基于CVAE-GAN的过采样方法

在上一小节中，本文提出利用VAE对少数类样本的概率分布函数进行建模，并在分类前利用该模型过采样，以增加分类器的少数类信息，提高分类准确率。但是在该模型的训练过程中，只采用了占比很少的少数类样本，而丢弃了大量的多数类样本信息，而在机器学习中，我们有一个非常重要的假设：样本是独立同分布的，这意味着多数类样本同样可以提供分布信息，对整体的样本分布函数进行建模，而在生成过程中，对生成样本的类标加以限制，即可以获得更加合理的生成样本。

2017年，\*\*提出将VAE和GAN结合起来，不仅利用vae的架构生成与原始样本中相似的样本，且利用GAN中分辨器对原始样本和生成样本进行分类，即最终生成的样本，不仅需要拟合原始样本的分布，还需要足够逼真，这样既能够减缓GAN中模式坍塌问题，同时也能增加vae生成样本中的细节清晰度。同时，由于在训练时采用了全部的训练样本，在整个模型中增加了分类器，生成器需要生成不同类别的真实样本。

最终的模型架构如图所示：



所有的网络结构均采用MLP，每个网络结构的loss函数如下所示：

由于在不平衡数据集中，不同类别的样本数量不同，而这会对最终的模型参数产生影响，即在误差和的情况下，模型会被多数类中包含的信息影响，因此，本文中提出，增加模型对少数类样本的生成效果的关注度。

基于F1值的近似loss值：在本文模型中，由于classifier容易受到不平衡数据集的影响，因此本文中提出对classifier的loss函数提出修改，即使用F1值的近似函数作为该分类器的loss函数。因为F1值的计算过程中，TN并未在公式中出现，因而F1值更注重少数类的分类效果，但是F1的计算过程中涉及到sgn函数，从而使得真实的F1值并不能直接作为loss函数，因其是不可导的，所以本文中采用的是近似F1值。

假设是样本的真实样本，为classifier分类结果，则

因此，最终的loss\_c结果为

则网络的最终结果如表所示：