

$$\therefore p_{KL} \geq 0$$

$$\therefore L(\phi, \theta) \leq \log p(x).$$

目标是  $\max p(x)$ , 可以  $\max L(\phi, \theta)$

$$L(\phi, \theta) = \int_{\mathbf{z}} q_{\phi}(\mathbf{z}|\mathbf{x}) \log \frac{p_{\theta}(\mathbf{x}, \mathbf{z})}{q_{\phi}(\mathbf{z}|\mathbf{x})}$$

$$= \int_{\mathbf{z}} q_{\phi}(\mathbf{z}|\mathbf{x}) \log \frac{p(\mathbf{z}) p_{\theta}(\mathbf{x}|\mathbf{z})}{q_{\phi}(\mathbf{z}|\mathbf{x})}$$

$$= \int_{\mathbf{z}} q_{\phi}(\mathbf{z}|\mathbf{x}) \log \frac{p(\mathbf{z})}{q_{\phi}(\mathbf{z}|\mathbf{x})} + \int_{\mathbf{z}} q_{\phi}(\mathbf{z}|\mathbf{x}) \log p_{\theta}(\mathbf{x}|\mathbf{z})$$

KL 散度

重建误差项

$$= -D_{KL}(q_{\phi}(\mathbf{z}|\mathbf{x}) \| p(\mathbf{z})) + \mathbb{E}_{\mathbf{z} \sim q} [\log p_{\theta}(\mathbf{x}|\mathbf{z})]$$

因此使用编码器网络参数化  $q_{\phi}(\mathbf{z}|\mathbf{x})$  函数, 解码器网络参数化  $p_{\theta}(\mathbf{x}|\mathbf{z})$  函数, 通过计算  $q_{\phi}(\mathbf{z}|\mathbf{x})$  与  $p(\mathbf{z})$  之间的 KL 散度, 以及解码器的似然概率, 即可优化  $L(\theta, \phi)$

Reparameterization trick:

解码器的输入采样自  $N(\mu, \sigma^2)$ , 由于采样操作的存在, 导致梯度传播不是连续的

$$\mathbf{z} = \mu + \sigma \epsilon$$

$\mu, \sigma$  由编码器网络产生

$$\epsilon \sim N(0, 1)$$