交叉熵 相对熵 (KL散度/互熵)



Arya鑫 (/u/1d11532897bb) (+ 关注) 2017.08.03 11:36* 字数 723 阅读 488 评论 0 喜欢 4

(/u/1d11532897bb)

香农熵

熵考察(香农熵)的是单个的信息(分布)的期望:反映了一个系统的无序化(有序 化)程度,一个系统越有序,信息熵就越低,反之就越高。

$$H(p) = -\sum_{i=1}^{n} p(x_i) \log p(x_i)$$

交叉熵

交叉熵考察的是两个的信息(分布)的期望:

交叉熵和熵,相当于,协方差和方差

$$H(p,q) = -\sum_{i=1}^{n} p(x_i) \log q(x_i)$$

相对熵

相对熵考察两个信息 (分布) 之间的不相似性:

所谓相对,自然在两个随机变量之间。又称互熵,Kullback-Leibler divergence(K-L 散度) 等。设p(x)和q(x)是X取值的两个概率分布,则p对q的相对熵为:

$$KL(p||q) = -\sum_{x} p(x) \log \frac{q(x)}{p(x)}$$

在一定程度上,**熵可以度量两个随机变量的距离**。KL 散度是两个概率分布 P 和 Q 差别 的**非对称性的度量**。KL 散度是用来度量使用基于 Q 的编码来编码来自 P 的样本平均所 需的额外的位元数。





&

典型情况下,**P 表示数据的真实分布**,Q 表示数据的**理论分布**,模型分布,或 P 的近似分布。

相对熵的性质,相对熵 (KL散度)有两个主要的性质。如下

(1) 尽管 KL 散度从直观上是个度量或距离函数,但它并不是一个真正的度量或者距离,因为它**不具有对称性**,即

$$D(p||q) \neq D(q||p)$$

(2) 相对熵的值为非负值,即

$$D(p||q) \ge 0$$

三者之间的关系:

$$H(p,q) = -\sum_{x} p(x) \log q(x)$$

$$= -\sum_{x} p(x) \log p(x) - \sum_{x} p(x) \log \frac{q(x)}{p(x)}$$

$$= H(p) + KL(p||q)$$

简森不等式与 KL散度:

$$KL(p||q) = -\int p(x) \ln \frac{q(x)}{p(x)} dx$$

因为-Inx是凸函数,所以满足,凸函数的简森不等式的性质:

$$f(\mathbb{E}) \leq \mathbb{E}(f)$$

这里我们令f(·)=-lnx,则其是关于x的凸函数,因此:

E(f()) > f(E)

也即 KL 散度恒大于等于 0;

联合熵

联合熵: (X,Y) 在一起时的不确定性度量

$$H(X,Y) = -\sum_{x,y} p(x,y) lnp(x,y)$$

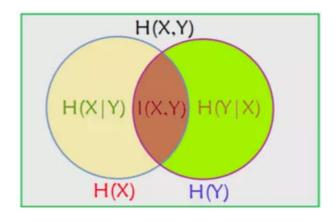
条件熵

条件熵: X确定时, Y的不确定性度量

在X发生是前提下,Y发生新带来的熵。

$$H(X,Y)-H(X)=-\textstyle\sum_{x,y}p(x,y)lnp(y|x)$$

联系:



?

如果是回归问题的,使用平方损失函数。分类问题建议使用交叉熵损失,用平方损失会出现如下问题:在误差较大时,损失函数比较平坦,更新较慢,还会出现梯度为0的情况,期望的情况是训练完成时,到达某个极值点,这时梯度为0,所以就没办法判断训练是否完成了。交叉熵损失就不会出现这种情况,在远离目标的时候,曲线比较陡峭。





&

来源: http://blog.csdn.net/lanchunhui/article/details/50970625

http://blog.csdn.net/lanchunhui/article/details/53365438

http://blog.csdn.net/lanchunhui/article/details/51277608

http://www.cnblogs.com/little-YTMM/p/5582271.html

小礼物走一走,来简书关注我

赞赏支持

评论

写下你的评论...

智慧如你,不想发表一点想法咩~

+