1 Transformadas Lineares de Vetores Aleatórios

Considere o seguinte problema: temos um vetor X com matriz de covariâncias C_{XX} e queremos definir uma função g tal que Y = g(X) tenha uma matriz de covariâncias diagonal. Isso significa componentes não-correlatos mas não garante independência.

Dois aspectos:

- Este problema tem solução em forma fechada;
- A solução é uma transformação linear;

Questiona-se o que acontece com uma matriz de covariâncias se aplicarmos uma transformada linear a X. Temos um vetor aleatório $X \in S \to \mathbb{C}^N$. Temos uma matriz determinística A e definimos:

$$Y=AX$$

Note que Y é um vetor aleatório:
 $Y(s)=AX(s)$
Qual a matrix de covariâncias C_{YY} ?

Obs: Se X é variável aleatória com variância σ_X^2 . Se Y = aX, $\sigma_Y^2 = a^2 \cdot \sigma_X^2$

Solução:

$$C_{YY} = \mathbb{E}[(Y - \mu_Y)(Y - \mu_Y)^H]$$

$$C_{YY} = \mathbb{E}[(AX - \mu_Y)(AX - \mu_Y)^H]$$

$$C_{YY} = \mathbb{E}[(AX - \mu_Y)(AX - \mu_Y)^H]$$

$$\mu_Y = \mathbb{E}[Y] = \mathbb{E}[AX] = A\mu_X$$

$$C_{YY} = \mathbb{E}[(AX - A\mu_X)(AX - A\mu_X)^H]$$

$$C_{YY} = \mathbb{E}[(A(X - \mu_X))(A(X - \mu_X))^H]$$
lembrando que: $(AB)^T = A^TB$ e que também $(AB)^H = A^HB$

$$C_{YY} = \mathbb{E}[A(X - \mu_X)(X - \mu_X)^HA^H]$$

$$C_{YY} = A\mathbb{E}[(X - \mu_X)(X - \mu_X)^H]A^H$$

$$C_{YY} = AC_{XX}A^H$$
no caso real: $C_{YY} = AC_{XX}A^T$
no caso 1D: $\sigma_Y^2 = a \cdot \sigma_X^2 \cdot a^* = |a|^2\sigma_X^2$

1.1 Desafio - Diagonalizando C_{XX}

Calcule A para que C_{XX} seja matriz diagonal.

2 Funções de Vetores Aleatórios

Considere um vetor aleatório $X \in S \to \mathbb{R}^N$. Seja uma função $g : \mathbb{R}^N \to \mathbb{R}^N$ e defina o vetor aleatório $Y \in S \to \mathbb{R}^N$ a partir de Y(s) = g(X(s)).

Qual a PDF de Y dada a PDF de X?

Lembrando o caso de variáveis aleatórias: Y = g(X), para cada $y \in \mathbb{R}$ consideramos x_i tais que $g(x_i) = y$ e obtivemos:

$$f_Y(y) = \sum_i \frac{f_X(x_i)}{|g'(x_i)|}$$

No caso de vetores aleatórios: Para um dado $y \in \mathbb{R}^N$, considerar todos os $x_i \in \mathbb{R}^N$ com $g(x_i) = y$. A função g recebe um vetor de entrada e retorna um vetor de g_N componentes.

A derivada será substituida pelo Jacobiano de g:

$$J_g(f) = \begin{bmatrix} \frac{\partial f_1}{\partial x_1} & \frac{\partial f_1}{\partial x_2} & \dots & \frac{\partial f_1}{\partial x_n} \\ \frac{\partial f_2}{\partial f_2} & \frac{\partial f_2}{\partial x_2} & \dots & \frac{\partial f_2}{\partial f_n} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ \frac{\partial f_m}{\partial x_1} & \frac{\partial f_m}{\partial x_2} & \dots & \frac{\partial f_m}{\partial x_n} \end{bmatrix} \Big|_{x}$$

$$f_Y(y) = \sum_i \frac{f_X(x_i)}{|\det J_g(x_i)|}$$

2.1 Exercício

Seja $X \in S \to \mathbb{C}^N$ um vetor aleatório com PDF conjunta f_X . Seja ainda A uma matriz $N \times N$. Determine a PDF conjunta de Y = AX. Considere que A é não singular $(det \ A \neq 0)$.

3 Exemplo de PDF multivariada

PDF Gaussiana no caso monovariado:

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

No caso multivariado:

$$f_X(\underline{\mathbf{x}}) = \frac{1}{\sqrt{(2\pi)^N det(C_{\underline{\mathbf{x}}})}} \exp\left(-\frac{1}{2}(\underline{\mathbf{x}} - \mu_{\underline{\mathbf{x}}})^T C_{XX}^{-1}(\underline{\mathbf{x}} - \mu_{\underline{\mathbf{x}}})\right)$$
Exemplo $N = 2$,
$$C_{XX} = \begin{bmatrix} \sigma_1^1 & c \\ c & \sigma_2^2 \end{bmatrix} \qquad C_{XX}^{-1} = \frac{1}{\sigma_1^1 \cdot \sigma_2^2 - c^2} \begin{bmatrix} \sigma_2^1 & -c \\ -c & \sigma_1^2 \end{bmatrix}$$

$$f_X(\underline{\mathbf{x}}) = \frac{1}{\sqrt{(2\pi)^2 \cdot (\sigma_1^1 \cdot \sigma_2^2 - c^2)}} exp\left(-\frac{1}{2}(\underline{\mathbf{x}} - \mu_{\underline{\mathbf{x}}})^T \frac{1}{\sigma_1^1 \cdot \sigma_2^2 - c^2} \begin{bmatrix} \sigma_2^1 & -c \\ -c & \sigma_1^2 \end{bmatrix} (\underline{\mathbf{x}} - \mu_{\underline{\mathbf{x}}})\right)$$