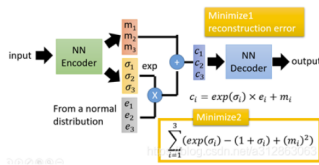


# 图像生成

521030910381-姚博

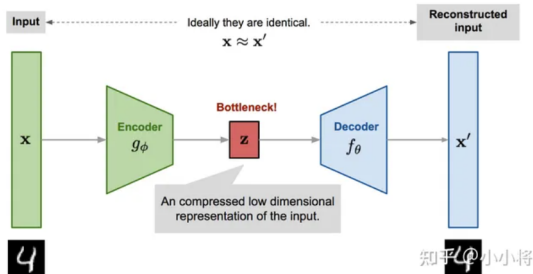
## 1. 引入

VAE, 称为变分自编码器, 是在自编码器的思路改进得到的, 通过把一堆真实样本通过编码器网络变换成一个理想的数据分布, 然后这个数据分布再传递给一个解码器网络, 得到一堆生成样本, 生成样本与真实样本足够接近的话, 就训练出了一个自编码器模型, 变分的处理使得编码器的输出结果能对应到目标分布的均值和方差。



## 2. 原理分析

### 2.1. AE



假设原始特征  $x$  维度过高, 那么我们希望通过编码器  $E$  将其编码成低维特征向量  $z=E(x)$ , 编码的原则是尽可能保留原始信息, 因此我们再训练一个解码器  $D$ , 希望能通过  $z$  重构原始信息, 即  $x=D(E(x))$  重建误差:  $MSE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \hat{x}_i)^2$

### 2.2. VAE

而 VAE 充分利用了中间的 Bottleneck (记为  $z$ ), 并采取了随机性的思想, 这也是其最具 trick

的一点。VAE 的前提假设是输入变量  $X$  通过 Encoder 部分得到了一个隐变量  $z$ , 这个  $z$  被认为是从标准正态分布中采样获得 (随机性所在), decoder 根据这个隐变量来重建信息。通过 Encoder, 生成  $\mu$  和  $\sigma$ , 然后通过采样得到  $z$  向量, 让 Decoder 在由  $z$  向量所对应的概率空间生成重建后的结果

### 2.3. 模型设计

```
def __init__(self):
    super(VAE, self).__init__()
    # 定义编码器
    self.encoder = nn.Sequential(
        nn.Conv2d(1,16,kernel_size=3,stroke=2,
padding=1),
        nn.BatchNorm2d(16),
        nn.LeakyReLU(0.2,inplace=True),
        nn.Conv2d(16,32,kernel_size=3,stroke
=2,padding=1),
        nn.BatchNorm2d(32),
        nn.LeakyReLU(0.2,inplace=True),
        nn.Conv2d(32,32,kernel_size=3,stroke
=1,padding=1),
        nn.BatchNorm2d(32),
        nn.LeakyReLU(0.2,inplace=True),
    )
    self.encoder_fc1=nn.Linear(32*7*7,
z_dimension)
    self.encoder_fc2=nn.Linear(32*7*7,
z_dimension)
    self.Sigmoid = nn.Sigmoid()
    #定义解码器
    self.decoder_fc = nn.Linear(z_dimension,32
* 7 * 7)
    self.decoder = nn.Sequential(
        nn.ConvTranspose2d(32, 16, 4, 2, 1),
        nn.ReLU(inplace=True),
        nn.ConvTranspose2d(16, 1, 4, 2, 1),
        nn.Sigmoid(),
    )
```

总的来说, 在编码器部分, 我使用了三层卷积, 依次进行归一化与激活后, 通过两个全连接层, 将编码器的输出压缩到低维, 得到潜在空间的特征表示, 在解码器部分, 大致对称的使用一层全连接层与两层反卷积层得到重建图像。

## 2.4. 实验结果

我采用不同的 z-dimension 进行对比，发现当 z-dimension 在 10 以上时，训练 loss 逐渐开始饱和，在 30 个 epoch 上降至 6500 左右，而 z-dimension 较小时，则 loss 较大，

z-dimension=2: loss=9742

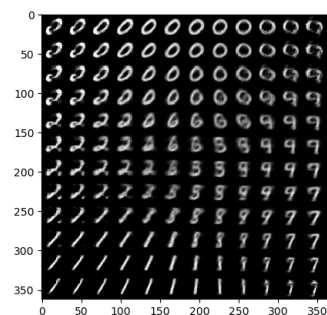
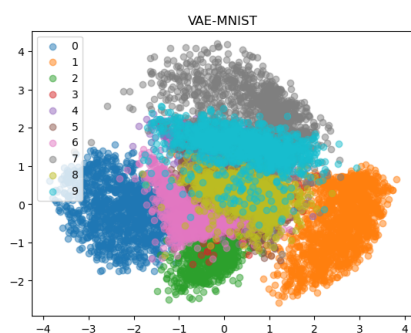
z-dimension=5: loss=8009

z-dimension=20: loss=6475

z-dimension=40: loss=6464

z-dimension=100: loss=6619

利用训练好的模型进行生成:



## 3. 实验总结

本次实验采用经典的 VAE 模型作为研究，帮助我仔细了解了模型的框架与搭建的思路，从原理到数学推导都有所收获，而且代码框架比较清晰容易，对我了解图像领域的相关工作很有意义。但我的实验仍然有许多可以完善和改进的部分，感谢老师和学长的指导！