

## CGAN条件GAN

### 摘要

GAN[8]是最近提出的新奇的方法用于训练生成模型.本文提出条件GAN,简单地把数据 $y$ 作为输入,作为生成器和判别器的条件.我们证明该模型在类别标签条件下能够生成MNIST.我们也验证该模型能够用于学习multi-modal模型。

### CGAN

原始的GAN包含生成器 $G$ 和判别器 $D$ 生成器反映数据分布；判别器分辨样本来自生成器还是真实的样本。 $G, D$ 可以是非线性特征图，比如多层感知器。生成器从已知噪声分布中学习映射，判别器输出数据来源于真实样本的可能性.本文在生成器和判别器中都加入条件 $y$ 作为输入控制生成器生成的数据。其结构如下：

$$\min_G \max_D V(D, G) = \mathbb{E}_{\mathbf{x} \sim p_{\text{data}}(\mathbf{x})} [\log D(\mathbf{x}|\mathbf{y})] + \mathbb{E}_{\mathbf{z} \sim p_z(\mathbf{z})} [\log(1 - D(G(\mathbf{z}|\mathbf{y})))] \quad (2)$$

原始的GAN优化目标是：

$$\min_G \max_D V(D, G) = \mathbb{E}_{\mathbf{x} \sim p_{\text{data}}(\mathbf{x})} [\log D(\mathbf{x})] + \mathbb{E}_{\mathbf{z} \sim p_z(\mathbf{z})} [\log(1 - D(G(\mathbf{z})))] \quad (1)$$

CGAN优化目标是：

$$\min_G \max_D V(D, G) = \mathbb{E}_{\mathbf{x} \sim p_{\text{data}}(\mathbf{x})} [\log D(\mathbf{x}|\mathbf{y})] + \mathbb{E}_{\mathbf{z} \sim p_z(\mathbf{z})} [\log(1 - D(G(\mathbf{z}|\mathbf{y})))] \quad (2)$$

从优化目标看出,与原始的GAN相比,CGAN在生成器和判别器中都加入条件 $y$ 。

在MNIST数据集的实验中，对于生成器模型，将label的one-hot编码与100维的均匀分布的噪声输入concat起来作为输入，输出是784维的生成数据，与数据集28\*28的维度一致。