

Probability Theories

随机变量的分布

Poisson Distribution

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

Normal Distribution

$$f(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}}$$
$$E(X) = \mu$$
$$Var(x) = \sigma^2$$

Exponential Distribution

$$f(x) = \lambda e^{-\lambda x}, x > 0$$
$$E(X) = \frac{1}{\lambda}$$
$$Var(X) = \frac{1}{\lambda^2}$$

多维随机变量的分布

二元正态分布

若 $X \sim N(\mu_1, \sigma_1^2)$, $Y \sim N(\mu_2, \sigma_2^2)$, $\rho_{XY} = \rho$, 则 (X, Y) 服从二元正态分布, 记作 $(X, Y) \sim N(\mu_1, \mu_2, \sigma_1^2, \sigma_2^2, \rho)$

- 二元正态分布, 独立 \iff 不相关
- 令 $Z = aX + bY + c$ 是 X, Y 的线性组合, 则有

$$E(Z) = a\mu_1 + b\mu_2 + c,$$

$$Var(Z) = a^2\sigma_1^2 + b^2\sigma_2^2 + 2ab\rho\sigma_1\sigma_2$$

X+Y, Min, Max

- $Z = X + Y : F_Z(z) = P\{X + Y \leq z\}$
- $M = \max\{X, Y\} : F_M(t) = P\{\max\{X, Y\} \leq t\} = P\{X \leq t, Y \leq t\} = F_X(t) \cdot F_Y(t)$
- $N = \min\{X, Y\} : F_N(t) = P\{\min\{X, Y\} \leq t\} = P\{(X \leq t) \cup (Y \leq t)\} = 1 - [1 - F_X(t)][1 - F_Y(t)]$
- $N = \min\{X_1, \dots, X_n\} : F_N(t) = 1 - \prod_{i=1}^n [1 - F_{X_i}(t)]$

随机变量的数字特征

$$Var(aX \pm bY) = a^2Var(X) + b^2Var(Y) \pm 2abCov(X, Y)$$

$$E(X^2) = \mu^2 + \sigma^2 \Leftarrow Var(x) = E(X^2) - E(X)^2$$

协方差 $Cov(X, Y) = E[(X - E(X))(Y - E(Y))]$ = $E(XY) - E(X) \cdot E(Y)$ 是双线性的

相关系数

$$\rho_{XY} = \frac{Cov(X, Y)}{SD(x) \cdot SD(Y)}$$

独立一定不相关，相关一定不独立

k 阶原点矩 $\mu_k = E(X^k)$

k 阶中心矩 $\nu_k = E((X - E(X))^k)$

称 x_α 为上 α 分位数，若 $P\{X > x_\alpha\} = \alpha$

大数定律

切比雪夫不等式 $P\{|X - \mu| \geq \epsilon\} \leq \frac{\sigma^2}{\epsilon^2}$

伯努利大数定律

$$\lim_{n \rightarrow +\infty} P\left\{ \left| \frac{n_A}{n} - p \right| \geq \epsilon \right\} = 0$$

辛钦大数定律

$$\lim_{n \rightarrow +\infty} P\left\{ \left| \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i - \mu \right| \geq \epsilon \right\} = 0$$

林德伯格-莱维中心极限定理

X_1, \dots, X_n i.i.d.,

$$\begin{aligned} & \lim_{n \rightarrow +\infty} P\left\{ \frac{\sum X_i - E(\sum X_i)}{SD(\sum X_i)} \leq x \right\} \\ &= \lim_{n \rightarrow +\infty} P\left\{ \frac{\sum X_i - n\mu}{\sqrt{n}\sigma} \leq x \right\} = \Phi(x) \end{aligned}$$

抽样分布

χ^2 分布

设 $X_1, \dots, X_n \sim N(0, 1)$, 则称 $Y = X_1^2 + \dots + X_n^2$ 服从自由度为 n 的 χ^2 分布

$Y_1 \sim \chi^2(m), Y_2 \sim \chi^2(n) \Rightarrow Y_1 + Y_2 \sim \chi^2(m+n)$

t 分布

设 $X \sim N(0, 1), Y \sim \chi^2(n)$, 则称 $t = \frac{X}{\sqrt{Y/n}}$ 服从自由度为 n 的 t 分布

$$\begin{aligned} \lim_{n \rightarrow +\infty} f_t(x) &= \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-x^2/2} \\ t_{1-\alpha}(n) &= -t_\alpha(n) \end{aligned}$$

F 分布

设 $U \sim \chi^2(n_1), V \sim \chi^2(n_2)$, 称 $F = \frac{U/n_1}{V/n_2}$ 服从第一自由度 n_1 , 第二自由度 n_2 的 F 分布

正态总体的抽样分布

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

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

$$\frac{\bar{X} - \mu}{S/\sqrt{n}} \sim t(n-1) \quad (3)$$

$$\frac{S_1^2/\sigma_1^2}{S_2^2/\sigma_2^2} \sim F(n_1 - 1, n_2 - 1) \quad (4)$$

当 $\sigma_1^2 = \sigma_2^2$ 时,

$$\frac{(\bar{X} - \bar{Y}) - (\mu_1 - \mu_2)}{S_w \sqrt{\frac{1}{n_1} + \frac{1}{n_2}}} \sim t(n_1 + n_2 - 2) \quad (5)$$

where

$$S_w^2 = \frac{(n_1 - 1)S_1^2 + (n_2 - 1)S_2^2}{n_1 + n_2 - 2}$$

参数估计

评价准则

若估计量 $\hat{\theta}$ 满足 $E(\hat{\theta}) = \theta$, 则称 $\hat{\theta}$ 是 θ 的无偏估计量

若 $\hat{\theta}_1$ 和 $\hat{\theta}_2$ 都是 θ 的无偏估计量, $Var(\hat{\theta}_1) \leq Var(\hat{\theta}_2)$, 则称 $\hat{\theta}_1$ 比 $\hat{\theta}_2$ 更有效

设均方误差 $Mse(\hat{\theta}) \stackrel{def}{=} E((\hat{\theta} - \theta)^2)$, 若 $Mse(\hat{\theta}_1) \leq Mse(\hat{\theta}_2)$, 则称在均方误差准则下, $\hat{\theta}_1$ 比 $\hat{\theta}_2$ 更优

若 $\lim_{n \rightarrow +\infty} P\{|\hat{\theta}_n - \theta| < \epsilon\} = 1$, 则称 $\hat{\theta}_n$ 是 θ 的相合估计量, 记作 $\hat{\theta}_n \xrightarrow{P} \theta$

正态总体区间估计

待估量	已知量	枢轴量
μ	σ^2	$Z = \frac{\bar{X} - \mu}{\sigma/\sqrt{n}} \sim N(0, 1)$
μ	NA	$t = \frac{\bar{X} - \mu}{S/\sqrt{n}} \sim t(n - 1)$
σ^2	NA	$\chi^2 = \frac{(n-1)S^2}{\sigma^2} \sim \chi^2(n - 1)$
$\mu_1 - \mu_2$	σ_1^2, σ_2^2 已知	$Z = \frac{(\bar{X} - \bar{Y}) - (\mu_1 - \mu_2)}{\sqrt{\frac{\sigma_1^2}{n_1} + \frac{\sigma_2^2}{n_2}}} \sim N(0, 1)$
$\mu_1 - \mu_2$	$\sigma_1^2 = \sigma_2^2$ 但未知	$t = \frac{(\bar{X} - \bar{Y}) - (\mu_1 - \mu_2)}{S_w \sqrt{\frac{1}{n_1} + \frac{1}{n_2}}} \sim t(n_1 + n_2 - 2)$
$\frac{\sigma_1^2}{\sigma_2^2}$	NA	$F = \frac{S_1^2/S_2^2}{\sigma_1^2/\sigma_2^2} \sim F(n_1 - 1, n_2 - 1)$