

$$f(x) = \frac{1}{(2\pi)^{p/2} |\Sigma|^{1/2}} \exp\left[-\frac{1}{2}(x-\mu)'\Sigma^{-1}(x-\mu)\right]$$

$$X \sim N_p(\mu, \Sigma)$$

Resultado 1

$X \sim N_p(\mu, \Sigma)$, A matriz de constantes $m \times p$ posto = $m \leq p$.

$$Y = AX \sim N_m(A\mu, A\Sigma A')$$

\Rightarrow Subvetores de X têm distribuição normal multivariada
 \Rightarrow Marginais são normais multivariadas

Resultado 2

$$X \sim N(\mu, \Sigma) \quad X = \begin{bmatrix} X^{(1)} \\ X^{(2)} \end{bmatrix} \quad \mu = \begin{bmatrix} \mu_1 \\ \mu_2 \end{bmatrix} \quad \Sigma = \begin{bmatrix} \Sigma_{11} & \Sigma_{12} \\ \Sigma_{21} & \Sigma_{22} \end{bmatrix}$$

Nessas condições

$X^{(1)}$ e $X^{(2)}$ são independentes se e somente se $\Sigma_{12} = 0$.

Neste caso temos

$$f(x) = f_1(x^{(1)}) \cdot f_2(x^{(2)}) \quad \text{onde}$$

$$f_1(x^{(1)}) = \frac{1}{(2\pi)^{q/2} |\Sigma_{11}|^{1/2}} \exp\left[-\frac{1}{2} (x^{(1)} - \mu_1)' \Sigma_{11}^{-1} (x^{(1)} - \mu_1)\right] \quad 2$$

$$f_2(x^{(2)}) = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{p-q}{2}} |\Sigma_{22}|^{1/2}} \exp\left[-\frac{1}{2} (x^{(2)} - \mu_2)' \Sigma_{22}^{-1} (x^{(2)} - \mu_2)\right]$$

Prova:

$\Sigma_{12} = 0 \quad X \sim N(\mu, \Sigma) \Rightarrow X^{(1)} \text{ e } X^{(2)}$ são independentes

$$m_x(t) = E(e^{t'X}) = E(e^{t_1' X^{(1)} + t_2' X^{(2)}}) \quad t' = (t_1' \quad t_2')$$

$$= \exp\left[t' \mu + \frac{1}{2} t' \Sigma t\right] = \exp\left[t_1' \mu_1 + t_2' \mu_2 + \frac{1}{2} (t_1' \quad t_2') \cdot$$

$$\begin{bmatrix} \Sigma_{11} & 0 \\ 0 & \Sigma_{22} \end{bmatrix} \begin{pmatrix} t_1 \\ t_2 \end{pmatrix}\right]$$

$$= \exp\left[t_1' \mu_1 + t_2' \mu_2 + \frac{1}{2} (t_1' \Sigma_{11} t_1 + t_2' \Sigma_{22} t_2)\right]$$

$$= \exp\left[t_1' \mu_1 + \frac{1}{2} t_1' \Sigma_{11} t_1\right] \cdot \exp\left[t_2' \mu_2 + \frac{1}{2} t_2' \Sigma_{22} t_2\right]$$

↓
fgm $X^{(1)}$

↓
fgm $X^{(2)}$

pq pelo Resultado 1 $X^{(1)} \sim N_q(\mu_1, \Sigma_{11})$

$X^{(2)} \sim N_{p-q}(\mu_2, \Sigma_{22})$

$\Rightarrow X^{(1)}$ e $X^{(2)}$ são independentes.

Resultado 3

3

Se $X^{(1)}$ e $X^{(2)}$ são independentes, $X_1 \sim N_{q_1}(\mu_1, \Sigma_{11})$ e $X_2 \sim N_{q_2}(\mu_2, \Sigma_{22})$ então $\begin{bmatrix} X^{(1)} \\ X^{(2)} \end{bmatrix}$ tem distribuição

Normal Multivariada

$$N_{q_1+q_2} \left(\begin{bmatrix} \mu_1 \\ \mu_2 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} \Sigma_{11} & 0 \\ 0 & \Sigma_{22} \end{bmatrix} \right).$$

Prova:

Trivial $X^{(1)}$ e $X^{(2)}$ independentes construir a conjunta (produto das marginais) e identificar com a $N_{q_1+q_2}$.

Exemplo

$$X \sim N_3(\mu, \Sigma)$$

$$\mu = \begin{bmatrix} 5 \\ 4 \\ 1 \end{bmatrix}$$

$$\Sigma = \begin{bmatrix} 4 & 1 & 0 \\ 1 & 3 & 0 \\ 0 & 0 & 2 \end{bmatrix}$$

Annotations for the covariance matrix Σ :

- Var($\begin{pmatrix} X_1 \\ X_2 \end{pmatrix}$) points to the top-left 2x2 block.
- Cov($\begin{pmatrix} X_1 \\ X_2 \end{pmatrix}, X_3$) points to the top-right 2x1 block.
- Var(X_3) points to the bottom-right 1x1 block.

a) Determine a distribuição de $\begin{bmatrix} X_1 - X_2 \\ X_2 - X_3 \end{bmatrix}$

b) X_1 e X_2 são independentes?

c) (X_1, X_2) e X_3 são independentes?

d) Qual é a distribuição de $4X_1 - 2X_3$?

$$a) \begin{bmatrix} X_1 - X_2 \\ X_2 - X_3 \end{bmatrix} = \underbrace{\begin{bmatrix} 1 & -1 & 0 \\ 0 & 1 & -1 \end{bmatrix}}_A \begin{bmatrix} X_1 \\ X_2 \\ X_3 \end{bmatrix} \sim N_2 \left(\begin{bmatrix} 1 \\ 3 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} 5 & -2 \\ -2 & 5 \end{bmatrix} \right) \quad 4$$

$$A\mu = \begin{bmatrix} 1 \\ 3 \end{bmatrix} \quad A \Sigma A' = \begin{bmatrix} 1 & -1 & 0 \\ 0 & 1 & -1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 4 & 1 & 0 \\ 1 & 3 & 0 \\ 0 & 0 & 2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ -1 & 1 \\ 0 & -1 \end{bmatrix}$$

$$= \begin{bmatrix} 3 & -2 & 0 \\ 1 & 3 & -2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ -1 & 1 \\ 0 & -1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 5 & -2 \\ -2 & 5 \end{bmatrix}$$

b) $\rho_{12} = 1$ e portanto X_1 e X_2 não são independentes.

$$c) \text{Cov} \left(\begin{bmatrix} X_1 \\ X_2 \end{bmatrix}, X_3 \right) = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix} \text{ e como } \begin{bmatrix} X_1 \\ X_2 \\ X_3 \end{bmatrix} \sim N_3 \Rightarrow$$

$\begin{pmatrix} X_1 \\ X_2 \end{pmatrix}$ e X_3 são independentes.

$$d) \begin{pmatrix} X_1 \\ X_3 \end{pmatrix} \sim N_2 \left(\begin{pmatrix} 5 \\ 1 \end{pmatrix}, \begin{bmatrix} 4 & 0 \\ 0 & 2 \end{bmatrix} \right).$$

$$4X_1 - 2X_3 = \underbrace{\begin{bmatrix} 4 & -2 \end{bmatrix}}_{a'} \begin{bmatrix} X_1 \\ X_3 \end{bmatrix} \quad a'\mu = \begin{bmatrix} 4 & -2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 5 \\ 1 \end{bmatrix} = 18$$

$$a' \Sigma a = \begin{bmatrix} 4 & -2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 4 & 0 \\ 0 & 2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 4 \\ -2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 16 & -4 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 4 \\ -2 \end{bmatrix} = 72$$

$$4X_1 - 2X_3 \sim N(18, 72)$$

Distribuição condicional de $X^{(1)}$ dado $X^{(2)}$

$$g(x^{(1)} | x^{(2)}) = \frac{f(x^{(1)}, x^{(2)})}{f_2(x^{(2)})}$$

$$\Sigma = \begin{bmatrix} \Sigma_{11} & \Sigma_{12} \\ \Sigma_{21} & \Sigma_{22} \end{bmatrix}$$

$$\Sigma^{-1} =$$

$$\begin{bmatrix} (\Sigma_{11} - \Sigma_{12} \Sigma_{22}^{-1} \Sigma_{12}')^{-1} & - (\Sigma_{11} - \Sigma_{12} \Sigma_{22}^{-1} \Sigma_{12}')^{-1} \Sigma_{12} \Sigma_{22}^{-1} \\ - \Sigma_{22}^{-1} \Sigma_{12}' (\Sigma_{11} - \Sigma_{12} \Sigma_{22}^{-1} \Sigma_{12}')^{-1} & \Sigma_{22}^{-1} + \Sigma_{22}^{-1} \Sigma_{12}' (\Sigma_{11} - \Sigma_{12} \Sigma_{22}^{-1} \Sigma_{12}')^{-1} \Sigma_{12} \Sigma_{22}^{-1} \end{bmatrix}$$

$$|\Sigma| = |\Sigma_{22}| \left| \Sigma_{11} - \Sigma_{12} \Sigma_{22}^{-1} \Sigma_{12}' \right|$$

$$f(x^{(1)}, x^{(2)}) = \frac{1}{(2\pi)^{p/2} |\Sigma_{22}|^{j/2} |\Sigma_{11} - \Sigma_{12} \Sigma_{22}^{-1} \Sigma_{12}'|^{j/2}}$$

$$\exp \left\{ -\frac{1}{2} \left[(x^{(1)} - \mu_1)' (\Sigma_{11} - \Sigma_{12} \Sigma_{22}^{-1} \Sigma_{12}')^{-1} (x^{(1)} - \mu_1) \right. \right.$$

$$- (x^{(2)} - \mu_2)' \Sigma_{22}^{-1} \Sigma_{12}' (\Sigma_{11} - \Sigma_{12} \Sigma_{22}^{-1} \Sigma_{12}')^{-1} (x^{(1)} - \mu_1) \left. \right.$$

$$- (x^{(1)} - \mu_1)' (\Sigma_{11} - \Sigma_{12} \Sigma_{22}^{-1} \Sigma_{12}')^{-1} \Sigma_{12} \Sigma_{22}^{-1} (x^{(2)} - \mu_2) \left. \right.$$

$$+ (x^{(2)} - \mu_2)' \Sigma_{22}^{-1} \Sigma_{12}' (\Sigma_{11} - \Sigma_{12} \Sigma_{22}^{-1} \Sigma_{12}')^{-1} \Sigma_{12} \Sigma_{22}^{-1} (x^{(2)} - \mu_2) \left. \right\}$$

$$+ (x_2 - \mu_2)' \Sigma_{22}^{-1} (x_2 - \mu_2) \left. \right\}$$

$$g(x^{(1)} | x^{(2)}) = \frac{f(x^{(1)}, x^{(2)})}{f_2(x^{(2)})} \Rightarrow$$

$$g(x^{(1)} | x^{(2)}) = \frac{1}{(2\pi)^{p/2} |\Sigma_{11} - \Sigma_{12} \Sigma_{22}^{-1} \Sigma_{12}'|^{1/2}}$$

7

$$\exp \left\{ -\frac{1}{2} \left[x_1 - M_1 - \Sigma_{12} \Sigma_{22}^{-1} (x_2 - M_2) \right]' \left(\Sigma_{11} - \Sigma_{12} \Sigma_{22}^{-1} \Sigma_{12}' \right)^{-1} \left[x_1 - M_1 - \Sigma_{12} \Sigma_{22}^{-1} (x_2 - M_2) \right] \right\}$$

Esta densidade é da distribuição normal multivariada com média

$$M_1 + \Sigma_{12} \Sigma_{22}^{-1} (x_2 - M_2)$$

e matriz de covariâncias

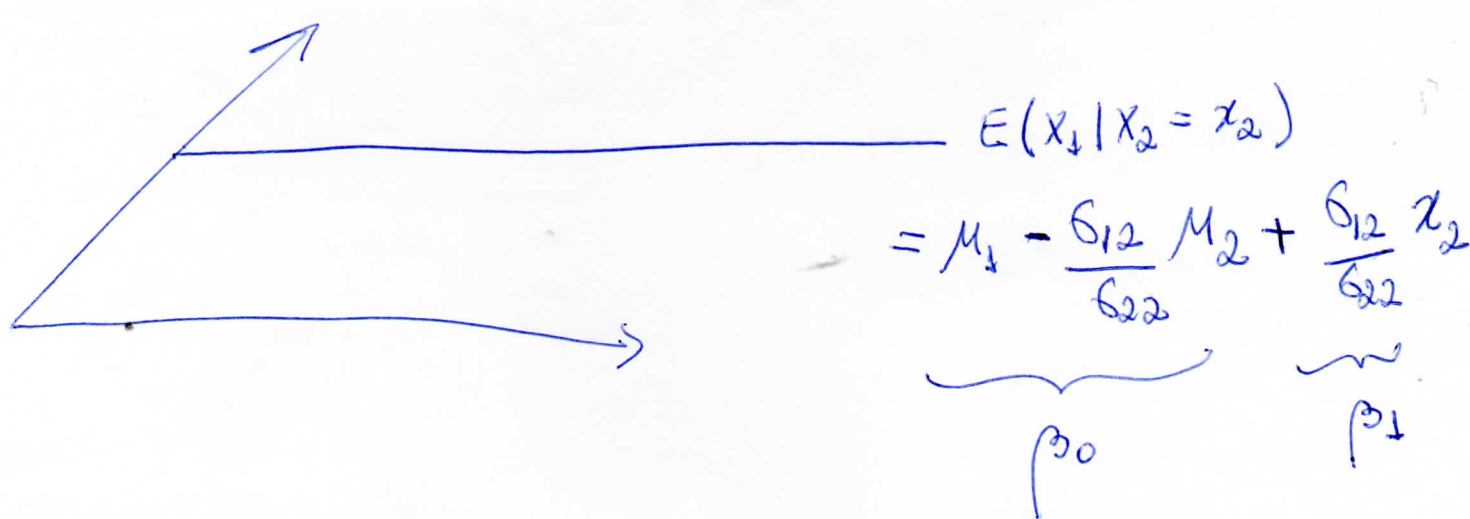
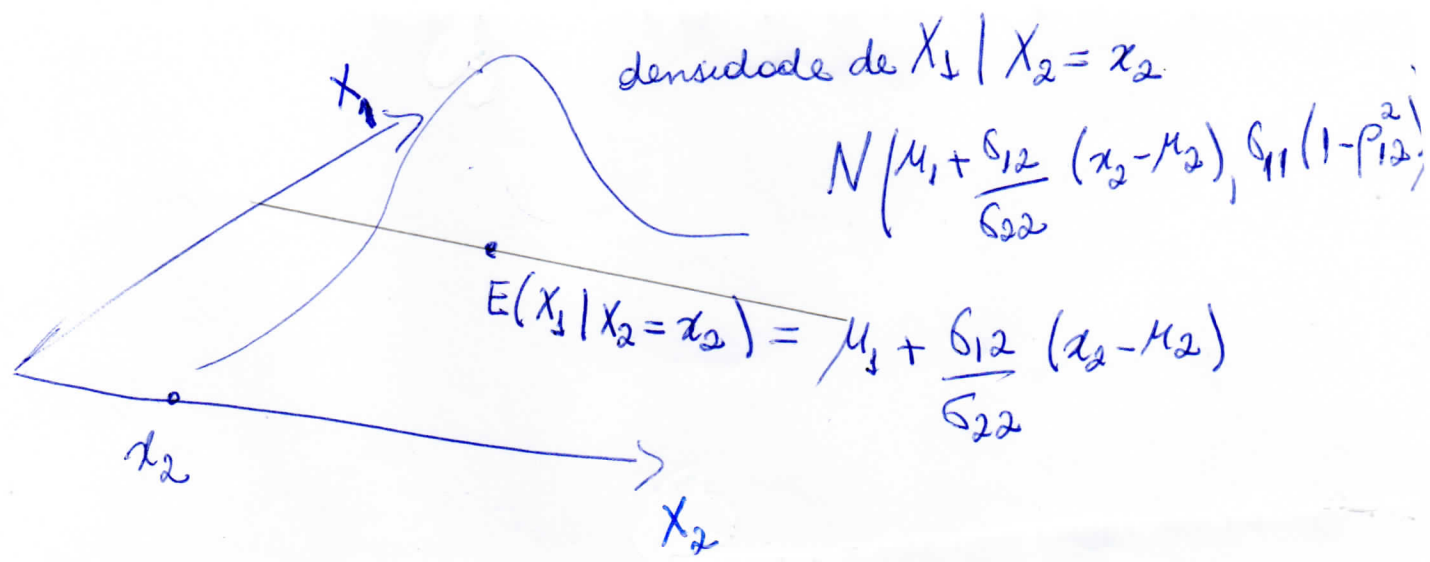
$$\Sigma_{11} - \Sigma_{12} \Sigma_{22}^{-1} \Sigma_{12}' .$$

Para $p=2$,

$$X_1 | X_2 = x_2 \sim N \left(M_1 + \frac{\sigma_{12}}{\sigma_{22}} (x_2 - M_2), \sigma_{11} - \frac{\sigma_{12}^2}{\sigma_{22}} \right)$$

$$\begin{aligned} \sigma_{11} - \frac{\rho_{12}^2 \sigma_{11} \sigma_{22}}{\sigma_{22}} &= \\ &= \sigma_{11} (1 - \rho_{12}^2) \end{aligned}$$

8



A curva $E(X_1 | X_2)$ é denominada Regressão de X_1 em X_2 . Observar que na distribuição Normal Bivariada a regressão de X_1 em X_2 é linear.

Fórmula de $\hat{\beta}_0$ e $\hat{\beta}_1$?

$$\hat{\beta}_0 = \bar{y} - \hat{\beta}_1 \bar{x}$$

$$\hat{\beta}_1 = \frac{S_{xy}}{S_{xx}}$$

alguma analogia com coeficientes da reta?

$\text{Var}(X_1 | X_2) = \sigma_{11}(1 - \rho_{12}^2)$
 Como $-1 < \rho_{12} < 1$, $0 \leq 1 - \rho_{12}^2 \leq 1 \Rightarrow \text{Var}(X_1 | X_2)$ independe de X_2 e $\text{Var}(X_1 | X_2) < \text{Var}(X_1)$ (independência).

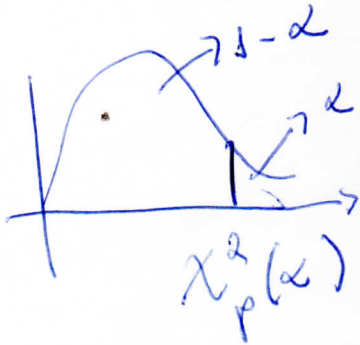
Se $X \sim N_p(\mu, \Sigma)$, Σ positiva definida. Resultado 4 9

a) $(X - \mu)' \Sigma^{-1} (X - \mu) \sim \chi_p^2$ (distribuição qui-quadrado com p graus de liberdade)

Como consequência,

$$b) P((X - \mu)' \Sigma^{-1} (X - \mu) \leq \chi_p^2(\alpha)) = 1 - \alpha,$$

onde $\chi_p^2(\alpha)$ é o quantil de ordem $1 - \alpha$ da dist. χ_p^2



$$p=1 \Rightarrow \left(\frac{X - \mu}{\sigma} \right)^2 \sim \chi_1^2 \text{ (resultado conhecido).}$$

Resultado 5

Sejam $\tilde{X}_1, \tilde{X}_2, \dots, \tilde{X}_n$ vetores aleatórios independentes, p dimensionais, com $X_j \sim N_p(\mu_j, \Sigma)$, $j = 1, 2, \dots, n$,
 \uparrow cte

Nessas condições, $V_j = c_1 \tilde{X}_1 + c_2 \tilde{X}_2 + \dots + c_n \tilde{X}_n$
tem distribuição $N_p\left(\sum_{j=1}^n c_j \mu_j, \left(\sum_{j=1}^n c_j^2\right) \Sigma\right)$.

Resultado 6

Nas condições do resultado 5, se $V_2 = b_1 X_1 + b_2 X_2 + \dots + b_m X_m$ então

$$\begin{pmatrix} V_1 \\ V_2 \end{pmatrix} \sim N_{2p} \left(\begin{pmatrix} \sum_{j=1}^n c_j \mu_j \\ \sum_{j=1}^n b_j \mu_j \end{pmatrix}, \begin{bmatrix} \left(\sum_{j=1}^n c_j^2 \right) \Sigma & b' c \Sigma \\ b' c \Sigma & \left(\sum_{j=1}^n b_j^2 \right) \Sigma \end{bmatrix} \right)$$

$$b' = (b_1 \ b_2 \ \dots \ b_m) \quad c' = (c_1 \ c_2 \ \dots \ c_m)$$

Obs: V_1 e V_2 são independentes se e somente se $b'c = 0$.

Resultados Adicionais

1) $X \sim N_p(\mu, \Sigma)$

$$X'AX \sim \chi_{n(A), \frac{1}{2} \mu' A \mu}^2 \Leftrightarrow A\Sigma \text{ é idempotente}$$

\downarrow
p x p

\downarrow
parâmetro de não centralidade

$$A\Sigma A\Sigma = A\Sigma$$

2) Independência entre duas formas quadráticas

$$X \sim N_p(\mu, \Sigma)$$

As formas quadráticas $X'AX$ e $X'BX$ são independentes se e somente se $A\Sigma B = 0$ (ou $B\Sigma A = 0$).

3) Independência entre Forma Quadrática e Linear

$$X \sim N_p(\mu, \Sigma)$$

$$X'AX \text{ e } BX \text{ são independentes} \Leftrightarrow B\Sigma A = \mathbf{0}$$

\downarrow \downarrow \downarrow \downarrow
 $p \times p$ $\underbrace{q \times p}_{q \times 1}$ $q \times p$ $p \times p$ $p \times p$ $q \times p$

4) $E(X) = \mu$ $\text{Var}(X) = \Sigma$

$$E(X'AX) = \text{tr}(A\Sigma) + \mu'A\mu$$

5) $X \sim N_p(\mu, \Sigma)$ então

$$\text{Cov}(X, X'AX) = \Sigma \Sigma A \mu$$

$p \times 1$ $1 \times p$ $p \times p$ $p \times 1$ $p \times p$ $p \times p$ $p \times 1$

$$\text{Var}(X'AX) = \Sigma \text{tr}[(A\Sigma)^2] + 4\mu'A\Sigma A\mu.$$

Exemplo de 3)

X_1, X_2, \dots, X_n amostra aleatória da distribuição $N(\mu, \sigma^2)$, $p=1$. \Rightarrow

\bar{X} e S^2 são variáveis aleatórias independentes

É imediato que $\begin{pmatrix} X_1 \\ X_2 \\ \vdots \\ X_n \end{pmatrix} \sim N_n(\mu, \Sigma)$

$$M = (\mu \quad \mu \quad \mu)'$$

↓
n x 1

$$\Sigma = \sigma^2 I_n$$

$$\bar{X} = \frac{1'X}{n}$$

$$S^2 = \frac{1}{n-1} X' \left[I_n - \frac{11'}{n} \right] X$$

$$1' = (1 \quad 1 \quad \dots \quad 1)$$

1 x n

$$\therefore \bar{X} = BX \quad \text{para} \quad B = \frac{1'}{n}$$

$$S^2 = X'AX \quad \text{para} \quad A = \frac{1}{n-1} \left(I_n - \frac{11'}{n} \right)$$

$X'AX$ e BX são independentes $\Leftrightarrow B \Sigma A = 0$

1 x n n x n n x n 1 x n

$$B \Sigma A = \frac{1'}{n} \sigma^2 I \frac{1}{n-1} \left[I - \frac{11'}{n} \right] =$$

$$= \frac{\sigma^2}{n(n-1)} \left[1' - \frac{1'11'}{n} \right] = \frac{\sigma^2}{n(n-1)} [1' - 1'] =$$

$$= 0_{1 \times n}$$

$\therefore \bar{X}$ e S^2 são variáveis aleatórias independentes.