590

