

Lista 04 - Mateus Henrique Souza Silva

DATA

1.	90	80	60	95
A:	65	75	90	70
	40	90	60	55
	80	60	55	75
	60	100	80	80

$$\mu = [67 \quad 81 \quad 69,9 \quad 75]$$

a:	23	-1	-9,8	20
	-2	-6	20,2	-5
	-27	9	-9,8	-20
	13	-21	-10,8	0
	-7	19	10,2	5

$$C_x = \frac{1}{N-1} x^T x$$

$\frac{1}{4}$	23	-2	-27	13	-7	23	-1	-9,8	20
	-1	-6	9	-21	19	-2	-6	20,2	-5
	-9,8	20,2	-9,8	-10,8	10,2	-27	9	-9,8	-20
	20	-5	-20	0	5	13	-21	-10,8	0
						-7	19	10,2	5

	370	-165	-53,25	243,75
=	-165	230	55,25	-18,75
	-53,25	55,25	205,2	-12,5
	243,75	-18,75	-12,5	212,5

2. $C_X = \frac{X^T X}{N-1}$ C_X É SIMÉTRICA, ENTÃO $C_X = PDP^T$

$$X = U \Sigma V^T$$

$$C_X = \frac{X^T X}{N-1}$$

$$= \frac{(U \Sigma V^T)^T U \Sigma V^T}{N-1}$$

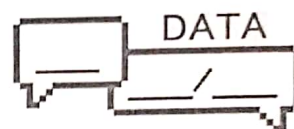
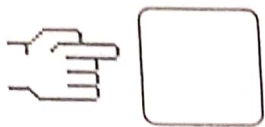
$$= \frac{V \Sigma^T U^T U \Sigma V^T}{N-1} \therefore \frac{V \Sigma^2 V^T}{N-1} = PDP^T$$

$$U^T U = I$$

$$\Sigma = \Sigma^T$$

$$P = V$$

$$D = \Sigma^2 \cdot \frac{1}{N-1}$$



$$3. \quad A = \begin{bmatrix} n & \sum x_i \\ \sum x_i & \sum x_i^2 \end{bmatrix} \quad \beta = \begin{bmatrix} \beta_0 \\ \beta_1 \end{bmatrix} \quad C = \begin{bmatrix} \sum y_i \\ \sum x_i y_i \end{bmatrix}$$

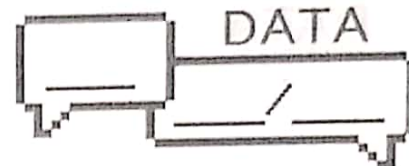
$$= \begin{bmatrix} 5 & 21,6 \\ 21,6 & 107,26 \end{bmatrix}$$

$$= \begin{bmatrix} 18,2 \\ 89 \end{bmatrix}$$

$$\begin{aligned} A\beta &= C \\ A^{-1}A\beta &= A^{-1}C \\ \beta &= A^{-1}C \end{aligned}$$

$$\beta = \begin{bmatrix} \frac{7433}{17435} \\ \frac{2504}{3487} \end{bmatrix} \dots \begin{bmatrix} 0,426 \\ 0,744 \end{bmatrix}$$

$$\begin{aligned} \beta_0 &= 0,426 \\ \beta_1 &= 0,744 \end{aligned}$$



4. (V) Como é possível obter as componentes principais de X através do SVD, utilizando-se V , podemos representar X em K dimensões através dos K primeiros vetores de V , portanto, precisamos apenas o SVD truncado de posto K

(F) Falso, pois a reta da regressão linear minimiza o erro médio quadrático, já o PCA minimiza a distância entre os dados e a reta.