# 1.1标量

标量是什么:标量就是"无向量"。有些数值只具有数值大小,而没有方向之分,而且标量的正负只代表 大小不代表方向。

e g.温度: -1, 1

电阻: 10, 100

标量的运算法则: 遵循代数法则

标量在python中昨表达:

a=1

# 4.4相对熵

#### 熵

熵在物理中表示的是一个系统的混乱程度

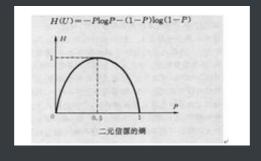
#### 信息熵

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.	<	0	1
	(×)	0.4	0.6

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

#### 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

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

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) >= 0, 无最大值 (2)不对称 KL(P||Q) != 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

$$D_{KL}(P||Q) = \sum_{x \in X} P(x) \ln\left(\frac{P(x)}{Q(x)}\right)$$

$$= 0.36 \ln\left(\frac{0.36}{0.333}\right) + 0.48 \ln\left(\frac{0.48}{0.333}\right) + 0.16 \ln\left(\frac{0.16}{0.333}\right)$$

$$= 0.0852996$$

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

### 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)