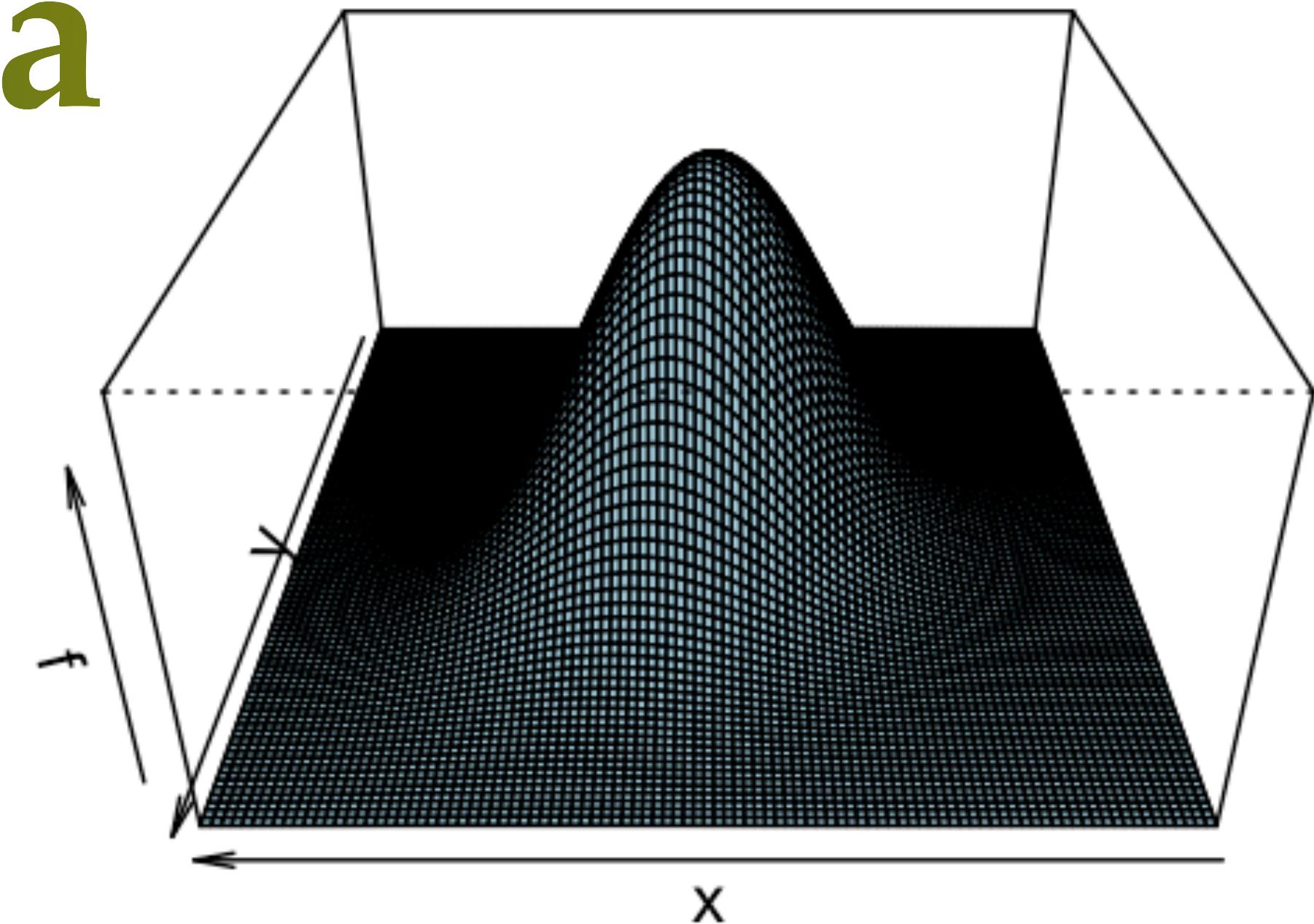


Distribución normal multivariada



Distribución normal multivariada

Definición 1

Se dice que $\mathbf{x}_{p \times 1}$ un vector aleatorio sigue una distribución normal multivariada no singular y denotado por $\mathbf{x} \sim N_p(\mu, \Sigma)$, si su densidad está dada por:

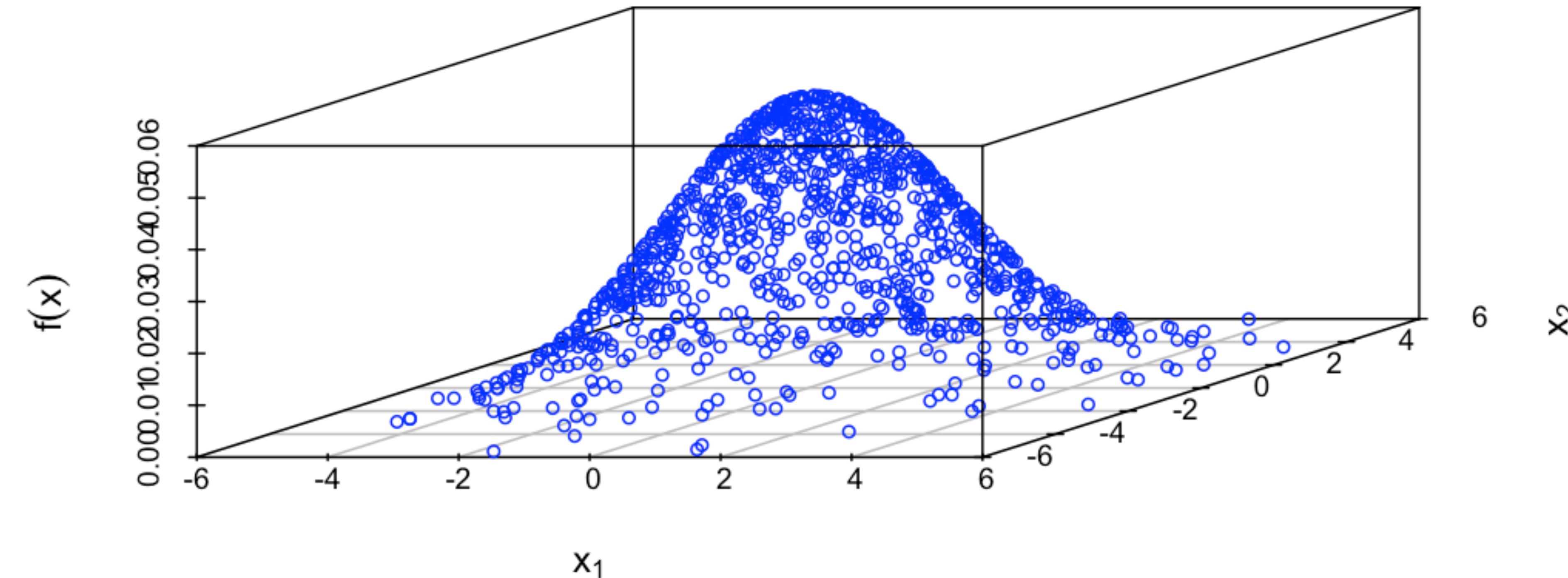
$$f(\mathbf{x}) = \frac{1}{|2\pi\Sigma|^{1/2}} \exp \left[-\frac{1}{2}(\mathbf{x} - \mu)^T \Sigma^{-1} (\mathbf{x} - \mu) \right],$$

donde

- $\mathbb{E}(\mathbf{x}) = \mu$
- $\text{Var}(\mathbf{x}) = \Sigma > 0$ (positiva definida)

Diagrama de dispersión

Para vectores bivariados se puede obtener un diagrama de dispersión 3D con la librería `scatterplot3d`



Distribución normal multivariada

Observación 1

Si $\text{ran}(\Sigma) = k < p$ se define la densidad de la distribución normal multivariada singular como

$$f(\mathbf{x}) = \frac{(2\pi)^{-\frac{k}{2}}}{(\lambda_1 \cdots \lambda_k)^{\frac{1}{2}}} \exp \left[-\frac{1}{2}(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu})^T \boldsymbol{\Sigma}^{-} (\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}) \right],$$

donde

- \mathbf{x} vive en el híper-plano $\mathbf{N}'(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}) = \mathbf{0}$ y \mathbf{N} es una matriz de tamaño $p \times (p - k)$ tal que:

$$1. \mathbf{N}^T \boldsymbol{\Sigma} = \mathbf{0}$$

$$2. \mathbf{N}^T \mathbf{N} = \mathbf{I}_{p-k}$$

- $\boldsymbol{\Sigma}^{-}$ es la inversa generalizada y $\lambda_1, \dots, \lambda_k$ son los eigenvalores diferentes de cero.

Caracterizaciones

Definición 2

Decimos que el vector aleatorio $\mathbf{x}_{p \times 1}$ sigue una distribución normal p -variada si y solo si $\mathbf{a}^T \mathbf{x}$ tiene una distribución normal univariada para todos los vectores p -variados (no triviales) \mathbf{a}

Proposición 1

Sea \mathbf{x} un vector normal p -variado. Si se define a $\mathbf{y}_{q \times 1} = \mathbf{A}_{q \times p} \mathbf{x} + \mathbf{b}_{q \times 1}$ entonces el vector aleatorio \mathbf{y} tiene una distribución normal q -variada con esperanza y varianza dadas por:

$$\mathbb{E}(\mathbf{y}) = \mathbf{A}\mu + \mathbf{b} \quad \text{Var}(\mathbf{y}) = \mathbf{A}\Sigma\mathbf{A}^T$$