

- Álgebra básica de Matrices y vectores (lectura individual) -
- Los elementos más importantes a recordar son:

1) Concepto de distancia estadística:

La distancia Euclidiana entre los puntos $P = (x_1, x_2, \dots, x_p)$ y

$$Q = (y_1, y_2, \dots, y_p)$$

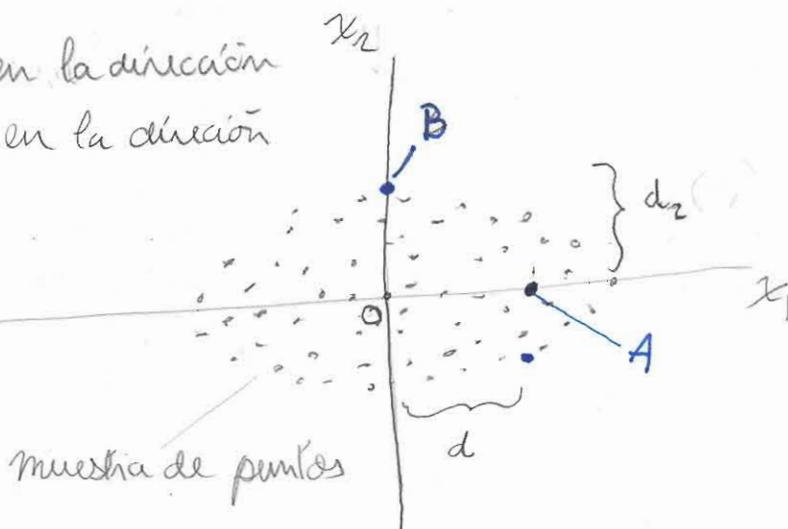
$$d(P, Q) = \sqrt{(x_1 - y_1)^2 + (x_2 - y_2)^2 + \dots + (x_p - y_p)^2}$$

es insatisfactoria en análisis estadístico porque:

- i) Cada coordenada contribuye igualmente al cálculo de la distancia
- ii) Cuando las coordenadas representan mediciones provenientes de fluctuaciones aleatorias es deseable darle menor "peso" a las coordenadas que están sujetas a variaciones mayores. Para entender porqué, consideren este ejemplo en 2 dimensiones:

- $d(O, B)$ es más "inusual" en la dirección del eje x_2 que $d(O, A)$ en la dirección x_1 , aún cuando

$$d(O, B) = d(O, A)$$



2) Dicho de otro modo, $d(O, B)$ es más inusual que $d(O, A)$

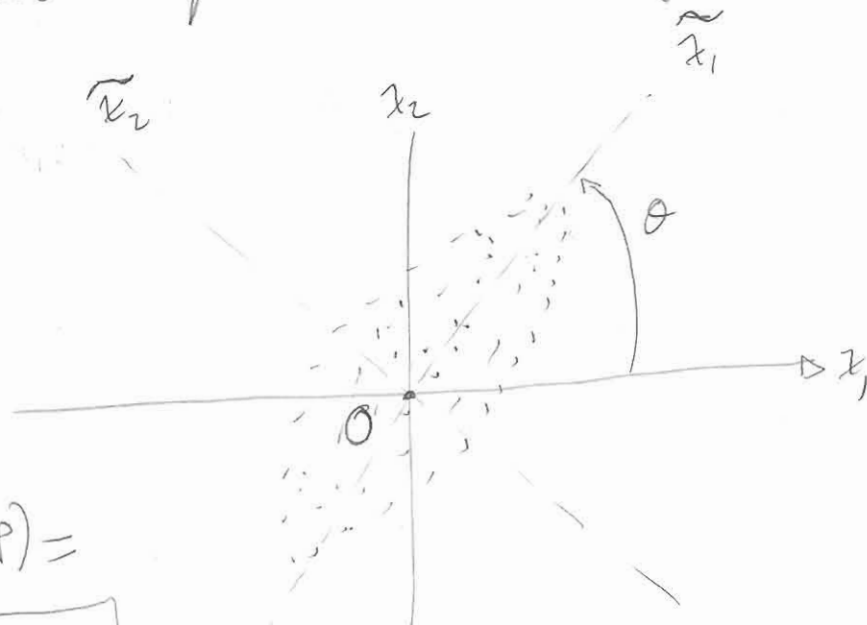
porque $\sqrt{s_{11}} > \sqrt{s_{22}}$, donde s_{ii} es la varianza de la muestra en dirección del eje 'i'.

La distancia estadística pesa entonces cada coordenada por la varianza de la muestra en cada eje. Si $P = (x_1, x_2)$ es un

punto, entonces $d(O, P) = \sqrt{\frac{x_1^2}{s_{11}} + \frac{x_2^2}{s_{22}}}$ (*) ec.

iii) Sólo si la variabilidad en cada eje es igual, la dist. euclídea es adecuada.

iv) Si las mediciones en el eje x_1 no son indep. de las med. en x_2 entonces podemos rotar los ejes así



entonces $d(O, P) =$

$$\sqrt{\frac{\tilde{x}_1^2}{\tilde{s}_{11}} + \frac{\tilde{x}_2^2}{\tilde{s}_{22}}}$$

donde $\begin{cases} \tilde{x}_1 = x_1 \cos(\theta) + x_2 \sin(\theta) \\ \tilde{x}_2 = -x_1 \sin(\theta) + x_2 \cos(\theta) \end{cases}$

Después de sustituir y un poco de álgebra; la distancia entre ³⁾
 $P = (\tilde{x}_1, \tilde{x}_2)$ y $O = (0,0)$ se re-escribe así:

$$d(O, P) = \sqrt{\underbrace{a_{11}\tilde{x}_1^2}_{(1)} + \underbrace{2a_{12}\tilde{x}_1\tilde{x}_2}_{(2)} + \underbrace{a_{22}\tilde{x}_2^2}_{(3)}} \quad \text{ec. (**)}$$

dónde $a_{11} = f_1(\Delta_{11}, \Delta_{12}, \Delta_{22}, \theta)$

$a_{12} = f_2(\Delta_{11}, \Delta_{12}, \Delta_{22}, \theta)$

$a_{22} = f_3(\Delta_{11}, \Delta_{12}, \Delta_{22}, \theta)$

} ver p. 35 cap. I

Lo importante es que el término (2) que da cuenta de la
 correlación no-nula r_{12}

• (**) es una generalización de (*)

• $P = (x_1, x_2)$, $Q = (y_1, y_2) \Rightarrow d(P, Q) = \sqrt{a_{11}(x_1 - y_1)^2 + 2a_{12}(x_1 - y_1)(x_2 - y_2) + a_{22}(x_2 - y_2)^2}$

• Todos los puntos $P = (x_1, x_2)$ que están a una dist.
 al cuadrado este c^2 de Q satisfacen:

ec. (***) $a_{11}(x_1 - y_1)^2 + 2a_{12}(x_1 - y_1)(x_2 - y_2) + a_{22}(x_2 - y_2)^2 = c^2$

esta es la ec. de una elipse centrada en Q . En p dimensiones

$$d(O, P) = \sqrt{a_{11}\tilde{x}_1^2 + a_{12}\tilde{x}_1\tilde{x}_2 + \dots + a_{pp}\tilde{x}_p^2 + 2a_{12}\tilde{x}_1\tilde{x}_2 + 2a_{13}\tilde{x}_1\tilde{x}_3 + \dots + 2a_{p-1,p}\tilde{x}_{p-1}\tilde{x}_p}$$

ec. (☐)

y además

$$d^2(0, P) = a_{11}x_1^2 + a_{22}x_2^2 + \dots + a_{pp}x_p^2 + 2(a_{12}x_1x_2 + a_{13}x_1x_3 + \dots + a_{p-1,p}x_{p-1}x_p)$$

si $d^2(0, P) > 0 \quad \forall [x_1, x_2, \dots, x_p] \neq [0, 0, \dots, 0]$.

Además, si $a_{ij} = a_{ji} \quad \forall i, j = 1, 2, \dots, p$ entonces

$$0 < d^2(0, P) = [x_1 \ x_2 \ \dots \ x_p] \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & \dots & a_{1p} \\ a_{21} & a_{22} & \dots & a_{2p} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{p1} & a_{p2} & \dots & a_{pp} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_p \end{bmatrix} = \underline{x}' A \underline{x} \quad \text{para } \underline{x} \neq 0,$$

donde A es una matriz positiva definida. Entonces una forma cuadrática positiva definida puede ser interpretada como una distancia (estadíst.) al cuadrado. !

Interpretación Geométrica para $p=2$:

Los puntos $\underline{x}' = [x_1 \ x_2]$ a distancia estád. del origen satisfacen:

$$\underline{x}' A \underline{x} = a_{11}x_1^2 + 2a_{12}x_1x_2 + a_{22}x_2^2 = c^2. \quad \text{Cual es el tamaño de los ejes } r_1 \text{ y } r_2?$$

comentamos:

$\frac{x_1^2}{s_{11}} + \frac{x_2^2}{s_{22}} = c$ es la ec. de una elipse centrada en el origen

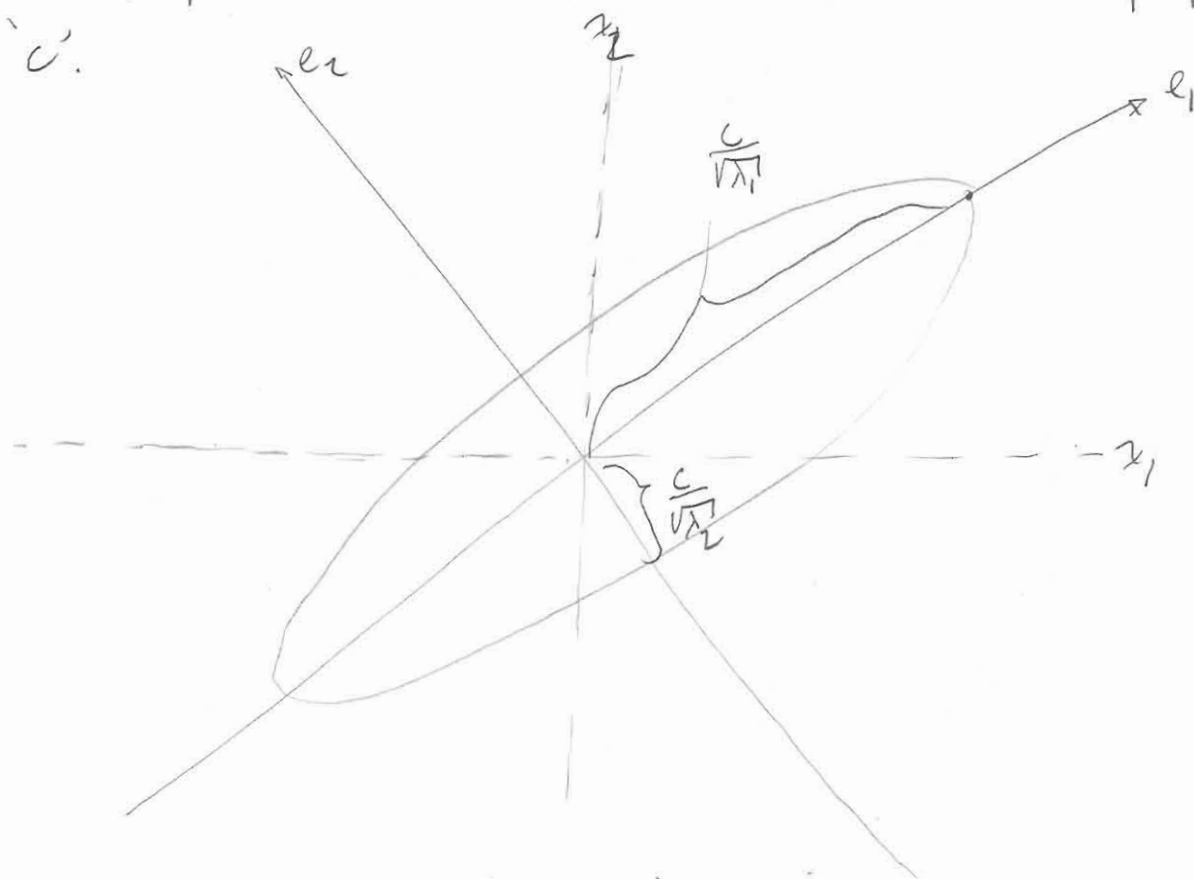


Usando una descomposición espectral:-

(5)

$$A = \lambda_1 e_1 e_1' + \lambda_2 e_2 e_2' \quad \text{y} \quad x' A x = \lambda_1 \underbrace{(x' e_1)^2}_{=y_1^2} + \lambda_2 \underbrace{(x' e_2)^2}_{=y_2^2}$$

Entonces $R_1 = c \cdot \lambda_1^{-1/2}$, $R_2 = c \cdot \lambda_2^{-1/2}$ y los puntos situados a distancia 'c' del origen yacen en el perímetro de una elipse cuyos ejes están dados por los vectores propios de A con longitud proporcional a $\lambda_1^{-1/2}$ y $\lambda_2^{-1/2}$. La constante de proporcionalidad es 'c'.



para $p > 2$, $c^2 = \lambda_1 (x' e_1)^2 + \dots + \lambda_p (x' e_p)^2$ dibuja una hiperelipse

2) Vectores Media y Matrices de Varianzas y Co-varianzas. ②

Defs.

i) Vector aleatorio: un vector cuyos elementos son variables aleatorias

ii) Matriz aleatoria: una matriz cuyos elementos " " "

- Si $X = \{X_{ij}\}$ es una matriz $n \times p$, entonces $E(X) = \{E(X_{ij})\}_{n \times p}$
- El comportamiento colectivo de las variables aleatorias $X_1, X_2, \dots, X_p$ en $\underline{X}' = [X_1, X_2, \dots, X_p]$ es descrito por una distribución conjunta $f(x_1, x_2, \dots, x_p) = f(\underline{X})$
- Indep. Si $f_{1,2,\dots,p}(x_1, x_2, \dots, x_p) = f_1(x_1) \cdot f_2(x_2) \cdot \dots \cdot f_p(x_p) \quad \forall [x_1, x_2, \dots, x_p]$, entonces las variables aleatorias $X_1, X_2, \dots, X_p$ son mutuamente independientes.
- Si X_i y X_k son indep., entonces $\text{Cov}(X_i, X_k) = 0$

Sean $\mu_i = E(X_i)$, $i = 1, 2, \dots, p$, y

(7)

$$E(\underline{X}) = \begin{bmatrix} E(X_1) \\ \vdots \\ E(X_p) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mu_1 \\ \vdots \\ \mu_p \end{bmatrix} = \underline{\mu}$$

$$\Sigma = E[(\underline{X} - \underline{\mu})(\underline{X} - \underline{\mu})'] = E \left\{ \begin{bmatrix} X_1 - \mu_1 \\ X_2 - \mu_2 \\ \vdots \\ X_p - \mu_p \end{bmatrix} [X_1 - \mu_1, X_2 - \mu_2, \dots, X_p - \mu_p] \right\}$$

$$= E \left\{ \begin{bmatrix} (X_1 - \mu_1)^2 & (X_1 - \mu_1)(X_2 - \mu_2) & \dots & (X_1 - \mu_1)(X_p - \mu_p) \\ (X_2 - \mu_2)(X_1 - \mu_1) & (X_2 - \mu_2)^2 & \dots & (X_2 - \mu_2)(X_p - \mu_p) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ (X_p - \mu_p)(X_1 - \mu_1) & (X_p - \mu_p)(X_2 - \mu_2) & \dots & (X_p - \mu_p)^2 \end{bmatrix} \right\}$$

$$= \begin{bmatrix} \sigma_{11} & \sigma_{12} & \dots & \sigma_{1p} \\ \sigma_{21} & \sigma_{22} & \dots & \sigma_{2p} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \sigma_{p1} & \sigma_{p2} & \dots & \sigma_{pp} \end{bmatrix} = \text{Cov}(X) = \Sigma$$

Nos referiremos a $\underline{\mu}$ y a Σ como la media poblacional y la matriz de varianzas - covarianzas de la población.

La matriz de correlaciones de la población se define como: ⑧

$$\rho = \begin{bmatrix} \frac{\sigma_{11}}{\sqrt{\sigma_{11}}\sqrt{\sigma_{11}}} & \frac{\sigma_{12}}{\sqrt{\sigma_{11}}\sqrt{\sigma_{22}}} & \dots & \frac{\sigma_{1p}}{\sqrt{\sigma_{11}}\sqrt{\sigma_{pp}}} \\ \frac{\sigma_{12}}{\sqrt{\sigma_{11}}\sqrt{\sigma_{22}}} & \frac{\sigma_{22}}{\sqrt{\sigma_{22}}\sqrt{\sigma_{22}}} & \dots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\sigma_{1p}}{\sqrt{\sigma_{11}}\sqrt{\sigma_{pp}}} & \frac{\sigma_{2p}}{\sqrt{\sigma_{22}}\sqrt{\sigma_{pp}}} & \dots & \frac{\sigma_{pp}}{\sqrt{\sigma_{pp}}\sqrt{\sigma_{pp}}} \end{bmatrix}$$

Si $V^{1/2} = \begin{bmatrix} \sqrt{\sigma_{11}} & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \sqrt{\sigma_{22}} & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & \sqrt{\sigma_{pp}} \end{bmatrix}$ entonces (Thequan)

$$V^{1/2} \rho V^{1/2} = \Sigma \quad \text{y} \quad \rho = (V^{1/2})^{-1} \Sigma (V^{1/2})^{-1}$$

Estos resultados son válidos también cuando las cantidades poblacionales son reemplazados por sus equivalentes en una muestra. Si $\bar{x}' = [\bar{x}_1, \bar{x}_2, \dots, \bar{x}_p]$ es el vector de medias de una muestra de 'n' observaciones en 'p' variables aleatorias

$X_1, X_2, \dots, X_p$, entonces la matriz de var-cov. de la muestra es:

$$S_n = \begin{bmatrix} s_{11} & \dots & s_{1p} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ s_{ip} & \dots & s_{pp} \end{bmatrix}$$

$$= \begin{bmatrix} \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n (x_{j1} - \bar{x}_1)^2 & \dots & \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n (x_{j1} - \bar{x}_1)(x_{jp} - \bar{x}_p) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n (x_{jp} - \bar{x}_p)(x_{j1} - \bar{x}_1) & \dots & \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n (x_{jp} - \bar{x}_p)^2 \end{bmatrix}$$