

Funciones de distribución

Traten de identificar el kernel y constante de normalización en las siguientes distribuciones:

- *Distribución Bernoulli.*- Para X v.a. con soporte en $\mathcal{X} = \{0, 1\}$, la función de masas de probabilidades es,

$$f_X(x|\alpha, \beta) = \alpha^x(1 - \alpha)^{1-x} \mathbf{1}_{\{0,1\}}(x), \quad (1)$$

con $0 < \alpha < 1$.

- *Distribución beta.*- Para X v.a. con soporte en $\mathcal{X} = (0, 1)$, la función de densidad,

$$f_X(x|\alpha, \beta) = \frac{\Gamma(\alpha + \beta)}{\Gamma(\alpha)\Gamma(\beta)} x^{\alpha-1}(1-x)^{\beta-1} \mathbf{1}_{(0,1)}(x), \quad (2)$$

con $\alpha, \beta > 0$.

- *Distribución multinomial.*- Para X variable aleatoria con soporte en $\mathcal{X} = \{0, 1\}^K$, con K finito y conocido, tenemos que la función de masas de probabilidades es,

$$f_X(x|\alpha_1, \dots, \alpha_K) = \prod_{k=1}^K \alpha_k^{x_k} \mathbf{1}_{\{0,1\}^K}(x), \quad (3)$$

donde $\alpha_k \geq 0$ y $\sum_{k=1}^K \alpha_k = 1$.

- *Distribución Dirichlet.*- Para X v.a. con soporte en $\mathcal{X} = \mathcal{S}_K$ (simplex de dimensión $(K - 1)$), de tiene que la función de densidad es,

$$f_X(x|\alpha_1, \dots, \alpha_K) = \frac{\Gamma(\alpha_0)}{\Gamma(\alpha_1) \cdots \Gamma(\alpha_K)} \prod_{k=1}^K x_k^{\alpha_k} \mathbf{1}_{\mathcal{S}_K}(x), \quad (4)$$

donde $\alpha_0 = \sum_{k=1}^K \alpha_k$, con $\alpha_k > 0$.

Distribución gamma-inversa

En el contexto bayesiano del modelo de regresión, pensando en σ^2 como la varianza condicional de y dado \mathbf{x} (i.e. modelo homoscedástico), la distribución inicial para σ^2 es gamma-inversa, si su función de densidad es de la forma,

$$\pi(\sigma^2) = \frac{b^a}{\Gamma(a)} \left(\frac{1}{\sigma^2} \right)^{a+1} \exp \{ -b/\sigma^2 \} \mathbf{1}_{(0,\infty)}(\sigma^2) \quad (5)$$

$$\propto \exp \{ -b/\sigma^2 \} \mathbf{1}_{(0,\infty)}(\sigma^2), \quad (6)$$

donde $a, b > 0$.

Distribución normal-gamma-inversa

De nuevo, en el contexto del modelo de regresión, donde

$$y|\mathbf{x}, \beta, \sigma^2 \sim N(y|\mathbf{x}'\beta, \sigma^2), \quad (7)$$

donde $\mathbf{x} = (x_1, \dots, x_p)$ y $\beta = (\beta_1, \dots, \beta_p)$, se considera el caso donde (β, σ^2) son parámetros aleatorios. Es común entonces encontrar que la distribución conjunta para estos parámetros es normal-gamma-inversa, i.e. $\beta|\sigma^2$ se distribuye normal (o gaussiana) y σ^2 se distribuye marginalmente gamma inversa.

La densidad de la distribución normal-gamma inversa es de la forma,

$$\begin{aligned} \pi(\beta, \sigma^2) &= \pi(\beta|\sigma^2)\pi(\sigma^2) \\ &= N_p(\beta|m, \sigma^2 S) GaInv(\sigma^2|a, b) \\ &= \frac{b^a}{(2\pi)^{p/2}|S|^{1/2}\Gamma(a)} \left(\frac{1}{\sigma^2}\right)^{a+1} \exp\left\{-\frac{1}{\sigma^2} (b + 1/2(\beta - m)'S^{-1}(\beta - m))\right\} \mathbf{1}_{\mathbb{R}^p \times \mathbb{R}_+}(\beta, \sigma^2) \\ &\propto \left(\frac{1}{\sigma^2}\right)^{a+1} \exp\left\{-\frac{1}{\sigma^2} (b + 1/2(\beta - m)'S^{-1}(\beta - m))\right\} \mathbf{1}_{\mathbb{R}^p \times \mathbb{R}_+}(\beta, \sigma^2), \end{aligned} \quad (8)$$

donde $a, b > 0$, m es un vector p -dimensional y S es una matriz positivo definida simétrica.

Distribución t -Student multivariada

De la distribución normal-gamma-inversa se sigue que la distribución marginal para β (integrando σ^2) es t -Student. El cálculo se obtiene como sigue,

$$\begin{aligned} \pi(\beta) &= \int_{\mathbb{R}_+} \pi(\beta, \sigma^2) d\sigma^2 \\ &= \frac{b^a}{(2\pi)^{p/2}|S|^{1/2}\Gamma(a)} \int_{\mathbb{R}_+} \left(\frac{1}{\sigma^2}\right)^{a+1} \exp\left\{-\frac{1}{\sigma^2} (b + 1/2(\beta - m)'S^{-1}(\beta - m))\right\} d\sigma^2 \\ &= \frac{b^a \Gamma(a + p/2)}{(2\pi)^{p/2}|S|^{1/2}\Gamma(a)} (b + 1/2(\beta - m)'S(\beta - m))^{-(a+p/2)} \mathbf{1}_{\mathbb{R}^p}(\beta). \end{aligned} \quad (9)$$

Esta densidad corresponde a la de la distribución t -Student con $2a$ grados de libertad.