

*) Función Generadora de Momentos

Definición: Dada una variable aleatoria X , se define la función generadora de momento de X como

$$\phi_X(s) = \mathbb{E}(e^{sX})$$

Si X es discreta a valores en I , se calcula como

$$\phi_X(s) = \sum_{i \in I} e^{si} P(X=i)$$

Si X es continua, con densidad f_X

$$\phi_X(s) = \int_{\mathbb{R}} e^{st} f_X(t) dt$$

Observación Por expansión de Taylor,

$$\begin{aligned}\phi_X(s) &= \mathbb{E}(e^{sX}) = \mathbb{E}\left(\sum_{k=0}^{\infty} \frac{(sx)^k}{k!}\right) \\ &= \sum_{k=0}^{\infty} \frac{s^k \mathbb{E}(X^k)}{k!}\end{aligned}$$

Si derivamos j veces, queda

$$\phi_X^{(j)}(s) = \sum_{k=j}^{\infty} \frac{s^{k-j} \mathbb{E}(X^k)}{(k-j)!} = \mathbb{E}(X^j) + \sum_{k=j+1}^{\infty} \frac{s^{k-j} \mathbb{E}(X^k)}{(k-j)!}$$

Entonces en $s=0$,

$$\phi_X^{(j)}(0) = \mathbb{E}(X^j) \quad \forall j \geq 1$$

Def: $\rightarrow \mathbb{E}(X) = \phi_X'(0)$

$$\rightarrow \text{Var}(X) = \mathbb{E}(X^2) - \mathbb{E}(X)^2 = \phi_X''(0) - (\phi_X'(0))^2$$

¿Por qué es útil la fgm?

Teorema 1: las distribuciones de dos va. X e Y son iguales si $\phi_x(s) = \phi_y(s)$ $\forall s \geq 0$.

Teorema 2: Sean X y Y variables aleatorias. Entonces

$$X \text{ e } Y \text{ son independientes} \Leftrightarrow E(e^{tX+sY}) = E(e^{tX})E(e^{sY}) \\ = \phi_x(t) \phi_y(s)$$

Problema 1

a) Calcular la fgm de $X \sim \text{Bern}(p)$ (y ver para que 's' está bien definida)

$$\begin{aligned} \text{Sol} \quad \phi_x(s) &= E(e^{sX}) = e^{s \cdot 0} P(X=0) + e^{s \cdot 1} P(X=1) \\ &= (1-p) + e^s p \quad \text{bien definida para } s \in \mathbb{R}. \end{aligned}$$

b) Calcular $E(X)$, $\text{Var}(X)$.

$$\begin{aligned} \text{Sol} \quad E(X) &= \phi'_x(0); \quad \text{Var}(X) = \phi''_x(0) - (\phi'_x(0))^2 \\ \phi'_x(s) &= e^s p \Rightarrow \phi'_x(0) = p \\ \phi''_x(s) &= e^s p \Rightarrow \phi''_x(0) = p \\ \Rightarrow E(X) &= p; \quad \text{Var}(X) = p - p^2 = p(1-p). \end{aligned}$$

Problema 2: Sean X_1, X_2, \dots, X_n va. independientes e identicamente distribuidas, $X_i \sim \text{Bern}(p)$.

Demuestre que $Y = \sum_{i=1}^n X_i \sim \text{Binom}(n, p)$.

Res: Calcularánmos primero la fgm de una va. $Z \sim \text{Binom}(1, p)$, y luego veremos que $\phi_Z(s) = \phi_Y(s)$, $\forall s$ donde estén definidas las funciones generadoras.

Luego concluiránmos por el teorema!

Sea $Z \sim \text{Binom}(n, p)$. Calcular $\phi_z(s)$.

$$\begin{aligned}\phi_z(s) &= E(e^{sZ}) = \sum_{j=0}^n e^{sj} P(Z=j) \\ &= \sum_{j=0}^n e^{sj} \binom{n}{j} p^j (1-p)^{n-j} \\ &= \sum_{j=0}^n \binom{n}{j} (e^s p)^j (1-p)^{n-j} \\ &= (e^s p + (1-p))^n \quad s \in \mathbb{R}.\end{aligned}$$

Ahora, calculamos $\phi_y(s)$.

$$\begin{aligned}\phi_y(s) &= E(e^{sy}) = E\left(e^{s \sum_{i=1}^n X_i}\right) \\ &= \prod_{i=1}^n E(e^{sX_i}) \quad \text{por el teorema 2. (e independencia)} \\ &= \left(E(e^{sX_1})\right)^n \quad \text{por ser idénticamente distribuidas} \\ &= (\phi_{x_1}(s))^n \quad \text{con } X_1 \sim \text{Bern}(p), \text{ y usando el (P)} \\ &= (e^{sp} + (1-p))^n\end{aligned}$$

Vemos que $\phi_y(s) = \phi_z(s) \quad \forall s$. Por el teorema 1, se concluye que

$Y \sim \text{Binom}(n, p)$.

Problema 3 Sea $X \sim N(\mu, \sigma^2)$ calcule $E(X)$, $\text{Var}(X)$.

Sol Usemos la fm.

$$\phi_x(s) = E(e^{sx}) = \int_{\mathbb{R}} e^{sx} f_x(x) dx$$

$$\text{donde } f_x(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-\frac{1}{2\sigma^2}(x-\mu)^2}, \quad x \in \mathbb{R}.$$

$$\begin{aligned} \Rightarrow \phi_x(s) &= \int_{\mathbb{R}} e^{sx} \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-\frac{1}{2\sigma^2}(x-\mu)^2} dx \\ &= \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \int_{\mathbb{R}} e^{-\frac{1}{2\sigma^2}(x^2 - 2x\mu + \mu^2) + sx} dx \end{aligned}$$

El exponente queda $-\frac{1}{2\sigma^2} (x^2 - 2x\mu + \mu^2 - 2\sigma^2sx)$

$$= -\frac{1}{2\sigma^2} \left[(x^2 - 2x(\mu + \sigma^2s) + (\mu + \sigma^2s)^2) - (\mu + \sigma^2s)^2 + \mu^2 \right]$$

$$\begin{aligned} &= -\frac{1}{2\sigma^2} (x - (\mu + \sigma^2s))^2 + \underbrace{\frac{(\mu + \sigma^2s)^2 - \mu^2}{2\sigma^2}}_{\frac{\mu^2 + 2\sigma^2s\mu + \sigma^4s^2 - \mu^2}{2\sigma^2}} = s\mu + \frac{\sigma^2s^2}{2} \end{aligned}$$

$$\Rightarrow \phi_x(s) = e^{s\mu + \frac{\sigma^2s^2}{2}} \underbrace{\frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}}}_{\text{densidad de } N(\mu + \sigma^2s, \sigma^2)} \int_{\mathbb{R}} e^{-\frac{1}{2\sigma^2}(x - (\mu + \sigma^2s))^2} dx$$

densidad de $N(\mu + \sigma^2s, \sigma^2)$ integrada en $\mathbb{R} = 1$

$$= e^{s\mu + \frac{\sigma^2s^2}{2}}$$

$$\text{Ahora, } \phi'_x(s) = e^{s\mu + \frac{\sigma^2 s^2}{2}} \cdot (\mu + \frac{\sigma^2}{2} s^2) = \phi_x(s) (\mu + \sigma^2 s)$$

$$\begin{aligned}\phi''_x(s) &= \left(\phi_x(s) \cdot (\mu + \sigma^2 s) \right)' = \phi'_x(s) (\mu + \sigma^2 s) + \phi_x(s) \cdot \sigma^2 \\ &= \phi_x(s) (\mu + \sigma^2 s)^2 + \phi_x(s) \cdot \sigma^2\end{aligned}$$

Concluimos con

$$E(X) = \phi'_x(0) = \underbrace{e^{s\mu + \frac{\sigma^2 s^2}{2}}}_{\phi_x(0) = 1} (\mu + \sigma^2 \cdot 0) = \mu$$

$$\begin{aligned}\text{Var}(X) &= \phi''_x(0) - (\phi'_x(0))^2 = (1 (\mu + \sigma^2 \cdot 0)^2 + 1 \cdot \sigma^2) - \mu^2 \\ &= \mu^2 + \sigma^2 - \mu^2 = \sigma^2.\end{aligned}$$

//

Ejercicios propuestos

a) Si Z es va, y definir $X = aZ + b$ (que tambien es va), pdq

$$\phi_X(s) = e^{sb} \phi_Z(as)$$

b) Demuestre con lo anterior que si $Z \sim N(0,1)$ y $X = \sigma Z + \mu$ ($\sigma > 0$) entonces $X \sim N(\mu, \sigma^2)$.

Problema 4 Sean X_1, \dots, X_n v.a. indep, $X_i \sim N(\mu_i, \sigma_i^2)$. Muestra que la variable aleatoria $R = \sum_{i=1}^n a_i X_i$ tiene distribución Normal, y encuentra los parámetros de dicha distribución.

Sol Usando fgm.

$$\begin{aligned}
 \phi_R(s) &= E(e^{Rs}) = E\left(e^{s \sum_{i=1}^n a_i X_i}\right) \\
 &= \prod_{i=1}^n E(e^{s a_i X_i}) \quad \text{por el teorema 2.} \\
 &= \prod_{i=1}^n \phi_{X_i}(sa_i) \quad \text{con } X_i \sim N(\mu_i, \sigma_i^2) \\
 &= \prod_{i=1}^n e^{(sa_i)\mu_i + \frac{\sigma_i^2 (sa_i)^2}{2}} \\
 &= e^{\sum_{i=1}^n (sa_i)\mu_i + \frac{\sigma_i^2 a_i^2 s^2}{2}} \\
 &= e^{s \left(\sum_{i=1}^n a_i \mu_i \right) + \frac{s^2}{2} \sum_{i=1}^n (a_i \sigma_i)^2}
 \end{aligned}$$

Definiendo $\mu = \sum_{i=1}^n a_i \mu_i$, $\sigma^2 = \sum_{i=1}^n a_i^2 \sigma_i^2$, es claro de lo anterior que

$$R \sim N(\mu, \sigma^2) \quad //$$

Obs: i) Si $n=2$, $a_1=1$, $a_2=-1$, entonces $R = X_1 - X_2 \sim N(\mu_1 - \mu_2, \sigma_1^2 + \sigma_2^2)$

(las medias se restan, pero los "errores" se suman).

ii) Si $\forall i=1, \dots, n$ se tiene $a_i = \frac{1}{n}$, $\mu_i = \mu$, $\sigma_i^2 = \sigma^2 > 0$, entonces $R = \bar{X}_n$ es lo que se llama "la media muestral". Su distribución es

$$\bar{X}_n \sim N(\mu, \frac{\sigma^2}{n}) \quad //$$