

# VAE Variational Autoencoder

- **AE** **VAE** **decoder**

# VAE

□□□□(AE)□□□□

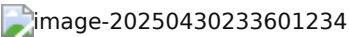
- 00000000000000000000000000000000
- 000000000000000000000000
  - 0000 → 000000 → 000000
- 00000000000000000000
- 00000000000000


## VAE

- VAE
- (latent variable)  $(\mu, \sigma^2)$
- 
- VAE

□□□□

- $P(x)$  离散分布
- $z \sim P(z)$  连续分布,  $P(x)$  离散分布,  $x \sim P(x)$  离散分布
  - $z \sim P(z)$  连续分布,  $z \sim P(z)$  连续分布
- VAE 变分自编码器  $P(x)$ 
  - $P(x) = \int P(z)P(x|z)dz$
  - $z \sim P(z)$  (变分分布  $N(0, I)$ )
  - $z \sim P(z)$  (变分分布  $x \sim P(x)$ )
  - $P(x)$  (变分分布  $P(x)$ )



- **Decoder**  $z \sim p(z)$   $(NN)$   $p(x|z)$   $\mu(z)$   $\sigma(z)$   $z \times \sigma$   $p(x|z)$
- **Encoder**  $x$   $(NN')$   $q(z|x)$   $\mu'(x)$   $\sigma'(x)$   $\sigma' \times \mu'$   $p(z|x)$  

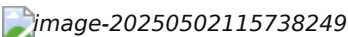
□□□□

## Variational Autoencoder — Variational Autoencoder

**$X$**  **Observed variable**  **$Z$**  **Unobserved variable**

**X**       **Z**

- $P(X|Z)$  and  $P(Z|X)$
- $P(Z|X)$  and  $P(X|Z)$



$P(X,Z)$

$\mathcal{D} = \{(z^{(1)}, x^{(1)}), \dots, (z^{(N)}, x^{(N)})\}$ ,
 $\mathcal{L}(\theta; \mathcal{D}) = \sum_{i=1}^N \ln p_{\theta}(x^{(i)}, z^{(i)})$ 
 $\mathcal{L}(\theta; \mathcal{D}) = \sum_{i=1}^N \ln p_{\theta}(x^{(i)})$

$f(x)$

$f(\mathbb{E}[X]) \geq \mathbb{E}[f(X)]$ 
 $q_{\phi}(z|x)$

$\ln p_{\theta}(x) = \ln \int q_{\phi}(z|x) \frac{p_{\theta}(x,z)}{q_{\phi}(z|x)} \, dz$ 
 $\ln \mathbb{E} \{ q_{\phi}(z|x) \frac{p_{\theta}(x,z)}{q_{\phi}(z|x)} \} \geq \mathbb{E} \{ \ln \frac{p_{\theta}(x,z)}{q_{\phi}(z|x)} \}$ 
 $\ln \mathbb{E} \{ q_{\phi}(z|x) \frac{p_{\theta}(x,z)}{q_{\phi}(z|x)} \} = \ln \int q_{\phi}(z|x) \frac{p_{\theta}(x,z)}{q_{\phi}(z|x)} \, dz = \ln \int p_{\theta}(x,z) \, dz = \ln p_{\theta}(x)$

$p(z|x)$

$\ln p_{\theta}(x,z) = \ln \underbrace{q_{\phi}(z|x)}_{\text{KL}(q_{\phi}(z|x)||p_{\theta}(z|x))} + \underbrace{\ln \frac{p_{\theta}(x,z)}{q_{\phi}(z|x)}}_{\text{KL}(p_{\theta}(x,z)||q_{\phi}(z|x))}$ 
 $\ln p_{\theta}(x,z) = \underbrace{\ln q_{\phi}(z|x)}_{\text{KL}(q_{\phi}(z|x)||p_{\theta}(z|x))} + \underbrace{\ln \frac{p_{\theta}(x,z)}{q_{\phi}(z|x)}}_{\text{KL}(p_{\theta}(x,z)||q_{\phi}(z|x))}$

$p(z)$

$\ln p_{\theta}(x,z) = \ln p(z) + \ln p_{\theta}(x|z)$ 
 $\ln p_{\theta}(x,z) = \ln p(z) + \ln p_{\theta}(x|z)$

$q_{\phi}(z)$ 
 $p_{\theta}(z|x)$ 
 $q_{\phi}(z) = p_{\theta}(z|x)$

1111

符号	含义	数学表示	应用
$p(z)$	先验分布	$N(0, I)$	初始化
$q_{\phi}(z)$	编码器		参数 $\phi$
$p_{\theta}(x)$	生成器		参数 $\theta$
$p_{\theta}(z)$	解码器		参数 $\theta$
$p_{\theta}(x)$	重建分布		VAE

- 

$$\begin{aligned} & \text{VAE } \mu_z \text{ } \sigma_z \text{ } \mu_{\phi}(x) \text{ } \sigma_{\phi}(x) \text{ } \mu_z \text{ } \sigma_z \text{ } \mu_{\phi}(x) \text{ } \sigma_{\phi}(x) \text{ } \mu_z \text{ } \sigma_z \text{ } \mu_{\phi}(x) \text{ } \sigma_{\phi}(x) \\ & \mu_z \text{ } \sigma_z \text{ } \mu_{\phi}(x) \text{ } \sigma_{\phi}(x) \text{ } \mu_z \text{ } \sigma_z \text{ } \mu_{\phi}(x) \text{ } \sigma_{\phi}(x) \text{ } \mu_z \text{ } \sigma_z \text{ } \mu_{\phi}(x) \text{ } \sigma_{\phi}(x) \\ & \mu_z \text{ } \sigma_z \text{ } \mu_{\phi}(x) \text{ } \sigma_{\phi}(x) \text{ } \mu_z \text{ } \sigma_z \text{ } \mu_{\phi}(x) \text{ } \sigma_{\phi}(x) \text{ } \mu_z \text{ } \sigma_z \text{ } \mu_{\phi}(x) \text{ } \sigma_{\phi}(x) \end{aligned}$$
**KL** -
$$\frac{\partial}{\partial x} \left( \frac{\partial \phi}{\partial x} \right) = \frac{\partial^2 \phi}{\partial x^2}$$

□□□□-□□□

1111

□ □

$$q_{\phi}(x|z)z\mathcal{N}(\mu_z, \Sigma_z)\mathcal{N}(\mathbf{0}, \mathbf{I})$$

$\epsilon \sim \mathcal{N}(0, I)$   

$$\begin{aligned} z &= \mu_z + \sqrt{\Sigma_z} \odot \epsilon \\ \mu_{\theta}(x) &+ \sqrt{\Sigma_{\phi}(x)} \odot \epsilon, \epsilon \sim \mathcal{N}(0, I) \end{aligned}$$

$$\mu_{\phi}(x) = \text{encoder}(x) \sqrt{\Sigma_{\phi}(x)}$$

$$\epsilon \odot \sqrt{\Sigma_{\phi}(x)}$$

$$p(x) = \frac{1}{(2\pi)^{n/2} |\Sigma|^{1/2}} \exp\{-\frac{1}{2}(x-\mu)^T \Sigma^{-1}(x-\mu)\}$$

$$p_{\theta}(x|z) = \frac{1}{(2\pi)^{n/2} |\Sigma|^{1/2}} \exp\{-\frac{1}{2}(x-\mu)^T \Sigma^{-1}(x-\mu)\}$$

$$\propto \exp\{-\frac{1}{2}(x-\mu_x)^T (x-\mu_x)\} \propto \exp\{-\frac{1}{2}(x-\text{decoder}(z))^T (x-\text{decoder}(z))\}$$

$$\text{ELBO} = \mathbb{E}_q[\log p_{\theta}(x|z)] - \mathbb{E}_q[KL(q(\phi(z|x)||p(z)))] \propto \frac{1}{L} \sum_{l=1}^L [\ln p_{\theta}(x|z^l)] - KL(\mathcal{N}(\mu_z, \Sigma_z) || \mathcal{N}(0, I)) \propto \frac{1}{L} \sum_{l=1}^L [-\frac{1}{2}(x-\mu_x)^T (x-\mu_x)] - \frac{1}{2}(\text{tr}(\Sigma_z) + \mu_z^T \mu_z - k \log \det(\Sigma_z))$$

$$\mu_x = \mu_{\theta}(z^l) = \text{decoder}(z^l) \quad z^l = \mu_z + \sqrt{\Sigma_z} \odot \epsilon, \epsilon \sim \mathcal{N}(0, I)$$

$$\mu_z = \mu_{\phi}(x) = \text{encoder}(x)$$

$$\Sigma_{\phi}(x) = \text{encoder}(x) \Sigma_z$$

$$\frac{1}{L} \sum_{l=1}^L [\ln p_{\theta}(x|z^l)] - \frac{1}{L} \sum_{l=1}^L [\ln p_{\theta}(x|z^l)] - KL(\mathcal{N}(\mu_z, \Sigma_z) || \mathcal{N}(0, I))$$

$$p(x) = \frac{1}{(2\pi)^{n/2} |\Sigma|^{1/2}} \exp\{-\frac{1}{2}(x-\mu)^T \Sigma^{-1}(x-\mu)\}$$

$$p_{\theta}(x|z) = \frac{1}{(2\pi)^{n/2} |\Sigma|^{1/2}} \exp\{-\frac{1}{2}(x-\mu)^T \Sigma^{-1}(x-\mu)\}$$

$$\propto \exp\{-\frac{1}{2}(x-\mu_x)^T (x-\mu_x)\} \propto \exp\{-\frac{1}{2}(x-\text{decoder}(z))^T (x-\text{decoder}(z))\}$$

$$\text{ELBO} = \mathbb{E}_q[\log p_{\theta}(x|z)] - \mathbb{E}_q[KL(q(\phi(z|x)||p(z)))] \propto \frac{1}{L} \sum_{l=1}^L [\ln p_{\theta}(x|z^l)] - KL(\mathcal{N}(\mu_z, \Sigma_z) || \mathcal{N}(0, I)) \propto \frac{1}{L} \sum_{l=1}^L [-\frac{1}{2}(x-\mu_x)^T (x-\mu_x)] - \frac{1}{2}(\text{tr}(\Sigma_z) + \mu_z^T \mu_z - k \log \det(\Sigma_z))$$

$$\mu_x = \mu_{\theta}(z^l) = \text{decoder}(z^l) \quad z^l = \mu_z + \sqrt{\Sigma_z} \odot \epsilon, \epsilon \sim \mathcal{N}(0, I)$$

$$\mu_z = \mu_{\phi}(x) = \text{encoder}(x)$$

$$\Sigma_{\phi}(x) = \text{encoder}(x) \Sigma_z$$

$$\frac{1}{L} \sum_{l=1}^L [\ln p_{\theta}(x|z^l)] - \frac{1}{L} \sum_{l=1}^L [\ln p_{\theta}(x|z^l)] - KL(\mathcal{N}(\mu_z, \Sigma_z) || \mathcal{N}(0, I))$$

$$\begin{aligned} & \text{encoder}(x) \sqrt{\Sigma_{\phi}(x)} \\ & \text{encoder}(x) \sqrt{\Sigma_{\phi}(x)} \\ & \text{encoder}(x) \sqrt{\Sigma_{\phi}(x)} \end{aligned}$$

- $\text{encoder}(x) \sqrt{\Sigma_{\phi}(x)}$
- $\text{encoder}(x) \sqrt{\Sigma_{\phi}(x)}$ 
  - $\text{encoder}(x) \sqrt{\Sigma_{\phi}(x)}$
- $\text{encoder}(x) \sqrt{\Sigma_{\phi}(x)}$ 
  - $\text{encoder}(x) \sqrt{\Sigma_{\phi}(x)}$

$$\mathbb{E}_q[\log p_{\theta}(x|z)] - \mathbb{E}_q[KL(q(\phi(z|x)||p(z)))] \propto \frac{1}{L} \sum_{l=1}^L [\ln p_{\theta}(x|z^l)] - KL(\mathcal{N}(\mu_z, \Sigma_z) || \mathcal{N}(0, I))$$

$$\begin{aligned} & \text{encoder}(x) \sqrt{\Sigma_{\phi}(x)} \\ & \text{encoder}(x) \sqrt{\Sigma_{\phi}(x)} \\ & \text{encoder}(x) \sqrt{\Sigma_{\phi}(x)} \end{aligned}$$

1.  $\text{encoder}(x) \sqrt{\Sigma_{\phi}(x)}$
2.  $\text{encoder}(x) \sqrt{\Sigma_{\phi}(x)}$
3.  $\text{encoder}(x) \sqrt{\Sigma_{\phi}(x)}$
4.  $\text{encoder}(x) \sqrt{\Sigma_{\phi}(x)}$
5.  $\text{encoder}(x) \sqrt{\Sigma_{\phi}(x)}$
6.  $\text{encoder}(x) \sqrt{\Sigma_{\phi}(x)}$
7.  $\text{encoder}(x) \sqrt{\Sigma_{\phi}(x)}$

## **AE** Auto-encoder

$$\text{encoder}(x) \sqrt{\Sigma_{\phi}(x)}$$

1. 在输入层，我们使用一个大小为 100 的嵌入层来将输入文本转换为向量表示。

2. 在隐藏层，我们使用一个大小为 200 的 LSTM 层来处理输入序列。

3. 在输出层，我们使用一个大小为 100 的 LSTM 层来生成输出序列。

4. 在训练过程中，我们使用交叉熵损失函数来衡量模型的性能。

5. 在测试过程中，我们使用准确率来评估模型的性能。

1. 编码器 **Encoder** 部分
- 将输入文本转换为嵌入表示 (Embedding)
  - 使用 LSTM 处理输入序列
  - 生成隐藏状态 (Hidden State)

2. 潜在空间 **Latent Space** 部分
- 从隐藏状态中提取潜在表示
  - 使用潜在表示生成输出序列
  - 使用潜在表示进行解码

3. 解码器 **Decoder** 部分
- 使用 LSTM 生成输出序列
  - 使用潜在表示进行解码
  - 生成输出文本

4. 在训练过程中，我们使用交叉熵损失函数来衡量模型的性能。

1. 输入层使用大小为 100 的嵌入层
2. 隐藏层使用大小为 200 的 LSTM 层
3. 输出层使用大小为 100 的 LSTM 层
4. 在训练过程中，我们使用交叉熵损失函数来衡量模型的性能
5. 在测试过程中，我们使用准确率来评估模型的性能

6. 在训练过程中，我们使用交叉熵损失函数来衡量模型的性能。

- 输入层
- 隐藏层
- 输出层
- 潜在空间
- 解码器