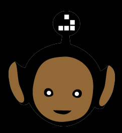
á llorando jaja53

Apuntes tema 10 AED

Rodrigo Castillo

7 de septiembre de 2020



1. the multivariate normal likelihood

- asumamos que $p \times 1$ vectores $X_1, X_2, X_3, ..., X_n$ represent a random saple from a multivariate normal population with mean vector μ and covariance matrix σ
- desde que $X_1, X_2, ..., X_N$ son mutuamente independiente desde una distribución $N_p(\mu, \sigma)$ la densidad de la funcion converge a normal
- cuando los valores numericos de las observacion estan disponibles se sustituyen por x_j en la ecuacion
- la expresion resultante ahora se considera en funcion de μ y σ para el conjunto arreglado de las observaciones $x_1, x_2, ..., x_j$
- algunos procedimientos estadísticos emplean los valores para la poblacion del mejor dato observado
- un dignificado del mejor es explicar el dato observado
- Un significado de la mejor forma de seleccionar los valores del parametro que maximizan la densidad de la union evaluada en las observaciones se llama el metodo de maxima verosimilitud que maximiza el parametro que se llama estimador de maxima verosimilitud

tenemos que considerar el la estimación de maxima verosimilitud para los parametros μ y σ para una cosa normal multivariada
para hacer esto, vamos a tener que tomar las observaciones $x_1, x_2, ..., x_n$ como arreglos

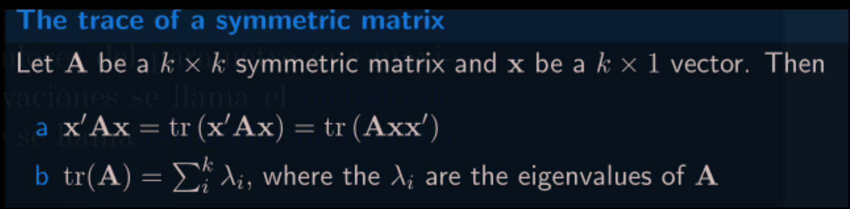


Figura 1: MLE OBSERVATIONS

Given a $p \times p$ symmetric positive definite matrix $\mathbf{B}$ and a scalar $b > 0$, it follows that

$$\frac{1}{|\boldsymbol{\Sigma}|^b} e^{-\operatorname{tr}(\boldsymbol{\Sigma}^{-1}\mathbf{B})/2} \leq \frac{1}{|\mathbf{B}|^b} (2b)^{pb} e^{-bp}$$

for all positive definite $\underset{(p\times p)}{\boldsymbol{\Sigma}}$, with equality holding only for $\boldsymbol{\Sigma} = (1/2b)\mathbf{B}$

Figura 2: MLE of μ y σ

MLE of μ and Σ

Let $\mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2, \ldots, \mathbf{X}_n$ be a random sample from a normal population with mean $\boldsymbol{\mu}$ and covariance $\boldsymbol{\Sigma}$. Then

$$\hat{\boldsymbol{\mu}} = \overline{\mathbf{X}} \quad \text{and} \quad \hat{\boldsymbol{\Sigma}} = \frac{1}{n}\sum_{j=1}^{n} (\mathbf{X}_j - \overline{\mathbf{X}})(\mathbf{X}_j - \overline{\mathbf{X}})' = \frac{(n-1)}{n}\mathbf{S}$$

are the maximum likelihood estimators of $\boldsymbol{\mu}$ and $\boldsymbol{\Sigma}$, respectively. Their observed values, $\overline{\mathbf{x}}$ and $(1/n)\sum_{j=1}^{n}(\mathbf{x}_j - \overline{\mathbf{x}})(\mathbf{x}_j - \overline{\mathbf{x}})'$, are called the maximum likelihood estimates of $\boldsymbol{\mu}$ and $\boldsymbol{\Sigma}$.

Figura 3: MLE definiciojes

2. maximum likelihood estimation of μ and σ

3. the sampling distribution of $\hat{X}$ and S

consideraciones:

$$\hat{\boldsymbol{\Sigma}} = \frac{n-1}{n}\mathbf{S} = \mathbf{S}_n = \frac{1}{n}\sum_{j=1}^{n} (\mathbf{X}_j - \hat{\boldsymbol{\mu}})(\mathbf{X}_j - \hat{\boldsymbol{\mu}})'$$

Figura 4: estimadores para μ y σ

4. Large-Sample Behavior of $\hat{X}$ and S

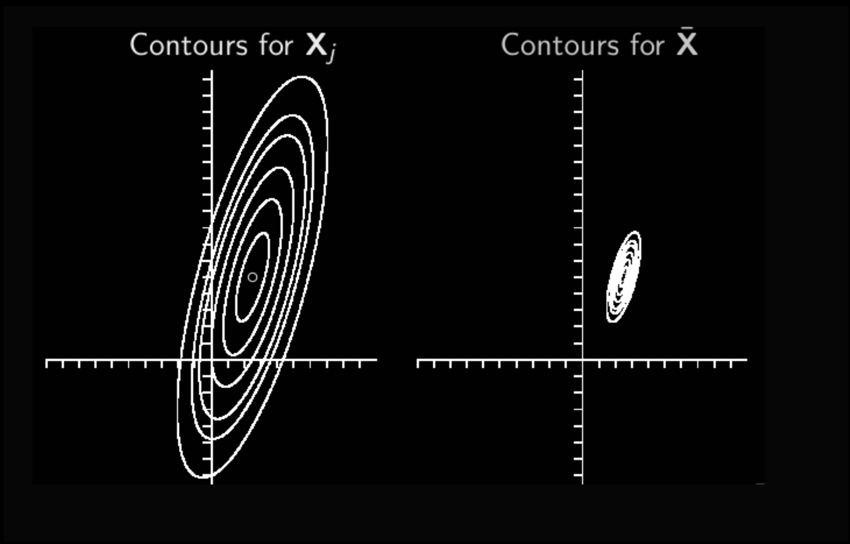


Figura 5: Comportamiento