

概率复习





## §1 随机变量

**定义1.1** 设 $\Omega$  是一个非空集合, $\mathcal{F}$ 是 $\Omega$  中的子集类,如果满足:

- $(1) \emptyset, \Omega \in \mathcal{F};$
- (2)(关于取补封闭): 若 $A \in \mathcal{F}$ , 则 $A^c \in \mathcal{F}$ ;
- (3)(关于可列并封闭):若 $A_1, A_2, \dots \in \mathcal{F}$ , 则 $\bigcup_{i=1}^{\infty} A_i \in \mathcal{F}$ , 则称 $\mathcal{F}$ 是 $\Omega$  上 $\sigma$ -代数, 称 $(\Omega, \mathcal{F})$  为 可测空间。



设 $\mathbb{P}$ :  $\mathcal{F}$  → [0, 1], 如果满足:

- (a)  $\mathbb{P}(\Omega) = 1$ ,

$$\mathbb{P}(\bigcup_{i=1}^{\infty} A_i) = \sum_{i=1}^{\infty} \mathbb{P}(A_i),$$

则称 $\mathbb{P}$  是 $(\Omega, \mathcal{F})$  上的概率测度。

此时称( $\Omega, \mathcal{F}, \mathbb{P}$ ) 为 概率空间。





## 性质:

- $(1)\Omega$ 上任意多个 $\sigma$ -代数的交仍然是 $\sigma$ -代数.
- (2)若 $\mathcal{H}$ 是 $\Omega$ 中的子集类,则 $\Omega$ 上所有包含 $\mathcal{H}$ 的 $\sigma$ -代数。 的交是包含 $\mathcal{H}$ 的最小 $\sigma$ -代数。

称为由 $\mathcal{H}$ 生成的 $\sigma$ -代数, 记为 $\sigma$ ( $\mathcal{H}$ ).





## A是Ω中非空真子集

例1. 令 $\Omega$ 为样本空间, $A \subset \Omega$ 。定义

$$\mathcal{F} = \{\emptyset, \Omega, A, \bar{A}\}$$

$$P(\emptyset) = 0, \quad P(\Omega) = 1$$

$$P(A) = p$$
,  $P(\bar{A}) = 1 - p$ ,  $0$ 

那么, $(\Omega, \mathcal{F}, P)$ 是概率空间,最简单的非平凡概率空间。





#### 例2. 古典概率模型

$$\Omega = \{\omega_1, \omega_2, \cdots, \omega_N\}, \quad N < \infty$$

$$\mathcal{F}=2^{\Omega}$$

所有子集构成的σ-域

$$P(A) = \frac{|A|}{N}$$

那么, $(\Omega, \mathcal{F}, P)$ 是一个古典概率空间。 等价地,每个基本结果等可能地发生激





例3: 设 $\Omega = (a,b)$ ,

F是由 $\Omega$ 中所有开集生成的 $\sigma$ -代数 令m是 $(\Omega, \mathcal{F})$  上的Lebesgue测度 特別地,对 $(c,d) \subseteq (a,b), m(c,d) = d-c$ 对 $A \in \mathcal{F}$ . 今:

$$P(A) = \frac{m(A)}{b-a}$$

那么,  $(\Omega, \mathcal{F}, P)$ 是一个几何概率空间。





**定义1.2** 设( $\Omega$ ,  $\mathcal{F}$ ) 和( $\Omega'$ ,  $\mathcal{F}'$ ) 是给定的两个可测空间,  $\xi$  是 $\Omega$  到 $\Omega'$ 上的映射。如果对任何 $A \in \mathcal{F}'$  有 $\xi^{-1}(A) \in \mathcal{F}$ , 则称 $\xi$  为可测映射。

特别地, 当 $(\Omega', \mathcal{F}') = (\mathbb{R}, \mathcal{B})$ 时,

称 $\xi$  为**随机变量**(或可测函数), 这里 $\mathcal{B}$ 是 $\mathbb{R}$ 上Borel  $\sigma$ -代数。





定义1.3 设 $\xi:\Omega\to\mathbb{R}$ ,记 $\sigma(\xi)$ 是 $\Omega$ 上使得  $\xi$ 成为随机变量的最小 $\sigma$ -代数。 称为由 $\xi$  生成的 $\sigma$ -代数.

更一般地,设T是一个指标集,对 $i \in T$ ,有 $\xi_i : \Omega \to \mathbb{R}$ 。记  $\sigma(\xi_i; i \in T)$ 

是使得所 有 $\xi_i$  ( $i \in T$ ) 成为随机变量的最小 $\sigma$ -代数。 称为由{ $\xi_i : i \in T$ } 生成的 $\sigma$ -代数,





**例1.1** 班上有6个学生,编号分别为1~6号,其中1~4号是男生,5~6号是女生,1,2,6号戴眼镜,3,4,5号不带眼镜. 任取一名学生,用X表示这个学生的性别(0表示女生,1表示是男生),用Y表示这个学生戴眼镜情况(0表示不戴眼镜,1表示带眼镜).写出概率空间 $(\Omega,\mathcal{F},\mathbb{P})$ 以及 $X,Y,\sigma(X),\sigma(Y),\sigma(X,Y)$ 是





解: 
$$\Omega = \{1, 2, 3, 4, 5, 6\}, \mathcal{F} = 2^{\Omega} = \{A : A \subseteq \Omega\},$$

$$\mathbb{P}(A) = |A|/6$$

$$X(\omega) = \begin{cases} 1, & \omega = 1, 2, 3, 4, \\ 0, & \omega = 5, 6. \end{cases} Y(\omega) = \begin{cases} 1, & \omega = 1, 2, 6, \\ 0, & \omega = 3, 4, 5. \end{cases}$$

$$\sigma(X) = \{\{1, 2, 3, 4\}, \{5, 6\}, \emptyset, \Omega\};$$

$$\sigma(Y) = \{\{1, 2, 6\}, \{3, 4, 5\}, \emptyset, \Omega\};$$

$$\sigma(X,Y) = \sigma\{\{1,2\},\{3,4\},\{5\},\{6\}\} =$$

$$\{\emptyset, \Omega, \{1, 2\}, \{1, 2, 3, 4\}, \{1, 2, 5\}, \{1, 2, 6\}, \{1, 2, 3, 4, 5\}, \{1, 2, 3, 4, 6\}, \{1, 2, 3, 4\}, \{1, 2, 3, 4\}, \{1, 2, 5\}, \{1, 2, 6\}, \{1, 2, 3, 4, 5\}, \{1, 2, 3, 4, 6\}, \{1, 2, 3, 4\}, \{1, 2, 3, 4\}, \{1, 2, 5\}, \{1, 2, 6\}, \{1, 2, 3, 4, 5\}, \{1, 2, 3, 4, 6\}, \{1, 2, 3, 4\},$$

$$\{1, 2, 5, 6\}, \{3, 4\}, \{3, 4, 5\}, \{3, 4, 6\}, \{3, 4, 5, 6\}, \{5\}, \{5, 6\}, \{6\}\}.$$





#### ▶ 数学期望

假设X是一个离散型随机变量,其分布列为

$$X \sim \left(\begin{array}{cccc} x_1 & x_2 & \cdots & x_n \cdots \\ p_1 & p_2 & \cdots & p_n \cdots \end{array}\right)$$

如果

$$\sum_{n=1}^{\infty} |x_n| p_n < \infty$$

那么称X的数学期望存在,记为

$$EX = \sum_{n=1}^{\infty} x_n p_n$$
 斯大数学学院赵敏智





#### 假设X是一个连续型随机变量,其密度函数为p(x)。如果

$$\int_{-\infty}^{\infty} |x| p(x) dx < \infty$$

那么称X的数学期望存在,记为

$$EX = \int_{-\infty}^{\infty} x p(x) dx$$





假设X是一个随机变量,其分布函数为F(x)。如果

$$\int_{-\infty}^{\infty} |x| dF(x) < \infty$$

其中积分为Riemann-Stieltjes积分,那么称X的数学期望存

在, 记为

$$EX = \int_{-\infty}^{\infty} x dF(x)$$





#### â. Riemann-Stieltjes 积分

回忆f关于G(x)的积分

$$\int_{a}^{b} f(x)dG(x)$$

(1) 分割

在[a,b]上插入n-1个分点:  $a = x_0 < x_1 < \cdots < x_n = b$ 

(2) 取点

在每个 $[x_{i-1},x_i]$ 任取一点 $\xi_i$ 

(3) 作和(Riemann-Stieltjes 和)

$$S_n = \sum_{i=1}^n f(\xi_i)(G(x_i) - G(x_{i-1}))$$





#### (4) 求极限

如果存在一个S, 使得对任意划分, 任意取点,

$$\lim_{\max_{i}(x_{i}-x_{i-1})\to 0} S_{n} = S$$

那么称S为函数f在[a,b]上的Riemann-Stieltjes 积分,记作

$$\int_{a}^{b} f(x)dG(x) = S$$

• 什么条件下 $\int_a^b f(x)dG(x)$ 存在呢?



#### • 有界变差函数

假设G是[a,b]上的实值函数。对[a,b]进行分割

$$\Delta: a = x_0 < x_1 < \dots < x_n = b$$

如果

$$\sup_{\Delta} \sum_{i=1}^{n} |G(x_i) - G(x_{i-1})| < \infty$$

那么称G在[a,b]上具有有界变差。

假设G是 $[0,\infty)$ 上的实值函数。如果

$$\sup_{t>0} \sup_{\Delta} \sum_{i=1}^{n} |G(x_i) - G(x_{i-1})| < \infty$$

其中 $\Delta$ 是[0,t]上的分割,

那么称G在 $[0,\infty)$ 上具有有界变差。斯大數學學院赵敏智





- 有界变差函数的性质
- (1) 任何有界变差函数都可以写成两个单调增函数的差;
- (2) 任何有界变差函数都几乎处处可微;
- (3) [a,b]上具有有界导函数的函数是有界变差函数;
- (4) [a, b]上的单调函数是有界变差函数

• 假设f是[a,b]上的连续函数,G是[a,b]上的有界变差函数,那么

$$\int_{a}^{b} f(x)dG(x)$$
 存在





#### 数学期望具有以下基本性质:

- (1) 如果P(X = c) = 1,那么E(X) = c
- (2) 如果 $a \le X \le b$ ,那么 $a \le EX \le b$
- (3) (线性性质) E(aX + b) = aEX + b
- (4) (加法定理) E(X + Y) = EX + EY
- (5) 如果 $X \sim F(x)$ ,  $f: \mathbb{R} \mapsto \mathbb{R}$ 是Borel 可测函数, 那么

$$Ef(X) = \int_{-\infty}^{\infty} f(x)dF(x)$$

(假定上述等式两边存在)





## 数学期望的另一种定义: (两个定义等价)

$$1. E(1_A(\omega)) = P(A), 这里1_A(\omega) = \begin{cases} 1, & \omega \in A \\ 0, & \omega \notin A \end{cases}$$

2. 如
$$\eta = \sum_{i=1}^{n} a_i 1_{A_i}$$
是简单随机变量,则令 $E(\eta) = \sum_{i=1}^{n} a_i P(A_i)$ 

3. 如果X是非负随机变量,则令

$$E(X) = \sup\{E\eta: 0 \le \eta \le X, \eta$$
是简单随机变量}





4. 如果X是随机变量,则 $X = X^{+} - X^{-}$ ,

如果 $E(X^+) < \infty$ ,  $E(X^-) < \infty$ , 则称X的数学期望存在,

且
$$E(X) = E(X^+) - E(X^-)$$
, 这里X<sup>+</sup>= max(X,0),  $X = \max(-X,0)$ 

$$EX = \int X(m) db(m) = \int X db$$





假设 $\mathbb{E}(X^2)<\infty$ 。如果用一个常数c来估计X,那么当c为何值时,均方误差 $\mathbb{E}[(X-c)^2]$ 最小呢?

$$E[(X - c)^{2}] = Var(X) + [\mathbb{E}(X) - c]^{2},$$

所以当且仅当 $c = \mathbb{E}(X)$ 时, $E[(X-c)^2]$ 最小。





## 定理:设 $\{X_n\}$ 是随机变量序列.

1.(单调收敛定理)如果X<sub>n</sub>非负且递增收敛于X<sub>n</sub>

那么
$$\lim_{n\to\infty} E(X_n) = E(X)$$

2. (Fatou引理) 如 $\{X_n\}$ 非负,那么

$$E(\liminf_{n\to\infty} X_n) \le \liminf_{n\to\infty} E(X_n)$$

3.(Lebesgue控制收敛定理)如果 $\lim_{n\to\infty}X_n=X$ ,且存在

非负随机变量 $\eta$ 使得 $E(\eta) < \infty$ ,且对所有n, $|X_n| \le \eta$ ,

则有
$$\lim_{n\to\infty} E(X_n) = E(X)$$





# 例: 设 $\Omega = (0,1)$ , $\mathcal{F}$ 是由 $\Omega$ 中开集生成的 $\sigma$ -代数 P(A) = m(A)

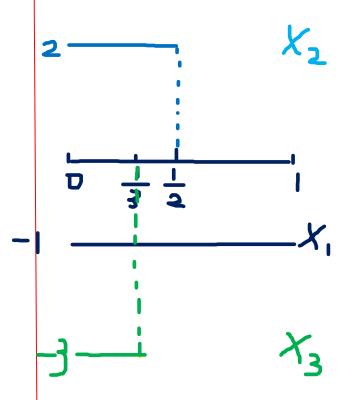
$$Argapla X_n(\omega) = (-1)^n n 1_{(0,1/n)}(\omega)$$

$$= \begin{cases} (-1)^n n, & \exists \omega \in (0, 1/n) \text{时,} \\ 0, & \exists \omega \in [1/n, 1) \text{时,} \end{cases}$$

则对所有
$$\omega \in \Omega$$
,  $\lim_{n \to \infty} X_n(\omega) = X(\omega) = 0$ ,

$$E(X) = 0$$
,  $\Phi E(X_n) = (-1)^n$  极限不存在

即 $E(X_n)$ 并不收敛于E(X)







## Fubini定理: 设对 $a \le t \le b$ , X(t)是随机变量.

如果
$$\int_a^b E(|X(t)|)dt < \infty$$

或对所有 $a \le t \le b, X(t)$ 都非负,

$$\mathbb{M} \quad E[\int_a^b X(t)dt] = \int_a^b E(X(t))dt.$$





例:设
$$\xi \sim U(0,1)$$
, 令 $X$ 

例: 读 
$$\xi \sim U(0,1)$$
,  $\Rightarrow X(t) = \frac{t^2 - \xi^2}{(t^2 + \xi^2)^2}, t \in [0,1]$ 

$$\iint_{0}^{1} X(t)dt = \int_{0}^{1} \frac{t^{2} - \xi^{2}}{(t^{2} + \xi^{2})^{2}} dt = -\frac{t}{t^{2} + \xi^{2}} \left| \frac{1}{0} \right| = -\frac{1}{1 + \xi^{2}}$$

$$E \int_{0}^{1} X(t)dt = \int_{0}^{1} -\frac{1}{1 + x^{2}} dx = -\frac{\pi}{4}$$

$$EX(t) = \int_0^1 \frac{t^2 - x^2}{(t^2 + x^2)^2} dx = \frac{x}{x^2 + t^2} \left| \frac{1}{0} \right| = \frac{1}{1 + t^2}$$

$$\int_0^1 EX(t)dt = \int_0^1 \frac{1}{1+t^2}dt = \frac{\pi}{4} \quad \text{MIE}[\int_0^1 X(t)dt] \neq \int_0^1 E(X(t))dt$$





## 例:设X是一非负随机变量, $\alpha$ 为一正数,

证明 
$$E(X^{\alpha}) = \int_0^{\infty} \alpha t^{\alpha-1} P(X > t) dt.$$

证明: 
$$E(X^{\alpha}) = E(\int_0^X \alpha t^{\alpha-1} dt)$$

$$=E(\int_0^\infty \alpha t^{\alpha-1}1_{\{X>t\}}dt)$$

由于 $\alpha t^{\alpha-1} 1_{\{X>t\}}$ 非负,由Fubini定理,

$$E(X^{\alpha}) = \int_0^{\infty} E(\alpha t^{\alpha - 1} 1_{\{X > t\}}) dt = \int_0^{\infty} \alpha t^{\alpha - 1} P(X > t) dt$$





对于数列,也有类似结论.设 $\{a_{nk}; k \geq 1\}$ 是数列.

定理:1.(单调收敛定理)如果 $a_{nk}$ 非负且递增收敛于 $a_k$ ,

那么
$$\lim_{n\to\infty}\sum_{k=1}^{\infty}a_{nk}=\sum_{k=1}^{\infty}a_k$$

2. (Fatou引理) 如果 $a_{nk}$ 非负,那么

$$\sum_{k=1}^{\infty} \liminf_{n \to \infty} a_{nk} \le \liminf_{n \to \infty} \sum_{k=1}^{\infty} a_{nk}$$



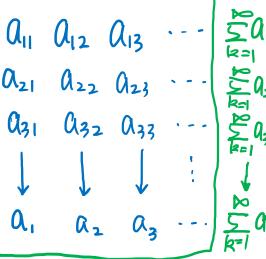


# 3.(Lebesgue控制收敛定理)如果 $\lim_{n\to\infty}a_{nk}=a_k$ ,且存在

非负数列
$$\{b_k; k \geq 1\}$$
使得 $\sum_{k=1}^{\infty} b_k < \infty$ ,

且对所有n,k,有 $|a_{nk}| \leq b_k$ ,

则有 
$$\lim_{n\to\infty}\sum_{k=1}^{\infty}a_{nk}=\sum_{k=1}^{\infty}a_k$$







#### 4. (Fubini定理):

如果
$$\sum_{n=1}^{\infty}\sum_{k=1}^{\infty}|a_{nk}|<\infty$$
,

或对所有 $n, k, 有 a_{nk} \ge 0$ ,

则有 
$$\sum_{n=1}^{\infty} \sum_{k=1}^{\infty} a_{nk} = \sum_{k=1}^{\infty} \sum_{n=1}^{\infty} a_{nk}$$

$$Q_{11}$$
  $Q_{12}$   $Q_{13}$  ...  $Q_{21}$   $Q_{22}$   $Q_{23}$  ...  $Q_{31}$   $Q_{32}$   $Q_{33}$  ...  $Q_{33}$  ...

行大数学学院赵敏智 30





$$\text{NI}\lim_{n\to\infty}a_{nk}=0=a_k,$$

但 
$$\lim_{n \to \infty} \sum_{k=1}^{\infty} a_{nk} = 1 \neq 0 = \sum_{k=1}^{\infty} a_k$$

浙大数学学院赵敏智 31





例:设
$$a_{nk} = \begin{cases} 1, & 若n=k, & 1 & 0 & 0 & 0 & \cdots \\ -1, & \vec{A}k = n-1, & 0 & -1 & 0 & 0 & \cdots \\ 0, & 其他, & 0 & -1 & 1 & 0 & \cdots \end{cases}$$

$$\sum_{n=1}^{\infty} \sum_{k=1}^{\infty} a_{nk} = 1 + 0 + 0 + \dots = 1$$

$$\sum_{k=1}^{\infty} \sum_{n=1}^{\infty} a_{nk} = 0 + 0 + 0 + \dots = 0$$

$$\therefore \sum_{n=1}^{\infty} \sum_{k=1}^{\infty} a_{nk} \neq \sum_{k=1}^{\infty} \sum_{n=1}^{\infty} a_{nk}$$

```
\sum_{n=0}^{\infty} \sum_{n=0}^{\infty} a_{nk} = 1 + 0 + 0 + \dots = 1
```

浙大数学学院赵敏智





#### ●特征函数

特征函数对于研究随机变量的分布函数起着重要作用。假设X是一个随机变量,具有分布函数F(x)。定义

$$\phi(t) = Ee^{itX} = \int_{-\infty}^{\infty} e^{itx} dF(x), \quad t \in \mathbb{R}$$

 $\pi \phi(t)$ 为X的特征函数。这里  $e^{itX} = \iota_{St} + i SitX$ . 任何随机变量的特征函数总是存在的。





#### 特征函数具有下列基本性质:

- $(1) \phi(0) = 1;$
- $(2) |\phi(t)| \leq 1;$
- $(3) \phi(t)$  在 $\mathbb{R}$ 上一致连续;
- $(4) \phi(t)$ 是非负定的,即对任意实数 $t_1, t_2, \dots, t_m$ 和复数 $z_1, z_2, \dots, z_m$ ,

$$\sum_{i,j=1}^{n} z_i \bar{z}_j \phi(t_i - t_j) \ge 0$$





(5) 如果X, Y相互独立,那么

$$\phi_{X+Y}(t) = \phi_X(t)\phi_Y(t)$$

唯一性定理:分布函数和特征函数相互唯一确定。





## 2. 随机变量序列收敛

依概率收敛

依分布收敛

几乎处处收敛

均方收敛





#### 1. 依概率收敛

假设 $(\Omega, \mathcal{F}, P)$ 是概率空间, $X, X_n, n \ge 1$ 是一列随机变量。 如果对任意 $\varepsilon > 0$ 

$$P(\omega: |X_n(\omega) - X(\omega)| > \varepsilon) \to 0$$

那么称 $X_n$ 依概率收敛到X,记作 $X_n \stackrel{P}{\longrightarrow} X$ 。依概率收敛的基本性质:

(1) 如果 $X_n \xrightarrow{P} X$ , $X_n \xrightarrow{P} Y$ ,那么

$$P(X = Y) = 1$$

(2) 如果
$$X_n \xrightarrow{P} X$$
, $X_n - Y_n \xrightarrow{P} 0$ ,那么

$$Y_n \stackrel{P}{\longrightarrow} X_{\text{M}, \text{M}}$$





(3) 如果 $X_n \xrightarrow{P} X$ , $Y_n \xrightarrow{P} Y$ ,那么

$$X_n \pm Y_n \xrightarrow{P} X \pm Y$$

并且

$$X_n \cdot Y_n \xrightarrow{P} X \cdot Y$$

(4) 如果 $X_n \xrightarrow{P} X$ ,  $Y_n \xrightarrow{P} Y$ ,  $Y \neq 0$ , 那么

$$\frac{X_n}{Y_n} \xrightarrow{P} \frac{X}{Y}$$

(5) 如果 $X_n \stackrel{P}{\longrightarrow} X$ ,f是连续函数,那么

$$f(X_n) \xrightarrow{P} f(X)$$





### 2. 依分布收敛

假设F(x),  $F_n(x)$ ,  $n \ge 1$ 是一列分布函数,如果对每一个F的连续点x,都有

$$F_n(x) \to F(x)$$

那么称 $F_n$ 弱收敛到F,记作 $F_n \xrightarrow{w} F$ 。 假设随机变量 $X, X_n$ 分别定义在概率空 间 $(\Omega, \mathcal{F}, P)$ , $(\Omega_n, \mathcal{F}_n, P_n)$ 上, $n \geq 1$ 。如果相应的分布函数 弱收敛,那么称 $X_n$ 依分布收敛到X,记作 $X_n \xrightarrow{d} X$ 。





#### 依分布收敛的基本性质

- (1) 如果 $X_n \stackrel{P}{\longrightarrow} X$ ,那么 $X_n \stackrel{d}{\longrightarrow} X$
- (2) 如果 $X_n \stackrel{d}{\longrightarrow} c$ ,那么 $X_n \stackrel{P}{\longrightarrow} c$
- (3) 如果 $X_n Y_n \xrightarrow{P} 0$ ,并且 $X_n \xrightarrow{d} X$ ,那么 $Y_n \xrightarrow{d} X$
- (4) 如果 $X_n \xrightarrow{d} X$ ,f是连续函数,那么 $f(X_n) \xrightarrow{d} f(X)$





## Levy连续性定理

假设 $X, X_n, n \ge 1$ 是一列随机变量,特征函数分别为 $\phi(t), \phi_n(t)$ 。那么 $X_n \xrightarrow{d} X$  当且仅当对每个 $t, \phi_n(t) \longrightarrow \phi(t)$ 。

假设 $X_n, n \ge 1$ 是一列随机变量,特征函数为 $\phi_n(t)$ 。如果对每个t, $\phi_n(t)$  收敛到某函数 $\phi(t)$ ,并且 $\phi$ 在t = 0处连续,那么 $\phi(t)$ 一定是某随机变量X的特征函数,进而 $X_n \xrightarrow{d} X$ 。





## 3.几乎处处收敛(以本联率)收敛()

假设 $X, X_n, n \ge 1$ 是定义在概率空间 $(\Omega, \mathcal{F}, P)$ 上得一列随机变量,如果存在 $\Omega_0 \in \mathcal{F}$ ,使得

$$P(\Omega_0) = 0$$

并且对任意 $\omega \in \Omega \setminus \Omega_0$ ,

$$X_n(\omega) \longrightarrow X(\omega)$$

那么称 $X_n$ 几乎处处收敛到X,记作 $X_n \longrightarrow X$  a.s.





## 几乎处处收敛的基本性质:

- 1. 如果 $X_n \longrightarrow X$  a.s.,那么 $X_n \stackrel{P}{\longrightarrow} X$ 。
- 2. 如果对任意 $\varepsilon > 0$ ,

$$\sum_{n=1}^{\infty} P(\omega : |X_n(\omega) - X(\omega)| > \varepsilon) < \infty$$

那么 $X_n \longrightarrow X$  a.s.





### 4. 均方收敛

假设 $X, X_n, n \ge 1$ 是一列定义在概率空间 $(\Omega, \mathcal{F}, P)$ 上的随机变量,具有有限r阶矩(r > 0)。如果

$$E|X_n-X|^r\longrightarrow 0$$

那么称 $X_n$  r阶均方收敛到X,记作 $X_n \xrightarrow{L^r} X$ 。如果 $X_n \xrightarrow{L^r} X$ ,那么 $X_n \xrightarrow{P} X$ 。





# 各种收敛关系。

$$\begin{array}{c} X_{n} \xrightarrow{\Gamma} X \\ X_{n} \xrightarrow{} X \\ X_{n} \xrightarrow{$$





# 3. 条件概率和条件期望

设 $(\Omega, \mathcal{F}, \mathbb{P})$ 是一个概率空间,  $A \in \mathcal{F}, \mathbb{LP}(A) > 0$ .

当A发生时事件B发生的条件概率定义为:

$$\mathbb{P}(B|A) = \frac{\mathbb{P}(AB)}{\mathbb{P}(A)}.$$

此时 $(\Omega, \mathcal{F}, \mathbb{P}(\cdot|A))$ 也是一个概率空间。

若X是 $(\Omega, \mathcal{F}, \mathbb{P})$ 上可积的随机变量,定义X在A发生时的条件期望 为X关于条件概率 $\mathbb{P}(\cdot|A)$ 的期望,计为 $\mathbb{E}(X|A)$ .





注意到 $\mathbb{E}(X) = \int_{\Omega} X(\omega) d\mathbb{P}(\omega) \mathbb{E}X$ 在 $\Omega$ 上的加权平均. 而

$$\mathbb{E}(X|A) = \int_{\Omega} X(\omega) \, d\mathbb{P}(\omega|A) = \frac{1}{\mathbb{P}(A)} \int_{A} X(\omega) \, d\mathbb{P}(\omega)$$

是X在A上的加权平均.

性质: (1)

$$\mathbb{E}(X1_A) = \mathbb{E}(X|A)\mathbb{P}(A);$$

(2)若 $A_1, A_2, \cdots$ 是 $\Omega$ 的划分,且 $\mathbb{P}(A_i) > 0$ ,则以下全期望公式成立:

$$\mathbb{E}(X) = \sum_{i} \mathbb{E}(X|A_i)\mathbb{P}(A_i).$$





例:独立重复地抛一枚硬币直至有k次相继出现正面,

计算所抛次数的均值。(设每次出现正面的概率为p)

解:  $\Diamond N_k$ : 所抛次数,T: 首次出现反面时抛的次数

则
$$E(N_k | T = i) =$$
$$\begin{cases} i + E(N_k) & \text{如果} i \leq k, \\ k & \text{如果} i > k, \end{cases}$$

$$\therefore E(N_k) = \sum_{i \ge 1} E(N_k \mid T = i) P(T = i)$$

$$= \sum_{i = 1}^k [i + E(N_k)] p^{i-1} q + k p^k$$
 这里,  $q = 1 - p$ 

解得
$$E(N_k) = \frac{1}{p} + \frac{1}{p^2} \dots + \frac{1}{p^k}$$





设Y是一取值为 $y_1, y_2, \cdots$ 的离散型随机变量,由于E(X|Y=y)

 $\exists y$ 的函数,所以定义给定Y的条件下X的条件期望 $\mathbb{E}(X|Y)$ 

为Y的一个函数,它 在Y = y时的取值是E(X|Y = y),即

$$\mathbb{E}(X|Y) = \sum_{i} \mathbb{E}(X|Y = y_{i}) 1_{\{Y = y_{i}\}} = \begin{cases} \alpha_{i}, & \#_{i} \in \mathcal{Y}_{i} \\ \alpha_{i}, & \#_{i} \in \mathcal{Y}_{i} \end{cases}$$
它是关于 $\sigma(Y)$ 可测的随机变量。

此时全期望公式 $\mathbb{E}(X) = \sum \mathbb{E}(X|Y=y_i)\mathbb{P}(Y=y_i)$ 即

$$\mathbb{E}(X) = \mathbb{E}[\mathbb{E}(X|Y)].$$





**例1.3** 设班级有3名男生,数学成绩分别为70,80,90分,有两名女生成绩分别为80,100分。从班级中任取一人,以X表示该生成绩,Y表示该生性别(0表示男,1表示女). 计算  $\mathbb{E}(X), \mathbb{E}(X|Y)$ .

解: 
$$\mathbb{E}(X) = (70 + 80 + 90 + 80 + 100)/5 = 84,$$
  $\mathbb{E}(X|Y=0) = (70 + 80 + 90)/3 = 80,$   $\mathbb{E}(X|Y=1) = (80 + 100)/2 = 90,$   $\mathbb{E}(X|Y) = \begin{cases} 80, & \text{如果}Y=0;\\ 90, & \text{如果}Y=1. \end{cases}$  确实有 $\mathbb{E}[\mathbb{E}(X|Y)] = 80 \times \frac{3}{5} + 90 \times \frac{2}{5} = 84 = \mathbb{E}(X).$ 





定义 如果X, Y都是随机变量,且X可积,

(1)如果Y离散型,所有取值为 $y_1,y_2,\cdots$ ,则 定义

$$\mathbb{E}(X|Y)(\omega) = \sum_{n=1}^{\infty} \mathbb{E}(X|Y=y_n) 1_{\{Y=y_n\}}(\omega).$$

(2)如果(X,Y)是二维连续型随机变量具有概率密度f(x,y),

并且g(X)是可积的随 机变量,则定义 $\mathbb{E}(g(X)|Y)=h(Y)$ ,这里

$$h(y) = \begin{cases} \int_{-\infty}^{\infty} g(x) f_{X|Y}(x|y) dx, & f_Y(y) > 0; \\ 0, & f_Y(y) = 0. \end{cases}$$





条件期望的性质: (假设下面的随机变量都是可积的。)

(1) 线性性:对常数a,b,c,

$$E(aX + bY + c | Z) = aE(X | Z) + bE(Y | Z) + c$$

- (2) 单调性:如果 $X \leq Y$ ,那么 $E(X \mid Z) \leq E(Y \mid Z)$
- (3) 如果Y = h(X)是X的可测函数,则  $E(Y \mid X) = Y$ .
- (4) 如果Y = h(X)是X的可测函数,则 E(YZ|X) = YE(Z|X).
- (5) 如果X与Y相互独立,则 E(Y|X) = E(Y)
- (6) 全期望公式: E[E(Y|X)] = E(Y).





**例1.4** 设 $(X,Y) \sim N(\mu_1, \mu_2, \sigma_1^2, \sigma_2^2, \rho)$ , 计算 $\mathbb{E}(X|Y)$ .

解: 方法一:

$$Y = y$$
时, $X$  服从 $N(\mu_1 + \rho \sigma_1(y - \mu_2) / \sigma_2, \sigma_1^2(1 - \rho^2)),$ 

所以 
$$\mathbb{E}(X|Y) = \mu_1 + \rho \sigma_1(Y - \mu_2)/\sigma_2$$

方法二:令Z = X - aY, a为一个待定常数, 使得Z与Y独立.

由正态分布性质知, Z与Y独立当且仅当Cov(Z,Y)=0,

即 $a = \rho \sigma_1 / \sigma_2$ . 此时,

$$\mathbb{E}(X|Y) = \mathbb{E}(Z + aY|Y) = \mathbb{E}(Z) + aY$$
$$= \mu_1 + \rho \sigma_1 (Y - \mu_2) / \sigma_2.$$





例: 设 $N \sim B(n, p)$ , 在N = k的条件下X 服从B(k, q),

这里 $0 \le p, q \le 1.$ 求X的分布律.

解: 对 $0 \le m \le n$ ,由全概率公式,

$$P(X = m) = \sum_{k=0}^{n} P(X = m | N = k)P(N = k)$$

$$= \sum_{k=m}^{n} C_k^m q^m (1 - q)^{k-m} C_n^k p^k (1 - p)^{n-k}$$

$$=C_{n}^{m}(pq)^{m}\sum_{k=m}^{n}C_{n-m}^{k-m}[p(1-q)]^{k-m}(1-p)^{n-k}\sum_{k=0}^{n-m}C_{n-m}^{k-m}[p(1-q)]^{k-m}(1-p)^{n-k}$$

$$=C_n^m(pq)^m(1-pq)^{n-m} \qquad \text{if if } B(n,pq)$$





## 另解: 计算X的特征函数:

$$f(t) = E(e^{itX}) = E[E(e^{itX} | N)]$$

$$E(e^{itX} | N=k) = (qe^{it} + 1 - q)^k$$

$$\therefore E(e^{itX} \mid N) = (qe^{it} + 1 - q)^N$$

$$\therefore f(t) = E[(qe^{it} + 1 - q)^N]$$

$$= [p(qe^{it} + 1 - q) + 1 - p]^n = (pqe^{it} + 1 - pq)^n$$

这说明
$$X \sim B(n, pq)$$





## Gamma分布

 $X服从参数为\alpha>0, \beta>0的Gamma分布,$ 

$$X \sim \Gamma(\alpha, \beta) \equiv \operatorname{Gamma}(\alpha, \beta)$$

是指具有下面的概率密度函数:

$$f(x;lpha,eta)=rac{eta^{lpha}x^{lpha-1}e^{-eta x}}{\Gamma(lpha)} \quad ext{ for } x>0 ext{ and } lpha,eta>0$$

这里
$$\Gamma(\alpha) = \int_0^\infty x^{\alpha - 1} e^{-x} dx$$





## Gamma分布的性质:

- 1. 如果  $X \sim \Gamma(\alpha, \beta)$  ,那么 $E(X) = \frac{\alpha}{\beta}$
- 2.  $\Gamma$ (1,  $\beta$ ) 就是参数为 $\beta$ 的指数分布
- 3. 如果 $X_1, ..., X_n$ 相互独立,且 $X_i \sim \Gamma(\alpha_i, \beta)$ ,那么 $X_1 + ... + X_n \sim \Gamma(\alpha_1 + ... + \alpha_n, \beta)$





# 全概至公式:

1. X离散型

$$P(A) = \sum_{i} P(A | X=x_i) P(X=x_i)$$

2. X连续型

$$P(A) = \int_{-\infty}^{+\infty} P(A \mid X=x) f_X(x) dx$$





例: 设 $\lambda \sim Gamma(\alpha,1)$ , 在 $\lambda = x$ 的条件下X服从Poi(x),

求X的分布律和EX.

m: 对非负整数k,由全概率公式,

$$P(X = k) = \int_0^\infty P(X = k \mid \lambda = x) f_{\lambda}(x) dx$$

$$= \int_0^\infty (e^{-x} \frac{x^k}{k!}) (\frac{x^{\alpha-1} e^{-x}}{\Gamma(\alpha)}) dx$$

$$= \frac{1}{k!\Gamma(\alpha)} \int_0^\infty x^{k+\alpha-1} e^{-2x} dx$$





$$=\frac{1}{k!\Gamma(\alpha)}\frac{\Gamma(k+\alpha)}{2^{k+\alpha}}\int_0^\infty \frac{2^{k+\alpha}}{\Gamma(k+\alpha)}x^{k+\alpha-1}e^{-2x}dx$$

$$=\frac{1}{k!\Gamma(\alpha)}\frac{\Gamma(k+\alpha)}{2^{k+\alpha}}$$

$$E(X \mid \lambda = x) = x \implies E(X \mid \lambda) = \lambda$$

$$\therefore E(X) = E[E(X \mid \lambda)] = E(\lambda) = \alpha$$





**例1.5** 设 $Y_1, Y_2, \cdots$ 独立同分布,均值为 $\mu$ ,方差为 $\sigma^2$ .

设N是取非负整数值的随机变量,与 $Y_1,Y_2,\cdots$ 独立,

且
$$\mathbb{E}(N^2) < \infty$$
. 令 $X = Y_1 + \cdots + Y_N$ , 计算 $\mathbb{E}(X)$ 和 $Var(X)$ .

解: 对非负整数n,由于N与 $Y_1, Y_2, \cdots, Y_n$ 独立,所以

$$\mathbb{E}(X|N=n) = \mathbb{E}(Y_1 + \dots + Y_N|N=n)$$

$$= \mathbb{E}(Y_1 + \dots + Y_n | N = n) = \mathbb{E}(Y_1 + \dots + Y_n) = n\mu.$$

因此 $\mathbb{E}(X|N) = N\mu$ ,

$$\mathbb{E}(X) = \mathbb{E}\left(\mathbb{E}(X|N)\right) = \mathbb{E}(N\mu) = \mu\mathbb{E}(N)$$





$$E(X^2 | N = n) = E((Y_1 + ... + Y_N)^2 | N = n)$$

$$= E((Y_1 + ... + Y_n)^2 \mid N = n) = E((Y_1 + ... + Y_n)^2)$$

$$= Var(Y_1 + ... + Y_n) + |[E(Y_1 + ... + Y_n)]^2 = n\sigma^2 + n^2\mu^2$$

$$\therefore E(X^2 \mid N) = N\sigma^2 + N^2\mu^2$$

$$E(X^2) = E[E(X^2 | N)] = E[N\sigma^2 + N^2\mu^2]$$

$$= \sigma^2 E(N) + \mu^2 E(N^2)$$

: 
$$Var(X) = E(X^2) - [E(X)]^2 = \sigma^2 E(N) + \mu^2 Var(N)$$





例 1.6. 设 $N, X_1, X_2, \cdots$ 相互独立,  $N \sim Poi(\lambda)$ ,

$$X_i \sim B(1, p), i \ge 1. \Leftrightarrow Y = \sum_{i=1}^{N} X_i. \ \text{$\vec{x}$ $Y$ in $\vec{\beta}$ $\vec{\alpha}$.}$$

解法1: 
$$P(Y = m) = \sum_{n=m}^{\infty} P(Y = m \mid N = n) P(N = n)$$

$$=\sum_{n=m}^{\infty} \binom{n}{m} p^m (1-p)^{n-m} e^{-\lambda} \frac{\lambda^n}{n!} = \frac{e^{-\lambda} (p\lambda)^m}{m!} \sum_{n=m}^{\infty} \frac{(\lambda(1-p))^{n-m}}{(n-m)!}$$

$$=\frac{e^{-\lambda p}(p\lambda)^m}{m!}\quad \text{ff } \forall Y \sim Poi(\lambda p)$$





解法2: 令
$$\phi_Y(t) = E(e^{itY}), \phi_{X_1}(t) = E(e^{itX_1}),$$

$$E(e^{itY} \mid N = n) = E(e^{it(X_1 + \cdots + X_n)} \mid N = n) = E(e^{it(X_1 + \cdots + X_n)})$$

$$= [\phi_{X_1}(t)]^n = (1 - p + pe^{it})^n$$

$$E(e^{itY} | N) = (1 - p + pe^{it})^N$$

$$\phi_{Y}(t) = E(1 - p + pe^{it})^{N} = \sum_{n=0}^{\infty} (1 - p + pe^{it})^{n} e^{-\lambda} \frac{\lambda^{n}}{n!}$$

$$=e^{\lambda(1-p+pe^{it})}e^{-\lambda}=e^{\lambda p(e^{it}-1)} \qquad \text{ffill } Y \sim Poi(\lambda p)$$





# 例1.7: 设 $\xi \sim U(0,1)$ ,在 $\lambda = x$ 的条件下X服从B(n,x),

求X的分布律.

解法1: 对整数 $0 \le k \le n$ ,由全概率公式,

$$P(X = k) = \int_{-\infty}^{\infty} P(X = k \mid \xi = x) f(x) dx$$

$$= \int_{0}^{1} {n \choose k} x^{k} (1 - x)^{n-k} dx = {n \choose k} \frac{k!(n-k)!}{(n+1)!} = \frac{1}{n+1}$$





解法2: 
$$� \phi(t) = E(e^{itX}), \quad E(e^{itX} \mid \xi = x) = (1 + x(e^{it} - 1))^n$$

$$E(e^{itX} \mid \xi) = (1 + \xi(e^{it} - 1))^n$$

$$\phi(t) = E(1 + \xi(e^{it} - 1))^n = \int_0^1 (1 + x(e^{it} - 1))^n dx$$

$$= \frac{(1+x(e^{it}-1))^{n+1}}{(n+1)(e^{it}-1)} \begin{vmatrix} 1 \\ 0 \end{vmatrix} = \frac{e^{it(n+1)}-1}{(n+1)(e^{it}-1)}$$

$$= \frac{1}{n+1} (1 + e^{it} + e^{2it} + \dots + e^{nit}) : P(X = k) = \frac{1}{n+1}, 0 \le k \le n$$