FACULTAD
DE INGENIERIA
Universidad de Buenos Aires

Probabilidad y Estadistica B

Resumen Probabilidad y Estadistica B
Segundo cuatrimestre de 2021

Índice

1. Axiomas de Probabilidad

Una probabilidad es una funcion de P que a cada evento A le hace corresponder un numero real P(A) con las siguientes propiedades:

1. $0 \leq P(A) \leq 1$
2. $P(\Omega) = 1$
3. $A \cap B = \emptyset \Longrightarrow P(A \cap B) = P(A) + P(B)$
4. $P(\bar{A}) = 1 - P(A)$

2. Experimentos con resultados equiprobables

2.1. Laplace

Evento A con M elementos y Ω espacio finito de N elementos:

$$P(A) = \frac{M}{N} = \frac{card(A)}{card(\Omega)}$$

3. Conteo

3.1. Regla del producto

Sirve para conjunto de pares ordenados entre dos conjuntos A y B: (cada uno de A con cada uno de B)

$$A \times B = \{(a, b) : a \in A, b \in B\} = card(A) \cdot card(B)$$

3.2. Permutaciones

Sirve para saber de cuantas formas se pueden ordenar n elementos de un conjunto:

$$n! = 1 \times 2 \times ... \times n$$

3.3. Variaciones

Sirve para subconjuntos ordenados de k elementos, pertenecientes a un conjunto de n elementos, se representa como $(n)_k$:

$$(n)_k = n(n-1)...(n-k+1) = \frac{n!}{(n-k)!}$$

OBS: se hace con el boton nPr

3.4. Combinaciones

Sirve para subconjuntos sin ordenar de k elementos, pertenecientes a un conjunto de n elementos, se representa como $\binom{n}{k}$:

$$\binom{n}{k} = \frac{n!}{k!(n-k)!}$$

OBS: se hace con el boton nCr

3.5. Bolas y urnas

Sirve para bolas indistinguibles y urnas:

$$\#CP = \binom{B + (U-1)}{B}$$

OBS: se hace con el boton nPr

4. Teoremas sobre conjuntos de eventos

4.1. Teorema 1

Sea $A(n)$ una sucesion de eventos tales que $A_n \subset A_{n+1} \forall n$ y $A = \bigcup_{i=0}^{\infty} A_i$:

$$P(A) = \lim_{n \to \infty} P(A_n)$$

4.2. Teorema 2

Sea $A(n)$ una sucesion de eventos tales que $A_{n+1} \subset A_n \forall n$ y $A = \bigcap_{i=0}^{\infty} A_i$:

$$P(A) = \lim_{n \to \infty} P(A_n)$$

4.3. Teorema σ-aditividad

Sea $A = \bigcup_{i=0}^{\infty} A_i \in \mathcal{A}$ con los eventos A_i mutuamente excluyentes 2 a 2, entonces:

$$P(A) = P(\bigcup_{i=0}^{\infty} A_i) = \sum_{i=1}^{\infty} P(A_i)$$

5. Relaciones entre dos eventos: probabilidad condicional e independencia

5.1. Probabilidad condicional

Es la probabilidad que un evento A se de, sabiendo que ya se dio el evento B (A dado B):

$$P(A|B) = \frac{P(A \cap B)}{P(B)}$$

Propiedades de la probabilidad condicional

1. $0 \leq P(A|B) \leq 1, \forall A \in \mathcal{A}$
2. $P(\Omega|B) = 1$
3. Si $A \cap C = \emptyset \to P(A \cup C|B) = P(A|B) + P(C|B)$
4. Si $P(B) > 0$:
   - $P(A \cap B) = P(A|B) \cdot P(B) = P(B|A) \cdot P(A)$
   - $P(A \cap B \cap C) = P(A|B \cap C) \cdot P(A|B) \cdot P(C) = P(A|B \cap C) \cdot P(B \cap C)$

Teorema de la probabilidad total

Dada una particion de Ω en $B_1, B_2, ..., B_n$ eventos, dado un evento superpuesto A, la probabilidad de A es:

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

5.2. Independencia de eventos

Dos eventos son independientes cuando:

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

Esto implica que hay la misma proporcion de B en A que en todo Ω y viceversa.

Propiedades de la independencia de eventos

1. Si A y B son independientes, tambien lo son $\bar{A}$ y B, A y $\bar{B}$, $\bar{A}$ y $\bar{B}$
2. $A_1, A_2, ..., A_n$ son independientes sii para cada subconjunto de mas de dos elementos, la interseccion de los sucesos coincide con el producto de las probabilidades.

5.3. Teorema de Bayes

Sean $B_1, B_2, ..., B_k$ una particion de Ω, A un evento de probabilidad positiva:

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

Se deduce de la definicion de probabilidad condicional y el teorema de probabilidad total.

6. Variables aleatorias

Sea $(\Omega, \mathcal{A}, P)$ un espacio de probabilidad y X: $\Omega \to \mathbb{R}$ una funcion, diremos que X es una variable aleatoria si $X^{-1}(B) \in \mathcal{A}$. Se puede calcular probabilidad como:

$$P(X^{-1}(B)) = P(X \in B)$$

6.1. Funcion de distribucion

Sea $(\Omega, \mathcal{A}, P)$ un espacio de probabilidad y X una V.A., definimos su funcion de distribucion:

$$F_X(x) = P(X \leq x) \qquad \forall x \in \mathbb{R}$$

Esta funcion se encarga de acumular probabilidad desde $-\infty$ hasta x.
OBS: $P(A < X \leq B) = F_X(B) - F_X(A)$

Propiedades de la funcion de distribucion

1. $F_X \in [0, 1] \quad \forall x \in \mathbb{R}$.
2. F_X es monotona np decreciente.
3. F_X es continua a derecha.
4. $\lim_{x \to -\infty} F_X(x) = 0$ y $\lim_{x \to +\infty} F_X(x) = 1$

6.2. Soporte de una V.A

El soporte de X es:

$$S_X = \{x \in \mathbb{R} : F_X(x) - F_X(x^-) \neq 0 \vee \frac{dF_X(x)}{dx} \neq 0\}$$

6.3. Variables aleatorias discretas

La variable X tiene una distribucion discreta si hay un conjunto $A \in \mathbb{R}$ finito o infinito numerable, tal que $P(X \in A) = 1$.
Sea para cada $x \in A : p_X(x) = P(X = x)$, se verifica que si $B \subset \mathbb{R}$:

$$P(X \in B) = \sum_{x \in B \cap A} p_X(x)$$

Y en particular:

$$\sum_{x \in A} p_X(x) = 1$$

Y la funcion de distribucion es dado un $B = (-\infty, t]$ resulta:

$$P(X \in B) = P(X \leq t) = F_X(t) = \sum_{x \leq t} p_X(x)$$

6.4. Variables aleatorias continuas

Una variable aleatoria es continua si:

1. *a*) El conjunto de valores posibles se compone de todos los numeros que hay en un solo intervalo o una union excluyente de estos.

   b) Ninguno de estos valores tiene un valor de probabilidad positivo $P(x = c) = 0 \quad \forall c \in \mathbb{R}$

2. Se dice que X es una variable continua si existe una funcion $f_X : \mathbb{R} \to \mathbb{R}$, llamada funcion de densidad de probabilidad, que satisface las siguientes condiciones:

   a) $f_X \geq 0 \quad \forall x \in \mathbb{R}$

   b) $\int_{-\infty}^{\infty} f_X(x)dx = 1$

   c) Para cualquier a y b tales que $-\infty < a < b < +\infty$:

   $$P(a < X < b) = \int_a^b f_X(x)dx$$

Teorema

Sea $F_X(x)$ una funcion de distribucion de una V.A.C. (admite derivada), luego:

$$f_X(x) = \frac{dF_X(x)}{dx}$$

OBS: La funcion de densidad solo existe para V.A.C.

6.5. Eventos equivalentes

Dos eventos son equivalentes si acumulan la misma probabilidad. Para V.A.D. significa que ambos eventos tiene la misma probabilidad.

7. Modelos continuos: distribuciones notables

7.1. Distribucion Uniforme

Supongamos una V.A.C. que toma todos los valores sobre un intervalo $[a, b]$. Si $f_X(x)$ esta dada por:

$$f_X(x) = \begin{cases} \frac{1}{b-a} & si \quad a < X < b \\ 0 & e.o.c \end{cases}$$

Se denota como $X \sim \mathcal{U}(a, b)$

7.2. Distribucion exponencial

Una variable aleatoria tiene una distribucion exponencial de parametro $\lambda > 0$ si su funcion de densidad esta dada por:

$$f_X(x) = \begin{cases} \lambda e^{-\lambda x} & si \quad x > 0 \\ 0 & e.o.c \end{cases}$$

Y su funcion de distribucion es:

$$F_X(x) = P(X \leq x) = \begin{cases} 0 & si \quad x < 0 \\ \int_0^\alpha \lambda e^{-\lambda t} dt = 1 - e^{-\lambda \alpha} & e.o.c \end{cases}$$

Propiedades de la exponencial

1. (PERDIDA DE MEMORIA) Si $X \sim \mathcal{E}(\lambda)$ entonces $P(X > t + s | X > t) = P(X > s)$ $\forall \quad t, s \in \mathbb{R}$.
2. Si X es una V.A.C. y $P(X > t + s | X > t) = P(X > s)$ $\forall \quad t, s \in \mathbb{R}^+$ entonces existe $\lambda > 0$ tal que $X \sim \mathcal{E}(\lambda)$

7.3. Funcion de Riesgo (para V.A.C.)

Dada la funcion intensidad de fallas $\lambda(t)$, la funcion de distribucion es:

$$F(t) = 1 - e^{-\int_0^\infty \lambda(s) ds} \qquad \text{si } t > 0$$

7.4. Distribucion Gamma

Se dice una V.A tiene distribucion Gamma de parametros λ y k si su funcion de densidad es:

$$f_X(x) = \frac{\lambda^k}{\Gamma(k)} x^{k-1} e^{-\lambda x} \qquad \text{si } \{x > 0\}$$

7.5. Distribucion normal estandar

La V.A. X que toma los valores $-\infty < x < +\infty$ tiene una distribucion normal estandar si su funcion de densidad es:

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

Para calcular probabilidades de esta distribucion hay que mirar la tabla o integrar numericamente.

7.6. Cuantil de una V.A

Un cuantil α de X es cualquier numero x_α tal que :

$$P(X < x_\alpha) \leq \alpha \text{ y } P(X > x_\alpha) \leq 1 - \alpha$$

8. Funciones de variables aleatorias

Sea $Y = g(X)$ con X una variable aleatoria:
Si X es una V.A.D., Y sera discreta con:

$$p_Y(y) = P(Y = y) = \sum_{x \in B} p_x(x) \qquad \text{con} \quad B = \{x \in \mathbb{R} : g(x) = y\}$$

Y en general:

$$F_Y(y) = P(Y \leq y) = P(g(x) \leq y)$$

Y con esta ultima se calcula la probabilidad $\forall y \in \mathbb{R}$

8.1. Simulacion

Sabiendo la distribucion de X y teniendo una variable aleatoria U para generar valores al azar, sabiendo su distribucion, entonces se busca una $F_U(u_i) = F_X(x_i)$, de donde se puede despejar x_i en funcion de u_i. Este despeje se puede hacer mediante la INVERSA GENERALIZADA:

$$F_X^{-1}(u) = min\{x \in \mathbb{R} : F_X(x) \leq u\} \qquad \text{con } u \in (0,1)$$

Teorema

Si f es una funcion que cumple:

- Ser no decreciente.
- $\lim_{x\to+\infty} F(x) = 1$ y $\lim_{x\to-\infty} F(x) = 0$.
- Continua a derecha.

$\Rightarrow X = F^{-1}(U)$ con $U \sim \mathcal{U}(0,1)$, se tiene que X es una V.A. cuya funcion de de distribucion es la funcion F dada.

9. Truncamiento

Sea X una V.A con $F_X(x) = P(X \leq x)$

$$F_{X|X\in A}(x) = P(X \leq x | X \in A) \qquad = \frac{P(X \leq x, X \in A)}{P(X \in A)}$$

Si X es continua, $f_X(x) = \frac{dF_X(x)}{dx}$

$$\Rightarrow f_{X|X\in A}(x) = \frac{d}{dx} F_{X|X\in A(x)} = \frac{f_X(x)\mathbb{1}\{X \in A\}}{P(X \in A)}$$

10. Vectores Aleatorios

$\mathbb{X} = (X_1, X_2, X_3, ..., X_n)$ es un vector aleatorio de dimension n si para cada $j = 1, ..., n$; $X_j : \Omega \to \mathbb{R}$ es una V.A.

10.1. Funcion de distribucion de un vector aleatorio

Sea $\mathbb{X}$ un vector aleatorio de dimension n, definimos la funcion de distribucion de $\mathbb{X}$ como:

$$F_{\mathbb{X}}(\bar{x}) = P(X_1 \leq x_1, X_2 \leq x_2, X_3 \leq x_3, ..., X_n \leq x_n)$$

10.2. Propiedades del vector aleatorio ($\mathbb{X} = (X, Y)$)

1. $\lim_{x,y \to \infty} F_{\mathbb{X}}(x) = 1$,
2. $F_{\mathbb{X}(x)}$ es monotona no decreciente en cada variable.
3. $F_{\mathbb{X}(x)}$ es continua a derecha en cada variable.
4. $P((X,Y) \in (a_1, b_1)x(a_2, b_2)) = F_{\mathbb{X}(b_1,b2)} - F_{\mathbb{X}(b_1,a2)} - F_{\mathbb{X}(a_1,b2)} + F_{\mathbb{X}(a_1,a2)}$

10.3. Funcion de probabilidad de vectores aleatorios discretos (probabilidad conjunta)

Sean X e Y dos V.A.D definidas en el espacio muestral Ω de un experimento. La funcion de probabilidad conjunta se define para cada par de numeros (x, y) como:

$$p_{X,Y}(x, y) = P(X = x, Y = y)$$

Debe cumplirse que:

1. $p_{X,Y}(x, y) \geq 0$
2. $\sum_x \sum_y p_{X,Y}(x, y) = 1$

10.3.1. Funciones de probabilidad marginales y de conjuntos

Para el caso de las variables aleatorias recien mencionadas, sus funciones de probabilidad marginales estan dadas por:

$$p_X(x) = \sum_y p_{X,Y}(x, y)$$

$$p_Y(y) = \sum_x p_{X,Y}(x, y)$$

Para el caso de cualquier conjunto A compuesto por pares de valores (x, y) entonces:

$$P((X,Y) \in A) = \sum_{(x,y) \in A} \sum p_{X,Y}(x, y)$$

10.4. Funcion de densidad de un vector aleatorio continuo

Sean X e Y V.A.C una funcion de denisidad de probabilidad conjunta $f_{X,Y}(x, y)$ de estas dos variables es una funcion que satisface:

1. $f_{X,Y}(x, y) \geq 0$
2. $\int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} f_{X,Y}(x, y) dx dy = 1$

10.4.1. Funciones de densidad marginales

Para calcular las funciones de densidad marginales de X e Y:

1. $f_X(x) = \int_{-\infty}^{\infty} f_{X,Y}(x, y) dy$
2. $f_Y(y) = \int_{-\infty}^{\infty} f_{X,Y}(x, y) dx$

10.5. Independecia de vectores aleatorios

Sea (X, Y) un vector aleatorio, las variables aleatorias X e Y son independientes si y solo si:

$$P((X \in A) \cap (Y \in B)) = P(X \in A) \cdot P(Y \in B) \quad \forall A, B$$

10.5.1. Propiedades de la independencia de vectores aleatorios

1. Se dice que $X_1 ... X_n$ son V.A independientes sii

$$F_{X_1 ... X_n}(x_1, ..., x_n) = F_{X_1}(x_1) \cdot ... \cdot F_{X_{n(x_n)}}$$

2. Se dice que las V.A discretas $X_1, ..., X_n$ independientes sii

$$p_{X_1,...,X_n}(x_1, ..., x_n) = p_{X_1}(x_1) \cdot ... \cdot p_{X_n}(x_n)$$

3. Se dice que las V.A continuas $X_1, ..., X_n$ son independientes sii

$$f_{X_1,...,X_n}(x_1, ..., x_n) = f_{X_1}(x_1) \cdot ... \cdot f_{X_n}(x_n)$$

11. Momentos

11.1. Esperanza

Es el promedio ponderado de los valores que puede tomar una V.A. (çentro de masa") Sea X una V.A.D con funcion de probabilidad $p_X(x)$, el valor esperado (o media) de X es:

1. Para discretas:

$$E(X) = \sum_{x \in R_x} x \cdot p_X(x)$$

2. Para continuas:

$$E(X) = \int_{-\infty}^{\infty} x \cdot f_X(x) dx$$

11.1.1. Propiedades

1. El valor de la esperanza de cualquier funcion $h(x)$ (una V.A.) se calcula como:

   a) Para discretas:

$$E(h(x)) = \sum_{x \in R_x} h(x) \cdot p_x(x)$$

   b) Para continuas:

$$E(h(x)) = \int_{-\infty}^{\infty} h(x) \cdot f_x(x)$$

2. Sea X una V.A. con E(X) $= \mu$ si $h(x) = aX + b \rightarrow E(h(X)) = a\mu + b$

11.1.2. CASO GENERAL

Sea X una V.A. con funcion de distribucion $F_X(x) = P(X \geq x)$ si $h(X)$ es una funcion cualquiera de X, si definimos A como el conjunto de atomos (valores de X que concentren masa positiva), entonces:

$$E[h(X)] = \sum_{x \in A} h(x) \cdot P(X = x) + \int_{\mathbb{R}/A} h(x) \cdot F'_X(x) dx$$

11.2. Esperanza condicional

$$E[X|X \in A] = \frac{E[X\mathbb{1}\{X \in A\}]}{P(X \in A)}$$

Si despejo, y pienso en una particion tenemos:

$$E(X) = E[X|X \in A] \cdot P(X \in A) + E[X|X \in \bar{A}] \cdot P(X \in \bar{A})$$

11.2.1. Propiedad

Otra manera para calcular la esperanza que puede ser util:

$$E(X) = \int_0^\infty (1 - F_X(x))dx - \int_{-\infty}^0 F_X(x)dx$$

11.3. Varianza

Sea X una V.A, definimos la varianza X como:

$$Var(X) = E[(X - E(X))^2]$$

11.3.1. Propiedad

$$Var(X) = E[(X - E(X))^2] = E[X^2 - 2XE(X) + E(X)]$$

Si $E(X) = \mu$

$$\rightarrow Var(X) = E(X^2) - 2\mu E(X) + \mu^2 = E(X^2) - \mu^2 = E(X^2) - E(X)^2$$

11.3.2. Desvio estandar

Se define como la raiz cuadrada de la varianza de una V.A.:

$$\sigma_x = \sqrt{Var(X)}$$

11.3.3. Mediana

Es el valor de X que acumula una probabilidad de 0.5 (es el cuantil 0.5) : $X/F_X(x) = 0{,}5$

11.3.4. Moda

Es el valor de X con mayor probabilidad.

11.4. Esperanza de una funcion de un vector aleatorio

La esperanza de una funcion $h(X,Y)$ esta dada por:

1. Si (X,Y) es un vector aleatorio discreto:

$$E(h(X,Y)) = \sum_x \sum_y h(x,y) p_{X,Y}(x,y)$$

2. Si (X,Y) es un vector aleatorio continuo:

$$E(h(X,Y)) = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} h(x,y) f_{X,Y}(x,y) dxdy$$

11.4.1. Propiedades de Orden

Sea $X = (X_1, ..., X_n)$ un vector aleatorio, $g : \mathbb{R}^k \to \mathbb{R}$ una funcion, tenemos que:

1. Si $X > 0 \to E(X) > 0$
2. Si $g(x) > 0 \to E(g(X)) > 0$
3. Sea $h(x) > g(x) \to E(h(X)) > E(g(X))$
4. $E(|X|) \geq E(X)$
5. $E(|XY|) \leq \sqrt{E(X^2)E(Y^2)}$

11.4.2. Propiedades importantes

1. $$E[\sum_{i=1}^{n} a_i X_i] = \sum_{i=1}^{n} a_i E(X_i)$$
2. Si $X_1, ..., X_n$ son independientes entonces:
$$E(\prod_{i=1}^{n} X_i) = \prod_{i=1}^{n} E(X_i)$$

11.5. Covarinza

Sean X e Y dos V.A.:

$$Cov(X, Y) = E[(X - E(X))(Y - E(Y))]$$

11.5.1. Propiedades de la Covarinza

1. $Cov(X, Y) = E(X \cdot Y) - E(X)E(Y)$
2. Si X e Y son independientes entonces $E(X \cdot Y) = E(X)E(Y) \to Cov(X, Y) = 0$
3. $Cov(a + bX, c + dY) = b \cdot d \cdot Cov(X, Y)$
4. $Cov(X + Y, Z) = Cov(X, Z) + Cov(Y, Z)$
5. $Var(X + Y) = Var(x) + Var(Y) + 2Cov(X, Y)$

11.5.2. Coeficiente de correlacion

Entre las V.A X e Y esta dado por:

$$\rho_{XY} = \frac{Cov(X, Y)}{\sqrt{Var(X)Var(Y)}}$$

$\to -1 \leq \rho_{XY} \leq 1$
Propiedad:

$$|\rho_{XY}| = 1 \leftrightarrow P(aX + b = Y) = 1$$

12. Prediccion

Sea Y una V.A., $\mathbb{X} = (X_1, ..., X_n)$ un vector aleatorio, existira alguna funcion $g(\mathbb{X})$ que nos sirva para predecir a Y. Para encontrar dicha funcion se calcula el error cuadratico medio:

$$ECM = E[(Y - g(\mathbb{X}))^2]$$

12.1. Los mejores predictores

1. Constante: $E(X)$
2. Lineal: Recta de regresion de Y basada en X

$$g(X) = \hat{Y} = \frac{Cov(X,Y)}{Var(X)}(X - E(X)) + E(Y)$$

13. Desigualdades

13.1. Desigualdad de Markov

Sea $h : \mathbb{R} \to \mathbb{R}^+$ tal que h es par, y restringida a R^+ es creciente, y sea X una V.A, tal que $E(h(X))$ existe, entonces $\forall t \in \mathbb{R}$,

$$P(|X| \geq t) \leq \frac{E[h(X)]}{h(t)}$$

Si ademas X es no negativa, $\forall a > 0$

$$P(X \geq a) \leq \frac{E(X)}{a}$$

13.2. Desigualdad de Tchevychev

Sea X una V.A. con varianza finita, $\forall k > 0$:

$$P(|X - E(X)| \geq k) \leq \frac{Var(X)}{k^2}$$

(desigualdad de Markov si $Y = X - E(X)$ y $h(t) = t^2$)

14. Funcion de variable aleatoria (cambio de variable)

Sea X una variable aleatoria, sea $Y = g(x)$ una funcion de la variable X, buscamos encontrar la distribucion de la variable Y.

14.1. Metodo de eventos equivalentes

$$F_Y(y) = P(Y \leq y) = P(g(X) \leq y)$$

14.2. Metodo del Jacobiano (para vectores aleatorios)

Suponga que Y_1 e Y_2 con V.A. continuas con funcion de densidad conjunta $f_{Y_1,Y_2}(y_1,y_2)$ y que para todo (y_1,y_2) tal que $f_{Y_1,Y_2}(y_1,y_2) > 0$, $u_1 = h_1(y_1,y_2)$, $u_2 = h_2(y_1,y_2)$ es una transformacion 1 a 1 de (y_1,y_2) y (u_1,u_2) con inversa $y_1 = h_1^{-1}(u_1,u_2)$, $y_2 = h_2^{-1}(u_1,u_2)$. Si las inversas tienen derivadas parciales continuas respecto de u_1 y u_2 con jacobiano J, entonces:

$$f_{U_1,U_2}(u_1,u_2) = \left.\frac{f_{Y_1,Y_2}(y_1,y_2)}{|J|}\right|_{h_1^{-1},h_2^{-1}}$$

15. Variables aleatorias condicionadas

Sea X e Y variables aleatorias discretas con $p_X(x) > 0$, la funcion de probabilidad de Y dada que $X = x$ es:

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

Se define como $p_{Y|X=x}(y) = 0$ cuando $p_X(x) = 0$
Recordar:

$$p_{X,Y}(x, y) = p_{Y|X=x}(y)p_X(x)$$
$$p_{X,Y}(x, y) = p_{X|Y=y}(x)p_Y(y)$$

Sea (X, Y) un vector aleatorio continuo con densidad conjunta $f_{X,Y}(x, y)$ y densidad marginal $f_X(x)$, entonces para cualquier valor de X con el cual $f_X(x)$, la funcion de densidad de la variable condicionada Y dada $X = x$ es:

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

Si $f_X(x) = 0$ entonces se define como $f_{Y|X=x} = 0$

15.1. Propiedades

1. Sea X e Y V.A. discretas tales que $p_{Y|X=x}(y) = p_y(y) \quad \forall x \in \mathbb{R}$
   $\rightarrow X$ e Y son independientes.
2. $f_{X,Y}(x, y) = f_{Y|X=x}(y) \cdot f_X(x)$

16. Mezcla de variables aleatorias: Bayes para la mezcla

Sea M una V.A.D. con soporte finito y X una V.A.C., de manera que conozco la funcion de probabilidad de M y la funcion de densidad de las variables aleatorias $X|M = m, \quad \forall m \in R_M$. La funcion de probabilidad de M dado que $X = x$ sera:

$$p_{M|X=x}(m) = \frac{f_{X|M=m}(x) \cdot P(M = m)}{\sum_{i \in R_M} f_{X|M=i}(x) \cdot P(M = i)}$$

17. Esperanza condicional

Si $Y|X = x$ es una V.A.D.

$$\rightarrow E[Y|X = x] = \sum_{y \in R_{Y|X=x}} y \cdot p_{Y|X=x}(y)$$

Si $Y|X = x$ es una V.A.C.

$$\rightarrow E[Y|X = x] = \int_{-\infty}^{\infty} y \cdot f_{Y|X=x}(y)$$

Ambas son funcion de x y se las llama Funcion de Regresion ($\phi(x)$)
De aca desprende la definicion de Esperanza Condicional:
Si llamamos $\phi(x) = E[Y|X = x]$ a la esperanza de la variable condicionada Y dado que $X = x$, luego $\phi : Sop(X) \rightarrow \mathbb{R}$

Vamos a definir una variable aleatoria llamada Esperanza Condicional de Y dada X, denotada por $E[Y|X]$, como $\phi(X) = E[Y|X]$ (cuidado!!!! es una V.A, no una esperanza)
Otra definicion:
La V.A. Esperanza Condicional de Y dada X se define como $\phi = E[Y|X]$, con ϕ una funcion medible tal que $E[(Y - \phi(x)) \cdot t(X)] = 0$ para toda funcion t medible $t : Sop(x) \to \mathbb{R}$ tal que $Y \cdot t(X)$ tiene esperanza finita. Definimos $\phi(x) = E[Y|X = x]$

17.1. Propiedades

1. $E[E[Y|X]] = E[Y]$

2. Sea X e Y variables aleatorias, s y r funciones medibles tales que las variables aleatorias $r(X) \cdot s(Y)$; $r(X)$ y $s(Y)$ tiene esperanza finita, entonces
$$E[r(X) \cdot s(Y)|X] = r(X)E[s(Y)|X]$$

3. Sean Y_1 e Y_2 V.A con esperanza finita
$$E[aY_1 + bY_2|X] = aE[Y_1|X] + bE[Y_2|X]$$

4. $E[Y|X] = E[Y]$ si X e Y son independientes

5. $E[r(X)|X] = r(X)$

OBS: La esperanza condicional es de Y dado X es la funcion de la V.A. X que mejor predice a Y.

18. Varianza Condicional

Sean X e Y variables aleatorias con $Var(Y)$ finita, la varianza de $Y|X = x$ sera:
$$Var(Y|X = x) = E[(Y - E(Y|X = x))^2|X = x]$$
Llamaremos $T(x) = Var(Y|X = x)$, $T : Sop(X) \to \mathbb{R}$ llamaremos varianza condicional de Y dada X a la V.A:
$$T(X) = Var(Y|X) = E[(Y - E(Y|X))^2|X]$$
Desarrollando el cuadrado y aplicando propiedades de esperanza condicional:
$$Var(Y|X) = E[Y^2|X] - E[Y|X]^2$$

18.1. Propiedad (Pitagoras)

$$Var(Y) = E[Var(Y|X)] + Var(E[Y|X])$$

19. Proceso de Bernoulli

19.1. Condiciones

1. Dicotomia (Sucede un evento, o no sucede)

2. Probabilidad constante

3. Los experimentos son independientes

Entonces tendremos una V.A. $X \backsim Ber(p)$ y $X_1, X_2, ...$ una sucesion de V.A. tales que $X_1, X_2, ... \backsim X$

19.2. Variables definibles

Las variables definibles en este tipo de proceso son:

1. Y:'Cantidad de exitos en n ensayos de Bernoulli', donde $Y \backsim B(n,p)$
2. W:'Cantidad de ensayos hasta lograr k exitos', donde $W \backsim Pas(k,p)$
3. N:'Cantidad de ensayos hasta el 1^o exito', donde $N \backsim \mathcal{G}(p)$

20. Proceso de Poisson (puntual)

Un proceso puntual aleatorio es un conjunto enumerable de puntos aleatorios ubicado sobre la recta real. En la mayoria de las aplicaciones un punto de un proceso puntual es el instante en que ocurre algun evento, motivo por el cual los puntos tambien se llaman eventos o arribos.
Llamemos $N(t)$ al numero d eventos durante un intervalo especifico $[0,t]$

1. El numero de eventos durante intervalos de tiempo no superpuestos son variables aleatorias independientes (N_1 y N_2 son independientes).
2. La probabilidad de cada evento particular es la misma para todos los intervalos de longitud t, independientemente de la ubicacion de cada intervalo y de la historia pasada del sistema (N_1 y N_2 tienen la misma distribucion de probabilidades).
3. La probabilidad de obtener 2 o mas eventos en un intervalo lo suficientemente chico es despreciable.

La variable $N(t)$ toma los valores posibles $0, 1, 2, ... = \mathbb{N} \cup 0$ y su funcion de probabilidad esta dada por

$$p_N(n) = \frac{(\lambda t)^n}{n!} e^{-\lambda t}$$

donde $\lambda > 0$. Entonces $N(t)$ tiene distribucion de Poisson de parametro $\mu = \lambda t$

20.1. Variables definibles

En un Proceso de Poisson de intensidad o tasa de ocurrencia λ (PP(λ)):

1. $N(t)$: 'Cantidad de eventos en el intervalo de longitud t', donde $N(t) \backsim Poi(\lambda t)$
2. T: 'Tiempo entre dos eventos consecutivos', donde $T \backsim Exp(\lambda)$
3. G: 'Tiempor hasta el k-esimo evento de Poisson', donde $G \backsim \Gamma(k, \lambda)$

20.2. Propiedades

20.2.1. Adelgazamiento

Sea $\{N(t); t > 0\}$ un proceso de Poisson de tasa λ. Cada vez que ocurre un evento se lo clasifica como de tipo I o de tipo II. Mas aun se clasifica como de tipo I con probabilidad p o como de tipo II con probabilidad $(1-p)$, independientemente de todos los demas arribos. Sean $N_I(t)$ y $N_{II}(t)$ la cantidad de arribos de tipo I y II que ocurren en $[0,t]$. Es claro que $N(t) = N_I(t) + N_{II}(t)$. Estos dos nuevos procesos son independientes.

20.2.2. Superposicion de procesos de Poisson

Sean $\{N_1(t), t \geq 0\}$ y $\{N_2(t), t \geq 0\}$ procesos de Poisson independientes de tasas λ_1 y λ_2 respectivamente. Entonces $N(t) = N_1(t) + N_2(t)$ define un proceso de Poisson de tasa $\lambda = \lambda_1 + \lambda_2$.

20.3. Teorema

Bajo la condicion de que ocurrieron exactamente n arribos en el intervalo $[0,t]$ los tiempos de los n arribos $S_1, S_2, ..., S_n$, considerados como variables aleatorias desordenadas, son independientes y estan distribuidas uniformemente spbre $[0,t]$

21. Distribucion Normal

La V.A. X que toma todos los valores reales $-\infty < x < \infty$ tiene una distribucion normal de parametros $\mu \in \mathbb{R}$ y $\sigma^2 > 0$ si su funcion de densidad es de la forma:

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

$\rightarrow X \backsim \mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$
Con $E[X] = \mu$ y $Var(X) = \sigma^2$

21.1. Metodo de calculo de probabilidades

Sabemos que $Z \backsim \mathcal{N}(0,1) \rightarrow P(Z \leq z) = \Phi(z)$
Si $X \backsim \mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$ busco una transformacion.
Se propone $Z = \frac{X-\mu}{\sigma}$ de manera tal que si $X \backsim \mathcal{N}(\mu, \sigma^2) \rightarrow Z \backsim \mathcal{N}(0,1)$

21.1.1. Propiedad

Si $X \backsim \mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$ entonces:

$$\begin{aligned} P(\mu-\sigma < X < \mu+\sigma) = P(-1 < Z < 1) &= \Phi(1) - \Phi(-1) = \Phi(1) - (1-\Phi(1)) = 2\Phi(1) - 1 \\ P(\mu-2\sigma < X < \mu+2\sigma) = 2\Phi(2) - 1 \\ P(\mu-3\sigma < X < \mu+3\sigma) = 2\Phi(2) - 1 \end{aligned}$$

22. Distribucion Normal Multivariada

Se dice que el vector aleatorio $X = (x_1, ..., X_p)$ tiene distribucion normal multivariada de dimension p, de parametros $\mu \in \mathbb{R}^p$ y $\sum \in \mathbb{R}^{p\times p}$ (simetrica y definida positiva) $X \backsim \mathcal{N}_p(\mu, \Sigma)$, si su funcion de densidad esta dada por:

$$f_X(x) = \frac{1}{(2\pi)^{p/2}|\Sigma|^{1/2}} \cdot exp\{\frac{1}{2}(x-\mu)^T \Sigma^{-1}(x-\mu)\}$$

Con X y x vectores en $\mathbb{R}^p$.
Definiendo μ y Σ (Matriz de Covarinzas) como:

$$\mu = \begin{bmatrix} E(X_1) \\ E(X_2) \\ \vdots \\ E(X_p) \end{bmatrix} \Sigma = \begin{bmatrix} Var(X_1) = Cov(X_1, X_1) & Cov(X_1, X_2) & \cdots & Cov(X_1, X_p)) \\ \vdots & \cdots & \cdots & \vdots \\ Cov(X_p, X_1) & \cdots & \cdots & Cov(X_p, X_p) = Var(X_p) \end{bmatrix}$$

22.1. Propiedades

1. Si $X \backsim \mathcal{N}_p(0, diag(\lambda_1, ..., \lambda_p))$ entonces $X_1, ..., X_p$ son independientes y $X_i \backsim \mathcal{N}(0, \lambda_i)$.
2. Si $X \backsim \mathcal{N}_p(\mu, \Sigma)$ y $A \in \mathbb{R}^{p\times p}$ no singular entonces $AX + b \backsim \mathcal{N}_p(A\mu + b, A\Sigma A^T)$.

22.2. Teorema

Sean $X_1, ..., X_n$ V.A. aleatorias independientes con $X_i \backsim \mathcal{N}(\mu_i, \sigma_i^2)$, $i = 1, ..., n$ y sea $Y = \sum_{i=1}^n a_i X_i$,entonces Y tendra una distribucion normal de parametros $\mu_Y = \sum_{i=1}^n a_i \mu_i$ y $\sigma_Y^2 = \sum_{i=1}^n a_i^2 \sigma_i^2$

23. Teoremas Limites

23.1. Ley de los grandes numeros

Si se tiene una sucesion de V.A. $(X_n)n \geq 1$ independientes con $E[X_i] = \mu < \infty$ y $Var(X_i) = \sigma^2 < \infty, \bar{X_n} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i$ entonces $\bar{X} \rightarrow \mu$.

23.2. Ley debil de los grandes numeros

$$P(|\bar{X_n} - \mu| > \varepsilon) \rightarrow_{n \rightarrow \infty} 0$$

Entonces $E(\bar{X_n}) = \mu$, $Var(\bar{X_n}) = \frac{\sigma^2}{n}$

24. Teorema Central del Limite (TCL)

Sean $(X_n)_{n \geq 1}$ una sucesion de V.A. indep. e identicamente distribuidas con $E(X_i) = \mu < \infty$ y $Var(X_i) = \sigma^2 < \infty$, $i = 1, ..., n$, entonces (bajo ciertas condiciones generales):

$$\frac{\sum_{i=1}^n X_i - n \cdot \mu}{\sqrt{n \cdot \sigma^2}} \rightarrow Z \backsim \mathcal{N}(0, 1)$$

Es decir:

$$P(\frac{\sum_{i=1}^n X_i - n \cdot \mu}{\sqrt{n \cdot \sigma^2}} \leq t) \rightarrow_{n \rightarrow \infty} \Phi(t)$$

OBS: Saber siempre que esto es una aproximacion!

25. Resumen de sumas de V.A idd

1. Si $X_1, ..., X_n \backsim Ber(p) \rightarrow \sum_{i=1}^n X_i \backsim B(n, p)$
2. Si $X_1, ..., X_n \backsim G(p) \rightarrow \sum_{i=1}^n X_i \backsim Pas(n, p)$
3. Si $X_1, ..., X_n \backsim Exp(\lambda) \rightarrow \sum_{i=1}^n X_i \backsim \Gamma(n, \lambda)$
4. Si $X_1, ..., X_n \backsim (p) \rightarrow \sum_{i=1}^n X_i \backsim B(n, p)$

26. Estadistica

Inferencia: Construir un modelo sobre la base de datos experimentales y extraer conclusiones. Totalidad de los resultados experimentales posibles$\rightarrow$ POBLACION.
Conjunto de datos que se obtiene de realizar el experimento una cierta cantidad de veces $\rightarrow$ MUESTRA.

26.1. Concepto de muestra

Variable aleatoria X, definida sobre $(\Omega, \mathcal{A}, P)$ con distribucion $F_X(x) = P(X \leq x)$ que se desconoce (al menos parcialmente)
$X \rightarrow$.ºbservable"de experimento aleatorio.
Quiero saber como se comporta la POBLACION.
Muestra aleatoria: Sucesion de variables independientes $X_1, X_2, ...$ todas iid a X.
Tendremos que $F_{X_1,...,X_n}(x_1, ..., x_n) = P(X_1 \leq x_1, ..., X_n \leq x_n) = \prod_{i=1}^{n} F_X(x_i), \forall n \in \mathbb{N}$
Notacion:
$\underline{X} = (X_1, ..., X_n)$ muestra aleatoria de tamaño n con $X_1, ..., X_n$.
$\underline{x} = (x_1, ..., x_n)$ n observaciones obtenidas al realizar n repeticiones independientes de tamaño n.

27. Modelos parametricos

La distribucion de X pertence a una familia de distribuciones $\mathcal{F}$ que dependen de un parametro desconocido.

27.1. Familia parametrica de distribuciones

$\mathcal{F} = \{F_\theta(x) : \theta \in \Theta\}$ sera una familia de ditribuciones de probabilidad parametrizadas por un subconjunto no vacio $\Theta \in \mathbb{R}^p$ llamada espacio parametrico.
Correspondecia uno a uno :

$$F_{\theta_1}(x) \neq F_{\theta_2}(x) \leftrightarrow \theta_1 \neq \theta_2$$

27.2. Ejemplos de familias parametricas

1. $X \backsim Ber(p) \rightarrow f_p(x) = p^x(1-p)^{1-x}, 0 < p < 1$ con $p \in \Theta = (0,1)$
2. $T \backsim Exp(\lambda) \rightarrow f_\lambda(t) = \lambda e^{-\lambda t}, \lambda > 0$
3. $Y \backsim \mathcal{N}(\mu, \sigma^2) \rightarrow f_{\mu,\sigma^2}(x) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{1}{2\sigma^2}(x-\mu)^2}, \mu \in \mathbb{R}, \sigma^2 > 0$

27.3. Familia Regular

1. El soporte de $f_\theta(x)$ no depende de θ.
2. f_θ es derivable con respecto a $\theta \quad \forall x$.
3. El conjunto parametrico $\Theta \in \mathbb{R}^p$ es discreto.

27.4. Familias exponenciales

Se dice que una familia de distribuciones (continuas o discretas) en $\mathbb{R}^q$ con distribucion F_θ , $\theta \in \Theta \subset \mathbb{R}^k$ es una familia exponencial a k parametro, si una funcion de densidad (o probabilidad) se puede escribir como:

$$f_\theta(x) = A(\theta) e^{\sum_{i=1}^{k} C_i(\theta) r_i(x)} \cdot h(x)$$

Donde:

$$\begin{array}{cc} C(\theta) & \Theta \rightarrow \mathbb{R} \\ A(\theta) & \Theta \rightarrow \mathbb{R}^+ \\ r_i(x) & \mathbb{R}^q \rightarrow \mathbb{R} \\ h(x) & \mathbb{R}^q \rightarrow \mathbb{R}^+ \end{array}$$

28. Funcion de Verosimilitud

Es la funcion conjunta (de densidad o probabilidad) visita como funcion del parametro desconocido θ:

$$\mathcal{L}(\theta) = \prod_{i=1}^{n} f_\theta(x_i) \text{ si } \underline{x} \text{ es continuo.}$$

$$\mathcal{L}(\theta) = \prod_{i=1}^{n} p_\theta(x_i) \text{ si } \underline{x} \text{ es discreto.}$$

29. Estadistico

Un estadistico es cualquier funcion medible $T_n = T(\underline{X})$ con valores en un espacio eucliedeo de dimension finita.
Dada una m.a. $\underline{X}$, un estadistico es una funcion de la m.a. que evaluada en los valores observados, debe porder resultar en un valor numerico. Esta no puede depender de los parametros desconocidos.
El estadistico es una funcion de la m.a. $\underline{X} \rightarrow$ es una V.A.

29.1. Estadisticos Suficientes

Sea $\underline{X} = (X_1, ..., x_n)$ un vector aleatorio de dimension n cuya distribucion es $F_\theta(\underline{x})$, $\quad \theta \in \Theta$ se dice que un estadistico $T = r(\underline{X})$ es suficiente para θ si la distribucion de $\underline{X}$ condicionada a que $T = t$ es independiente de $\theta \quad \forall \quad t$.
Esto significa que si conozco a T y la distribucion de $\underline{X}|T = t$, entonces puedo reconstruir una muestra con la misma distribucion que la muestra original.

29.2. Teorema de Factorizacion

Sea $\underline{X}$ un vector aleatorio con funcion de densidad (o probabilidad) conjunta $f_\theta(\underline{x})$, $\quad \theta \in \Theta$ entonces el estadistico $T = r(\underline{X})$ es suficiente para θ si y solo si existen dos funciones h y g tales que:

$$f_\theta(x) = g(r(\underline{x}), \theta) \cdot h(\underline{x})$$

29.3. Teorema

Una familia exponencial a k parametros tiene como estadistico suficiente para $\theta \in \mathbb{R}^k$ al vector:

$$T = (r_1(\underline{X}), ..., r_k(\underline{X}))$$

Si $X_1, ..., X_n$ es una m.a. de una distribucion perteneciente a una familia exponencial a k parametros entonces al vector aleatorio $\underline{X}$ tambien tiene una distribucion perteneciente a una familia exponencial a k parametros, y el estadistico suficiente para θ basado en la m.a. sera:

$$T = (\sum_{i=1}^{n} r_1(X_1), ..., \sum_{i=1}^{n} r_k(X_1))$$

30. Estimadores

1. Es un estadistico cuyos valores se consideran medidas experimentales de un parametro desconocido.
2. Un estimador es una funcion de la muestra (estadistico) que provee un valor aproximado de un parametro o caracteristica desconocida.

30.1. Metodo de maxima verosimilitud

Es un metodo para construir estimadores puntuales. Se basa en que, en los experimentos aleatorios, los resultados observados deben tener alta probabilidad de ocurrir.
Diremos que $\hat{\theta}(\underline{X})$ es un estimador de maxima verosimilitud de θ si se cumple que:

$$f_{\hat{\theta}}(\underline{X}) = max_{\theta} f_{\theta}(\underline{x})$$

Es decir, buscamos el valor de θ que maximiza la funcion de verosimilitud.

$$\hat{\theta} = argmax_{\theta} \mathcal{L}(\theta)$$

A partir de la funcion de verosimilitud $\mathcal{L}(\theta)$ vamos a buscar el valor de θ que maximiza dicha funcion, luego $\hat{\theta} = \hat{\theta}(\underline{X})$.
Si Θ es un subconjunto abierto tal que el soporte de $f_{\theta}(\underline{x})$ no depende de θ, como la funcon logaritmo es monotona creciente, maximizar $\mathcal{L}(\theta)$ es lo mismo que maximizar $log(\mathcal{L}(\theta))$. Luego, el EMV verificara que:

$$\frac{d}{d\theta} ln(\mathcal{L}(\theta)) = 0$$

30.2. Principio de invariancia

Supongamos que $\lambda = q(\theta)$ es una funcion biunivoca de θ. Si $\hat{\theta}$ es el EMV de θ entonces $\hat{\lambda} = q(\hat{\theta})$ sera el EMV de λ.

30.3. Bondad de los estimadores

Dada $X_1, ..., X_n \backsim^{iid} F_{\theta}(x), \quad \theta \in \Theta$ una m.a. Estimamos θ por $\hat{\theta}$. El riesgo de estimar θ con $\hat{\theta}$ se mide con el error cuadratico medio.

$$R(\theta, \hat{\theta}) = ECM(\hat{\theta}) = E[(\theta - \hat{\theta})^2]$$

Diremos que un estimador optimo para θ sera $\hat{\theta}$ tal que

$$ECM(\hat{\theta}^k) \leq ECM(\hat{\theta}), \forall \hat{\theta}$$

30.4. Estimador Insesgado

Un estimador es insesgado para θ si:

$$E_{\theta)}(\hat{\theta}) = \theta, \quad \forall \theta \in \Theta$$

En caso contrario, diremos que el estimador es sesgado, y definiremos su sesgo como:

$$B(\hat{\theta}) = E_{\theta}(\hat{\theta}) - \theta$$

30.4.1. Propiedad

Dado un estimador de θ, se tiene que:

$$ECM(\hat{\theta}) = Var_{\theta}(\hat{\theta}) + B(\hat{\theta})^2$$

Por lo tanto, si es insesgado, $B = 0$ y $ECM(\hat{\theta}) = Var_{\theta}(\hat{\theta})$

30.4.2. Estimador asintoticamente insesgado

Un estimador es asintoticamente insesgado si:

$$lim_{n \to \infty} E_{\theta}(\hat{\theta}) = \theta, \quad \forall \theta \in \Theta$$

30.5. Estimador consistente

Dada una sucesion de estimadores $\hat{\theta}_n$ de θ, decimos que $T = \hat{\theta}$ es (debilmente) consistente si $\forall \quad \varepsilon > 0$:

$$P_\theta(|T - \theta| > \varepsilon) \to_{n\to\infty} 0$$

30.5.1. Teorema

Sea una sucesion de estimadores de $\hat{\theta}_n$ de θ. Si $Var_\theta(\hat{\theta}) \to 0$ y $E_\theta(\hat{\theta}) \to \theta$. entonces $\hat{\theta}_n$ es debilmente consistente.

30.5.2. Consistencia media cuadratica

$$lim_{n\to\infty} ECM(\hat{\theta}) = 0, \quad \forall\theta \in \Theta$$

30.6. Estimadores asintoticamente normales

Se dice que $\hat{\theta}_n$ es una sucesion de estimadores asintoticamente normales si $\sqrt{n}(\hat{\theta}_n - q(\theta))$ converge en distribucion a una normal con media cero y varianza $\frac{q'(\theta)^2}{I(\theta)}$.
$I(\theta)$ se llama Numero de informacion de fisher y se calcula como:

$$I(\theta) = E[(\frac{d}{d\theta} ln(f_\theta(X)))^2] = -E[\frac{d^2}{d\theta^2} ln(f_\theta(X))]$$

(vale solo para familias regulares)

30.6.1. Teorema

Bajo ciertas condiciones muy generales, sea $\hat{\theta}_n(\underline{X})$ un EMV de θ consistente y sea $q(\theta)$ derivable con $q'(\theta) \neq 0, \quad \forall\theta$, entonces $q(\hat{\theta}_n)$ es asintoticamente normal para estimar $q(\theta)$.
Si $\sqrt{n}\sqrt{I(\theta)} \cdot (\hat{\theta}_n - \theta) \backsim^a \mathcal{N}(0,1)$ y $\hat{\theta}$ es un estimador consistente para θ (todo esto ocurrira con los EMV), entonces vale que:

$$\sqrt{n}\sqrt{I(\hat{\theta}_n)} \cdot (\hat{\theta}_n - \theta) \backsim^a \mathcal{N}(0,1)$$

31. Distribuciones continuas importantes

31.1. Chi-Cuadrado

La V.A. X tiene una distribucion $\mathcal{X}^2$ de parametro v (grados de libertad) si su densidad esta dada por:

$$f_X(x) = \frac{1}{\Gamma(v/2)}(\frac{1}{2})^{v/2} \cdot x^{\frac{v}{2}-1} e^{-x/2} \not\forall x > 0$$

Se puede observar que coincide con una variable con distribucion $\Gamma(\frac{v}{2}, \frac{1}{2})$. De ahi deducimos facilmente que $E(X) = v$ y $Var(X) = 2v$.

31.1.1. Teorema

Si $x_1, ..., X_n, i = 1, ..., n$, entonces $Y = \sum_{i=1}^n X_i$ tendra distribucion $\mathcal{X}_v^2$, con $v = \sum_{i=1}^n V_i$.

31.1.2. Corolario

Se llama distribucion $\mathcal{X}^2$ con n grados de libertad a la distribucion de $U = \sum_{i=1}^n Z_i^2$ donde $Z_i, ..., Z_n \backsim^{iid} \mathcal{N}(0,1)$.

31.2. t de Student

Sean $Z \backsim \mathcal{N}(0,1)$ y $U \backsim \mathcal{X}^2$, entonces si Z y U son independientes, $T = \frac{Z}{\sqrt{U/n}} \backsim t_n$.

31.3. Distribucion F de Fisher-Snedecor

Sean U y V dos variables aleatorias indep. con distribucion $\mathcal{X}^2$ de n_1 y n_2 g.l. respectivamente. Entonces:

$$F = \frac{U/n_1}{V/n_2} \backsim \mathcal{F}_{n_1,n_2}$$

31.4. Teorema

Sean $X_1, ..., X_n \backsim^{iid} \mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$

1. $Z = \sqrt{n}()$