

ELBO

变分推理的目标是近似**潜在变量 (latent variables)** 在**观测变量 (observed variables)** 下的**条件概率**。

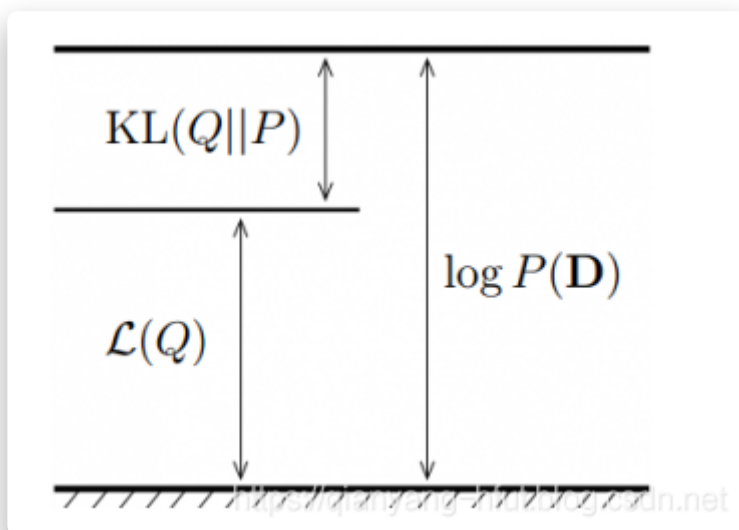
变分推断等价于最小化 KL 散度。

$$q^*(\mathbf{z}) = \arg \min_{q(\mathbf{z}) \in \mathcal{Q}} \text{KL}(q(\mathbf{z}) \| p(\mathbf{z} | \mathbf{x}))$$

其中， $q(z)$ 为近似分布， $p(z|x)$ 为**所要求的后验概率分布**。这里之所以对 $p(z|x)$ 近似，因为其难以计算。KL 散度可以表示为：

$$\text{KL}[Q(x) \| P(x | D)] = \int dx \cdot Q(x) \ln \frac{Q(x)}{P(x | D)}$$

其中， $\ln P(D)$ 为 log 似然， L 为 log 似然的下界。使得 KL 散度最小，相当于最大化 L 。如下为三者之间的关系：



$$\begin{aligned}
D_{\text{KL}}[q(\mathbf{Z})||p(\mathbf{Z} \mid \mathbf{X})] &= \int_q q(\mathbf{Z}) \log \frac{q(\mathbf{Z})}{p(\mathbf{Z} \mid \mathbf{X})} \\
&= \mathbb{E}_{q(\mathbf{Z})} \left[\log \frac{q(\mathbf{Z})}{p(\mathbf{Z} \mid \mathbf{X})} \right] \\
&= \underbrace{\mathbb{E}_{q(\mathbf{Z})}[\log q(\mathbf{Z})] - \mathbb{E}_{q(\mathbf{Z})}[\log p(\mathbf{Z}, \mathbf{X})]}_{-\text{ELBO}(q)} + \log p(\mathbf{X}).
\end{aligned}$$

$$\text{ELBO}(q) := \mathbb{E}_{q(\mathbf{Z})}[\log p(\mathbf{Z}, \mathbf{X})] - \mathbb{E}_{q(\mathbf{Z})}[\log q(\mathbf{Z})]$$

$$\log p(\mathbf{X}) = \text{ELBO}(q) + D_{\text{KL}}[q(\mathbf{Z})||p(\mathbf{Z} \mid \mathbf{X})]$$

$$\log p(\mathbf{X}) \geq \text{ELBO}(q)$$