

概率论与数理统计笔记

Yu Yang

Wed Nov 6 17:53:20 2013

Contents

1	概率论	1
1.1	事件的概率	1
1.1.1	古典概率	1
1.1.2	概率的公理化定义	1
1.1.3	事件	1
1.1.4	基本事件 (简单事件)	1
1.1.5	互斥事件	2
1.1.6	对立事件	2
1.1.7	事件的和 (补集), 积 (交集) 与差	2
1.1.8	加法定律	2
1.1.9	条件概率 (后验概率)	2
1.1.10	独立事件与乘法定律	2
1.1.11	全概率公式与贝叶斯公式	3
1.2	随机变量的概率	3
1.2.1	随机变量	3
1.2.2	离散性随机变量	3

1 概率论

1.1 事件的概率

1.1.1 古典概率

全部试验结果已知并且等可能的情况下才可以应用古典概率, 古典概率一般是使用排列组合来求解

1.1.2 概率的公理化定义

所有的试验结果定义一个全集 Ω , 任何定义于该集合上的事件都是它的子集

1.1.3 事件

一个事件可以看作是实验或者观察的一个结果:

1. 必须建立在一个明确的试验的基础上
2. 这个试验的所有可能的结果已知 (每一个可能的结果叫一个基本事件或简单事件)
3. 事件明确的界定这些结果中的一部分。

如果规定事件 E 为掷骰子掷出偶数点, 那么它就符合上面的三点要求

1.1.4 基本事件 (简单事件)

如果只包含结果集中的一种结果的话, 那么这个时间可以称为基本事件, 比如掷骰子掷出 1 点就是一个基本时间

1.1.5 互斥事件

如果两个事件不可能同时发生, 那么他们就是互斥事件, 表现在集合上就是两个集合无交集互斥事件有一个发生的概率: $P(A+B) = P(A) + P(B)$ (用集合很好理解)

1.1.6 对立事件

是互斥事件的特例, 表现在集合上两个集合互为补集、

1.1.7 事件的和 (补集), 积 (交集) 与差

都可以从集合的角度理解, 分别是补集, 交集和差集, 记住这只是事件本身的运算, 不是事件的概率的运算

1. 和 若有两个事件 A 与 B $C = \{A, B \text{ 至少有一个发生}\}$, 那么 C 就是 A, B 的和, 记作: $C = A+B$
2. 积 若有两个事件 A 与 B $C = \{A, B \text{ 至少有一个发生}\}$, 那么 C 就是 A, B 的积, 记作: $C = AB$
3. 差 若有两个事件 A 与 B $C = \{A \text{ 发生但是 B 不发生}\}$, 那么 C 就是 A 与 B 的差, 记作: $C = A-B$

1.1.8 加法定律

对于 n 个互斥事件 A_1, A_2, \dots, A_n $P(A_1 + A_2 + \dots + A_n) = P(A_1) + P(A_2) + \dots + P(A_n)$

1.1.9 条件概率 (后验概率)

有两个事件 A 与 B , 在确定 B 发生的条件下, A 发生的概率 (也就是 A 的条件概率, 也称为 A 的后验概率) $P(A|B) = P(AB)/P(B)$

可以从集合的角度理解, 如果已知 B 发生这个条件, 那么要 A 发生显然只能是 A 与 B 的交集部分 千万不要把条件概率与事件的积混同

1.1.10 独立事件与乘法定律

如果事件 B 发生对事件 A 发生的概率无影响, 那么 A, B 就是独立事件。 $P(A|B) = P(AB) / P(B) \implies$ 这个是条件概率的定义 $P(AB) = P(A) P(B) \implies$ 乘法定律, 独立事件积的概率等于各独立事件概率的积乘法定律的推论: $P(A \text{ 负}) / P(B \text{ 负}) = P(A)$

如果 A, B 是独立事件, 那么 $P(A|B)=P(AB)/P(B)=P(A)$, 也就是 $P(AB)=P(A)P(B)$ 特别注意独立事件表现在集合上, 两个集合是有交集的, 独立事件的本质是: A 在 B 发生的前提下的条件概率等于 A 的本来概率, 也就是 B 的发生对 A 的发生概率没有影响。在实际应用中并不经常使用 $P(AB) = P(A) P(B)$ 来验证是否是独立事件, 而是根据常识来进行判断两个事件是否有关联

1.1.11 全概率公式与贝叶斯公式

B_1, B_2, \dots, B_n 是一个完备事件群, 也就是说它们的和事件是必然事件且两两互斥, 也就是和事件的概率为 1. 已知 $B_1 + B_2 + \dots + B_n = \Omega$ (样本空间) 那么 $A = A(B_1 + B_2 + \dots + B_n)$ $P(A)=P(AB_1)+P(AB_2)+\dots+P(AB_n)$ $P(A) = P(B_1)P(A|B_1) + P(B_2)P(A|B_2) + \dots + P(B_n)P(A|B_n) \implies$ 全概率公式

全概率公式可以这样 B_1, B_2, \dots, B_n 都是导致 A 发生的途径, 先计算 A 在以上各途径发生的条件概率, 然后在加权平均 (也就是乘以 B_n 的概率)

$P(B|A)=P(AB)/P(A)$ 而 $P(AB)=P(A|B)P(B)$ 所以 $P(B|A)=P(A|B)*P(B)/P(A) \implies$ 贝叶斯公式

1.2 随机变量的概率

1.2.1 随机变量

和函数中自变量的含义类似, 随机变量可以取不同的值, 而随机变量能取的所有值也会组成一个全集 Ω , 与古典概率不同的是每一个值对应的概率可以是不同的, 而古典概率中全集 Ω 中每一个元素对应一个基本事件, 而每个基本事件的概率是均等的. 随机变量分为离散性随机变量和连续性随机变量

1.2.2 离散性随机变量

1. 概率函数 $f(x) = x$ 这点的概率
2. 概率分布函数 $F(x) =$ 所有小于等于 x 的变量的和
3. 离散性随机变量的几个分布
 - (a) 二项分布: 放回抽样, 如果事件 A 在一次试验中发生的概率为 p , 把这个试验独立的重复 n 次, 以 X 记 A 在这 n 次试验中发生的次数, 那么有下式

$$P(X = i) = b(i, n, p) = C_n^i p^i (1 - p)^{n-i} \quad (1)$$

记号为 $B(n, p)$

- (b) 泊松分布 (Poisson distribution): 很重要的离散性分布, 一般出现在表示一定时间或者空间内出现的事件个数这种场合, 它可以看作是二项分布极限得到的, 当二项分布的 np 不太大时, 可以近似为泊松分布

$$P(X = i) = \frac{e^{-\lambda} \lambda^i}{i!} \quad (2)$$

很显然 $P(x=1)+P(x=2)+P(x=3)+\dots = 1$, 证明过程如下: 使用泰勒级数展开 e^x , 可得:

$$e^x = \sum_{i=0}^{\infty} \frac{x^i}{i!} \quad (3)$$

两相比较是明显的倒数关系.

下面来说明泊松分布与二项分布的关系, 以及泊松分布的推导过程: 对于二项分布, 如果它的试验次数 n 很大, 同时概率 p 又很小, 但是 $\lambda=np$ 适中, 于是 $p=\lambda/n$, 根据二项分布:

$$P(X = i) = C_n^i \frac{\lambda^i}{n} \left(1 - \frac{\lambda}{n}\right)^{n-i} \quad (4)$$

因为

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \frac{A_n^i}{n^i} = 1 \quad (5)$$

所以

$$C_n^i \frac{\lambda^i}{n} = \frac{A_n^i}{n^i} \frac{\lambda^i}{i!} = \frac{\lambda^i}{i!} \quad (6)$$

因为

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \left(1 + \frac{1}{n}\right)^n = e \quad (7)$$

所以

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \left(1 - \frac{\lambda}{n}\right)^n = \lim_{n \rightarrow \infty} \left(1 + \frac{1}{-\frac{n}{\lambda}}\right)^{-\frac{n}{\lambda}(-\lambda)} = e^{-\lambda} \quad (8)$$

$$\left(1 - \frac{\lambda}{n}\right)^{n-i} = e^{-\lambda} \quad (9)$$

所以

$$P(X = i) = e^{-\lambda} \frac{\lambda^i}{i!} \quad (10)$$

If $P(X=i) = e^{-\lambda} \frac{\lambda^i}{i!}$

(c) 超几何分布: 不放回抽样,

$$P(X = m) = \frac{C_M^m C_{N-M}^{n-m}}{C_N^n} \quad (11)$$

(d) 负二项分布:

4. 连续性随机变量的几个分布

(a) 正态分布 [Normal distribution](高斯分布 [Gaussian distribution])

$$f(x) = (\sqrt{2\pi}\delta)^{-1} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\delta^2}}, \quad -\infty < x < \infty \quad (12)$$