

KL散度 (或称为相对熵), 公式如下:

$$KL(P||Q) = \sum P(x) \log \frac{P(x)}{Q(x)}$$

$$KL(P||Q) = \int P(x) \log \frac{P(x)}{Q(x)} dx \quad \rightarrow \text{在 GAN 和 NLP 中应用广泛.}$$

注: KL散度不具有交换性
一阶相似性: JS散度作为KL散度的变形, 具有交换性

$$\text{LINE 算法中 } p(i,j) = \frac{1}{1 + e^{-u_i^T u_j}} = \sigma(u_i^T u_j)$$

$$q(i,j) = \frac{w_{ij}}{\sum w}$$

$$\text{minimize } KL(p||q) = \sum p \log \frac{p}{q} \propto \sum w_{ij} \log p(i,j)$$

二阶相似性:

u : 顶点, 本身的 Rep u' : 顶点, 作为其他节点邻居时的 Rep

条件概率 p_2 : 在给定节点 u_i 时, 产生节点 u_j 的概率

$$p_2(u_j | u_i) = \frac{\exp(u_j^T u_i)}{\sum_{k=1}^N \exp(u_k^T u_i)}$$

$$O_2 = \sum_{i \in V} \frac{\lambda_i}{d_i} \alpha(\hat{p}_2(\cdot | u_i) p_2(\cdot | u_i))$$

控制节点重要性的因子. 这里定义 $\lambda_i = \sum_{k \in N^+(i)} w_{ik} = d_i$

KL散度

$$\hat{p}_2(u_j | u_i) = \frac{w_{ij}}{d_i}$$

$$\text{得到 } O_2 = - \sum_{(i,j) \in E} w_{ij} \log p_2(u_j | u_i)$$

见论文

