

*Página www*

*Página de Abertura*

*Contenido*



*Página 1 de 19*

*Regresar*

*Full Screen*

*Cerrar*

*Abandonar*

# Estadística Bayesiana: Clase 10

Juan Carlos Correa

5 de abril de 2021

## Ejemplo: Distribución Uniforme

Si escogemos una distribución apriori impropia o aplanada de la forma  $\xi(\theta) = 1$  para  $\theta > 0$ , la distribución posterior es proporcional a la función de verosimilitud,

$$\xi(\theta|X) \propto \frac{1}{\theta^n} \text{ para } \theta \geq \max\{X_i\}$$

$$\begin{aligned} \int_{\max\{X_i\}}^{\infty} \frac{1}{\theta^n} d\theta &= -\frac{1}{(n-1)\theta^{n-1}} \Big|_{\max\{X_i\}}^{\infty} \\ &= \frac{1}{(n-1) \max\{X_i\}^{n-1}} \end{aligned}$$

Por tanto la constante de normalización es

$$kte = (n-1) \max\{X_i\}^{n-1}$$

y la aposteriori *completa* será

$$\xi(\theta|X) = \frac{(n-1) \max\{X_i\}^{n-1}}{\theta^n} \text{ para } \theta \geq \max\{X_i\}$$

Bajo la función de pérdida cuadrática el estimador bayesiano es igual a la media aposteriori

$$\begin{aligned}
 E[\theta|X] &= \int_{-\infty}^{\infty} \theta \cdot \xi(\theta|X) d\theta \\
 &= \int_{\max\{X_i\}}^{\infty} \theta \cdot \frac{(n-1) \max\{X_i\}^{n-1}}{\theta^n} d\theta \\
 &= (n-1) \max\{X_i\}^{n-1} \int_{\max\{X_i\}}^{\infty} \theta \cdot \frac{1}{\theta^n} d\theta \\
 &= (n-1) \max\{X_i\}^{n-1} \int_{\max\{X_i\}}^{\infty} \frac{1}{\theta^{n-1}} d\theta \\
 &= (n-1) \max\{X_i\}^{n-1} \left( -\frac{1}{(n-2)\theta^{n-2}} \Big|_{\max\{X_i\}}^{\infty} \right) \\
 &= (n-1) \max\{X_i\}^{n-1} \frac{1}{(n-2) \max\{X_i\}^{n-2}} \\
 &= \frac{n-1}{n-2} \max\{X_i\}
 \end{aligned}$$

Página www

Página de Abertura

Contenido



Página 4 de 19

Regresar

Full Screen

Cerrar

Abandonar



# Familia Conjugada Normal

## Distribución Normal

La distribución normal es la más ampliamente conocida y utilizada distribución en el trabajo estadístico. Hay básicamente dos razones para ello:

- Muchas poblaciones pueden ser modeladas aproximadamente por esta distribución.
- Como resultados límites se llega a ella en muchas situaciones.

Su función de densidad es

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

con soporte  $x \in (-\infty, \infty)$ . Su función de distribución acumulada se denota  $\Phi(x)$ , su media es  $\mu$  y su varianza  $\sigma^2$ . Esta distribución posee dos parámetros, lo cual nos lleva a considerar diferentes situaciones.

La precisión, digamos  $\tau$  es el inverso de la varianza.

$$\tau = \frac{1}{\sigma^2}$$

## Precisión Conocida

- **Resultado** Suponga que  $X_1, \dots, X_n$  es una muestra aleatoria de una distribución normal con un valor desconocido de la media  $\mu$  y un valor especificado de la precisión  $r$  ( $r > 0$ ).

- **Distribución Apriori:**  $\mu \sim N(\mu_0, \tau_0)$  donde  $\tau_0$  es la precisión, tal que  $-\infty < \mu_0 < \infty$  y  $\tau_0 > 0$ .
- **Distribución Posterior:**

$$(\mu|X = x) \sim N(\mu_1, \tau_1)$$

donde

$$\mu_1 = \frac{\tau_0 \mu_0 + nr\bar{x}}{\tau_0 + nr}$$

$$\tau_1 = \tau_0 + nr \text{ es la precisión}$$

y  $\bar{x}$  es la media muestral.

*Prueba:* (Ejercicio)

[Página www](#)[Página de Abertura](#)[Contenido](#)[Página 8 de 19](#)[Regresar](#)[Full Screen](#)[Cerrar](#)[Abandonar](#)

Observe que la media posterior se puede expresar como

$$\mu_1 = \frac{\tau_0 \mu_0 + nr \bar{x}}{\tau_0 + nr} = \frac{nr}{\tau_0 + nr} \bar{x} + \frac{\tau_0}{\tau_0 + nr} \mu_0$$

Se ve claramente que la media posterior es una media ponderada de la media apriori y la media muestral.



## Precisión Desconocida

- **Resultado:** Suponga que  $X_1, \dots, X_n$  es una muestra aleatoria de una distribución normal con un valor conocido de la media  $m$  ( $-\infty < m < \infty$ ) y un valor desconocido de la precisión  $W$  ( $W > 0$ ).
  - **Distribución Apriori:**  $W \sim \text{Gamma}(\alpha_0, \beta_0)$  donde  $\alpha_0 > 0$  y  $\beta_0 > 0$ .
  - **Distribución Posterior:**

$$(W|X = x) \sim \text{Gamma}(\alpha_1, \beta_1)$$

donde

$$\begin{aligned}\alpha_1 &= \alpha_0 + \frac{n}{2} \\ \beta_1 &= \beta_0 + \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n (x_i - m)^2.\end{aligned}$$

*Prueba:* (Ejercicio)

## Familia Conjugada Normal: Media y Precisión Desconocidas

Este caso, a pesar de lo simple que puede parecer, muestra la complejidad a la que puede llegar a enfrentar el estadístico ante la presencia de varios parámetros.

**Resultado** Suponga que  $X_1, \dots, X_n$  es una muestra aleatoria de una distribución normal con un valor desconocido de la media  $\mu$  y un valor desconocido de la precisión  $\tau$  ( $\tau > 0$ ).

### ■ Distribución Apriori Conjunta de $\mu$ y $\tau$ :

1. La distribución condicional de  $\mu$  dado  $\tau$  es  $\mu \sim N(\mu_0, \tau_0 \tau)$  donde  $\tau_0 \tau$  es la precisión, tal que  $-\infty < \mu_0 < \infty$  y  $\tau_0 > 0$ , y
2. la distribución marginal de  $\tau$  es *Gamma*  $(\alpha_0, \beta_0)$  donde  $\alpha_0 > 0$  y  $\beta_0 > 0$ .

## ■ Distribución Posterior Conjunta de $\mu$ y $\tau$ cuando $X = x$ :

1. La distribución condicional de  $\mu$  dado  $\tau$  es

$$(\mu|X = x) \sim N(\mu_1, \tau_1)$$

donde

$$\begin{aligned}\mu_1 &= \frac{\tau_0 \mu_0 + n \bar{x}}{\tau_0 + n} \\ \tau_1 &= (\tau_0 + n) \tau\end{aligned}$$

y  $\bar{x}$  es la media muestral.

2. la distribución marginal de  $\tau$  es  $\text{Gamma}(\alpha_1, \beta_1)$  donde

$$\begin{aligned}\alpha_1 &= \alpha_0 + \frac{n}{2} \\ \beta_1 &= \beta_0 + \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 + \frac{\tau_0 n (\bar{x} - \mu_0)^2}{2(\tau_0 + n)}\end{aligned}$$

*Prueba:*

Página www

Página de Abertura

Contenido

◀

▶

◀

▶

Página 11 de 19

Regresar

Full Screen

Cerrar

Abandonar

Recuerde que

$$f(x|y) = \frac{f(x, y)}{f(y)} \Rightarrow f(x, y) = f(x|y) f(y)$$

Si  $X_1, \dots, X_n$  es una muestra aleatoria de una distribución normal con un valor desconocido de la media  $\mu$  y un valor desconocido de la precisión  $\tau$  ( $\tau > 0$ ) la verosimilitud será:

$$\begin{aligned} L(\mu, \tau | \text{Datos}) &= \prod_{i=1}^n \frac{\tau^{1/2}}{\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{\tau}{2} (x_i - \mu)^2\right) \\ &\propto \tau^{n/2} \exp\left(-\frac{\tau}{2} \sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^2\right) \end{aligned}$$

Página [www](#)

Página de Abertura

Contenido



Página **13** de **19**

Regresar

Full Screen

Cerrar

Abandonar

Ahora

$$\begin{aligned}\sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^2 &= \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x} + \bar{x} - \mu)^2 \\ &= \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 + n(\bar{x} - \mu)^2 \\ &= (n-1)S^2 + n(\bar{x} - \mu)^2\end{aligned}$$

$$\begin{aligned} L(\mu, \tau | \text{Datos}) &\propto \tau^{n/2} \exp \left( -\frac{\tau}{2} \left( (n-1)S^2 + n(\bar{x} - \mu)^2 \right) \right) \\ &\propto \tau^{n/2} \exp \left( -\frac{\tau}{2} (n-1)S^2 \right) \exp \left( -\frac{n\tau}{2} (\bar{x} - \mu)^2 \right) \end{aligned}$$

La apriori es

$$\begin{aligned} \xi(\mu, \tau) &= \xi(\mu | \tau) \xi(\tau) \\ &\propto \tau^{1/2} \exp \left( -\frac{\tau_0 \tau}{2} (\mu - \mu_0)^2 \right) \tau^{\alpha_0 - 1} \exp(-\beta_0 \tau) \end{aligned}$$

La aposteriori será

$$\begin{aligned}\xi(\mu, \tau) &\propto \tau^{n/2} \exp\left(-\frac{\tau}{2}(n-1)S^2\right) \exp\left(-\frac{n\tau}{2}(\bar{x} - \mu)^2\right) \\ &\quad \times \tau^{1/2} \exp\left(-\frac{\tau_0\tau}{2}(\mu - \mu_0)^2\right) \tau^{\alpha_0-1} \exp(-\beta_0\tau) \\ &\propto \tau^{n/2+1/2} \exp\left(-\frac{\tau}{2}\left[n(\bar{x} - \mu)^2 + \tau_0(\mu - \mu_0)^2\right]\right) \\ &\quad \times \tau^{\alpha_0-1} \exp\left(-\tau\left(\frac{(n-1)S^2}{2} + \beta_0\right)\right)\end{aligned}$$



Ahora

$$\begin{aligned} & \left[ n (\bar{x} - \mu)^2 + \tau_0 (\mu - \mu_0)^2 \right] = n (\mu - \bar{x})^2 + \tau_0 (\mu - \mu_0)^2 \\ & = n\mu^2 - 2n\mu\bar{x} + n\bar{x}^2 + \tau_0 - 2\tau_0\mu\mu_0 + \tau_0\mu_0^2 \\ & = (n + \tau_0) \mu^2 - 2\mu (n\bar{x} + \tau_0\mu_0) + n\bar{x}^2 + \tau_0\mu_0^2 \\ & = (n + \tau_0) \left[ \mu^2 - 2\mu \frac{(n\bar{x} + \tau_0\mu_0)}{(n + \tau_0)} \right] + n\bar{x}^2 + \tau_0\mu_0^2 \\ & = (n + \tau_0) \left[ \mu^2 - 2\mu \frac{(n\bar{x} + \tau_0\mu_0)}{(n + \tau_0)} + \frac{(n\bar{x} + \tau_0\mu_0)^2}{(n + \tau_0)^2} \right] - \frac{(n\bar{x} + \tau_0\mu_0)^2}{(n + \tau_0)} + n\bar{x}^2 + \tau_0\mu_0^2 \\ & = (n + \tau_0) \left( \mu - \frac{(n\bar{x} + \tau_0\mu_0)}{(n + \tau_0)} \right)^2 - \frac{(n\bar{x} + \tau_0\mu_0)^2}{(n + \tau_0)} + n\bar{x}^2 + \tau_0\mu_0^2 \end{aligned}$$



Luego la aposteriori queda

$$\begin{aligned} \xi(\mu, \tau) &\propto \\ &\exp\left(-\frac{\tau}{2}\left[(n+\tau_0)\left(\mu - \frac{(n\bar{x}+\tau_0\mu_0)}{(n+\tau_0)}\right)^2 - \frac{(n\bar{x}+\tau_0\mu_0)^2}{(n+\tau_0)} + n\bar{x}^2 + \tau_0\mu_0^2\right]\right) \\ &\times \tau^{n/2+1/2} \tau^{\alpha_0-1} \exp\left(-\tau\left(\frac{(n-1)S^2}{2} + \beta_0\right)\right) \\ &\propto \exp\left(-\frac{\tau(n+\tau_0)}{2}\left(\mu - \frac{(n\bar{x}+\tau_0\mu_0)}{(n+\tau_0)}\right)^2\right) \\ &\times \exp\left(-\frac{\tau}{2}\left[-\frac{(n\bar{x}+\tau_0\mu_0)^2}{(n+\tau_0)} + n\bar{x}^2 + \tau_0\mu_0^2\right]\right) \\ &\times \tau^{n/2+1/2} \tau^{\alpha_0-1} \exp\left(-\tau\left(\frac{(n-1)S^2}{2} + \beta_0\right)\right) \end{aligned}$$

Ahora

Página www

Página de Abertura

Contenido



Página 18 de 19

Regresar

Full Screen

Cerrar

Abandonar

$$\begin{aligned}
 & -\frac{(n\bar{x} + \tau_0\mu_0)^2}{(n + \tau_0)} + n\bar{x}^2 + \tau_0\mu_0^2 \\
 = & \frac{- (n\bar{x} + \tau_0\mu_0)^2 + n\bar{x}^2 + \tau_0\mu_0^2}{(n + \tau_0)} \\
 = & \frac{-n^2\bar{x}^2 - 2n\bar{x}\tau_0\mu_0 - \tau_0^2\mu_0^2 + n\bar{x}^2 + \tau_0\mu_0^2}{(n + \tau_0)} \\
 = & \frac{((n + \tau_0)\tau_0 - \tau_0^2)\mu_0^2 + (n(n + \tau_0) - n^2)\bar{x}^2 - 2n\bar{x}\tau_0\mu_0}{(n + \tau_0)} \\
 = & \frac{n\tau_0\mu_0^2 + n\tau_0\bar{x}^2 - 2n\bar{x}\tau_0\mu_0}{(n + \tau_0)} \\
 = & \frac{n\tau_0(\mu_0^2 + \bar{x}^2 - 2\bar{x}\mu_0)}{(n + \tau_0)} \\
 = & \frac{n\tau_0(\mu_0 - \bar{x})^2}{(n + \tau_0)}
 \end{aligned}$$

Entonces

$$\xi(\mu, \tau) \propto$$

$$\exp\left(-\frac{\tau(n+\tau_0)}{2}\left(\mu - \frac{(n\bar{x}+\tau_0\mu_0)}{(n+\tau_0)}\right)^2\right)$$

$$\times \exp\left(-\frac{\tau}{2}\left[\frac{n\tau_0(\mu_0-\bar{x})^2}{(n+\tau_0)}\right]\right)$$

$$\times \tau^{n/2+1/2}\tau^{\alpha_0-1}\exp\left(-\tau\left(\frac{(n-1)S^2}{2} + \beta_0\right)\right)$$

$$\propto \tau^{1/2}\exp\left(-\frac{\tau(n+\tau_0)}{2}\left(\mu - \frac{(n\bar{x}+\tau_0\mu_0)}{(n+\tau_0)}\right)^2\right)$$

$$\times \tau^{\alpha_0+n/2-1}\exp\left(-\tau\left(\frac{(n-1)S^2}{2} + \beta_0 + \frac{n\tau_0(\mu_0-\bar{x})^2}{2(n+\tau_0)}\right)\right)$$

Con esto queda demostrado el resultado.

```
# Determinación de los parámetros de una Normal
# a partir de de una muestra de tamaño n
# representada en intervalos
#
```

```
estimaNormal <- function(parametros,frecu=frecu,limites=limites){
media<-parametros[1]
vari<-parametros[2]
dev.tip<-sqrt(vari)
proba.esti<-frecu/sum(frecu)
error<-0.0
for(i in 1:length(frecu)){
error<-error+(pnorm(limites[i+1],mean=media,sd=dev.tip)-
pnorm(limites[i],mean=media,sd=dev.tip)-proba.esti[i])^2
}
return(error)
}
```

```
limites<-c(140,160,170,180,190)
frecus<-c(10,40,45,5)
```

```
#estimaNormal(c(170,20),frecu=frecus,limites=limites)
(resu<-optim(c(170,25),estimaNormal,method='L-BFGS-B',
lower=c(160,0.01),upper=c(185,100),
limites=limites,frecu=frecus))
```

```
$par
[1] 170.25379 48.22593
```

```
$value
[1] 0.0021774
```

```
$counts
function gradient
      13      13
```

```
$convergence
[1] 0
```

```
$message
[1] "CONVERGENCE: REL_REDUCTION_OF_F <= FACTR*EPSMCH"
```

```
# Nivel de seguridad en nuestro conocimiento n.seg=5
```

```
param.opt<-resu$par
```

```
calcula.media.y.precision<-function(xx) c(mean(xx),1/var(xx))
```

```
n.seg<-5
```

```
Nsim<-1000
```

```
tempo<-matrix(apply(matrix(rnorm(n.seg*Nsim,mean=param.opt[1],  
sd=sqrt(param.opt[2])),ncol=n.seg),1,calcula.media.y.precision),  
ncol=2,byrow=T)
```

```
library(MASS)
```

```
fitdistr(tempo[,2], 'gamma')
```

shape	rate
1.6143577	42.3748268

( 0.0660815)	( 2.0300159)
--------------	--------------

```
Warning message:
```

```
In densfun(x, parm[1], parm[2], ...) : NaNs produced
```

```
fitdistr(tempo[,1], 'normal')
```

mean	sd
170.29241357	2.96915833

( 0.09389303)	( 0.06639240)
---------------	---------------

```
histograma<-function(frecu,limi){  
  
  probas<-frecu/sum(frecu)  
  altura<-probas/(limi[-1]-limi[-length(limi)])  
  cotax<-c(0.90*min(limi),1.1*max(limi))  
  cotay<-c(0.0,1.2*max(altura))  
  plot(cotax,cotay,type='n')  
  
  for(i in 1:length(frecu)){  
    #altura<-probas[i]/(limi[i+1]-limi[i])  
    polygon(c(limi[i],limi[i],limi[i+1],limi[i+1]),c(0,altura[i],altura[i],0),  
    )  
  }  
  
  histograma(frecus,limites)  
  
  points(xx<-seq(min(limites),max(limites),length=100),  
    dnorm(xx,mean=param.opt[1],sd=sqrt(param.opt[2])),type='l')
```

[Página www](#)

[Página de Abertura](#)

[Contenido](#)



[Página 24 de 19](#)

[Regresar](#)

[Full Screen](#)

[Cerrar](#)

[Abandonar](#)

