

§3.1 分布列与独立事件

= 次分布: $X \sim B(n, p)$ $P(X=k) = C_n^k p^k q^{n-k}$ $q=1-p$

几何分布: $P(X=k) = p q^{k-1}$ $k=1, 2, \dots, 0 < p < 1, q=1-p$. $P(X=k) = q^k$. 说明: 独立事件, X 为首次出现 H 时都 T 次数

无记忆性: $P(X=k) = P(X=m+k | X>m)$, 事实上, 对正整数 k, m 任意, $\forall m=0, 1, 2, \dots$ $P(X=m+1 | X>m)$ 与 m 无关, 则 X 服从几何分布

泊松分布: $X \sim P(\lambda)$ $P(X=k) = \frac{\lambda^k}{k!} e^{-\lambda}$ $k=0, 1, 2, \dots, \lambda > 0$. 称 X 服从参数为 λ 的泊松分布

= 次分布在 n 很大时逼近泊松分布

独立事件: 称离散型 X 和 Y 独立, 若 $\forall x, y \in R$ $\{X=x\}, \{Y=y\}$ 独立.

引理: X 与 Y 独立 $\Leftrightarrow \forall x, y \in R, P(X=x, Y=y) = P(X=x)P(Y=y)$

例: 泊松系列程, 打印纸用一次, $P(H)=p$. 设 X, Y 为 H, T 出现次数, 则 X, Y 不独立, 因为 $P(X=1, Y=1) = 0, P(X=1)P(Y=1) = p^2$

设 $N \sim P(\lambda)$ 则 X 与 Y 独立, 因为 $P(X=x, Y=y) = P(X=x, Y=y, N=x+y)$

$$= P(X=x, Y=y | N=x+y) P(N=x+y)$$

$$= C_{x+y}^x p^x q^y \frac{\lambda^{x+y}}{(x+y)!} e^{-\lambda} = \frac{(\lambda p)^x}{x!} e^{-\lambda p} \frac{(\lambda q)^y}{y!} e^{-\lambda q} = P(X=x)P(Y=y)$$

引理: X 与 Y 独立, $g, h: R \rightarrow R$. 则 $g(X), h(Y)$ 也独立.

§3.2 数学期望

定义: 离散型 X 分布列 $p_k = P(X=x_k)$ $k=1, 2, \dots$. 称 $\sum_{k=1}^{\infty} k p_k$ 为 X 的数学期望, 记为 $E[X]$

引理: g 为 R 上函数, X 有分布列 f_k . 则 $E[g(X)] = \sum_{k=1}^{\infty} g(x_k) f_k$

定义: 离散型 X 的 k 阶矩为 $m_k = E[X^k]$. k 阶中心矩为 $\sigma_k = E[(X-m_1)^k]$. 方差 $Var(X)$ 为二阶中心矩, m_1 为均值

$$Var(X) = E[(X-E[X])^2]. \text{标准差为 } \sqrt{Var(X)}$$

例: Bernoulli 分布 $P(X=0) = p, P(X=1) = 1-p, E(X) = p, E(X^2) = p \Rightarrow Var(X) = p(1-p)$

= 次分布 $P(X=k) = C_n^k p^k (1-p)^{n-k}$ $E(X) = np, Var(X) = np(1-p)$

Poisson 分布: $E(X) = Var(X) = \lambda$ ($P(X=k) = \frac{\lambda^k}{k!} e^{-\lambda}$)

= 次分布: $E(X) = np, Var(X) = np(1-p)$

几何分布: $E(X) = \frac{1}{p}, Var(X) = \frac{1-p}{p^2}$ ($P(X=k) = (1-p)^{k-1} p$)

$E[X] \Rightarrow$ 性质: (i) 非负性: 若 $X \geq 0$, 则 $E[X] \geq 0$

(ii) 有界性: $E[C] = C$ $C \in R$

(iii) 线性性: $E(aX+bY) = aE[X] + bE[Y]$

定理: X, Y 独立且期望均存在, 则 $E[XY] = E[X]E[Y]$

$Var(X) \Rightarrow$ 性质: (i) $Var(aX+b) = a^2 Var(X)$

(ii) 若 X, Y 独立: $Var(X+Y) = Var(X) + Var(Y)$

(iii) 若 X, Y 不独立 ($E[XY] = E[X]E[Y]$) 上两式成立.

例: 2.3.1 (随机置换). 将标号为 $1, 2, \dots, n$ 的信和信封随机配对, 记 N 为正确匹配对数, 求 $P(N=r), E[N], Var[N]$

解: 令 $A_i = \{\text{信 } i \text{ 到信 } i \text{ 的配对}\}$, 记 $I_i = 1_{A_i}$

$E: N = I_1 + I_2 + \dots + I_n, E[N] = nE[I_1] = n \frac{n-1!}{n!} = 1$

令 $X = \sum_{i=1}^n I_i, I_i I_j = I_j (1-I_i), \dots, (1-I_i) = 1 - I_i$

$Var: E[N^2] = 2 \Rightarrow Var(N) = 1$

$$\begin{aligned} \text{取期望} \quad \text{则 } P(N=r) &= E[X^r] = C_n^r E[I_1 \dots I_r] \\ &= C_n^r \sum_{i_1=0}^{n-r} \dots \sum_{i_r=0}^{n-r-i_{r-1}} E[I_1 \dots I_r] \\ &= \frac{1}{r!} \sum_{i_1=0}^{n-r} \dots \sum_{i_r=0}^{n-r-i_{r-1}} \end{aligned}$$

练习 1.5 独立重复伯努利试验中, p 为每次试验成功的概率, S_n 表示第 n 次试验成功时试验总次数. 求:

(1) 条件概率 $P(S_{n+1} = k | S_n = j)$:

(2) 条件概率 $P(S_n = k | S_{n+1} = j)$.

$$(1) P(S_{n+1} = k | S_n = j) = (1-p)^{k-j} p \quad k > j \text{ 时}$$

$$(2) P(S_n = k | S_{n+1} = j) = \frac{(1-p)^{j-k} p \cdot C_{j-1}^{n-k} (1-p)^{j-k}}{C_{j-1}^{n-k} p (1-p)^{j-k}} = \frac{C_{k-1}^{n-k}}{C_{j-1}^{n-k}} \cdot \frac{p}{1-p}$$

练习 1.6 有足够多套同类型的卡片组, 每套卡片组共 n 张各不相同的卡片, 每花 1 张券就可以在完整的一套卡片组中随机抽取 1 张卡片. 某人想集齐一套完整的卡片组, 设他恰好集齐卡片组时花费的总券数为 X_n , 求 $\lim_{n \rightarrow \infty} \frac{E[X_n]}{n \ln n}$.

若已经抽了 $k-1$ 张, 那么第 k 张的概率为 $\frac{n-k+1}{n}$, 则 $E[T_k] = \frac{n}{n-k+1}$

$$\text{于是 } E[X_n] = n(1 + \frac{1}{2} + \dots + \frac{1}{n}) \Rightarrow \int_{1/n}^1 \frac{E[X_n]}{n \ln n} = 1$$

$$\text{有 } E[g(X, Y)] = \sum_{x, y} g(x, y) f(x, y)$$

§3.3 协方差

定义: $Cov(X, Y) = E[(X-E[X])(Y-E[Y])] = E[XY] - E[X]E[Y]$ 相关系数 $\rho(X, Y) = \frac{Cov(X, Y)}{\sqrt{Var(X)Var(Y)}}$ 性质: $Var(X), Var(Y) > 0$.

证: 协方差矩阵由 $\text{Var}(X+Y) = \text{Var}(X) + \text{Var}(Y) + 2\text{Cov}(X, Y)$
 更一般地, 对 n 维随机向量 $X = (X_1, \dots, X_n)$, 协方差矩阵为 $\Sigma = (\sigma_{ij})$, $\sigma_{ij} = \text{Cov}(X_i, X_j)$
 显然: Σ 非负定: $T^T \Sigma T = \sum_{i,j} t_i t_j \sigma_{ij} = \sum_{i,j} t_i t_j E[(X_i - E[X_i])(X_j - E[X_j])] = E[(\sum_i t_i (X_i - E[X_i]))^2] \geq 0$

(i) $-1 \leq \rho \leq 1$

引理: $\rho = \rho(X, Y)$ 相关系数则有 (i) 当 X, Y 独立 ($P(X \cap Y) = P(X)P(Y)$) 或不相关 ($E[XY] = E[X]E[Y]$) 时, $\rho = 0$
 (ii) $|\rho| = 1 \iff \exists a, b \in \mathbb{R}$ s.t. $P(Y = aX + b) = 1$

定理: (Cauchy-Schwarz 不等式) $(E[XY])^2 \leq E[X^2]E[Y^2]$ 等号成立 $\iff \exists a, b$ 不全为 0, $P(aX + bY) = 1$

证明: Case 1: $E[X^2] > 0$ $E[(Y - \frac{E[XY]}{E[X^2]}X)^2] = E[Y^2] - 2\frac{E[XY]^2}{E[X^2]} + \frac{E[XY]^2}{E[X^2]} \geq 0, \forall t \in \mathbb{R}$
 \implies 判别式非负 $E[XY]^2 \leq E[X^2]E[Y^2]$

Case 2: $E[X^2] = 0$ 则 $P(X=0)=1$ ($E[X^2] = \sum x^2 f(x) = 0 \implies x \neq 0$ 时 $f(x) = 0$) 于是 $E[XY] = \sum_{x,y} xy f(x,y) = \sum_{x \neq 0, y} xy f(x,y) + \sum_{x=0, y} xy f(x,y) = 0$

定义: (X, Y) 为离散型, 给定 $X = x$ ($f_X(x) > 0$) 条件下,

- (i) 条件分布律 $f_{Y|X}(y|x) = P(Y=y|X=x)$
- 有 Y 的 (ii) 条件分布 $F_{Y|X}(y|x) = P(Y \leq y | X=x)$, 并称 $\mu(x)$ 为 Y 关于 X 的条件期望, 记为 $E[Y|X=x]$ ($E[Y|X]$ 是 Y 关于 X 的随机变量)
- (iii) 条件期望 $\mu(x) = E[Y|X=x] = \sum y f_{Y|X}(y|x)$

注: $f_{Y|X}(y|x) = \frac{f(x,y)}{f_X(x)}$ $f_X(x) > 0$. 当 $f_X(x) = 0$ 时必有 $f(x,y) = 0$ 对 $\forall y \in \mathbb{R}$ 成立

称 $E[Y|X]$ 为 Y 关于 X 的条件期望

定理: 全期望公式. 记 $\mu(x) = E[Y|X=x]$ 则 $E[\mu(X)] = E[Y]$ $E[Y] = E[E[Y|X]] = \sum_x \mu(x) f_X(x)$

$E[\mu(X)g(X)] = E[Yg(X)]$

证明: $E[\mu(X)] = \sum_x \mu(x) f_X(x) = \sum_x \mu(x) \sum_y f_{Y|X}(y|x) = \sum_{x,y} \mu(x) f_{Y|X}(y|x) = \sum_{x,y} \mu(x) f(x,y) = E[Y]$

例: 一只鸟下 N 枚蛋, $N \sim P(\lambda)$. 每枚以概率 p 孵成小鸟, 记 k 为小鸟数, 求 $E[k|N]$, $E[k]$, $E[N|k]$

$f_N(n) = \frac{\lambda^n}{n!} e^{-\lambda}, n = 0, 1, \dots$ $f_{k|N}(k|n) = C_n^k p^k q^{n-k}, k = 0, 1, \dots, n$

因此 $\mu(n) = E[k|N=n] = np$ 于是 $E[k|N] = np$

进而 $E[k] = E[E[k|N]] = E[np] = p\lambda$ (Poisson 分布的期望为 λ)

对于 $E[N|k]$, 先求条件分布律 $f_{N|k}(n|k) = P(N=n|k=k) = \frac{P(N=n, k=k)}{P(k=k)} = \frac{P(N=n)P(k=k|N=n)}{\sum_{m \geq k} P(N=m)P(k=k|N=m)} = \frac{\frac{\lambda^n}{n!} e^{-\lambda} C_n^k p^k q^{n-k}}{\sum_{m \geq k} \frac{\lambda^m}{m!} e^{-\lambda} C_m^k p^k q^{m-k}} = \frac{(\lambda q)^{n-k}}{(n-k)!}$

于是 $E[N|k=k] = \sum_{n \geq k} n \frac{(\lambda q)^{n-k}}{(n-k)!} e^{-\lambda} = k + \lambda q$, 则 $E[N|k] = k + \lambda q$

3.3.4 随机游走

等概率事件 $P(X_i=1) = P(X_i=-1) = \frac{1}{2}$ 称之为对称的

直线上随机游走是最简单的随机过程: $t=0$ 时粒子 $S_0 = a \in \mathbb{Z}$, $t=n$ 时处于 x 轴上, $S_n = S_{n-1} + X_n = S_0 + \sum_{i=1}^n X_i$. 这些 X_1, \dots, X_n 相互独立, 则 X_i 取 ± 1

例 (自由随机游走): $S_0 = a, P(X_i) = p$, 求 $P(S_n = b)$?

令 r 为向右移动次数, l 为向左移动次数, 则 $r+l=n$ 且 $r-l=b-a$ 即 $r = \frac{1}{2}(n+b-a)$ 于是 $P(S_n=b) = C_n^r p^r q^{n-r} = C_n^{\frac{1}{2}(n+b-a)} p^{\frac{1}{2}(n+b-a)} q^{\frac{1}{2}(n-b+a)}$

例 (带两个吸收壁): $t=0$ 时 $X_1 = k$, 在 $X=0, N$ 处各有一个吸收壁 (移动到 0 或 N 处时停止). 求粒子在 $x=0, N$ 处吸收的概率.

记 P_k 为初始处于 $X=k$ 且最后在 $X=0$ 处吸收的概率, $P_0^* \dots P_N^*$

系, 易见: $P_k = pP_{k+1} + qP_{k-1}, 0 < k < N$. 边界条件: $P_0 = 1, P_N = 0$. 记 $r = \frac{q}{p}$, 则 $P_{k+1} - P_k = r(P_k - P_{k-1})$ 于是 $P_k = \begin{cases} \frac{r^k - r^N}{1 - r^N} & r \neq 1 \\ \frac{k}{N} & r = 1 \end{cases}$

同理得 $P_k^* = \begin{cases} \frac{1 - r^k}{1 - r^N} & r \neq 1 \\ \frac{k}{N} & r = 1 \end{cases}$

例: $d=2$ 平面上, $P(S_{2n} = 0) = P(\bigcup_{i=1}^n \{e_i, -e_i\} \text{ 有 } j \text{ 个})$

(i) 空间齐性 $P(S_n=j|S_0=a) = P(S_n=j+b|S_0=a+b)$

(ii) 时间齐性 $P(S_n=j|S_0=a) = P(S_{n+m}=j|S_m=a)$

(iii) Markov 性 $P(S_{n+m}=j|S_0=j_0, \dots, S_n=j_n) = P(S_{n+m}=j|S_n=j_n)$

(i) RHS: $\frac{P(S_n=j+b, S_0=a+b)}{P(S_0=a+b)} = \frac{P(\sum_{i=1}^n X_i = j-a, S_0=a+b)}{P(S_0=a+b)} = P(\sum_{i=1}^n X_i = j-a) = LHS$

(ii) RHS: $\frac{P(S_{n+m}=j, S_n=j-a, S_0=a)}{P(S_0=a)} = P(\sum_{i=1}^{n+m} X_i = j-a) = P(\sum_{i=1}^n X_i = j-a)$ 于是 RHS=LHS

(iii) 同理

$$\begin{aligned} &= \sum_{j=0}^n \frac{(2n)!}{j!(n-j)!} \left(\frac{1}{2}\right)^{2n} \\ &= \sum_{j=0}^n C_n^j \left(\frac{1}{2}\right)^{2n} C_n^j \\ &= (C_n^0 + \dots + C_n^n) \left(\frac{1}{2}\right)^{2n} \end{aligned}$$

轨道计数: 平面是 $\{(n, S_n) | n \in \mathbb{N}\}$ 记 $N_n(a, b) = \#\{(0, a) \text{ 到 } (n, b) \text{ 的轨道}\}$

$S_0 = a, S_n = b$

$N_n^0(a, b) = \#\{(0, a) \text{ 到 } (n, b) \text{ 且访问 } x \text{ 轴至少一次的轨道}\}$

定理 (反射原理) 若 $a, b > 0$, 则 $N_n^0(a, b) = N_n(a, b)$ ($N_n(a, b) = C_n^{\frac{1}{2}(n+b-a)}$)

定理 (投票定理) 若 $b > 0$, 则 $\#\{\text{从 } (0, 0) \text{ 到 } (n, b) \text{ 且不再过 } x \text{ 轴的轨道}\} = \frac{b}{n} N_n(a, b)$

第一步一定到 $(1, 1)$, 所求为从 $(a, 1)$ 到 $(n-1, b)$ 且不过 x 轴的轨道个数, 为 $N_{n-1}(1, b) - N_{n-1}(1, b) = N_{n-1}(1, b) - N_{n-1}(1, b) = \frac{b}{n} C_n^{\frac{1}{2}(n+b)}$

例: 选举中 A 得 a 票, B 得 b 票, $a > b$. 求投票过程中 A 票数始终领先 B 的概率

问题等价于从 $(0, 0)$ 点到 $(a+b, a-b)$ 点不经过 x 轴轨道数与总轨道数之比, 为 $\frac{a-b}{a+b}$

定理 (不回型零点) $S_0 = 0, n \geq 1$ 则 $P(S_1, S_2, \dots, S_n \neq 0, S_n = b) = \frac{|b|}{n} P(S_n = b), P(S_1, S_2, \dots, S_n \neq 0) = \frac{1}{n} E[|S_n|]$

定理 (最后一次访问零点) $P = \frac{1}{2}$, $S_0 = 0$, 记 $A_{2n, 2k} = \#\{e_i \in \mathbb{Z}^2 | S_i = 0\} = 2k$, 则 $P(A_{2n, 2k}) = P(S_{2k} = 0) P(S_{2n-2k} = 0)$

证明: $P(A_{2n, 2k}) = P(S_{2k} = 0, S_{2k+1} \neq 0, \dots, S_{2n} \neq 0 | S_0 = 0) P(S_{2k} = 0)$
 $= P(S_1, \dots, S_{2n-2k} \neq 0 | S_0 = 0) P(S_{2k} = 0)$

由上述定理, $P(S_1, \dots, S_{2n-2k} \neq 0 | S_0 = 0) = \frac{|b|}{2n-2k} E[|S_{2n-2k}|] = \frac{2k}{2n-2k} \geq \sum_{i=1}^n \frac{2i}{2n-2i} P(2m=2i) = \sum_{i=1}^n \frac{2i}{2n-2i} C_{2n-2i}^{n-i} \left(\frac{1}{2}\right)^{2n-2i} = \left(\frac{1}{2}\right)^{2n} C_{2n}^n = P(S_{2n} = 0)$

定理 (泊松近似) 令 $M_n = \max\{S_i: 0 \leq i \leq n\}$ 当 $S_0=0, r \geq 1$ 则有 $P(M_n \geq r, S_n = b) = \begin{cases} P(S_n = b) & b \geq r \\ \left(\frac{r}{b}\right)^{r-b} P(S_n = 2r-b) & b < r \end{cases}$

特别地, 有 $p=1$ 时, $P(M_n \geq r) = P(S_n = r) + 2P(S_n \geq r+1)$

定理 (首次击中) $S_0=0$, 在时刻 n 首次击中点 b 的概率为 $f_b(n) = \frac{b!}{n!} P(S_n = b)$

§3.5 母函数

定义 母函数: $\{a_i\}_{i=0}^{\infty}$ 的母函数为 $G_a(s) = \sum_{i=0}^{\infty} a_i s^i$, $a_i \in \mathbb{C}$, \dots , \mathbb{C} . $G(s) = \sum_{k=0}^n C_k s^k = (1+s)^n$

卷积: $\{a_i\}$ 与 $\{b_i\}$ 的卷积 $\{c_i\}$ 为 $C_n = \sum_{k=0}^n a_k b_{n-k}$ 记为 $c = a * b$, 则 $G_c(s) = \sum_{n=0}^{\infty} s^n \sum_{k=0}^n a_k b_{n-k} = G_a(s) G_b(s)$

例: 对称随机游动 $S_n, S_0=0$, 求 $P(S_1 \geq 0, \dots, S_{2n} \geq 0, S_{2n}=0)$.

记 $C_n = \#\{(S_1, S_2, \dots, S_{2n}): S_i \geq 0, \forall i, S_{2n}=0\}$

设在 $t=2k$ 时刻首次返回原点, 则从 $t=0$ 到 $t=2k$ 这个数为 C_{k-1} , 则有 $C_n = \sum_{k=1}^n C_{k-1} C_{n-k}, C_0=1$

令 $G(s) = \sum_{n=0}^{\infty} C_n s^n$, 则由 $C_n = \sum_{k=1}^n C_{k-1} C_{n-k}$ 可得 $\frac{G(s)-1}{s} = G(s)^2 \Rightarrow G(s) = \frac{1 - \sqrt{1-4s}}{2s} = \sum_{n=0}^{\infty} \frac{(2n)!}{n! 2^{2n} (n+1)!} s^n$ 于是 $C_n = \frac{(2n)!}{n! (n+1)!} = \frac{1}{n+1} C_{2n}$. 则 $P = \frac{1}{n+1} C_{2n} \cdot 2^{-2n}$

Catalan数

自乘与自乘卷积: $(1+x)^n = \sum_{k=0}^n \frac{n!}{k!(n-k)!} x^k$

定义: X 取非负整数, $G_X(s) = E[S^X]$ 为 X 的 (概率) 母函数.

通常 $G_X(s) = \sum_{k=0}^{\infty} P(X=k) s^k$, 收敛半径为 $R \geq 1$, 在 $(-R, R)$ 上可做.

因此 $P(X=k) = \frac{G^{(k)}(0)}{k!}$ 且 $P(X=0) = G(0), \lim_{s \rightarrow 1^-} G(s) = 1$

例: 二项分布 $P(X=k) = C_n^k p^k q^{n-k}, G(s) = \sum_{k=0}^n C_n^k p^k q^{n-k} = (ps+q)^n$

几何分布 $P(X=k) = q^k p, G(s) = \sum_{k=0}^{\infty} s^k q^k p = \frac{ps}{1-qs}$

泊松分布 $P(X=k) = \frac{\lambda^k}{k!} e^{-\lambda}, G(s) = \sum_{k=0}^{\infty} s^k \frac{\lambda^k}{k!} e^{-\lambda} = e^{-\lambda} e^{s\lambda} = e^{\lambda(s-1)}$

定理: X 的母函数为 $G_X(s)$, 则: ① $E[X] = G'_X(1)$

② $E[X(X-1) \dots (X-k)] = G^{(k+1)}(1)$

③ $Var(X) = G''(1) + G'(1) - (G'(1))^2$

定理: 设 X_1, \dots, X_n 相互独立, 则 $G_{\sum_{i=1}^n X_i}(s) = \prod_{i=1}^n G_{X_i}(s)$

$E[S^{\sum_{i=1}^n X_i}] = E[\prod_{i=1}^n S^{X_i}] = \prod_{i=1}^n E[S^{X_i}]$

定理: 设 $X_i, i=1, \dots, n$ 独立同分布, 其母函数记为 $G_X(s) = E[S^{X_i}]$, 又设 $N \sim P(\lambda)$ 为独立, 则 $S = \sum_{i=1}^N X_i$ 的母函数为 $G_N(G_X(s))$

$G_S(s) = E[S^S] = \sum_{n=0}^{\infty} E[S^n | N=n] P(N=n) = \sum_{n=0}^{\infty} E[S^{X_1+\dots+X_n} | N=n] P(N=n) = \sum_{n=0}^{\infty} (E[S^{X_1+\dots+X_n}]) P(N=n) = \sum_{n=0}^{\infty} G_X^n(s) P(N=n) = G_N(G_X(s))$

定义: X, Y 为联合母函数 $G(s, t) = E[S^X T^Y] = \sum_{i,j=0}^{\infty} s^i t^j P(X=i, Y=j)$

定理: 若 X, Y 独立, 则 $G(s, t) = G_X(s) G_Y(t)$

例: 掷均匀骰子 n 次, 总次数为 S , 求 $P(S=n)$?

令 $S_n = \sum_{i=1}^n X_i$, 有 $G_{S_n}(s) = (G_{X_1}(s))^n$ $n \geq 1, G_{X_1}(s) = \frac{1}{6}(s + s^2 + \dots + s^6) = \frac{s(1-s^6)}{6(1-s)}$ 则 $G_{S_n}(s) = \left(\frac{s(1-s^6)}{6(1-s)}\right)^n = \left(\frac{s}{6}\right)^n (1-s^6)^n (1-s)^{-n} = \sum_{k=0}^n \binom{n}{k} (-1)^k \frac{(1-s)^{n-k}}{k!} (s)^k$

S 的母函数为 $\frac{1}{6}(C_6^0 - C_6^1 s^6 + \dots) = \frac{s^n}{6}$

定义: 矩母函数为 $M_X(t) = E[e^{tX}]$ (若在 $(-R, R)$ 内存在, 其与母函数有类 [1, 1] 关系)

第三章 连续型随机变量 (按简明随机论分章)

§3.1 典型密度

有 $f(x) = \int_a^x f'(t) dt, \int_{\mathbb{R}} f'(x) dx = 1, P(X \in (a, b)) = \int_a^b f(x) dx$

(1) 均匀分布 $U[a, b]: f(x) = \begin{cases} \frac{1}{b-a} & x \in [a, b] \\ 0 & \text{否则} \end{cases}$

(2) 指数分布 $Exp(\lambda) \lambda > 0: f(x) = \begin{cases} \lambda e^{-\lambda x} & x \geq 0 \\ 0 & \text{否则} \end{cases} F(x) = 1 - e^{-\lambda x} x \geq 0$ 有 $P(X > t+s | X > t) = \frac{P(X > t+s)}{P(X > t)} = e^{-\lambda s} = P(X > s)$

(3) 正态分布 $N(\mu, \sigma^2): f(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}} x \in \mathbb{R}$ (i) μ, σ 同时取 \pm , 为对称分布 (ii) μ, σ 不同时, 为拐点

(4) Wigner 半圆律: $f(x) = \frac{1}{2\sigma^2} \sqrt{4\sigma^2 - x^2} x \in [-2\sigma, 2\sigma]$

证: 证半圆律并计算 $P(\pi \in [0, \sigma])$: $\int_{-2\sigma}^{2\sigma} \sqrt{4\sigma^2 - x^2} dx = \int_{-\frac{\pi}{2}}^{\frac{\pi}{2}} 2\sigma^2 \cos^2 \theta d\theta = 2\sigma^2 \pi$ 于是取 $\int_{-\sigma}^{\sigma} f(x) dx = 1$

$P(\pi \in [a, \sigma]) = \int_a^{\sigma} f(x) dx = \frac{1}{2\sigma^2} \int_a^{\sigma} \sqrt{4\sigma^2 - x^2} dx = \frac{1}{2} + \frac{\sqrt{3}}{2}$

例: 若 X, Y 独立, 则 $f_{X+Y}(z) = ?$

$P(X+Y \leq z) = \int_{-\infty}^z \int_{-\infty}^{z-y} f(x, y) dx dy = \int_{-\infty}^z \int_{-\infty}^{z-y} f(x) f(y) dx dy = \int_{-\infty}^z f(y) \int_{-\infty}^{z-y} f(x) dx dy = F_{X+Y}(z) = f_{X+Y}(z) = \int_{-\infty}^z f(x) f(z-x) dx = \int_{-\infty}^z f(x) f(z-x) dx$

于是 $f_{X+Y}(z) = \int_{-\infty}^z f(x) f(z-x) dx = \int_{-\infty}^z f_1(x) f_2(z-x) dx$ 称其为 X, Y 卷积, 且 $f_{X+Y} = f_X * f_Y$

例: $X \sim N(0, 1), Y \sim N(0, 1), X+Y$ 分布?

$f_{X+Y}(z) = \int_{-\infty}^z f_1(x) f_2(z-x) dx = \int_{-\infty}^z \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{x^2}{2}} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(z-x)^2}{2}} dx = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^z e^{-\frac{(x-\frac{z}{2})^2}{2}} dx = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{z^2}{4}} \sim N(0, 2)$

§3.2 期望与条件期望

定义: X 实值为 f , 若 $\int_{-\infty}^{+\infty} |x|f(x)dx < +\infty$, 则称 $E(X) = \int_{-\infty}^{+\infty} xf(x)dx$ 为其期望, 期望以线性形式存在

引理: X 实值为 f , 分布函数为 F , 则 $E(X) = \int_{-\infty}^{+\infty} (1-F(x))dx - \int_{-\infty}^0 F(x)dx$

定理: 设 X 与 $g(X)$ 均为连续型, 且 $g(X)$ 期望存在, 则 $E[g(X)] = \int_{-\infty}^{+\infty} g(x)f(x)dx$

定理: 设 (X, Y) 实值为 $f(x, y)$, $g: \mathbb{R}^2 \rightarrow \mathbb{R}$ 是 $Borel$ 可测且 $g(X, Y)$ 期望存在, 则 $E[g(X, Y)] = \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} g(x, y)f(x, y)dx dy$

相关系数也是: ① 方差 $V_{ar}(X) = E(X^2) - (E(X))^2$, 中心矩 $E[(X - E(X))^k]$

② 方差 $V_{ar}(X) = E(X^2) - (E(X))^2$, 标准差 $\sqrt{V_{ar}(X)}$

③ 协方差 $Cov(X, Y) = E[(X - E(X))(Y - E(Y))] = E(XY) - E(X)E(Y)$

④ 相关系数 $\rho = \frac{Cov(X, Y)}{\sqrt{V_{ar}(X)}\sqrt{V_{ar}(Y)}}$

⑤ Cauchy-Schwarz 不等式: $(E(XY))^2 \leq E(X^2)E(Y^2)$

对正态分布 $X \sim N(\mu, \sigma^2)$, $E(X) = \int_{-\infty}^{+\infty} x \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{1}{2\sigma^2}(x-\mu)^2} dx = \int_{-\infty}^{+\infty} (x-\mu+\mu) \dots dx = \mu$

$V_{ar}(X) = \int_{-\infty}^{+\infty} (x-\mu)^2 \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{1}{2\sigma^2}(x-\mu)^2} dx = \sigma^2$

$\mu=0, \sigma^2=1$ 时为标准正态分布, $\phi(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{x^2}{2}}$, $\Phi(x) = \int_{-\infty}^x \phi(t)dt$

对 $X, Y \sim N(0, 1)$, $Cov(X, Y) = \rho$ 为相关系数, $\rho=0 \Leftrightarrow X, Y$ 独立.

定义: 连续型 (X, Y) 实值为 $f(x, y)$, 给定 $X=x$ 下 Y 的条件分布 $f_{Y|X}(y|x) = \frac{f(x, y)}{f_X(x)}$ ($f_X(x) \neq 0$)

条件密度 $f_{Y|X}(y|x) = \frac{f(x, y)}{f_X(x)}$

条件期望 $E(Y|X=x) = \int_{-\infty}^{+\infty} y f_{Y|X}(y|x) dy$, 称 Y 关于 X 的条件期望 $E(Y|X)$

定理: 与高维型类 $[u, E[C(E(Y|X))] = E(Y)]$, 则 $E(Y) = \int_{-\infty}^{+\infty} f_X(x) \cdot E(Y|X) dx$

§3.3 多元正态分布

$\phi(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}}$

定义: 若 $\vec{X} = (X_1, \dots, X_n)$ 联合概率密度为 $f(\vec{x}) = \frac{1}{\sqrt{(2\pi)^n |\Sigma|}} \exp\{-\frac{1}{2}(\vec{x}-\vec{\mu})^T \Sigma^{-1}(\vec{x}-\vec{\mu})\}$ 其中 Σ 为正定矩阵, 称 X 服从 n 维正态分布, 记作 $\vec{X} \sim N(\vec{\mu}, \Sigma)$.

若 $\Sigma = \begin{pmatrix} \sigma_1^2 & \\ & \ddots \\ & & \sigma_n^2 \end{pmatrix}$, 为 n 维标准正态分布.

定理: 设 $\vec{X} \sim N(\vec{\mu}, \Sigma)$, 则有 ① $\vec{\mu} = E[\vec{X}]$ 即 $\mu_i = E[X_i]$, ② Σ 为协方差阵, 即 $\Sigma = (\sigma_{ij})$ $\sigma_{ij} = Cov(X_i, X_j)$

定理: A 为 $n \times m$ 矩阵, 秩为 m ($m < n$), $\vec{X} \sim N(\vec{\mu}, \Sigma)$, 则 $\vec{Y} = \vec{X}A \sim N(\vec{\mu}A, A^T \Sigma A)$

引理: $\vec{X} \sim N(\vec{\mu}, \Sigma)$, 若 $\Sigma = \begin{pmatrix} \Sigma_{11} & \Sigma_{12} \\ \Sigma_{21} & \Sigma_{22} \end{pmatrix}$, 则 $\vec{X}_i \sim N(\mu_i, \Sigma_{ii})$, $i=1, 2$.

引理: 设 A 为 n 阶方阵, $\det(A) \neq 0$, 当 $\vec{X} \sim N(\vec{\mu}, \Sigma)$ 时, $\vec{X}A \sim N(\vec{\mu}A, A^T \Sigma A)$

定理: $\vec{X} \sim N(\vec{\mu}, \Sigma)$, $\vec{X} = (X_1, \dots, X_n)$, 则 X_1, \dots, X_n 相互独立 $\Leftrightarrow \Sigma$ 为对角阵

例: $X, Y \sim N(0, 1)$, $\begin{cases} X = R \cos \theta \\ Y = R \sin \theta \end{cases}$ (R, θ) 为极坐标

$f(x, y) = \frac{1}{2\pi} e^{-\frac{x^2+y^2}{2}} = \frac{1}{2\pi} e^{-\frac{r^2}{2}} \cdot f_{R, \theta}(r, \theta) = \frac{1}{2\pi} e^{-\frac{r^2}{2}} \cdot \frac{1}{r} \cdot \frac{1}{2\pi} = \frac{1}{2\pi} e^{-\frac{r^2}{2}}$

vice production: U_1, U_2 为独立 $[0, 1]$ 均匀分布, 令 $X = \sqrt{-2 \log U_1} \cdot \cos 2\pi U_2$, 则 X, Y 独立 $\sim N(0, 1)$

$Y = \sqrt{-2 \log U_1} \cdot \sin 2\pi U_2$

§3.4 Wick公式与 GOE 模型

$\phi(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{x^2}{2}}$ $X \sim N(0, 1)$ 有 $E[X^{2n}] = (2n-1)!!$

若 n 奇数 $E[X_1 \dots X_n] = 0$. (对称, 独立)

定理: 设 $(X_1, \dots, X_n) \sim N(0, \Sigma)$ 则 $E[X_1 X_2 \dots X_n] = \sum_{\pi \in P_n} \prod_{(i, j) \in \pi} \Sigma_{ij}$ P_n 为 $\{1, \dots, n\}$ 的所有分块

补充: 复随机变量 条件!

(i) $Z = X + iY$, $E[Z] = E[X] + iE[Y]$, Z_1, Z_2 独立时 $E[Z_1 Z_2] = E[Z_1]E[Z_2]$

(ii) 复正态: $N_{\mathbb{C}}(\mu, \sigma^2)$, $\mu \in \mathbb{C}, \sigma^2 \in \mathbb{R}$, 有密度: $f(z) = \frac{1}{\pi \sigma^2} e^{-\frac{1}{\sigma^2} z \bar{z}}$ $z \in \mathbb{C}$

(iii) 若 $Z \sim N_{\mathbb{C}}(0, 1)$, 则 $E[Z^k \bar{Z}^l] = \begin{cases} k! & k=l \\ 0 & k \neq l \end{cases}$

(iv) $X_i = \sum_{j=1}^n a_{ij} Z_j$, $a_{ij} \in \mathbb{C}, Z_j \sim N(0, 1)$ 则 $E[X_1 \dots X_n] = \sum_{\pi \in P_n} \prod_{(i, j) \in \pi} \Sigma_{ij}$

定义: 若 n 阶实对称阵 H 有实元联合密度为 $f(H) = \frac{e^{-\frac{1}{2} \text{tr}(H)}}{2^n (2\pi)^{\frac{n(n+1)}{2}}}$, 则称 H 服从 GOE 分布 (高斯正交系)

对 H 服从 GOE 分布, 有 ① 对角元 $\sim N(0, 1)$, ② 非对角元 $\sim N(0, \frac{1}{2})$ ③ 所有元素相互独立

第四章 大数定律

§4.1 独立与期望

分布函数 F , 随机变量 X , 密度 f .

$$E[X] = \begin{cases} \sum x f(x) & \text{离散} \\ \int x f(x) dx & \text{连续} \end{cases} \quad \int \lambda dF = \begin{cases} \sum \lambda_i f(x_i) & \text{离散} \\ \int \lambda(x) f(x) dx & \text{连续} \end{cases} \quad \text{统一记为 } E[X] = \int x dF. \text{ 对 Borel 可测函数 } g, \text{ 有 } E[g(X)] = \int g(x) dF$$

在概率空间 (Ω, \mathcal{F}, P) 中, 定义积分: 采取 Lebesgue 积分下 "三步走".

Step 1. 非负简单随机变量.

$$X = \sum_{i=1}^n x_i \mathbb{1}_{A_i}, \text{ 其中 } A_1, \dots, A_n \text{ 为 } \Omega \text{ 的一个划分, } E[X] = \sum_{i=1}^n x_i P(A_i)$$

Step 2. ...

若 $E[|X|] < +\infty$, 称 X 的数学期望存在, 统一记为 $E[X] = \int_{\Omega} x dP$ 或 $\int_{\Omega} x(\omega) P(d\omega)$

定理 (收敛): 设 $X_n(\omega) \rightarrow X(\omega) \quad \forall \omega \in \Omega$ 或 $\forall \omega \in \Omega_0 \setminus \Omega_1, P(\Omega_1) = 0$.

(i) Lebesgue 单调收敛定理: 若 $X_{n+1}(\omega) \geq X_n(\omega) \geq 0, \forall n, \omega$, 则 $E[X_n] \rightarrow E[X]$

(ii) DCT: $|X_n| \leq Y, \forall n, \omega, E[Y] < +\infty$, 则 $E[X_n] \rightarrow E[X]$

(iii) 有界收敛: $|X_n(\omega)| \leq C, \forall n, \omega$, 则 $E[X_n] \rightarrow E[X]$

定理 (Fatou 引理): $X_n \geq 0$ a.e. 则 $E[\liminf_{n \rightarrow \infty} X_n] \leq \liminf_{n \rightarrow \infty} E[X_n]$

§ 4.2 四种收敛

例: $X_n = \frac{1}{n}, X = 0$. 显然有 $\lim_{n \rightarrow \infty} X_n(\omega) = X(\omega) \quad \forall \omega \in \Omega$. 而 $F_n(x) = \begin{cases} 0 & x < \frac{1}{n} \\ 1 & x \geq \frac{1}{n} \end{cases}, F(x) = \begin{cases} 0 & x < 0 \\ 1 & x \geq 0 \end{cases}, F_n(0) = 0, \text{ 而 } F(0) = 1$.

定义: $X, \{X_n\}$ 为 (Ω, \mathcal{F}, P) 上 \mathbb{R} 随机变量.

(i) 依分布收敛 $X_n \xrightarrow{D} X$: 对 $F(x) = P(X \leq x)$ 的所有连续点有 $F_n(x) \rightarrow F(x)$

(ii) L^1 收敛 (P 收敛, 收敛, $P \rightarrow 0$) $X_n \xrightarrow{L^1} X$: $E[X_n], E[X] < +\infty$ 则 $E|X_n - X| \rightarrow 0$.

(iii) 依概率收敛, $X_n \xrightarrow{P} X$: $\forall \varepsilon > 0, P(|X_n - X| > \varepsilon) \rightarrow 0$.

(iv) 几乎处处收敛, $X_n \xrightarrow{a.s.} X$: $P(\{\omega \in \Omega \mid \lim_{n \rightarrow \infty} X_n(\omega) = X(\omega)\}) = 1$

例: $P(X=1) = P(X=0) = \frac{1}{2}$. 令 $X_n = X, Y = 1-X$, 则 $Y \sim X$ 且 $X_n \xrightarrow{D} Y$ (因为 $|X_n - Y| = |2X - 1|$ 表明其他三种收敛不成立)

定理: (i) $X_n \xrightarrow{a.s.} X \Rightarrow X_n \xrightarrow{P} X \Rightarrow X_n \xrightarrow{D} X$
 $X_n \xrightarrow{L^1} X \Rightarrow X_n \xrightarrow{P} X$

(ii) 当 $r > s \geq 1$ 时 $X_n \xrightarrow{L^r} X \Rightarrow X_n \xrightarrow{L^s} X$

引理: $X_n \xrightarrow{P} X \Rightarrow X_n \xrightarrow{D} X$

证明: 令 $F_n = P(X_n \leq x), F(x) = P(X \leq x)$

$$\text{则 } F_n(x) = P(X_n \leq x, X \leq x + \varepsilon) + P(X_n \leq x, X > x + \varepsilon)$$

$$\leq F(x + \varepsilon) + P(|X_n - X| > \varepsilon) \quad \text{--- ①}$$

$$\text{换 } X \text{ 为 } X_n, \text{ 令 } x \rightarrow x - \varepsilon, \text{ 得到 } F(x - \varepsilon) \leq F_n(x) + P(|X_n - X| > \varepsilon) \quad \text{--- ②}$$

$$\text{于是由 ①, ② 知 } F(x - \varepsilon) - P(|X_n - X| > \varepsilon) \leq F_n(x) \leq F(x + \varepsilon) + P(|X_n - X| > \varepsilon)$$

$$\text{令 } n \rightarrow \infty, \text{ 由 } X_n \xrightarrow{P} X \text{ 知 } F(x - \varepsilon) \leq F_n(x) \leq F(x + \varepsilon), \text{ 在 } F(x) \text{ 连续点处有 } \lim_{n \rightarrow \infty} F_n(x) = F(x)$$

引理: Markov 不等式: $\forall p > 0, \forall a > 0, P(|X| \geq a) \leq \frac{E[|X|^p]}{a^p}$

$$\text{证明: 不妨设 } P = 1, |X| = |X| \mathbb{1}_{\{|X| \geq a\}} + |X| \mathbb{1}_{\{|X| < a\}}$$

$$\text{取期望: } E[|X|^p] \geq E[|X|^p \mathbb{1}_{\{|X| \geq a\}}] > a^p E[\mathbb{1}_{\{|X| \geq a\}}] = a^p P(|X| \geq a)$$

$$\text{Chebyshev 不等式: } P(|X - E[X]| \geq a) \leq \frac{Var(X)}{a^2}$$

$$\text{Hölder 不等式: } P, q > 1, \frac{1}{p} + \frac{1}{q} = 1, E[|XY|] \leq (E[|X|^p])^{\frac{1}{p}} (E[|Y|^q])^{\frac{1}{q}}$$

$$\text{Minkowski 不等式: } p \geq 1, \|X+Y\|_p \leq \|X\|_p + \|Y\|_p$$

$$\text{Lyapunov 不等式: } p > q \geq 1, \|X\|_p \geq \|X\|_q$$

定理: (i) 若 $X_n \xrightarrow{D} c$, 则 $X_n \xrightarrow{P} c$ c 为常数

(ii) 若 $\exists k > 0, P(|X_n| \leq k) = 1 \quad \forall n$, 且 $X_n \xrightarrow{D} X$, 则 $X \xrightarrow{L^1} X$

例: 若 $\exists r > 0, E[|X|^r] = 0$, 则 $P(X=0) = 1$

$$P(|X| \geq \varepsilon) \leq \frac{E[|X|^r]}{\varepsilon^r} = 0 \quad \varepsilon > 0, P(|X| \leq \varepsilon) = 1 \quad \text{令 } \varepsilon \rightarrow 0, \text{ 由右连续性质 } P(X=0) = 1$$

定理: Δ 指 a.s.; ρ 指 L^p . 若 $X_n \xrightarrow{\Delta} X, Y_n \xrightarrow{\Delta} Y$

则 (i) $P(X=Y) = 1$ (ii) $X_n \xrightarrow{\rho} X+Y$ (iii) 对依分布收敛, 上述一般不对.

§ 4.3 Lemma of Borel-Cantelli:

于是收敛于 $\frac{1}{\beta_n} \sum_{i=1}^n Y_i \xrightarrow{a.s.} \mu$

Step 2. 收敛性证明

对 $\alpha > 1$, 取 $\beta = [\alpha^k]$, 则 $\alpha^k \leq \beta_k < \alpha^{k+1}$. $\frac{\beta_{k+1}}{\beta_k} \rightarrow \alpha$ $k \rightarrow \infty$ 则 $\exists A = A(\alpha)$ s.t. $\sum_{k=n}^{\infty} \frac{1}{\beta_k} < \frac{A}{\beta_n} \quad \forall n \geq 1$

记 $T_n = \sum_{i=1}^n Y_i$. $\forall \varepsilon > 0$. $\sum_{n=1}^{\infty} P(|\frac{T_n - E[T_n]}{\beta_n}| > \varepsilon) \leq \sum_{n=1}^{\infty} \frac{1}{\beta_n} \text{Var}(T_n) = \frac{1}{\varepsilon^2} \sum_{n=1}^{\infty} \frac{1}{\beta_n} \sum_{i=1}^n \text{Var}(Y_i) = \frac{1}{\varepsilon^2} \sum_{n=1}^{\infty} (\sum_{i=1}^n \frac{1}{\beta_i}) \text{Var}(Y_i) \leq \frac{A}{\varepsilon^2} \sum_{i=1}^{\infty} \frac{1}{\beta_i} \text{Var}(Y_i)$

由 Borel-Cantelli: 引理知 $\frac{T_n - E[T_n]}{\beta_n} \xrightarrow{a.s.} 0$

又 $\frac{E[T_n]}{\beta_n} = \frac{1}{\beta_n} \sum_{i=1}^n E[Y_i I(Y_i < i)] \xrightarrow{a.s.} \frac{1}{\beta_n} \sum_{i=1}^n E[Y_i I(Y_i < i)] \xrightarrow{a.s.} \mu$ 进而 $\frac{1}{\beta_n} T_n \xrightarrow{a.s.} \mu$

Step 3. 几乎处处收敛

对 $\forall n, \exists k$ s.t. $\beta_k < n < \beta_{k+1}$ 同上证明有: $\frac{\beta_k T_{\beta_k}}{\beta_k} = \frac{T_n}{n} = \frac{\beta_{k+1} T_{\beta_{k+1}}}{\beta_{k+1}}$

取和得: $\frac{1}{\alpha} \mu = \lim_{n \rightarrow \infty} \frac{T_n}{n} = \lim_{k \rightarrow \infty} \frac{T_{\beta_k}}{\beta_k} = \mu$ a.s. 令 $\alpha > 1$ 得证.

\Rightarrow 由 $\frac{1}{n} S_n \xrightarrow{a.s.} \mu$ 知 $\frac{1}{n} X_n = \frac{S_n}{n} - \frac{S_{n-1}}{n} \xrightarrow{a.s.} 0$

Claim: $\sum_{n=1}^{\infty} P(X_n \geq n) < \infty$. 否则由弱大数律: $P(\frac{1}{n} X_n \geq \frac{1}{n}) = P(\frac{1}{n} X_n \geq \frac{1}{n}) \rightarrow 0$ 矛盾!

于是有 $E[X_n] \leq \sum_{n=1}^{\infty} P(X_n > n) < \infty$. 又 $\mu = E[X_n]$ 证毕

第五章 中心极限定理

§5.1 特征函数

定义: X, Y 为 (Ω, \mathcal{F}, P) 上随机变量, 称 $Z = X + iY$ 为复随机变量

(i) 为二维随机向量 (ii) Z_1 与 Z_2 独立: $P(X_1 \leq x_1, Y_1 \leq y_1, X_2 \leq x_2, Y_2 \leq y_2) = P(X_1 \leq x_1, Y_1 \leq y_1) P(X_2 \leq x_2, Y_2 \leq y_2)$

(iii) 若 Z_1, \dots, Z_n 是相互独立, $E[Z_1 \dots Z_n] = E[X_1] \dots E[X_n]$

定义: X 的特征函数为 $\phi(t) = E[e^{itx}] \quad -\infty < t < +\infty$

(i) $E[e^{itx}] = E[\cos(tx)] + iE[\sin(tx)]$ (ii) $|e^{itx}| \leq 1$ 于是 ϕ 也是地有界的 (iii) 若 X 有密度 f : 则 $E[e^{itx}] = \int_{-\infty}^{\infty} e^{itx} f(x) dx = \int_{-\infty}^{\infty} e^{itx} f(x) dx$

定理: (i) $\phi(0) = 1, |\phi(t)| \leq 1, \phi(-t) = \overline{\phi(t)}$

(ii) $\phi(t)$ 在 $(-\infty, +\infty)$ 上一致连续

(iii) $\phi(t)$ 非负定, 即 $\sum_{j,k=1}^n \phi(t_j - t_k) z_j \overline{z_k} \geq 0$

定理: 若 $E[|X|^k] < +\infty, \forall j = 0, 1, \dots, k$ 有 $\phi^{(j)}(0) = i^j E[X^j]$ 进而 $\phi(t) = \sum_{j=0}^k \frac{(it)^j}{j!} E[X^j] + o(t^k)$

定理: 若 $Y = ax + b$, 则 $\phi_Y(t) = e^{itb} \phi_X(at)$; 若 Y 与 X 独立, $\phi_{X+Y}(t) = \phi_X(t) \phi_Y(t)$

定义: 多元特征函数: $X = (X_1, \dots, X_n)$, $\phi_X(t) = E[e^{i \sum_{j=1}^n t_j X_j}]$

此时 X 与 Y 独立 $\Leftrightarrow \phi_{X,Y}(s,t) = \phi_X(s) \phi_Y(t)$

例: Bernoulli 分布 (多数) $\phi(t) = pe^{it} + q$

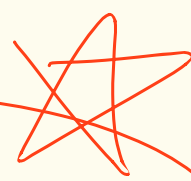
$B(n, p)$ 分布: $\phi(t) = (pe^{it} + q)^n$

指数分布: $X \sim \text{Exp}(\lambda), \phi(t) = \int_0^{\infty} \lambda e^{-\lambda x} e^{itx} dx = \frac{\lambda}{\lambda - it} \quad (f(x) = \begin{cases} \lambda e^{-\lambda x} & x \geq 0 \\ 0 & x < 0 \end{cases})$

$N(0, 1): \phi(t) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{\infty} e^{-\frac{1}{2}x^2 + itx} dx = e^{-\frac{1}{2}t^2}$

$N(\mu, \sigma^2): \phi(t) = e^{it\mu - \frac{1}{2}\sigma^2 t^2}$

对 $N(0, 1), E[e^{itx}] = e^{-\frac{1}{2}t^2}$



§5.2 反演与逆收敛定理

定理: F 为 n 维分布函数 $\phi(t) = E[e^{itx}]$, $\forall -\infty < a < b < +\infty$, 有 $\frac{F(b) + F(b-0)}{2} - \frac{F(a) + F(a-0)}{2} = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{2\pi} \int_{-T}^T \frac{e^{-iat} - e^{-ibt}}{it} \phi(t) dt$

推论 (Riemann-Lebesgue): 若 $\phi_n(t) = \phi_n(t)$, 则 $X_n \xrightarrow{D} Y$

例: 求 $\cos t$ 对应的分布函数

法: 直接算

$\cos t = \frac{e^{it} + e^{-it}}{2}$ 为偶函数, $P(X=1) = P(X=-1) = \frac{1}{2}, E[e^{itx}] = \frac{e^{it} + e^{-it}}{2} = \cos t$

定义: $F_n(x), F(x)$ 为分布函数, 若对 $\forall F$ 连续点 x , 有 $\lim_{n \rightarrow \infty} F_n(x) = F(x)$, 则称 F_n 弱收敛于 $F, F_n \xrightarrow{w} F$

Lévy-Cramér 逆收敛定理: F_n 分布函数列, $\phi_n(x) = \int e^{itx} dF_n$

(i) F 为分布函数, 且 $F_n \xrightarrow{w} F$, 则 $\phi_n \rightarrow \phi \quad \forall t \in \mathbb{R}$ 且 ϕ 为 F 的特征函数

(ii) 若 $\phi_n(t) = \lim_{n \rightarrow \infty} \phi_n(t) \quad \forall t \in \mathbb{R}$, 且 ϕ 在 $t=0$ 处连续, 则 ϕ 为某分布函数 F 的特征函数且 $F_n \xrightarrow{w} F$

$\phi(t) = \begin{cases} \frac{\sin t}{t} & t \neq 0 \\ 1 & t = 0 \end{cases} \rightarrow 0 \quad \phi(t)$ 不是特征函数.

§5.3 Lindeberg-Feller CLT

定理: 设 $\{X_j\}$ 独立同分布, $\mu_k = E[X_k], \sigma_k^2 = \text{Var}(X_k), \sigma^2 = (\sigma_1, \dots, \sigma_n)$ 则有 $\frac{\sum_{j=1}^n (X_j - \mu_j)}{\sqrt{n\sigma^2}} \xrightarrow{D} Z \sim N(0, 1)$

证明: 记 $T_k = \frac{X_k - \mu_k}{\sigma_k}$, $U_n = \frac{\sum_{j=1}^n (X_j - \mu_j)}{\sqrt{n\sigma^2}} = \frac{1}{\sqrt{n}} \sum_{j=1}^n T_j$, 令 $\phi(t) = E[e^{itU_n}] = \prod_{j=1}^n \phi_j(t) = E[e^{itU_n}]$

则 $\phi(t) = (1 + \frac{it}{\sqrt{n}} \sigma^2 + \frac{(it)^2}{2!} \sigma^2 + o(t^2)) \phi(t) = (1 + \frac{it}{\sqrt{n}} \sigma^2 + o(t^2))^n \rightarrow e^{-\frac{1}{2}t^2}$ 由逆收敛定理得证

Lindeberg 条件: $\mu_k = E[X_k], \sigma_k^2 = \text{Var}(X_k), B_n^2 = \sum_{k=1}^n \sigma_k^2$

$\phi(t) = 1 + \frac{it}{1!} E[X] + \frac{(it)^2}{2!} E[X^2] + o(t^2)$

$\forall \varepsilon > 0, \lim_{n \rightarrow \infty} \frac{1}{B_n} \sum_{k=1}^n \mathbb{E}[(X_k - \mu_k) \mathbb{I}(|X_k - \mu_k| > \varepsilon B_n)] = 0$ (一般不直接证) (LF)

定理: (Lindberg-Feller CLT) 设 X_k 相互独立, 满足 L-条件, 则 $\frac{1}{B_n} \sum_{k=1}^n (X_k - \mu_k) \xrightarrow{D} Z \sim N(0,1)$ 且 $\frac{1}{B_n} \max_{1 \leq k \leq n} \sigma_k^2 \rightarrow 0$. (F)

特别地, $\{X_k\}$ 相互独立, $\mathbb{E}[X_k] = \mu_k, \sigma_k^2 = \text{Var}(X_k)$. 若 $\frac{1}{B_n} \sum_{k=1}^n \mathbb{E}[|X_k - \mu_k|^3] \rightarrow 0, n \rightarrow \infty$, 则 L-条件成立

证: (i) 利用马尔可夫不等式: $\mu_k = 0, \forall k, \frac{1}{B_n} \sum_{k=1}^n \mathbb{E}[X_k^2 \mathbb{I}(|X_k| > \varepsilon B_n)] \leq \frac{1}{\varepsilon^2} \sum_{k=1}^n \mathbb{P}(|X_k| > \varepsilon B_n) \leq \frac{1}{\varepsilon^2} \sum_{k=1}^n \mathbb{P}(\sum_{j=1}^n \frac{\sigma_j^2}{B_n} > \varepsilon) = \frac{1}{\varepsilon^2} \mathbb{P}(\max_k \frac{|X_k|}{B_n} > \varepsilon) \rightarrow 0, \mathbb{P}(\max_k \frac{|X_k|}{B_n} > \varepsilon) \xrightarrow{P} 0$

(ii) $(L) \Rightarrow (F): \frac{\sigma_k^2}{B_n} = \frac{\mathbb{E}[X_k^2 \mathbb{I}(|X_k| \leq \varepsilon B_n)] + \mathbb{E}[X_k^2 \mathbb{I}(|X_k| > \varepsilon B_n)]}{B_n} \leq \varepsilon^2 + \frac{1}{B_n} \sum_{k=1}^n \mathbb{E}[|X_k - \mu_k|^3 \mathbb{I}(|X_k - \mu_k| > \varepsilon B_n)]$
 于是 $\lim_{n \rightarrow \infty} \max_k \frac{\sigma_k^2}{B_n} \leq \varepsilon^2$ 令 $\varepsilon \rightarrow 0$ 即可
 $\hookrightarrow n \rightarrow \infty$ 时 $\frac{\sigma_k^2}{B_n} \rightarrow 0$ 由 Lindberg 条件

(iii) (L) 是 (LF) 充分条件, 同时有 (LF) + (F) \Rightarrow (L)

(iv) Lyapunov 条件: $\exists \delta > 0, \frac{1}{B_n^{2+\delta}} \mathbb{E}[|X_k - \mu_k|^{2+\delta}] \rightarrow 0$ 此条件可推出 (L)

De Moivre-Laplace 定理.

$S_n = \sum_{i=1}^n X_i, X_i \sim B(1, p), \mathbb{P}(S_n = k) = C_n^k p^k (1-p)^{n-k}$

定理 (局部极限定理) 设 $0 < p < 1$, 记 $X_k = \frac{k-np}{\sqrt{npq}}, 0 \leq k \leq n$ 则对所有满足 $|X_k| \leq A \sqrt{k}$, 有 $\mathbb{P}(S_n = k) \sim \frac{e^{-\frac{1}{2}X_k^2}}{\sqrt{2\pi npq}}, n \rightarrow \infty$

积分形式 CLT: $\mathbb{P}(\frac{S_n - np}{\sqrt{npq}} \in (a, b)) \rightarrow \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_a^b e^{-\frac{t^2}{2}} dt, n \rightarrow \infty$

5.4 矩方法

$\int_{-\infty}^{\infty} x^k \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{x^2}{2}} dx = \gamma_k = \begin{cases} (2m-1)!! & k=2m \\ 0 & k=2m+1 \end{cases}$

定理: 设 $\{X_k\}$ 独立, 满足 (i) $\mathbb{E}[X_k] = 0, \text{Var}(X_k) = 1, \forall k \in \mathbb{N}$
 (ii) (一致有界矩条件) $\forall m \geq 3, \sup_k \mathbb{E}[|X_k|^m] = C_m < \infty$

则有 $\mathbb{E}[(\frac{1}{\sqrt{n}} \sum_{i=1}^n X_i)^k] \rightarrow \gamma_k, n \rightarrow \infty$.

Then $\Rightarrow \forall \delta > 0, \sum_{k=3}^{\infty} \frac{C_k}{k!} \rightarrow 0$ 再由矩母函数定理, $\frac{S_n}{\sqrt{n}} \xrightarrow{D} N(0,1)$

定理: $\{X_n\}$ 独立变量列 (i) $\forall k \in \mathbb{N}, \mathbb{E}[X_n^k] \rightarrow \gamma_k, n \rightarrow \infty$ 则有 $X_n \xrightarrow{D} X$

(ii) $\exists \lambda, c < \infty, \gamma_k = \mathbb{E}[X^k]$ 且 $\{X_n\}$ 满足 $\frac{1}{k!} \sum_{j=0}^k \gamma_j \gamma_{k-j} < c < \infty$

Lindberg 收敛性

定理 (收敛分布族(D)等价刻画): $X_n \xrightarrow{D} X$ 当且仅当以下条件 1-3 成立 (i) $\{f_n\}$ 收敛, $\forall g, f, \dots, g^{(k)} \in C_b(\mathbb{R}), \mathbb{E}[g(X_n)] \rightarrow \mathbb{E}[g(X)]$
 (ii) $\phi_n(t) \rightarrow \phi(t), t \in \mathbb{R}$