

(1)

ESTAD. T7. ^{Gasas gordo} Esperanza de una v.a. bidim. Propiedades.
 Momentos de una v.a. bidim.
 Propiedades de la variación y la cov.
 Desigualdad de Schwarz.
 Coeficiente de correlación.
 Función característica bidimensional.

1. ESPERANZA de una V.A. BIDIMENSIONAL

Dada (ξ, η) una v.a. bidimensional, y una función $g(\xi, \eta)$, que ~~es~~ será una v.a. unidim.

Llamamos esperanza de $g(\xi, \eta)$ a:

$$E[g(\xi, \eta)] = \begin{cases} \sum_i \sum_j g(x_i, y_j) \cdot P(\xi = x_i, \eta = y_j) & \text{discr.} \\ \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} g(x, y) f(x, y) dx dy & \text{cont.} \end{cases}$$

Como sucedía en el caso unidimensional, la esperanza es un n.º y para que exista el valor esperado es necesario que la correspondiente serie/integral sea absolutamente convergente (converja en valor absoluto), esto es, que $E[|g(\xi, \eta)|] < +\infty$.

→ Si la función de la v.a. bidimensional es el producto,

$$g(\xi, \eta) = \xi \cdot \eta$$

entonces

$$E[\xi \cdot \eta] = \begin{cases} \sum_i \sum_j x_i y_j P(\xi = x_i, \eta = y_j) & \text{ó bien} \\ \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} xy f(x, y) dx dy \end{cases}$$

2. PROPIEDADES

P1 - la esperanza de la combinación lineal ^{de} dos variables aleatorias unidimensionales, coincide con la c.l. de la esperanza. (tienen que existir $E[\xi]$, $E[\eta]$).

$$E[a\xi + b\eta] = aE[\xi] + bE[\eta].$$

Dem:

a) ξ, η discretas

$$\begin{aligned} E[a\xi + b\eta] &= \sum_i \sum_j (ax_i + by_j) P(\xi = x_i, \eta = y_j) = \\ &= a \sum_i \sum_j x_i p_{ij} + b \sum_i \sum_j y_j p_{ij} = \\ &= a \sum_i x_i \sum_j p_{ij} + b \sum_j y_j \sum_i p_{ij} = a \sum_i x_i p_{i\cdot} + b \sum_j y_j p_{\cdot j} = \\ &= aE[\xi] + bE[\eta]. \end{aligned}$$

b) ξ, η continuas

$$\begin{aligned} E[a\xi + b\eta] &= \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} (ax + by) f(x, y) dx dy = \\ &= \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} ax f(x, y) dx dy + \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} by f(x, y) dx dy = \\ &= a \int_{-\infty}^{+\infty} x \left[\int_{-\infty}^{+\infty} f(x, y) dy \right] dx + b \int_{-\infty}^{+\infty} y \left[\int_{-\infty}^{+\infty} f(x, y) dx \right] dy = \\ &= a \int_{-\infty}^{+\infty} x f_1(x) dx + b \int_{-\infty}^{+\infty} y f_2(y) dy = \\ &= aE[\xi] + bE[\eta]. \end{aligned}$$

Esta propiedad se puede extender a la esperanza de la c.l. de funciones:

$$E[g(\xi) + h(\eta)] = E[g(\xi)] + E[h(\eta)].$$

P2 \rightarrow (Extensión de P1 a la suma finita de v.a.)

$$E[a_1 \xi_1 + a_2 \xi_2 + \dots + a_n \xi_n] = a_1 E[\xi_1] + \dots + a_n E[\xi_n]$$

Dem: Extensión de P1.

P3 \rightarrow La esperanza del producto de dos v.a. indep. es el producto de sus esperanzas marginales, (si existen)

$$\xi \text{ indep } \eta \Rightarrow E[\xi \cdot \eta] = E[\xi] \cdot E[\eta]$$

Dem:

a) ξ, η discretas:

$$P_{ij} = P_i \cdot P_j$$

$$\begin{aligned} E[\xi \cdot \eta] &= \sum_i \sum_j x_i \cdot y_j P_{ij} = \sum_i \sum_j x_i y_j P_i \cdot P_j = \\ &= \sum_i x_i P_i \sum_j y_j P_j = E[\xi] \cdot E[\eta]. \end{aligned}$$

b) ξ, η continuas:

$$\begin{aligned} E[\xi \cdot \eta] &= \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} x y f(x, y) dx dy \stackrel{\text{indep}}{=} \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} x y f_1(x) f_2(y) dx dy = \\ &= \int_{-\infty}^{+\infty} x f_1(x) dx \int_{-\infty}^{+\infty} y f_2(y) dy = E[\xi] \cdot E[\eta]. \end{aligned}$$

Esta propiedad se puede generalizar al caso de dos funciones:

$$\xi, \eta \text{ indep} \Rightarrow E[g(\xi) \cdot h(\eta)] = E[g(\xi)] \cdot E[h(\eta)]$$

Ambos resultados se pueden generalizar al caso de más de dos variables, obteniéndose P4 y P5.

P4 - Si $\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_n$ son v.a. independientes y sus valores esperados $E[\xi_i]$ existen, entonces:

$$E[\xi_1 \cdot \dots \cdot \xi_n] = E[\xi_1] \cdot \dots \cdot E[\xi_n]$$

P5 - Si $\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_n$ son v.a. independientes y existen $E[g_i(\xi_i)]$, $i = 1 \dots n$, entonces:

$$E[g_1(\xi_1) \cdot \dots \cdot g_n(\xi_n)] = E[g_1(\xi_1)] \cdot \dots \cdot E[g_n(\xi_n)]$$

3. MOMENTOS de una V.A. BIDIMENSIONAL.

De manera análoga al caso unidimensional, vamos a definir los momentos para las v.a. bidimensionales:

a) Momentos respecto al origen de orden r, s (si existe)

$$\alpha_{rs} = E[\xi^r \eta^s] = \begin{cases} \sum_i \sum_j x_i^r \cdot y_j^s \cdot P(\xi = x_i, \eta = y_j) & , \text{discr.} \\ \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} x^r \cdot y^s \cdot f(x, y) dx dy & , \text{cont.} \end{cases}$$

para $r, s = 0, 1, 2, \dots$

Los momentos respecto al origen más utilizados son:

$$\begin{aligned} \alpha_{10} &= E[\xi^1 \cdot \eta^0] = E[\xi] \\ \alpha_{01} &= E[\xi^0 \cdot \eta^1] = E[\eta] \end{aligned} \quad \left. \vphantom{\begin{aligned} \alpha_{10} \\ \alpha_{01} \end{aligned}} \right\} \text{medias marginales}$$

$$\begin{aligned} \alpha_{20} &= E[\xi^2 \cdot \eta^0] = E[\xi^2] \\ \alpha_{02} &= E[\xi^0 \cdot \eta^2] = E[\eta^2] \\ \alpha_{11} &= E[\xi^1 \cdot \eta^1] = E[\xi \cdot \eta] \end{aligned} \quad \left\{ \begin{array}{l} \text{para cálculo de var. marginales} \\ \text{y covarianza.} \end{array} \right.$$

b) Momentos respecto a las medias, μ_{rs} : (si existe)

$$\begin{aligned}\mu_{rs} &= E[(\xi - E[\xi])^r \cdot (\eta - E[\eta])^s] = \\ \text{Para } r, s &= 0, 1, 2, \dots \\ &= E[(\xi - \alpha_{10})^r \cdot (\eta - \alpha_{01})^s] = \\ &= \begin{cases} \sum_i \sum_j (x_i - \alpha_{10})^r \cdot (y_j - \alpha_{01})^s P(\xi = x_i, \eta = y_j) & , \text{discr.} \\ \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} (x - \alpha_{10})^r \cdot (y - \alpha_{01})^s f(x, y) dx dy & , \text{cont.} \end{cases}\end{aligned}$$

Se observa que:

$$\mu_{10} = \mu_{01} = 0$$

Los momentos respecto a las medias más frecuentes son:

$$\begin{aligned}\mu_{20} &= E[(\xi - \alpha_{10})^2 (\eta - \alpha_{01})^0] = E[(\xi - \alpha_{10})^2] = V(\xi) \\ \mu_{02} &= E[(\xi - \alpha_{10})^0 (\eta - \alpha_{01})^2] = E[(\eta - \alpha_{01})^2] = V(\eta) \\ \mu_{11} &= E[(\xi - \alpha_{10})^1 (\eta - \alpha_{01})^1] = \text{cov}(\xi, \eta) \leftarrow \text{covarianza } \sigma_{\xi\eta}\end{aligned}$$

$\left. \begin{matrix} \sigma_{\xi}^2 \\ \text{var. matg.} \\ \sigma_{\eta}^2 \end{matrix} \right\}$

Importancia de la covarianza:

- Permite dar una medida de la dependencia lineal entre X e Y

$$\begin{aligned}\sigma_{\xi\eta} &> 0 \Rightarrow \text{relac. directa } (x \uparrow \Rightarrow y \uparrow) \\ \sigma_{\xi\eta} &< 0 \Rightarrow \text{relac. inversa } (x \uparrow \Rightarrow y \downarrow) \\ \sigma_{\xi\eta} &= 0 \Rightarrow \text{relac. lineal nula } \nRightarrow \text{indep.}\end{aligned}$$

$\left. \begin{matrix} \text{directa} \\ \text{inversa} \\ \text{indep.} \end{matrix} \right\} \text{ lineal}$

↳ Tipo de relación lineal. Para medir el grado de relac. lineal es mejor una medida estandarizada, el coef. de correlac. lineal (+ adelante)

4. PROPIEDADES de la VARIANZA y de la COVARIANZA.

P1 \rightarrow La covarianza se puede expresar en función de los momentos respecto al origen.

$$\text{COV}(\xi, \eta) = E[\xi \cdot \eta] - E[\xi]E[\eta]$$

$$\mu_{11} = \alpha_{11} - \alpha_{10}\alpha_{01}$$

Dem: Desarrollando la expresión de covarianza,

$$\begin{aligned} \text{COV}(\xi, \eta) &= E[(\xi - E(\xi)) \cdot (\eta - E(\eta))] = E[(\xi - \alpha_{10}) \cdot (\eta - \alpha_{01})] = \\ &= E[\xi\eta - \xi\alpha_{01} - \alpha_{10}\eta + \alpha_{10}\alpha_{01}] = \\ &= E[\xi\eta] - \alpha_{01} \underbrace{E[\xi]}_{\alpha_{10}} - \alpha_{10} \underbrace{E[\eta]}_{\alpha_{01}} + \alpha_{10}\alpha_{01} = \\ &= \alpha_{11} - \alpha_{10} \cdot \alpha_{01} \end{aligned}$$

P2 $\rightarrow \xi$ y η indep $\Rightarrow \text{COV}(\xi, \eta) = 0$.

Dem: Teniendo en cuenta la expresión anterior,

$$\begin{aligned} \text{COV}(\xi, \eta) &= E[\xi \cdot \eta] - E[\xi] \cdot E[\eta]. \text{ Al ser indep,} \\ E[\xi \cdot \eta] &= E[\xi]E[\eta], \text{ por lo que la dif es 0.} \end{aligned}$$

Nótese que la implicación es de un solo sentido. la ^{recíproca} ~~implicación~~ no se cumple, pues existen var. dependientes, cuya dependencia es distinta a la dependencia lineal, con covarianza 0. Así, no se puede utilizar la cov. como prueba de independencia.

$$\text{COV}(\xi, \eta) = 0 \not\Rightarrow \xi \text{ indep } \eta$$

$$\text{COV}(\xi, \eta) \neq 0 \Rightarrow \xi \text{ dep } \eta$$

P3 → Covarianza ante cambios de escala $\left\{ \begin{array}{l} \text{no le afectan c. orig.} \\ \text{sí le afectan c. esc.} \end{array} \right.$

$$\text{cov}[a\xi, b\eta] = a \cdot b \text{cov}[\xi, \eta]$$

Dem:

$$\begin{aligned} \text{cov}[a\xi, b\eta] &= E[(a\xi - E[a\xi]) \cdot (b\eta - E[b\eta])] = \\ &= E[(a\xi - aE[\xi]) \cdot (b\eta - bE[\eta])] = \\ &= E[a(\xi - E[\xi]) \cdot b(\eta - E[\eta])] = \\ &= a \cdot b E[(\xi - E[\xi])(\eta - E[\eta])] = \\ &= a \cdot b \text{cov}[\xi, \eta] . \end{aligned}$$

¿Y cambio origen + cambio escala? No le afectan los cambios de origen, lo vemos:

$$\begin{aligned} \text{cov}[a+b\xi, c+d\eta] &= E[(a+b\xi - E(a+b\xi)) \cdot (c+d\eta - E(c+d\eta))] = \\ &= E[(\cancel{a} + b\xi - \cancel{a} - bE[\xi]) \cdot (\cancel{c} + d\eta - \cancel{c} - dE[\eta])] = \\ &= \text{caso anterior} , \text{ igual} . \end{aligned}$$

$$\text{cov}[a+b\xi, c+d\eta] = \cancel{a} \cdot \cancel{c} + b \cdot d \text{cov}[\xi, \eta] ,$$

P4 → $\text{cov}(\xi, \eta) = \text{cov}(\eta, \xi)$ PROP. CONMUTATIVA

Dem: Por definición, la covarianza es la esperanza de un producto de variables aleatorias, que, al ser conmutativo hace que la covarianza tb lo sea.

P5 → $\text{cov}(\xi, \xi) = V(\xi)$

Dem:

$$\begin{aligned} \text{cov}(\xi, \xi) &= E[(\xi - E(\xi)) \cdot (\xi - E(\xi))] = \\ &= E[(\xi - E(\xi))^2] = V(\xi) \end{aligned}$$

P6 \rightarrow la covarianza de una v.a. con una constante es 0.

$$\text{cov}(\xi, a) = 0 \quad , \quad \forall a \in \mathbb{R} \quad .$$

$$\text{Dem: } \text{cov}(x, a) = E[(x - E(x)) \cdot (a - E(a))] = E(0) = 0.$$

P7 \rightarrow Propiedad distributiva.

$$\text{Cov}(\xi + \eta, \gamma) = \text{Cov}(\gamma, \xi + \eta) = \text{Cov}(\xi, \gamma) + \text{Cov}(\eta, \gamma)$$

Dem: $\text{cov}(\xi + \eta, \gamma) = E[(\xi + \eta - E(\xi + \eta)) \cdot (\gamma - E(\gamma))] =$
 $= E[(\xi + \eta - E(\xi) - E(\eta)) \cdot (\gamma - E(\gamma))] =$
 $= E[(\xi - E(\xi)) + (\eta - E(\eta))] \cdot (\gamma - E(\gamma))] =$
 $= \text{se desdobló el paréntesis, separando de lo mismo el mismo de las esperanzas} \dots$
 $\text{cov}(\xi, \gamma) + \text{cov}(\eta, \gamma)$

P8 $\rightarrow \text{Var}(\xi \pm \eta) = \text{Var}(\xi) + \text{Var}(\eta) \pm 2\text{cov}(\xi, \eta)$

y si ξ indep η , queda:

$\text{Var}(\xi \pm \eta) = \text{Var}(\xi) + \text{Var}(\eta)$

Dem: $\text{Var}(\xi \pm \eta) = E[(\xi \pm \eta) - E(\xi \pm \eta)]^2 =$

$= E[(\xi - E(\xi)) \pm (\eta - E(\eta))]^2 =$

$= E[(\xi - E(\xi))^2 + (\eta - E(\eta))^2 \pm 2(\xi - E(\xi)) \cdot (\eta - E(\eta))] =$

$= E[(\xi - E(\xi))^2] + E[(\eta - E(\eta))^2] \pm 2E[(\xi - E(\xi)) \cdot (\eta - E(\eta))]$

$= \text{Var}(\xi) + \text{Var}(\eta) \pm 2\text{cov}(\xi, \eta)$

ξ indep $\eta \xrightarrow{(P2)} \text{cov}(\xi, \eta) = 0 \Rightarrow \text{Var}(\xi \pm \eta) = \text{Var}(\xi) + \text{Var}(\eta)$

P9 \rightarrow Generalización al caso de n var. aleatorias:

Sean $\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_n$ v.a. indep. cualesquiera,

$\text{Var}\left(\sum_{i=1}^n \xi_i\right) = \sum_{i=1}^n \text{Var}(\xi_i) + 2 \sum_{\substack{i=1 \\ i < j}}^n \text{cov}(\xi_i, \xi_j)$

\hookrightarrow como $\frac{n^2 - n}{2} \text{cov} \neq$

Pregunta: ¿Da lo mismo $2 \sum_{\substack{i=1 \\ i < j}}^n$ que $\sum_{i \neq j}$? ¿Coo que n?

Para n var, tienes $n \times n$ var-cov $\rightarrow n$ var $\rightarrow n \times n - n = (n-1) \times n$ covarianzas

donde $\text{cov}(X, Y) = \text{cov}(Y, X)$, es decir $\frac{(n-1) \times n}{2} \text{cov} \neq \frac{n^2 - n}{2}$

$\sum_{i=1}^n \rightarrow n$ sumandos

$\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \rightarrow n^2$ sumandos

$\sum_{i=1}^n \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^n \rightarrow n^2 - n$ (matriz nula)

$\sum_{i=1}^n \sum_{\substack{j=1 \\ j > i}}^n \rightarrow \frac{(n-1) + (n-2) + \dots + (n-n)}{2} = \frac{n^2 - n}{2}$

$\begin{pmatrix} \sigma_1^2 & \mu_{12} & \dots & \mu_{1n} \\ \mu_{21} & \sigma_2^2 & & \mu_{2n} \\ \vdots & & \ddots & \vdots \\ \mu_{n1} & & & \sigma_n^2 \end{pmatrix}$

(OK)

ESTAD - T7

P10 → Cambio de escala a la varianza de la suma.

$$\text{Var}\left(\sum_{i=1}^n a_i \xi_i\right) = \sum_{i=1}^n a_i^2 \text{Var}(\xi_i) + 2 \sum_{\substack{i=1 \\ i < j}}^n a_i a_j \text{cov}(\xi_i, \xi_j)$$

Dem: de P9 y P10 paso, pero:

$$\begin{aligned} \text{Var}(a\xi_1 + b\xi_2) &\stackrel{P8}{=} \text{Var}(a\xi_1) + \text{Var}(b\xi_2) + 2\text{cov}(a\xi_1, b\xi_2) = \\ &= a^2 \text{Var}(\xi_1) + b^2 \text{Var}(\xi_2) + 2ab \text{cov}(\xi_1, \xi_2). \end{aligned}$$

5. DESIGUALDAD de SCHWARZ.

Dada una distrib. bidimensional (ξ, η) en la que existen los momentos de orden 2 α_{20} y α_{02} , entonces:

$$(E[\xi \cdot \eta])^2 \leq E[\xi^2] \cdot E[\eta^2]$$

$$\alpha_{11}^2 \leq \alpha_{20} \cdot \alpha_{02}$$

Dem: Vamos a utilizar la esperanza del cuadrado de una c.l. de la v.a. centrada (al ser $E[\cdot^2] \geq 0$ siempre).

$$\begin{aligned} E[(a(\xi - E[\xi]) + b(\eta - E[\eta]))^2] &= E[a^2(\xi - E[\xi])^2 + b^2(\eta - E[\eta])^2 + \\ &+ 2ab(\xi - E[\xi])(\eta - E[\eta])] = a^2 E[(\xi - E[\xi])^2] + b^2 E[(\eta - E[\eta])^2] + \\ &+ 2ab E[(\xi - E[\xi])(\eta - E[\eta])] = a^2 \cdot V(\xi) + b^2 \cdot V(\eta) + 2ab \text{cov}(\xi, \eta) \end{aligned}$$

que, en forma matricial, resulta:

$$= (a, b) \begin{pmatrix} V(\xi) & \text{cov}(\xi, \eta) \\ \text{cov}(\xi, \eta) & V(\eta) \end{pmatrix} \begin{pmatrix} a \\ b \end{pmatrix}$$

Al ser la expresión inicial ≥ 0 siempre, la forma cuadrática asociada será no negativa, por lo que su determinante será ≥ 0 siempre.

Es decir,
$$\begin{vmatrix} V(\xi) & \text{cov}(\xi, \eta) \\ \text{cov}(\xi, \eta) & V(\eta) \end{vmatrix} \geq 0 \Leftrightarrow$$

$$V(\xi) \cdot V(\eta) - (\text{cov}(\xi, \eta))^2 \geq 0 \Leftrightarrow$$

$$V(\xi) \cdot V(\eta) \geq (\text{cov}(\xi, \eta))^2$$

La desigual. de Schwartz es un caso particular de este resultado, en el que $E[\xi] = E[\eta] = 0$. ¿VÁLDE? ^{??}

Relacionando los momentos centrados con los no centrados,

$$\mu_{20} \cdot \mu_{02} \geq \mu_{11}^2$$

$$[\alpha_{20} - (\alpha_{10})^2] \cdot [\alpha_{02} - (\alpha_{01})^2] \geq (\alpha_{11} - \alpha_{10} \cdot \alpha_{01})^2$$

$$\alpha_{20} \cdot \alpha_{02} - \alpha_{20} \alpha_{01}^2 - \alpha_{10}^2 \alpha_{02} + \alpha_{10}^2 \alpha_{01}^2 \geq \alpha_{11}^2 + \alpha_{10}^2 \alpha_{01}^2 - 2\alpha_{11} \alpha_{10} \alpha_{01}$$

cancelando, se queda con:

$$\alpha_{20} \alpha_{02} - \alpha_{11}^2 \geq 0$$

ESTAD_T7

6. COEFICIENTE de CORRELACIÓN

la covarianza informa sobre la relación lineal existente entre dos var. aleatorias.

Tipo \rightarrow signo covarianza

Grado \rightarrow ¡problemas!

las unidades de la covarianza son el producto de las ~~dos~~ unidades de las dos v.a., por lo que resulta difícil determinar el grado de la relación lineal, siendo necesario estandarizar cada una de estas medidas, dividiendo por las desviaciones típicas.

la nueva medida, el coeficiente de correlación lineal, mide el tipo y el grado de la relación lineal entre las dos v.a.

Def: Sean ξ, η dos v.a. con varianzas finitas $\gamma \neq 0$,

$$\begin{aligned} \rho_{\xi\eta} &= \frac{\text{cov}(\xi, \eta)}{\sigma_{\xi} \sigma_{\eta}} = \frac{\sigma_{\xi\eta}}{\sigma_{\xi} \sigma_{\eta}} = \frac{\text{cov}(\xi, \eta)}{\sqrt{\text{Var}(\xi)\text{Var}(\eta)}} = \\ &= \frac{E[(\xi - E(\xi)) \cdot (\eta - E(\eta))]}{\sigma_{\xi} \sigma_{\eta}} = E\left[\left(\frac{\xi - E(\xi)}{\sigma_{\xi}}\right) \cdot \left(\frac{\eta - E(\eta)}{\sigma_{\eta}}\right)\right] \end{aligned}$$

\leftarrow des

es decir, ρ es el valor esperado del producto de los valores tipificados o estandarizados de $\xi \rightarrow$ covarianza de las variables estandarizadas

ESTAD - T7

$$P1 \rightarrow \underline{\xi \text{ indep } \eta \Rightarrow \rho_{\xi\eta} = 0}$$

Dem: Por P2 de la Cov sale directamente.

$$\xi \text{ indep } \eta \Rightarrow \text{Cov}(\xi, \eta) = 0.$$

$$\Rightarrow \rho = \frac{\text{Cov}(\xi, \eta)}{\sigma_{\xi} \sigma_{\eta}} = \frac{0}{\sigma_{\xi} \sigma_{\eta}} = 0.$$

Esta propiedad puede generalizarse al caso de n var, pues si son indep. ~~2 a 2~~ tb lo serán 2 a 2.

$$P2 \rightarrow \underline{-1 \leq \rho_{\xi\eta} \leq 1} \quad (\text{siempre que } V(\xi) > 0, V(\eta) > 0)$$

Esta propiedad se deduce de la desigualdad de Schwarz,
No exactamente, se deduce de la defn. anterior

$$E[(\xi - E[\xi])$$

$$\text{otra prueba: } \rho = \frac{E[\text{covariación}]}{\sqrt{\text{var}(\xi) \text{var}(\eta)}}$$

$$|\text{covariación}| \leq \sqrt{\text{var}(\xi) \text{var}(\eta)} \Rightarrow |\rho| \leq 1 \Rightarrow -1 \leq \rho \leq 1$$

7 - FUNCIÓN CARACTERÍSTICA BIDIMENSIONAL

Sea (ξ, η) v.a. bidimensional, definimos

$$\varphi: \mathbb{R}^2 \rightarrow \mathbb{R}$$

$$\varphi(t_1, t_2) = E[e^{it_1\xi + it_2\eta}] = \begin{cases} \sum_i \sum_j e^{it_1x_i + it_2y_j} p_{ij} \\ \iint e^{it_1x + it_2y} f(x, y) dx dy \end{cases}$$

Propiedades:

P1 - $\varphi(t_1, t_2)$ existe siempre

$e^{it_1\xi + it_2\eta} = \cos(t_1\xi + t_2\eta) + i \sin(t_1\xi + t_2\eta)$, por func. trigonométricas acotadas \Rightarrow serie/integral convergente

P2 - $\varphi(0, 0) = 1$

$$E[e^{i \cdot 0 \cdot \xi + i \cdot 0 \cdot \eta}] = E[e^0] = E[1] = 1.$$

P3 - $|\varphi(t_1, t_2)| \leq 1$

$$\begin{aligned} |e^{it_1\xi + it_2\eta}| &= |\cos(t_1\xi + t_2\eta) + i \sin(t_1\xi + t_2\eta)| = \\ &= \sqrt{\cos^2(\quad) + \sin^2(\quad)} = 1. \end{aligned}$$

P4 - Si existen α_{rs} , entonces

$$\alpha_{rs} = \left. \frac{\partial^2 \varphi(t_1, t_2)}{\partial t_1^r \partial t_2^s} \right|_{t_1=0, t_2=0}$$

$$\alpha_{rs} = \frac{i^{r+s}}{i^{r+s}}$$

$$\alpha_{10} = \frac{\partial \varphi}{\partial t_1} \Big|_{t_1=t_2=0} ; \quad \alpha_{01} = \frac{\partial \varphi}{\partial t_2} \Big|_{t_1=t_2=0}$$

$$\alpha_{20} = \frac{\partial^2 \varphi}{\partial t_1^2} \Big|_{t_1=t_2=0} ; \quad \alpha_{02} = \frac{\partial^2 \varphi}{\partial t_2^2} \Big|_{t_1=t_2=0}$$

$$\alpha_{11} = \frac{\partial^2 \varphi}{\partial t_1 \partial t_2} \Big|_{t_1=t_2=0}$$

$$\alpha_{11} = \frac{i^2}{i^2}$$

P5 - $\varphi(t_1, t_2)$ es única

P6 - Sean (ξ, η) v.a. bidimensional

$$y \quad \gamma = \xi + \eta$$

$$\varphi_{\gamma}(t) = \varphi_{\xi, \eta}(t_1, t_2)$$

Si además ξ indep η , entonces

$$\varphi_{\gamma}(t) = \varphi_{\xi}(t_1) \varphi_{\eta}(t_2)$$

Funciones características marginales:

$$\varphi_1(t_1) = \varphi(t_1, 0) = E[e^{it_1\xi + i \cdot 0 \cdot \eta}] = E[e^{it_1\xi}]$$

$$\varphi_2(t_2) = \varphi(0, t_2) = E[e^{i \cdot 0 \cdot \xi + it_2\eta}] = E[e^{it_2\eta}]$$

Si ξ, η son estad. independientes:

$$\varphi(t_1, t_2) = \varphi_1(t_1) \cdot \varphi_2(t_2)$$

$$\begin{aligned} \text{Dem: } \varphi(t_1, t_2) &= E[e^{it_1\xi + it_2\eta}] = E[e^{it_1\xi} e^{it_2\eta}] \stackrel{\text{indep}}{=} \\ &= E[e^{it_1\xi}] E[e^{it_2\eta}] = \varphi_1(t_1) \cdot \varphi_2(t_2). \end{aligned}$$

Función característica u-dimensional

$$\varphi(t_1, \dots, t_u) = E[e^{it_1\xi_1 + \dots + it_u\xi_u}]$$