

生成对抗网络可用于产生新的图片

简介:

生成对抗网络(Generative Adversarial Network, 简称 GAN) 是一种非监督学习的方式, 通过让两个神经网络相互博弈的方法进行学习, 该方法由 Ian Goodfellow 等人在 2014 年提出。生成对抗网络由一个生成网络和一个判别网络组成, 生成网络从潜在的空间(latent space)中随机采样作为输入, 其输出结果需要尽量模仿训练集中的真实样本。判别网络的输入为真实样本或生成网络的输出, 其目的是将生成网络的输出从真实样本中尽可能的分辨出来。而生成网络则尽可能的欺骗判别网络, 两个网络相互对抗, 不断调整参数。生成对抗网络常用于生成以假乱真的图片。此外, 该方法还被用于生成影片, 三维物体模型等。

目前主要方法采用的模型

1. CGAN (2014)

CGAN, 条件生成对抗网络, 一种带条件约束的 GAN, 使用额外信息对模型增加条件, 可以指导数据生成过程。

2. DCGAN (2015)

DCGAN, 深度卷积生成对抗网络, 将 GAN 和卷积网络结合起来, 以解决 GAN 训练不稳定的问题, 利用卷积神经网络作为网络结构进行图像生成, 可以得到更加丰富的层次表达。

3. Pix2Pix (2016)

Pix2Pix 利用成对的图片进行图像翻译, 即输入为同一张图片的两种不同风格, 可用于进行风格迁移。

Pix2Pix 由一个生成网络和一个判别网络组成。生成网络中编码部分的网络结构都是采用 convolution-batch norm-ReLU 作为基础结构, 解码部分的网络结构由 transpose convolution-batch norm-ReLU 组成, 判别网络基本是由 convolution-norm-leaky_ReLU 作为基础结构, 详细的网络结构可以查看 `network/Pix2pix_network.py` 文件。生成网络提供两种可选的网络结构: Unet 网络结构和普通的 encoder-decoder 网络结构。网络利用损失函数学习从输入图像到输出图像的映射, 生成网络损失函数由 GAN 的损失函数和 L1 损失函数组成, 判别网络损失函数由 GAN 的损失函数组成。

4. CycleGAN (2017)

CycleGAN 可以利用非成对的图片进行图像翻译, 即输入为两种不同风格的不同图片, 自动进行风格转换。

CycleGAN 由两个生成网络和两个判别网络组成, 生成网络 A 是输入 A 类风格的图片输出 B 类风格的图片, 生成网络 B 是输入 B 类风格的图片输出 A 类风格的图片。生成网络中编码部分的网络结构都是采用 convolution-norm-ReLU 作为基础结构, 解码部分的网络结构由 transpose convolution-norm-ReLU 组成, 判别网络基本是由 convolution-norm-leaky_ReLU 作为基础结构, 详细的网络结构可以查看 `network/CycleGAN_network.py` 文件。生成网络提供两种可选的网络结构: Unet 网络结构和普通的 encoder-decoder 网络结构。生成网络损失函数由 LSGAN 的损失函数, 重构损失和自身损失组成, 判别网络的损失函数由 LSGAN 的损失函数组成。

5. StarGAN (2018)

StarGAN 多领域属性迁移，引入辅助分类帮助单个判别器判断多个属性，可用于人脸属性转换。

StarGAN 中生成网络的编码部分主要由 convolution-instance norm-ReLU 组成，解码部分主要由 transpose convolution-norm-ReLU 组成，判别网络主要由 convolution-leaky_ReLU 组成，详细网络结构可以查看 network/StarGAN_network.py 文件。生成网络的损失函数是由 WGAN 的损失函数，重构损失和分类损失组成，判别网络的损失函数由预测损失，分类损失和梯度惩罚损失组成。

6. AttGAN (2018)

AttGAN 利用分类损失和重构损失来保证改变特定的属性，可用于人脸特定属性转换。

AttGAN 中生成网络的编码部分主要由 convolution-instance norm-ReLU 组成，解码部分由 transpose convolution-norm-ReLU 组成，判别网络主要由 convolution-leaky_ReLU 组成，详细网络结构可以查看 network/AttGAN_network.py 文件。生成网络的损失函数是由 WGAN 的损失函数，重构损失和分类损失组成，判别网络的损失函数由预测损失，分类损失和梯度惩罚损失组成。

7. STGAN (2019)

STGAN 只输入有变化的标签，引入 GRU 结构，更好的选择变化的属性，可用于人脸特定属性转换。

AttGAN 中生成网络的编码部分主要由 convolution-instance norm-ReLU 组成，解码部分由 transpose convolution-norm-ReLU 组成，判别网络主要由 convolution-leaky_ReLU 组成，详细网络结构可以查看 network/AttGAN_network.py 文件。生成网络的损失函数是由 WGAN 的损失函数，重构损失和分类损失组成，判别网络的损失函数由预测损失，分类损失和梯度惩罚损失组成。

之前的两篇论文采用 CycleGAN 从 CBCT 获得合成的 CT, 训练的过程用 150 对 CBCT 与 CT 对。CycleGAN 为本文列出的第 4 种模型，于 2017 年提出。后面可以采用 2019 年提出的 STGAN 做部分修改尝试一下。