

随机事件及其概率

随机实验事件: E (可重复, 偶然性, 结果在预期范围)

基本事件集合: $(\omega_1, \omega_2, \omega_3 \dots)$

样本空间: Ω

随机事件本身 Ω 必然发生, ϕ 不含任何样本点

频率: $f(A) = A \text{ 发生次数} / \text{总次数 } n \ (n \rightarrow \infty)$

概率:

非负性: $0 \leq P(A) \leq 1$

规范性: $P(\Omega \text{ 全集}) = 1$

可列可加性: $P(\text{事件合集}) = \sum P(A_i)$ (事件两两互不相容, 分割全集)

$P(\phi) = 0$

对立事件: $A \text{ 并 } B = \Omega, A \text{ 交 } B = \phi \ (P(A) = 1 - P(B))$

概率加法: $P(A \text{ 并 } B) = P(A) + P(B) - P(A \text{ 交 } B)$

$P(A \text{ 并 } B \text{ 并 } C) = P(A) + P(B) + P(C) - P(A \text{ 交 } B) - P(A \text{ 交 } C) - P(B \text{ 交 } C) + P(A \text{ 交 } B \text{ 交 } C)$

C)

.....

古典概率模型: 样本空间中有限多个基本事件发生概率等可能

条件概率:

Monty Hall Problem 山羊问题: $P(\text{换} + \text{win}) = 2/3, P(\text{留} + \text{win}) = 1/3$

$P(A|B) = P(AB) / P(B) \ (P(B) > 0)$

$P(B) = P(A)P(B|A) / P(A|B)$

$P(B) = \sum P(A_i) P(B|A_i)$ (A_i 为样本空间划分)

贝叶斯: $P(A_i|B) = P(A_i)P(B|A_i) / \sum P(A_i)P(B|A_i)$

事件独立性:

定义: $P(AB) = P(A)P(B)$ (A, B 相互独立 $\Omega \setminus \phi$ 与所有事件相互独立)

1. $P(A|B) = P(A), P(B|A) = P(B)$ (互不影响)

2. $\{A, B\}, \{\bar{A}, \bar{B}\}, \{A, \bar{B}\}, \{\bar{A}, B\}$ 相互独立

3. $A_1, A_2 \dots A_n$ 相互独立 等价于 $\bar{A}_1, \bar{A}_2, \dots \bar{A}_n$ 相互独立 (任意两个取非事件)

随机变量及其分布

随机变量: 对于每个 $\{\omega\}$, 有唯一实数 $X(\omega)$ 与之对应 ($\omega \rightarrow$ 实数单向), X 称为随机变量

分布函数: $F(x) = P(X \leq x)$ (x 属于 R) ($F(x)$ 概率累加)

单调不减, 右连续 (跳跃点左空右实 $F(x+0) = F(x)$), $F(-\infty) = 0, F(\infty) = 1$

$P(X \leq b) = F(b), P(a < X \leq b) = F(b) - F(a), P(X > b) = 1 - F(b), P(X < b) = F(b-0)$

离散型: 取值仅有有限个, 分布函数为阶梯型, 离散型数列的所有和为 1

分布列: 出现某种情况的概率 (可能为 0)

$F(x) = P(X \leq x) = \sum p_k \ (k=1, 2, \dots)$

二项和公式: $(a+b)^n = \sum C_n^k a^k b^{(n-k)}$

离散随机变量分布: 二项, 泊松, 负二项, 超几何, 几何分布

二项分布: $X \sim b(n, p): P(X = k) = C_n^k p^k (1-p)^{n-k}$

(每次实验出现结果有限个, 相互不影响)

x 取 k 的概率为:

n 重伯努利实验成功次数: $X \sim B(n, p)$ ($p=P(A)$)

最可能成功次数 X: $(n+1)p$ 为整数 $X=(n+1)p$ 或 $(n+1)p-1$, 非整数 $X=(n+1)p$

泊松定理: $X \sim P(\lambda): P(X=k) = \frac{\lambda^k}{k!} e^{-\lambda}$ 当 n 非常大时 ($n \geq 100, np \leq 10$),

二项分布的极限分布($np \rightarrow \lambda$)

几何分布: $X \sim G(p): P(X=k) = (1-p)^{k-1}p$ 事件成功时已做实验个数

超几何分布: $X \sim H(k, N, M, n): p(X=k) = \frac{C_M^k C_{N-M}^{n-k}}{C_N^n}$

负二项分布: $X \sim Nb(r, p): P(X=k) = C_{k-1}^{r-1} p^r (1-p)^{k-r}$

第 r 次发生已进行的实验次数, 最后一次必然为 p

连续随机变量:

分布函数: $F(x) = \int_{-\infty}^x f(t) dt$ (非负可积)

1. 非降性: $F(x)$ 为不减函数
2. 有界性: $0 \leq F(x) \leq 1; F(-\infty) = 0; F(+\infty) = 1$
3. 右连续性: $F(x) = F(x+0)$

概率密度: 随机变量 X 的分布函数 $F(x)$, 如果存在非负可积函数 $f(x)$, 使得对任意实数 x , 有 $F(x) = \int_{-\infty}^x f(t) dt$, $f(x)$ 为 X 的概率密度

1. 非负性: $F(x) > 0$ ($x \in (-\infty, +\infty)$)
2. 规范性: $\int_{-\infty}^{+\infty} f(x) dx = 1$

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

指数分布: $X \sim e(\lambda): f(x) = \begin{cases} \lambda e^{-\lambda x} & (X > 0) \\ 0 & \text{其它} \end{cases}$, $F(x) = 1 - e^{-\lambda x}$ ($x > 0$)

无记忆性: $P(X > n+k | X > n) = P(X > k)$

正态分布: $X \sim N(\mu, \sigma^2): f(x) = \frac{1}{\sqrt{2\sigma^2\pi}} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}}$ 形状 μ 对称轴

标准正态分布: $Y = \frac{X-\mu}{\sigma} \sim N(0,1)$ 分布函数: $\Phi(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^x e^{-\frac{x^2}{2}} dx$

对称性, 分布函数=面积累积

$P(X > x_\alpha) = \alpha$ x_α 为随机变量上侧 α 分位点

随机变量函数分布:

已知离散随机变量 X 的分布律, 求 $Y=g(X)$ 分布律 (随机事件等价性)

已知连续型随机变量 $f(x)$ 概率密度, 求 $Y=g(X)$ 概率密度

求出分布函数 $F_Y(y) = P(g(X) \leq y) = \int_{\{x|g(x) \leq y\}} f(x) dx$, 求导得出概率密度

指数函数 $Y = X^n$ 分奇偶 $Y = X^n$ 开 n 次根时分奇偶 (寻找断点)

$$\begin{cases} 0 & (\text{为偶函数且 } y < 0) \\ FY(y) = P\left(-y^{\frac{1}{n}} \leq x \leq y^{\frac{1}{n}}\right) & (\text{其它}) \end{cases}$$

$$\begin{cases} f_{\min}(z) = n[1 - F(z)]^{n-1}f(z) \\ f_{\max}(z) = n[F(z)]^{n-1}f(z) \end{cases}, \quad n \text{ 为样本自由度}$$

$\min(P(\min\{X_1^n\} = N \leq z) = 1 - P(N > z)$ 利用对立事件概率性质以及联合分布函数求出

多维随机向量

联合分布函数: $F(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = P(\mathbf{X} \leq \mathbf{x}, \mathbf{Y} \leq \mathbf{y})$ (, = && 随机变量落入方格概率 ≥ 0)

$$1. \quad p_{ij} \geq 0 \quad (i, j = 0, 1, \dots), \quad f(\mathbf{x}, \mathbf{y}) \geq 0$$

$$2. \quad \sum_{j=1}^{\infty} \sum_{i=1}^{\infty} p_{ij} = 1$$

$$F(x, -\infty) = F(-\infty, y) = 0 \quad F(+\infty, +\infty) = 1$$

$$\text{二维随机向量: } F(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \sum_{y_i \leq y} \sum_{x_i \leq x} p_{ij} (\text{离散型}) = \int_{-\infty}^y \int_{-\infty}^x f(\mathbf{u}, \mathbf{v}) d\mathbf{u} d\mathbf{v} (\text{连续型})$$

)

边缘分布: $F_X(x) = F(x, +\infty)$, $p_{i.}$, $p_{.j}$

$$\text{边缘密度: } \begin{cases} f_X(x) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(x, y) dy \\ f_Y(y) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(x, y) dx \end{cases}$$

$$\text{离散型: } P(X = x_i) = p_{i.} = \sum_{j=1}^{\infty} p_{ij} \quad (i \text{ 不变, 遍历 } j \text{ 所有取值, 等比数列求和})$$

和)

$$\text{连续型: } F_X(x) = \int_{-\infty}^x f_X(x) dx \quad (\text{注意定义域})$$

二维正态的边缘分布为一维正态分布

三项分布的边缘分布为二项分布

$$\text{条件分布: } P(Y \leq y | X = x) = \frac{P(X=x|Y \leq y)}{P(X=x)} = \frac{p_{ij}}{p_{i.}} = \frac{\text{联合}}{\text{边缘}} \quad (\text{分母为 0 时对分布函数取极限})$$

向量独立: $F(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = F_X(\mathbf{x}) * F_Y(\mathbf{y})$ (利用公式证明独立性, 找反例证明不独立)

相互独立的事件的条件与无条件分布相同: $F_{X|Y}(\mathbf{x}|\mathbf{y}) = F_X(\mathbf{x})$

分布加法:

$$\text{边缘分布: } F_{x_1, x_2}(x_1, x_2) = F_{x_1}(x_1) + F_{x_2}(x_2)$$

$$\text{独立性: } F([x_1, x_2, \dots, x_n], [y_1, y_2, \dots, y_n]) = F_X([x_1, x_2, \dots, x_n]) * F_Y([y_1, y_2, \dots, y_n])$$

泊松分布可加性

正态分布可加性:

$$1. \quad \mathbf{X} + \mathbf{Y} \sim N(\mu_1 + \mu_2, \sigma_1^2 + \sigma_2^2)$$

$$2. \quad \mathbf{X} \sim N(\mu, \sigma^2) \rightarrow -\mathbf{X} \sim N(-\mu, \sigma^2)$$

$$3. \quad \mathbf{X} \sim N(0, 1) \rightarrow -\mathbf{X} \sim N(0, 1)$$

$$\text{Gamma 分布: } \Gamma(\alpha) = \int_0^{+\infty} x^{\alpha-1} e^{-x} dx$$

$\Gamma(\alpha)$ 的密度函数 $\Gamma(\alpha, \beta) = \begin{cases} \frac{\beta^\alpha}{\Gamma(\alpha)} x^{\alpha-1} e^{-\beta x} & x > 0 \\ 0 & x \leq 0 \end{cases}$ 关于参数 α 具有可加性

Tips: $\Gamma\left(\frac{1}{2}\right) = \int_{-\infty}^{\infty} e^{-t^2} dt = \sqrt{\pi}$, $\Gamma(n) = (n-1)!$

随机变量数字特性:

X 分布列: $p(x = x_i) = p_i$

若 $\sum_{i=1}^n |x_i| p_i / \int_{-\infty}^{\infty} |x| f(x) dx$ 绝对收敛, 数学期望 $Ex = \begin{cases} \sum_{i=1}^n x_i p_i & \text{离散随机变量} \\ \int_{-\infty}^{\infty} x f(x) dx & \text{连续随机变量} \end{cases}$

随机变量函数: 数学期望 $Eg(x) = \begin{cases} \sum_{i=1}^n g(x_i) p_i & \text{离散随机变量函数} \\ \int_{-\infty}^{\infty} g(x) f(x) dx & \text{连续随机变量函数} \end{cases}$

1. $Ec = c$
2. $E(ax + b) = aEx + b$
3. $E(X + Y) = EX + EY$
4. $E(\sum_{i=1}^n c_i X_i) = \sum_{i=1}^n c_i EX_i$
5. $E \frac{X}{Y} = EXEY^{-1}$, $EXY = EXEY$ (XY 相互独立)
6. $Eg(x)H(Y) = Eg(x)EH(Y)$

方差: $Dx = \begin{cases} \sum_{k=1}^n (x_k - Ex)^2 P_k \\ \int_{-\infty}^{\infty} (x - Ex)^2 f(x) dx \end{cases} = Ex^2 - Ex$ (描述函数的变化程度)

1. $Dc = 0$
2. $D(ax + b) = a^2 D(x)$
3. $D(x + y) = Dx + Dy$ (x, y 独立)

切比雪夫不等式: $P(|x - \mu| > \epsilon) \leq \frac{Dx}{\epsilon^2}$

协方差: $\text{Cov}(X, Y) = E(X - Ex)(Y - Ey) = EXY - EXEY$

1. $\text{Cov}(X, X) = Dx$
2. $\text{Cov}(aX, Y) = a\text{Cov}(X, Y)$
3. $\text{Cov}(X + Y, Z) = \text{Cov}(X, Z) + \text{Cov}(Y, Z)$
4. $D(X \pm Y) = Dx + Dy \pm 2\text{Cov}(X, Y)$

相关系数: $P_{xy} = \frac{\text{Cov}(X, Y)}{\sqrt{DxDy}}$ ($|P_{xy}| \leq 1$, 若 $P_{xy} = 0$ 不相关, $P_{xy} = 1$ 线性相关)

X, Y 独立 ($f(x, y) = f_x(x) * f_y(y)$) \rightarrow 不相关 $P_{xy} = 0$, 反之不正确

$$\left\{ \begin{array}{l} X \sim (0,1): EX = p \quad Dx = p(1-p) \quad \text{零一分布} \\ X \sim b(x,p): Ex = np \quad Dx = np(1-p) \quad (P(x=k) = C_n^k p^k (1-p)^{n-k}) \quad \text{二项} \\ X \sim P(\lambda): Ex = \lambda \quad Dx = \lambda \quad \left(P(x=k) = \frac{\lambda^k}{k!} e^{-\lambda} \right) \quad \text{泊松} \\ X \sim U(a,b): Ex = \frac{a+b}{2} \quad Dx = \frac{(b-a)^2}{12} \quad (f(x) = \begin{cases} \frac{1}{b-a} & (a \leq x \leq b) \\ 0 & \text{均匀} \end{cases}) \\ X \sim N(\mu, \sigma^2): Ex = \mu \quad Dx = \sigma^2 \quad \left(f(x) = \frac{1}{\sqrt{2\sigma^2\pi}} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}} \right) \quad \text{正态} \\ X \sim e(\lambda): Ex = \frac{1}{\lambda} \quad Dx = \frac{1}{\lambda^2} \quad \left(f(x) = \begin{cases} \lambda e^{-\lambda} & (X > 0) \\ 0 & \text{指数} \end{cases} \right) \end{array} \right.$$

极限定理:

大数法则: $\bar{x}_n - \frac{p}{n} \rightarrow EX_n$ (数无限多时, \bar{x} 算术平均=期望的算术平均)

大数法则 (X_i 为相互独立随机变量序列):

切比雪夫: $\lim_{n \rightarrow \infty} P\left(\left|\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i - \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n EX_i\right| \geq \varepsilon\right) = 0$ (和的平均收敛期望和平均)

辛钦: $\lim_{n \rightarrow \infty} P\left(\left|\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i - \mu\right| < \varepsilon\right) = 1$ (X 和的平均收敛于有限数学期望 $\mu = EX_n$)

伯努利: $\lim_{n \rightarrow \infty} P\left(\left|\frac{nA}{n} - p\right| < \varepsilon\right) = 1$ (实际频率收敛于概率)

中心极限:

林德伯格: $\lim_{n \rightarrow \infty} P\left(\frac{\sum_{i=1}^n X_i - n\mu}{\sqrt{n}\sigma} \leq x\right) = \Phi(x)$ (独立同分布)

拉普拉斯: $\lim_{n \rightarrow \infty} P\left(\frac{\mu_n - np}{\sqrt{npq}} \leq x\right) = \Phi(x)$ (二项分布)

独立同分布与二项分布极限均为标准正态分布

标准正态分布上位点: $u_{0.025} = 1.96$ ($1 - \Phi(x) < 0.025$ $x=1.96$)

抽样分布:

简单随机抽样: 来自样本 X , 独立同分布且具有相同分布函数($X_1, X_2 \dots X_n$)

统计量: 不含未知量的 n 元连续函数 (观察后成为数值)

均值: $\bar{X} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i$, 方差: $S_1^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2$

原点矩: $A_k = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i^k$, 中心矩: $B_k = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^k$

样本总体: $E\bar{X} = \mu$ (期望), $D\bar{X} = \frac{\sigma^2}{n}$ (方差), $ES_n^2 = \sigma^2$

χ^2 - 分布 ($\chi^2 \sim \chi^2(n)$): $\chi^2 = \sum_{i=1}^n X_i^2$ ($X \sim N(0,1)$, 和服从自由度为 n 卡方分布)

可加性 ($\chi^2(m) + \chi^2(n) \sim \chi^2(m+n)$), $\chi^2(m) \sim \Gamma(\frac{m}{2}, \frac{1}{2})$, $E\chi^2 = n$, $D\chi^2 = 2n$

t - 分布 ($T \sim t(n)$): $T = \frac{X}{Y/N}$ ($X \sim N(0,1)$, $Y \sim \chi^2(n)$)

概率密度为偶函数, 收敛于标准正态; 上侧分位点 α : $t_{1-\alpha}(n) = -t_{\alpha}(n)$

F-分布 ($F \sim F(m, n)$): $F(m, n) = \frac{\frac{X}{m}}{\frac{Y}{n}}$ ($X \sim \chi^2(n), Y \sim \chi^2(n)$)

$\frac{1}{F} \sim F(n, m)$, 上侧分位点 α : $F_{1-\alpha}(m, n) = \frac{1}{F_{\alpha}(n, m)}$

正态分布统计量: 服从正态分布的简单随机抽样的统计量

1. $U = \frac{\bar{X} - \mu}{\sigma} \sqrt{n} \sim N(0, 1)$, $T = \frac{\bar{X} - \mu}{S} \sqrt{n} \sim t(n-1)$ 2. 均值与方差独立

3. $\frac{(n-1)S^2}{\sigma^2} = \sum_{i=1}^n \left(\frac{X_i - \bar{X}}{\sigma} \right)^2 \sim \chi^2(n-1)$, $\sum_{i=1}^n \left(\frac{X_i - \mu}{\sigma} \right)^2 \sim \chi^2(n)$

参数估计:

样本中含未知参数 θ , 用样本估计 θ

估计值: 不显示依赖 θ 的统计量 $\hat{\theta}(x_1, x_2 \dots x_n)$, 观察样本后变为具体值

矩估计:

r 阶原点矩: $A_r = a_r(\theta_1, \theta_2 \dots \theta_n) = EX^k = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i^n$

二阶中心矩: $B_2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2$, 方差 $S^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2$

Tips: $\sqrt{\hat{\theta}^2} = \hat{\theta}$ (使用连续函数 $g(k) = \sqrt{k}$)

最大似然估计:

估计值: $L(\theta_1 \theta_2 \dots \theta_n) = \prod_{i=1}^n f(X_i; \theta_1 \theta_2 \dots \theta_k)$ (参数 $\theta_1 \sim \theta_k$ 的似然方程)

求解方式: 似然估计方程 - 取对数 - 求极值 (单调函数 $g^{\wedge}(\theta) = g(\hat{\theta})$)

无偏性: $E\hat{\theta}(X_1, X_2 \dots X_n) = \hat{\theta}$

有效性: $E\hat{\theta} = \hat{\theta}$, 若 $D(\hat{\theta}_1) \leq D(\hat{\theta}_2)$ 则 $\hat{\theta}_1$ 比 $\hat{\theta}_2$ 有效

Tips: $X \sim U(0, \theta)$, $f_{\max}(t) \begin{cases} \frac{nt^{n-1}}{\theta^n} & 0 < t < \theta \\ 0 & \text{其它} \end{cases}$ ($\theta = \max\{X_1, X_2 \dots X_n\}$)

相合性: $\lim_{n \rightarrow \infty} P(|\hat{\theta}(x_1 x_2 \dots x_n) - \theta| < \varepsilon) = 1$

Tips: $E\bar{X} \sim \mu, D\bar{X} = \frac{\sigma^2}{N}, EB_2 \sim \sigma^2, ES^2 \sim \sigma^2$

区间估计:

$P(\hat{\theta}_1(x_1 x_2 \dots x_n) < \theta < \hat{\theta}_2(x_1 x_2 \dots x_n)) = 1 - \alpha$

置信区间 (置信下限, 置信上限): $(\hat{\theta}_1, \hat{\theta}_2)$, 置信度: $1 - \alpha$

估计置信区间:

1. 构造不依赖于 θ 的枢轴量 $H(x_1 x_2 \dots x_n; \theta)$
2. $P(a < H(x_1 x_2 \dots x_n; \theta) < b) = 1 - \alpha$
3. 根据 a, b 化为等价形式: $P(\hat{\theta}_1(x_1 x_2 \dots x_n) < \theta < \hat{\theta}_2(x_1 x_2 \dots x_n)) = 1 - \alpha$
4. $(\hat{\theta}_1, \hat{\theta}_2)$ 为置信区间 (注意已知与未知量)

假设检验:

检验步骤:

1. 提出原假设 H_0 和对立假设 H_1
2. 选取合适统计量, H_0 成立下统计量分布
3. $P(\text{拒绝}H_0 \parallel H_0 \text{成立}) = P(X_1 \dots X_n \in S \parallel H_0 \text{成立}) \leq \alpha$ (确定拒绝域 S)
4. 样本落入 S 则拒绝, 否则接受 (拒绝域为小概率事件发生的区间)

检验错误: 第一类 (错误拒绝 H_0 , $P = \alpha$), 第二类 (错误拒绝 H_0)

单正态总体:

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

单右: $H_0: \mu \leq \mu_0, H_1: \mu > \mu_0$

单左: $H_0: \mu \geq \mu_0, H_1: \mu < \mu_0$