

## 4.4相对熵

### 熵

熵在物理中表示的是一个系统的混乱程度

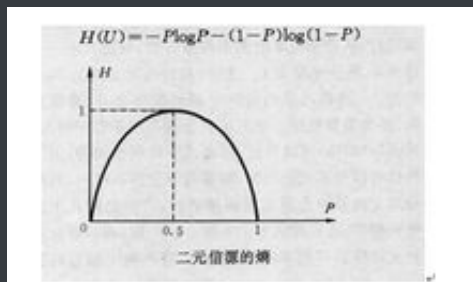
### 信息熵

表示的是某个概率分布的不确定程度

e.g. 当一个概率分布的概率为99%则她的不确定性就越小，相应的信息熵越小

当这个事件发生的概率为50%时她的不确定性就大，则相应的信息熵就更大

信息熵的值域  $(0, 1)$



### 公式

*The entropy  $H(P)$  of a distribution  $P(X)$*

$$H(P) = - \sum_{x \in X} P(x) \log_b P(x)$$

其中 $x$ 表示随机变量可能的取值，与 $p(x)$ 表示的是 $x$ 发生的概率  $b$ 是底数一般用2和 $e$

eg.

X	0	1
P(x)	0.4	0.6

$$\begin{aligned} H(P) &= -P(X=0)\log_2 P(X=0) - P(X=1)\log_2 P(X=1) \\ &= -0.4 * \log_2(0.4) - 0.6 * \log_2(0.6) \\ &\approx 0.97 \end{aligned}$$

## 相对熵

### 相对熵是啥

就是如果有两个单独的概率分布P(X)和P(X)，我们用相对熵来衡量这两个分布的差异

### 公式

$$\begin{aligned} D_{KL}(P\|Q) &= \sum_{x \in X} P(x) \log \left( \frac{P(x)}{Q(x)} \right) \\ &= \sum_{x \in X} P(x) \log P(X) - \sum_{x \in X} P(x) \log Q(X) \\ &= -H(P) + H(P, Q) \end{aligned}$$

在机器学习分类任务中，P往往用来表示样本的真实分布，比如[1,0,0]表示当前样本属于第一类。Q用来表示模型所预测的分布，比如[0.7,0.2,0.1]。

### 性质

- (1)  $kl(P\|Q) \geq 0$ ，无最大值
- (2) 不对称  $KL(P\|Q) \neq KL(Q\|P)$
- (3) 不满足三角不等式
- (4) DKL的值越小，表示q分布和p分布越接近

(2)的计算过程

X	0	1	2
P(x)	0.36	0.48	0.16
Q(x)	0.333	0.333	0.333

$$\begin{aligned}D_{KL}(P\|Q) &= \sum_{x \in X} P(x) \ln \left( \frac{P(x)}{Q(x)} \right) \\&= 0.36 \ln \left( \frac{0.36}{0.333} \right) + 0.48 \ln \left( \frac{0.48}{0.333} \right) + 0.16 \ln \left( \frac{0.16}{0.333} \right) \\&= 0.0852996\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}D_{KL}(Q\|P) &= \sum_{x \in X} Q(x) \ln \left( \frac{Q(x)}{P(x)} \right) \\&= 0.33 \ln \left( \frac{0.333}{0.36} \right) + 0.333 \ln \left( \frac{0.333}{0.48} \right) + 0.33 \ln \left( \frac{0.333}{0.16} \right) \\&= 0.097455\end{aligned}$$

python中kl散度咋弄

```
import numpy as np
import scipy.stats

p=np.asarray([0.65,0.25,0.07,0.03])
q=np.array([0.6,0.25,0.1,0.05])

#方法一：根据公式求解
kl1=np.sum(p*np.log(p/q))
print(kl1)

#方法二：调用scipy包求解
kl2=scipy.stats.entropy(p, q)
print(kl2)
```