

# 概率论、数理统计和随机过程.

几乎不考

只有一、二选项.

## ④ 二项分布 $X \sim b(n, p)$

$$P(X=k) = C_n^k p^k (1-p)^{n-k}$$

中间最大  $\left( \frac{P(X=k+1)}{P(X=k)} = 1 \text{ 时} \right)$

$\Rightarrow$   $n$  次独立重复实验中  
A 发生次数. (有放回)

$\Rightarrow$   $n$  很大  $p$  很小时: 泊松近似.

$$C_n^k p^k (1-p)^{n-k} \approx \frac{\lambda^k e^{-\lambda}}{k!}, \lambda = np.$$

## ③ 泊松分布 $X \sim P(\lambda)$

$$P(X=k) = \frac{\lambda^k}{k!} \cdot e^{-\lambda} \Rightarrow \text{单位时间内 A 发生次数}$$

(二项分布极限)

## ⑥ 几何分布 $X \sim G(p)$

$$P(X=k) = q^{k-1} \cdot p \Rightarrow \text{实验进行到成功为止的次数}$$

(第一次)

## ⑤ 负二项分布

④ 超几何分布  $\Rightarrow$  抽  $n$  个, 里面次品数 (无放回)

$$P(X=k) = \frac{C_M^k \cdot C_{N-M}^{n-k}}{C_N^n}$$

与二项分布期望同

连续型:

$$F(x) = \int_{-\infty}^x f(x) dx \Rightarrow \text{分段做.}$$

## ① 均匀分布 $X \sim U(a, b)$

$$f(x) = \begin{cases} \frac{1}{b-a}, & a < x < b \\ 0, & \text{其它} \end{cases} \Rightarrow F(x) = \begin{cases} 0 & x < a \\ \frac{x-a}{b-a} & a \leq x \leq b \\ 1 & x > b \end{cases}$$

## ② 指数分布 $X \sim e(\lambda)$

$$f(x) = \begin{cases} \lambda e^{-\lambda x}, & x \geq 0 \\ 0, & x < 0 \end{cases} \Rightarrow F(x) = \begin{cases} 1 - e^{-\lambda x}, & x \geq 0 \\ 0, & x < 0 \end{cases}$$

无记忆性,  $s$  岁再活  $s$  与  $s$  无关 (寿命)

## ③ 正态分布 $X \sim N(\mu, \sigma^2)$

$$f(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \cdot e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}}, x \in R.$$

$\Rightarrow$  使用  $Y = \frac{x-\mu}{\sigma}$  标准化计算.  $\Rightarrow Z(X) \sim N(0, 1)$

## ★ 求分布律: $Y=g(X)$

★ 先求  $F(Y)$ , 再求导:  $f_Y(y)$ .

$$F_Y(y) = P(Y \leq y) = P(g(X) \leq y) = \int_{x|g(x) \leq y} f_X(x) dx.$$

记得外面还要乘积分上限导数.

## C1 随机事件及其概率 会用 Venn 图.

① 运算:  $A-B, A \cup B, A \cap B (AB), \bar{A}$

关系:  $A=B, A \subset B$ , 对立 ( $AB=\emptyset, A \cup B=\Omega$ )

等价  $\downarrow$   
 $ACB, BCA$ . 有  $A$  必有  $B$ .

(互斥) 互不相容 ( $AB=\emptyset$ )

$$P(A \cup B) = P(A) + P(B) - P(AB)$$

## ② 概率

非负  
规范 (=1)

互斥可列可加.  $\Rightarrow P(A_1 \cup A_2 \cup \dots \cup A_n) = \sum_{i=1}^n P(A_i)$

③ 条件概率:  $P(A|B) = \frac{P(AB)}{P(B)}$

$\Rightarrow$  乘法公式:

$$P(A_1 \dots A_n) = P(A_1) \cdot P(A_2|A_1) \cdot P(A_3|A_1 A_2) \dots P(A_n|A_1 \dots A_{n-1})$$

## ④ 全概率公式:

$$P(A) = \sum_{i=1}^n P(B_i) \cdot P(A|B_i)$$

贝叶斯公式

$$P(B_i|A) = \frac{P(B_i) \cdot P(A|B_i)}{\sum_{j=1}^n P(B_j) \cdot P(A|B_j)} = \frac{P(A|B_i)}{P(A)}$$

## ⑤ 独立 (对 $A, B$ )

★  $A, B$  独立  $\rightarrow A, \bar{B}$  独立.

$$P(AB) = P(A)$$

或

$$P(A)P(B) = P(AB)$$

$$P(AB) = P(A) - P(A\bar{B})$$

$$= P(A) - P(A) \cdot P(\bar{B})$$

$$= P(A) \cdot (1 - P(\bar{B}))$$

$$= P(A) \cdot P(B)$$

## C2 随机变量分布 (不咋考, 打基础)

分布:  $F(x) = P(X \leq x)$   $\Rightarrow$  用左右极限.

$$\Rightarrow F(x_2) - F(x_1) = P(x_1 < X < x_2)$$

$$\lim_{x \rightarrow \infty} F(x) = 1, \lim_{x \rightarrow -\infty} F(x) = 0.$$

离散型分布律:

列表: 写出  $X, P$ , 对  $Y=g(X)$ ,

$X$	$x_1$	$x_2$
$P$	$p_1$	$p_2$

则  $P(Y=y_i) = P(g(X)=y_i)$

代入即可

$\Rightarrow$  分布函数:  $F(x) = \sum_{x_k \leq x} P(X=x_k)$

$$P(X \text{ 跳跃}) = \begin{cases} \dots & x < x_1 \\ \dots & x_1 \leq x < x_2 \\ \dots & \dots \end{cases}$$

常见分布:

$$① 0-1: \frac{x|0 \ 1}{p|1-p}$$

$$X \sim b(1, p)$$



## 随机向量及其分布 (二维为主)

$$F(x, y) = P(X \leq x, Y \leq y) \rightarrow \text{区域}$$

### ① 联合分布

#### 离散型:

联合分布律: 列表

$$F(x, y) = \sum_{y_j \leq y} \sum_{x_i \leq x} P_{ij}$$

X \ Y	$y_1$	$\dots$	$y_j$	$\dots$
$x_1$	$P_{11}$	$\dots$	$P_{1j}$	$\dots$
$\vdots$	$\vdots$	$\ddots$	$\vdots$	$\ddots$
$x_i$	$\vdots$	$\ddots$	$P_{ij}$	$\ddots$

#### 连续型:

$$F(x, y) = \int_{-\infty}^y \int_{-\infty}^x f(x, y) dx dy$$

联合分布函数      联合概率密度

$$\Rightarrow f(x, y) = \frac{\partial^2 F(x, y)}{\partial x \partial y}, \quad \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} f(x, y) dx dy = 1$$

$$P(X, Y \in G) = \iint_G f(x, y) dx dy$$

区域积分 \$\Rightarrow\$ 换元, 二重积分

$$\text{积分结论: } \int_{-\infty}^{\infty} e^{-ax^2} dx = \sqrt{\frac{\pi}{a}}$$

$$\int_0^{\infty} y^2 e^{-by} dy = \frac{2}{b^3}$$

$$\Rightarrow E_X: \text{二维均匀 } f(x, y) = \begin{cases} \frac{1}{S}, & (x, y) \in G \\ 0, & \text{其它} \end{cases}, \text{二维正态}$$

### ② 边缘分布

连续型:  $F_X(x) = F(x, \infty) = \int_{-\infty}^{\infty} f_X(x) dx$  边缘分布函数

$$F_Y(y) = F(\infty, y) = \int_{-\infty}^{\infty} f_Y(y) dy$$

$$\Rightarrow \begin{cases} f_X(x) = \int_{-\infty}^{\infty} f(x, y) dy \\ f_Y(y) = \int_{-\infty}^{\infty} f(x, y) dx \end{cases}$$

边缘密度

#### 离散型:

$$F_X(x) = \sum_{x_i \leq x} \sum_{j=1}^{\infty} P_{ij}$$

\$\Rightarrow P(X=x\_i)\$ 求和  
表中 \$x\_i\$ 所在行求和  
\$P(X=x\_i)\$ 是

\$\Rightarrow\$ 二维正态分布边缘分布均为一维正态

### ③ 条件分布:

$$P(Y=y | X=x) = \frac{P(X=x, Y=y)}{P(X=x)}$$

$$\text{记为 } F_{Y|X}(y|x)$$

$$\begin{cases} \text{高: } \sum_{y_j \leq y} P(Y=y_j | X=x_i) \Rightarrow P(Y=y_j | X=x_i) = \frac{P_{ij}}{P_i} \\ \text{连: } \int_{-\infty}^y f_{Y|X}(y|x) dy \end{cases}$$

用条件概率

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

### ④ 独立性:

$$F(x, y) = F_X(x) \cdot F_Y(y)$$

联合 = 边缘 \$\times\$ 边缘

$$\begin{cases} \text{离散: } \forall x_i, y_j, P(X=x_i, Y=y_j) = P(X=x_i) \cdot P(Y=y_j) \\ \text{连续: } f(x, y) = f_X(x) \cdot f_Y(y) \end{cases}$$

### ⑤ 函数的分布:

$$Z = g(X, Y) / g(X_1, X_2)$$

#### 离散型:

$$\text{直接计算: } P(Z=z_k) = P(g(X, Y)=z_k)$$

连续型: 先求 \$F\_Z\$, 再求导

$$F_Z(z) = P(g(X, Y) \leq z)$$

$$= \iint_{G: g(x, y) \leq z} f(x, y) dy dx \quad (\text{画图})$$

$$f_Z(z) = \frac{dF_Z(z)}{dz}$$

例: 另法求导

★ 数字特征

- 期望
- 方差
- 相关系数
- 协方差

$$\text{期望: } \begin{cases} \text{连: } EX = \int_{-\infty}^{\infty} x \cdot f(x) dx \\ \text{离: } EX = \sum_{i=1}^{\infty} x_i \cdot P_i \end{cases}$$

$$\text{函数公式: } Y=g(X)$$

$$\begin{aligned} EXY &= EG(X) = \int_{-\infty}^{\infty} g(x) \cdot f(x) dx \\ &= \sum_{k=1}^{\infty} g(x_k) \cdot P(X=x_k) \end{aligned}$$

#### 方差:

$$\begin{aligned} DX &= E(X-EX)^2 \\ &= EX^2 - (EX)^2 \end{aligned}$$

#### 切比雪夫:

$$P(|X-EX| \geq \varepsilon) \leq \frac{\sigma^2}{\varepsilon^2}$$

#### 协方差及相关系数:

$$\text{Cov}(X, Y) = E[(X-EX)(Y-EY)] \quad \text{若独立, } \text{Cov}(X, Y)=0$$

$$\rho_{XY} = \frac{\text{Cov}(X, Y)}{\sqrt{DX \cdot DY}}$$

\$|\rho\_{XY}| \leq 1\$, \$\Rightarrow\$ 即线性相关, 正负表示相关性正负

\$\rho\_{XY}=0 \Rightarrow\$ 独立

卷积公式: \$X, Y\$ 独立, \$Z=X+Y\$

$$f_Z(z) = \int_{-\infty}^{\infty} f_X(z-y) f_Y(y) dy$$

$$= \int_{-\infty}^{\infty} f_X(x) f_Y(z-x) dx$$

例: 另法求导



$$\text{★ 计算公式: } E(C) = C$$

$$E(CX) = C \cdot EX$$

$$E(X+Y) = EX + EY$$

$$\text{独立: } E(XY) = EX \cdot EY$$

$$EX^2 = (EX)^2 + DX$$

$$\text{计算: } DC=0$$

$$D(aX+b) = a^2 DX$$

$$\text{独立: } D(X+Y) = DX + DY$$

$$D(X-Y) = DX + DY$$

$$\text{不独立: } D(X+Y) = DX + DY + 2\text{Cov}(X, Y)$$

$$E(XY) = EX \cdot EY$$

$$\text{① } \text{Cov}(X, Y) = \text{Cov}(Y, X)$$

$$\text{② } \text{Cov}(X, X) = DX$$

$$\text{③ } \text{Cov}(X, c) = 0$$

$$\text{④ } \text{Cov}(X+Y, Z)$$

$$= \text{Cov}(X, Z) + \text{Cov}(Y, Z)$$

$$\text{★ } \text{Cov}(-X, Y)$$

$$= -\text{Cov}(X, Y)$$



记忆:

分布	期望	方差
0-1分布	$p$	$p(1-p)$
二项分布	$n \cdot p$	$np(1-p)$
泊松分布	$\lambda$	$\lambda$
指数分布	$\frac{1}{\lambda}$	$\frac{1}{\lambda^2}$
正态分布	$\mu$	$\sigma^2$
均匀分布	$\frac{a+b}{2}$	$\frac{(b-a)^2}{12}$
几何分布	$\frac{1}{p}$	$\frac{1-p}{p^2}$

大数定理

① 收敛性:  $\forall \varepsilon > 0, \lim_{n \rightarrow \infty} P(|X_n - \mu| < \varepsilon) = 1$   
 $\Rightarrow$  记为  $X_n \xrightarrow{P} X$

② 大数定理: 对  $X_1 \dots X_n$  ( $\bar{X}_n = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i$ )

$$\bar{X}_n \xrightarrow{P} E\bar{X}_n$$

+ 条件:  $X_1 \dots X_n$  独立同分布

独立大数:  $\bar{X}_n \xrightarrow{P} EX_k = \mu$   
 $\rightarrow$  任一个的期望, 没有“一”

③ 中心极限定理: ☆

$X_1 \dots X_n$  独立同分布.

变量和标准化  
后  $\sim N(0,1)$

$$\text{则标准化后 } Y_n = \frac{\sum X_i - E\sum X_i}{\sqrt{D\sum X_i}}$$

$$Y_n \sim N(0,1), F_{Y_n}(x) = \Phi(x)$$

答题前说明  
 $X_i$  含义.

$$\Rightarrow P\left(\frac{\sum_{i=1}^n X_i \leq a\right) = P\left(\frac{\sum_{i=1}^n X_i - \frac{n}{2}}{\sqrt{D\sum X_i}} \leq \frac{a - E\sum X_i}{\sqrt{D\sum X_i}}\right)$$

$$\approx \Phi\left(\frac{a - E\sum X_i}{\sqrt{D\sum X_i}}\right)$$

抽样分布:

分布律可用独立结论.

对样本  $X_1, X_2 \dots X_n$

$$\Rightarrow \text{独立, 且服从同总体 } X \text{ 的分布} \begin{cases} P(X_1 = x_1^1, \dots, X_n = x_n^1) = \prod_{i=1}^n P(X_i = x_i^1) \\ f(x_1, \dots, x_n) = \prod_{i=1}^n f(x_i) \end{cases}$$

$\Rightarrow$  结论:  $\mu, \sigma^2$

① 对任何总体  $X$ ;  $X_1, \dots, X_n$  样本:

$$S_n^2 = \frac{1}{n-1} \sum (X_i - \bar{X})^2$$

$$\begin{cases} E\bar{X} = \mu \\ D\bar{X} = \frac{\sigma^2}{n} \\ ES_n^2 = \sigma^2 \end{cases}$$

☆ ② 对正态总体  $\sim N(0,1)$ ,  $X_1, \dots, X_n$ .

记定义: 令  $\chi^2 = X_1^2 + X_2^2 + \dots + X_n^2$ ,  $\chi^2 \sim \chi^2(n)$ .

$$\begin{cases} \text{可加性: } \chi_1^2 + \chi_2^2 \sim \chi^2(n_1 + n_2) \text{ (不对称)} \\ E(\chi^2) = n, D(\chi^2) = 2n \text{ 特!} \end{cases}$$

☆ ③ 正态总体  $\sim N(\mu, \sigma^2)$

$X_1 \dots X_n$

$$(1) U = \frac{\bar{X} - \mu}{\frac{\sigma}{\sqrt{n}}} \sim N(0,1)$$

(2)  $\bar{X}, S^2$  相互独立  
 $\rightarrow$  样本均值  $\rightarrow$  样本方差  $S^2 = \frac{1}{n-1} \sum (X_i - \bar{X})^2$

2.  $X \sim N(0,1), Y \sim \chi^2(n), XY$  独立

$$\text{对称 } T = \frac{X}{\sqrt{\frac{Y}{n}}} \sim t(n) \quad \begin{cases} ET = 0 \\ D(T) = \frac{n}{n-2} \end{cases}$$

3.  $X \sim \chi^2(m), Y \sim \chi^2(n), XY$  独立

$$\text{不对称 } F = \frac{\frac{X}{m}}{\frac{Y}{n}} = \frac{X}{Y} \cdot \frac{n}{m} \sim F(m, n)$$

$$\Rightarrow F_{\alpha}(n_2, n_1) = \frac{1}{F_{1-\alpha}(n_1, n_2)}$$

$$(3) \frac{(n-1)S^2}{\sigma^2} \sim \chi^2(n-1)$$

$$(4) T = \frac{\bar{X} - \mu}{\frac{S}{\sqrt{n}}} \sim t(n-1)$$

参数估计:  $\begin{cases} \text{原点距: } \alpha_k = EX^k \\ \text{中心距: } \beta_k = E(X - EX)^k \end{cases}$

① 矩估计  $\rightarrow$  原点距

总体的  $k$  阶原点距 = 样本的  $k$  阶原点距

$$\begin{aligned} Ex: \quad EX &= \bar{X} \\ EX^2 &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i^2 \rightarrow \text{几个未知量} \\ EX^k &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i^k \rightarrow \text{几个方程} \end{aligned}$$

② 最大似然估计

(1) 似然函数: 出现这个样本的概率.

$$L(\theta_1, \dots, \theta_k) = \begin{cases} \text{离: } \prod_{i=1}^n P(X = X_i) \\ \text{连: } \prod_{i=1}^n f(X_i | \theta_1, \dots, \theta_k) \rightarrow \text{联合分布} \end{cases}$$

(2) 求最大值点  $\begin{cases} \text{端点} \\ \text{极值点} \end{cases}$

$$\frac{\partial L}{\partial \theta} \Rightarrow \frac{\partial \ln L}{\partial \theta} \text{ 解出 } \theta$$

若总体 ③ 评估:

① 无偏性:  $E(\hat{\theta}) = \theta$ . 若总体  $\hat{\theta}$  的期望等于真值  $\theta$ , 则称  $\hat{\theta}$  为  $\theta$  的无偏估计. 若  $E(\hat{\theta}) \neq \theta$ , 则称  $\hat{\theta}$  为  $\theta$  的有偏估计. 若  $E(\hat{\theta}) = \theta$ , 则称  $\hat{\theta}$  为  $\theta$  的无偏估计. 若  $E(\hat{\theta}) \neq \theta$ , 则称  $\hat{\theta}$  为  $\theta$  的有偏估计. 若  $E(\hat{\theta}) = \theta$ , 则称  $\hat{\theta}$  为  $\theta$  的无偏估计. 若  $E(\hat{\theta}) \neq \theta$ , 则称  $\hat{\theta}$  为  $\theta$  的有偏估计.

(2) 有效性: 在无偏性基础上, 方差越小越好

(3) 相合性:  $\lim_{n \rightarrow \infty} P(|\hat{\theta} - \theta| < \varepsilon) = 1$  样本全知时取值为真值.

## 区间估计 ★全为双边

$1-\alpha$  置信区间:  $(\hat{\theta}_1, \hat{\theta}_2)$  使  
 $P(\hat{\theta}_1 < \theta < \hat{\theta}_2) = 1-\alpha$   
 叫置信度

⇒ 方法: ① 求点估计  $\hat{\theta}$

② 构造  $g(\hat{\theta}, \theta) \sim$  已知分布

③ 求  $P(a < g(\hat{\theta}, \theta) < b) = 1-\alpha$

⇒ 正态总体:  $X \sim N(\mu, \sigma^2)$ ,  $X_1, \dots, X_n$  样本

①  $\sigma^2$  已知, 求  $\mu$  置信区间

构造  $\frac{\bar{X}-\mu}{\frac{\sigma}{\sqrt{n}}} \sim N(0,1)$

求解:  $P\left(\left|\frac{\bar{X}-\mu}{\frac{\sigma}{\sqrt{n}}}\right| < u_{\frac{\alpha}{2}}\right) = 1-\alpha$   
★ 置信度  
★ 上分位点

③  $\sigma^2$  未知, 求  $\mu$  置信区间

$\frac{\bar{X}-\mu}{\frac{S}{\sqrt{n}}} \sim t(n-1)$

求解:  $P\left(\left|\frac{\bar{X}-\mu}{\frac{S}{\sqrt{n}}}\right| < t_{\frac{\alpha}{2}}(n-1)\right) = 1-\alpha$

(2)  $\sigma$  未知:

$T = \frac{\bar{X}-\mu_0}{\frac{S}{\sqrt{n}}} \sim t(n-1)$

双边:  $H_0: \mu = \mu_0$ ;  $H_1: \mu \neq \mu_0$

$S = \{X_1, \dots, X_n \mid \left|\frac{\bar{X}-\mu_0}{\frac{S}{\sqrt{n}}}\right| \leq t_{\frac{\alpha}{2}}(n-1)\}$

单边:  $H_0: \mu \leq \mu_0$ ;  $H_1: \mu > \mu_0$

$S = \{X_1, \dots, X_n \mid \frac{\bar{X}-\mu_0}{\frac{S}{\sqrt{n}}} > t_{\alpha}(n-1)\}$

$H_0: \mu \geq \mu_0$ ;  $H_1: \mu < \mu_0$

$S = \{X_1, \dots, X_n \mid \frac{\bar{X}-\mu_0}{\frac{S}{\sqrt{n}}} < -t_{\alpha}(n-1)\}$

③  $\sigma^2$

构造  $\frac{(n-1)S^2}{\sigma^2} \sim \chi^2(n-1)$

(2) 方差

$\chi^2 = \frac{(n-1)S^2}{\sigma_0^2} \sim \chi^2(n-1)$

★ 双边:  $H_0: \sigma^2 = \sigma_0^2$ ;  $H_1: \sigma^2 \neq \sigma_0^2$

$S = \left\{ \chi^2 \leq \chi_{1-\frac{\alpha}{2}}^2(n-1) \text{ 或 } \chi^2 \geq \chi_{\frac{\alpha}{2}}^2(n-1) \right\}$

★ 单边:

$H_0: \sigma^2 \leq \sigma_0^2$ ;  $H_1: \sigma^2 > \sigma_0^2$  右

$S = \{ \chi^2 > \chi_{\alpha}^2(n-1) \}$

$H_0: \sigma^2 \geq \sigma_0^2$ ;  $H_1: \sigma^2 < \sigma_0^2$  左

$S = \{ \chi^2 < \chi_{1-\alpha}^2(n-1) \}$

## 假设检验

① 写假设  $H_0$  /  $H_1$

$\alpha, \beta$

② 选观测值 算拒绝域  $S$  ( $\alpha$  显著性水平)

③ 算观测值, 与  $S$  比较. ( $\in S$ , 拒  $H_0$ ;  $\notin S$ , 接受  $H_0$ )

⇒  $P(\text{拒绝 } H_0 \mid H_0 \text{ 成立}) = P(X_1, \dots, X_n \in S \mid H_0) \leq \alpha$

★ 控制弃真错误  $P \leq \alpha$  (第一类) ⇒ 想有充分证据的放  $H_1$

对正态总体:

★ 拒绝域推导 用  $H_1$

① 检验  $\mu$

(1)  $\sigma$  已知:

$U = \frac{\bar{X}-\mu_0}{\frac{\sigma}{\sqrt{n}}} \sim N(0,1)$

双边:  $H_0: \mu = \mu_0$ ;  $H_1: \mu \neq \mu_0$

★  $S = \left\{ (X_1, \dots, X_n) \mid \left| \frac{\bar{X}-\mu_0}{\frac{\sigma}{\sqrt{n}}} \right| \geq u_{\frac{\alpha}{2}} \right\}$

⇒ 代  $\lambda \bar{X} / U$  检验

单边:

$\begin{cases} H_0: \mu = \mu_0 \\ H_0: \mu \leq \mu_0 \end{cases}, H_1: \mu > \mu_0$

⇒  $S = \left\{ (X_1, \dots, X_n) \mid \frac{\bar{X}-\mu_0}{\frac{\sigma}{\sqrt{n}}} \geq u_{\alpha} \right\}$

$\begin{cases} H_0: \mu = \mu_0 \\ H_0: \mu \geq \mu_0 \end{cases}, H_1: \mu < \mu_0$

★  $S = \left\{ (X_1, \dots, X_n) \mid \frac{\bar{X}-\mu_0}{\frac{\sigma}{\sqrt{n}}} \leq -u_{\alpha} \right\}$

与区间估计

区分  $\mu / \mu_0$



## 随机过程

有限维分布函数: **在  $X(t)$  中  $t$  为常数!**

$$F(x; t) = P(X(t) \leq x)$$

★数字特征: 对  $X(t)$  **计算时  $X(t)$  中  $t$  已定!**

均值函数:  $m_X(t) = EX(t) = \begin{cases} \sum_{k=1}^{\infty} a_k P(X(t)=a_k) \\ \int_{-\infty}^{+\infty} x f(x; t) dx \end{cases}$

均方差函数:  $D_X(t) = E[X(t) - m_X(t)]^2 = EX^2(t) - m_X^2(t)$

**区别随机的!**

★相关函数:  $R_X(s, t) = EX(s)X(t)$

★协方差函数:  $C_X(s, t) = E(X(s) - m_X(s))(X(t) - m_X(t))$

$$\Rightarrow C_X(s, t) = R_X(s, t) - m_X(s)m_X(t) = EX(s)X(t) - m_X(s)m_X(t)$$

典型随机过程:

①独立增量过程

**在时间区间不重叠时:**

$$X(t_2) - X(t_1), X(t_3) - X(t_2) \dots \text{独立}$$

↓

②平稳独立增量: (与起点无关)

对  $s, t, X(t+h) - X(s+h)$  与  $X(t) - X(s)$  服从同一分布

★性质: 若  $X(0) = 0$  且平稳独立

- 均值:  $m_X(t) = m \cdot t = EX(1) \cdot t$
- 方差:  $D_X(t) = \sigma^2 \cdot t = D_X(1) \cdot t$
- 协方差:  $Cov(s, t) = \sigma^2 \cdot \min(s, t) = D_X(1) \cdot \min(s, t) = D_X(\min(s, t))$

③维纳过程  $W(t)$

条件:  $W(0) = 0$   
性质:  $E(W(t)) = 0$   
平稳独立增量  
 $W(t) \sim N(0, \sigma^2 t)$

可推理

$$m(t) = 0$$

$$D(t) = \sigma^2 t$$

$$Cov(s, t) = \sigma^2 \min(s, t)$$

★单增

$$W(x_1) - W(x_2) \geq 0$$

$$\Rightarrow P(N(t_1) - N(t_2) \dots)$$

$$= P(N(t_1 - t_2) \dots)$$

马尔可夫过程: 过去与未来无关 & 独立

$$P(X(t_n) \leq x_n | X(t_1) \dots X(t_{n-1})) = P(X(t_n) \leq x_n | X(t_{n-1}) = x_{n-1})$$

⇒ 马氏性

对  $N(0) = 0$  的独立增量过程均有 (如维纳、泊松)

↓

**有例题**

马尔可夫链: 离散化的马尔可夫过程

转移概率率 (n步)

$$P_{ij}(m, m+n) = P(X_{m+n} = j | X_m = i) \Rightarrow \text{写成矩阵 } P$$

齐次性: 起点无关

$$P_{ij}(m, m+n) = P_{ij}(0, n) = P_{ij}(n)$$

⇒ 求解只需初始分布 + 一步矩阵 (多)

$$\text{初: } P_{ij}(0) = P(X_0 = a_j)$$

$$P_{ij}(n) = \sum_{k=1}^{\infty} P_{ik}(0) \cdot P_{kj}(n)$$

⇒ 乘法公式 (常用):

$$P(A_1, A_2, A_3 \dots A_n)$$

$$= P(A_1) \cdot P(A_2 | A_1) \dots P(A_n | A_1, A_2 \dots A_{n-1}) \Rightarrow \text{再用马氏性}$$

特殊在笔记:  $\begin{cases} X_1 | X_0 = 0 \\ \text{未知 } X_0 \end{cases}$

遍历性:

$$\lim_{n \rightarrow \infty} P_{ij}(n) = \pi_j \text{ (与 } i \text{ 无关)} \Rightarrow \text{矩阵 } \begin{bmatrix} \pi_1 & \pi_2 & \dots \\ \pi_1 & \pi_2 & \dots \\ \dots & \dots & \dots \end{bmatrix}$$

$\pi = (\pi_1, \pi_2, \dots, \pi_n)$  为极限分布

充分性:  $\pi_i > 0$  且  $\sum_{i=1}^n \pi_i = 1$

存在  $V_{i,j}, P_{ij}(m) > 0$

某一步转移矩阵全不为 0

此时, 求  $\pi$  (行向量)

$$\pi = \pi P \rightarrow \text{求矩阵}$$

$$\Rightarrow \pi_j = \sum_{i=1}^n \pi_i \cdot P_{ij}$$

联系

矩阵

$$P(n) = P^n(1)$$

用矩阵乘法!

行列相等