

编码器：分析输入序列

解码器：生成输出序列

编码器：从“旧特征”表示（通过选择或提取）生成“新特征”表示的过程，并对相反过程进行解码。

降维可以解释为数据压缩，其中编码器压缩数据（从初始空间到编码空间，也称为潜在空间），而解码器解压缩它们

降维方法的主要目的是在给定系列中找到最佳的编码器/解码器对

- PCA 和 AutoEncoders 都是非概率的方法，它们分别有一种对应的概率形式叫做概率 PCA (Probabilistic PCA) 和变分自编码器 (Variational AE, VAE)。

AE自动编码器

用神经网络进行降维，将编码器和解码器设置为神经网络，并使用迭代优化过程学习最佳编码-解码

每次迭代中，我们都会向自动编码器架构（编码器后跟解码器）提供一些数据，我们将编码解码的输出与初始数据进行比较，并通过架构反向传播错误以更新网络的权重

线性自动编码器是简单的线性变换，可以表示为矩阵。像PCA一样，寻找最佳的线性子空间来投影数据

架构越复杂，自动编码器就越能进行高维化，同时保持较低的重建损耗。但

没有重建损失的重要降维通常伴随着代价：潜在空间中缺乏可解释和可利用的结构（缺乏规律性）

将数据结构信息的主要部分保留在降维表示中

因此必须根据降维的最终目的仔细控制和调整潜在空间的尺寸和自动编码器的“深度”（定义压缩的程度和质量）。

VAE变分自适应编码器

是自动编码器的正则化版本，使生成过程成为可能

可以通过解码从潜在空间随机采样的点来生成新数据。生成的数据的质量和相关性取决于潜在空间的规律性

变分推断等价于最小化KL散度

ELBO，全称为 Evidence Lower Bound，即证据下界。这里的证据指数据或可观测变量的概率密度
最大化ELBO，等价于最小化KL项并最大化reconstruction项

(1)

当变分分布和后验分布几乎相同时，KL散度为0

$$KL(Q_{\varphi}(Z|X)||P_{\theta}(Z|X)) = 0$$

此时得出证据下界ELBO

$$ELBO = E(\log(P_{\theta}(Z|X)) - \log(Q_{\varphi}(Z|X)))$$

(2)

ELBO的上界是 $\log(P_{\theta}(Z|X))$ ，优化 φ 可以让ELBO尽可能的靠近上界，即变分分布和后验分布几乎相同，也就达到了“最大似然”