

Στην πολυμεταβλητή περίπτωση $\vartheta^T = (\vartheta_1, \dots, \vartheta_d) \in \Theta \subseteq \mathbb{R}^{1 \times d}$, το μοντέλο δειγματοληψίας ανήκει στην EF όταν μπορεί να τεθεί στην μορφή:

$$\pi(x_i | \vartheta) \propto h(x_i) \exp\{c(\vartheta)^T t(x_i)\},$$

όπου $c(\vartheta)^T = (c_1(\vartheta), \dots, c_d(\vartheta))$ το διάνυσμα των φυσικών παραμέτρων,

$t(x_i)^T = (t_1(x_i), \dots, t_d(x_i))$ με $c(\vartheta)^T t(x_i) = \sum_{j=1}^d c_j(\vartheta) t_j(x_i)$ και σταθερά

κανονικοποίησης $g(\vartheta)$, που δίνεται από τη σχέση:

$$g(\vartheta) = \left[\int_{\mathbb{R}} h(x_i) \exp(c(\vartheta)^T t(x_i)) dx_i \right]^{-1},$$

ενώ ο χώρος καταστάσεων της τυχαίας μεταβλητής x_i , δηλαδή ο χώρος δειγματοληψίας, δεν θα πρέπει να εξαρτάται από την παράμετρο ϑ .

Θέτοντας $A(\vartheta) = \log \int_{\mathbb{R}} h(x_i) \exp[c(\vartheta)^T t(x_i)] dx_i$ έχουμε την ισοδύναμη αναπαράσταση

$$\pi(x_i | \vartheta) = h(x_i) \exp[c(\vartheta)^T t(x_i) - A(\vartheta)].$$

Η πιθανοφάνεια για δειγματοληπτική κατανομή που είναι μέλος της EF είναι:

$$\begin{aligned} \pi(x | \vartheta) &= h(x) g(\vartheta)^n \exp\left[\sum_{i=1}^n c(\vartheta)^T \cdot t(x_i)\right] = h(x) g(\vartheta)^n \exp\left[c(\vartheta)^T \cdot \sum_{i=1}^n t(x_i)\right] \\ &= h(x) g(\vartheta)^n \exp\left[c(\vartheta)^T \cdot t(x)\right] \propto g(\vartheta)^n \exp\left[c(\vartheta)^T \cdot t(x)\right], \end{aligned}$$

Όπου

$$\begin{aligned}t(x)^T &= \sum_{i=1}^n t(x_i)^T = \sum_{i=1}^n (t_1(x_i), \dots, t_d(x_i)) \\ &= \left(\sum_{i=1}^n t_1(x_i), \dots, \sum_{i=1}^n t_d(x_i) \right) = (t_1(x), \dots, t_d(x)),\end{aligned}$$

η d -διάστατη επαρκής στατιστική και $h(x) = \prod_{i=1}^n h(x_i)$.

Υποθέτοντας ότι $g(\vartheta) = g_1(\vartheta) \cdots g_r(\vartheta)$ θέτουμε σαν NCP

$$\pi_{NCP}(\vartheta) = \pi(\vartheta | \delta, b) \propto g_1(\vartheta)^{\delta_1} \cdots g_r(\vartheta)^{\delta_r} \exp\left[c(\vartheta)^T \cdot b\right],$$

όπου $\delta^T = (\delta_1, \dots, \delta_r)$ και $b^T = (b_1, \dots, b_d)$ υπερπαραμέτροι. Η posterior τότε παίρνει την συζυγή μορφή:

$$\pi(\vartheta | x) = \pi(\vartheta | \delta + n\epsilon, b + t(x)) \propto g_1(\vartheta)^{n+\delta_1} \cdots g_r(\vartheta)^{n+\delta_r} \exp\left\{c(\vartheta)^T \cdot (b + t(x))\right\},$$

όπου $\epsilon^T = (1, \dots, 1)$.

Για normal μοντέλο δειγματοληψίας με άγνωστα location ϑ_1 και precision ϑ_2 ,

δηλαδή $\vartheta = (\vartheta_1, \vartheta_2) = (\mu, \tau)$, έχουμε:

$$\begin{aligned}\pi(x_i | \mu, \tau) &= N(x_i | \mu, \tau^{-1}) = \sqrt{\frac{\tau}{2\pi}} \exp\left\{-\frac{\tau}{2}(x_i - \mu)^2\right\} \\ &= \sqrt{\frac{\tau}{2\pi}} \exp\left\{-\frac{\tau}{2}(\mu^2 + 2\mu x_i + x_i^2)\right\}\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
&= \sqrt{\frac{\tau}{2\pi}} \exp\left(-\frac{\mu^2\tau}{2}\right) \exp\left(\mu\tau x_i - \frac{\tau}{2} x_i^2\right) \\
&= \sqrt{\frac{\tau}{2\pi}} \exp\left(-\frac{\mu^2\tau}{2}\right) \exp\left\{\left(\mu\tau, -\frac{\tau}{2}\right) \cdot \begin{pmatrix} x_i \\ x_i^2 \end{pmatrix}\right\}.
\end{aligned}$$

Με ΕΦ παραμέτρους:

$$\begin{aligned}
h(x_i) &= \sqrt{\frac{1}{2\pi}}, \quad g(\mu, \tau) = g_1(\mu, \tau) g_2(\mu, \tau), \quad g_1(\mu, \tau) = \tau^{1/2}, \quad g_2(\mu, \tau) = \exp\left(-\frac{\mu^2\tau}{2}\right), \\
c(\mu, \tau)^T &= \left(\mu\tau, -\frac{\tau}{2}\right), \quad t(x_i)^T = (x_i, x_i^2).
\end{aligned}$$

Η πιθανοφάνεια είναι

$$\begin{aligned}
\pi(x|\mu, \tau) &\stackrel{\mu, \tau}{\propto} \tau^{n/2} \exp\left(-\frac{n\mu^2\tau}{2}\right) \exp\left(\sum_{i=1}^n \left(\mu\tau, -\frac{\tau}{2}\right) \cdot \begin{pmatrix} x_i \\ x_i^2 \end{pmatrix}\right) \\
&= \tau^{n/2} \exp\left(-\frac{n\mu^2\tau}{2}\right) \exp\left(\left(\mu\tau, -\frac{\tau}{2}\right) \cdot \begin{pmatrix} \sum_{i=1}^n x_i \\ \sum_{i=1}^n x_i^2 \end{pmatrix}\right),
\end{aligned}$$

$$\text{με } t_1(x) = \sum_{i=1}^n x_i \text{ και } t_2(x) = \sum_{i=1}^n x_i^2.$$

Παρατηρείστε ότι: ισοδύναμα, την πιθανοφάνεια μπορούμε να τη φέρουμε εξ' αρχής στην μορφή

$$\pi(x|\mu, \tau) \stackrel{\mu, \tau}{\propto} \tau^{n/2} \exp\left(-\frac{\tau}{2} \sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^2\right) = \tau^{n/2} \exp\left\{-\frac{\tau}{2} \left((n-1)S^2 + n(\mu - \bar{x})^2\right)\right\}.$$

Πράγματι θέτοντας $(n-1)S^2 = \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2$ έχουμε

$$\sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^2 = \sum_{i=1}^n \left((x_i - \bar{x}) - (\mu - \bar{x})\right)^2 = (n-1)S^2 + n(\mu - \bar{x})^2.$$

Ενώ είναι εύκολο να διαπιστώσουμε ότι η στατιστική S^2 , είναι συνάρτηση των επαρκών στατιστικών $t_1(x)$ και $t_2(x)$.

Η συζυγής a-priori κατανομή με υπερπαραμέτρους $\delta^T = (\delta_1, \delta_2)$ και $b^T = (b_1, b_2)$ θα είναι:

$$\begin{aligned} \pi_{NCP}(\mu, \tau) &\propto \tau^{\delta_1/2} \exp\left(-\frac{\delta_2 \tau \mu^2}{2}\right) \exp\left\{\left(\tau \mu, -\frac{\tau}{2}\right) \begin{pmatrix} b_1 \\ b_2 \end{pmatrix}\right\} \\ &= \tau^{\delta_1/2} \exp\left(-\frac{\delta_2 \tau \mu^2}{2}\right) \exp\left(\mu \tau b_1 - \frac{b_2 \tau}{2}\right) \\ &= \tau^{\delta_1/2} \exp\left(-\frac{b_2 \tau}{2}\right) \exp\left(-\frac{\delta_2 \tau \mu^2}{2} + \mu \tau b_1\right) \\ &\stackrel{\mu, \tau}{\propto} \tau^{\delta_1/2} \tau^{-1/2} \exp\left(-\frac{b_2 \tau}{2}\right) (\delta_2 \tau)^{1/2} \exp\left(-\frac{\delta_2 \tau}{2} \left(\mu^2 - 2 \frac{b_1}{\delta_2} \mu\right)\right) \\ &\stackrel{\mu, \tau}{\propto} N\left(\mu \mid \frac{b_1}{\delta_2}, \frac{1}{\tau \delta_2}\right) Ga\left(\tau \mid \frac{\delta_1 + 1}{2}, \frac{1}{2} \left(b_2 - \frac{b_1^2}{\delta_2}\right)\right). \end{aligned}$$

Παρατηρώντας ότι το παρακάτω σύστημα ως προς α_0, β_0, μ_0 και κ_0

$$\left\{ \begin{array}{l} \alpha_0 = \frac{\delta_1 + 1}{2} \\ \beta_0 = \frac{1}{2} \left(b_2 - \frac{b_1^2}{\delta_2}\right) \\ \mu_0 = \frac{b_1}{\delta_2} \\ \kappa_0 = \delta_2 \end{array} \right.$$

έχει μοναδική λύση $\left\{ \begin{array}{l} \delta_1 = 2\alpha_0 - 1 \\ \delta_2 = \kappa_0 \\ b_1 = \kappa_0 \mu_0 \\ b_2 = 2\beta_0 + \kappa_0 \mu_0^2 \end{array} \right.$, απλοποιούμε τον NCP – prior στη μορφή

$$\pi_{NCP}(\mu, \tau) = \pi_{NCP}(\mu | \tau) \pi_{NCP}(\tau) = N(\mu | \mu_0, (\kappa_0 \tau)^{-1}) Ga(\tau | \alpha_0, \beta_0).$$

Ορισμός: Λέμε ότι η από κοινού συνεχής κατανομή $(x, y) \sim Ng(\mu_0, \kappa_0, \alpha_0, \beta_0)$ είναι

Normal – Gamma, όταν:

$$Ng(x, y | \mu_0, \kappa_0, \alpha_0, \beta_0) = N(x | \mu_0, (\kappa_0 y)^{-1}) Ga(y | \alpha_0, \beta_0),$$

$$\alpha_0 > 0, \beta_0 > 0, -\infty < \mu_0 < \infty, \kappa_0 > 0.$$

Είναι εμφανές τώρα ότι η συζυγής posterior θα πρέπει να έχει τη μορφή:

$$\pi(\mu, \tau | x) = Ng(\mu, \tau | \mu_n, \kappa_n, \alpha_n, \beta_n) = N(\mu | \mu_n, (\kappa_n \tau)^{-1}) Ga(\tau | \alpha_n, \beta_n).$$

$$\frac{\mu, \tau}{\infty} \tau^{1/2} \exp\left(-\frac{\kappa_n \tau}{2} (\mu - \mu_n)^2\right) \tau^{\alpha_n - 1} \exp(-\beta_n \tau) = \tau^{\alpha_n - 1/2} \exp\left\{-\frac{\tau}{2} [2\beta_n + \kappa_n (\mu - \mu_n)^2]\right\}$$

Από την άλλη μεριά έχουμε για την posterior ότι

$$\begin{aligned} \pi(\mu, \tau | x) &\propto N(\mu | \mu_0, (\kappa_0 \tau)^{-1}) Ga(\tau | \alpha_0, \beta_0) \\ &\quad \times \tau^{n/2} \exp\left\{-\frac{\tau}{2} ((n-1)S^2 + n(\mu - \bar{x})^2)\right\} \\ &\propto \tau^{1/2} \exp\left(-\frac{\kappa_0 \tau}{2} (\mu - \mu_0)^2\right) \tau^{\alpha_0 - 1} \exp(-\beta_0 \tau) \tau^{n/2} \times \exp\left\{-\frac{\tau}{2} ((n-1)S^2 + n(\mu - \bar{x})^2)\right\} \\ &= \tau^{\alpha_0 + \frac{n-1}{2}} \exp\left\{-\frac{\tau}{2} [2\beta_0 + \kappa_0 (\mu - \mu_0)^2 + (n-1)S^2 + n(\mu - \bar{x})^2]\right\} \end{aligned}$$

Συγκρίνοντας τις δύο αναπαραστάσεις για την posterior, έχουμε ότι $\alpha_n = \alpha_0 + \frac{n}{2}$

και ότι τα πολυώνυμα ως προς μ στα εκθετικά, πρέπει να είναι εκ ταυτότητας ίσα, δηλαδή

$$2\beta_n + \kappa_n (\mu - \mu_n)^2 \triangleq 2\beta_0 + \kappa_0 (\mu - \mu_0)^2 + (n-1)S^2 + n(\mu - \bar{x})^2$$

ή ότι

$$\begin{aligned} \kappa_n \mu^2 - 2\kappa_n \mu_n \mu + (2\beta_n + \kappa_n \mu_n^2) &\triangleq (\kappa_0 + n) \mu^2 - 2(\kappa_0 \mu_0 + n\bar{x}) \mu \\ &+ (2\beta_0 + \kappa_0 \mu_0^2 + n\bar{x}^2 + (n-1)S^2), \end{aligned}$$

από όπου και παίρνουμε:

$$\kappa_n = \kappa_0 + n$$

$$\kappa_n \mu_n = \kappa_0 \mu_0 + n\bar{x} \Rightarrow \mu_n = \frac{\kappa_0 \mu_0 + n\bar{x}}{\kappa_0 + n}$$

$$2\beta_n + \kappa_n \mu_n^2 = 2\beta_0 + \kappa_0 \mu_0^2 + n\bar{x}^2 + (n-1)S^2 \Rightarrow \beta_n = \beta_0 + \frac{n-1}{2} S^2 + \frac{n\kappa_0 (\mu_0 - \bar{x})^2}{2(\kappa_0 + n)}.$$

Συγκεντρωτικά λοιπόν τα αποτελέσματα μας είναι:

$$\text{prior} \quad \pi(\mu, \tau) = Ng(\mu, \tau | \mu_0, \kappa_0, \alpha_0, \beta_0) = N\left(\mu | \mu_0, \frac{1}{\kappa_0 \tau}\right) Ga(\tau | \alpha_0, \beta_0)$$

$$\text{likelihood} \quad \pi(x | \mu, \tau) \propto \tau^{n/2} \exp\left\{-\frac{\tau}{2} [(n-1)s^2 + n(\mu - \bar{x})^2]\right\}$$

$$\begin{aligned} \text{posterior} \quad \pi(\mu, \tau | x) &= Ng\left(\mu, \tau | \alpha_0 + \frac{n}{2}, \beta_0 + \frac{n-1}{2} s^2 + \frac{n\kappa_0 (\mu_0 - \bar{x})^2}{2(n + \kappa_0)}, \frac{\mu_0 \kappa_0 + n\bar{x}}{\kappa_0 + n}, \kappa_0 + n\right) \\ &= N\left(\mu | \frac{\mu_0 \kappa_0 + n\bar{x}}{\kappa_0 + n}, \frac{1}{(\kappa_0 + n)\tau}\right) Ga\left(\tau | \alpha_0 + \frac{n}{2}, \beta_0 + \frac{n-1}{2} s^2 + \frac{n\kappa_0 (\mu_0 - \bar{x})^2}{2(n + \kappa_0)}\right) \end{aligned}$$

Posterior marginals: Είναι φανερό ότι εάν ολοκληρώσουμε την posterior

$\pi(\mu, \tau | x)$ ως προς μ παίρνουμε

$$\pi(\tau | x) = \int_{\mathbb{R}^+} \pi(\mu, \tau | x) d\mu = Ga(\tau | \alpha_n, \beta_n)$$

από όπου και

$$\mathbb{E}(\tau|x) = \frac{\alpha_n}{\beta_n} = \frac{\alpha_0 + \frac{n}{2}}{\beta_0 + \frac{n-1}{2}S^2 + \frac{n\kappa_0(\mu_0 - \bar{x})^2}{2(\kappa_0 + n)}}.$$

Ολοκληρώνοντας την posterior $\pi(\mu, \tau|x)$ ως προς τ παίρνουμε την μ -περιθώρια posterior

$$\pi(\mu|x) = \int_{\tau>0} \pi(\mu, \tau|x) d\tau = \int_{\tau>0} N\left(\mu|\mu_n, \frac{1}{\kappa_n \tau}\right) Ga(\tau|\alpha_n, \beta_n) d\tau.$$

Γνωρίζουμε όμως από το characterization 1 της κατανομής student ότι:

$$\pi(u) = \int_{\varphi>0} N(u|\mu, \sigma^2 \varphi^{-1}) Ga\left(\varphi|\frac{\nu}{2}, \frac{\nu}{2}\right) d\varphi = St(u|\mu, \sigma^2, \nu)$$

θέτοντας $\varphi = s\tau$ στο ολοκλήρωμα για τη $\pi(\mu|x)$ παίρνουμε

$$\pi(\mu|x) = \int_{\varphi>0} N\left(\mu|\mu_n, \left(\frac{\kappa_n}{s}\varphi\right)^{-1}\right) Ga\left(\varphi|\alpha_n, \frac{\beta_n}{s}\right) d\varphi,$$

και θέτοντας την σταθερά $s = \frac{\beta_n}{\alpha_n}$ το $\pi(\mu|x)$ γίνεται

$$\pi(\mu|x) = \int_{\varphi>0} N\left(\mu|\mu_n, \left(\kappa_n \frac{\alpha_n}{\beta_n}\right)^{-1} \varphi^{-1}\right) Ga(\varphi|\alpha_n, \alpha_n) d\varphi = St\left(\mu|\mu_n, \left(\kappa_n \frac{\alpha_n}{\beta_n}\right)^{-1}, 2\alpha_n\right)$$

από όπου έχουμε

$$\mathbb{E}(\mu|x) = \mu_n = \frac{\kappa_0 \mu_0 + n\bar{x}}{\kappa_0 + n},$$

$$\begin{aligned} \mathbb{V}(\mu|x) &= \left(\frac{\beta_n}{\alpha_n \kappa_n} \right) \left(\frac{2\alpha_n}{2\alpha_n - 2} \right) = \frac{\beta_n}{\kappa_n (\alpha_n - 1)} = \frac{\beta_0 + \frac{n-1}{2} S^2 + \frac{n\kappa_0 (\mu_0 - \bar{x})^2}{2(\kappa_0 + n)}}{(\kappa_0 + n) \left(\alpha_0 + \frac{n}{2} - 1 \right)} \\ &= \frac{(2\beta_0 + (n-1)S^2)(\kappa_0 + n) + n\kappa_0 (\mu_0 - \bar{x})^2}{(\kappa_0 + n)^2 (2\alpha_0 + n - 2)}. \end{aligned}$$

Θυμίζουμε ότι η κατανομή student με ν βαθμούς ελευθερίας μέσο μ και

διασπορά $\frac{\nu\sigma^2}{(\nu-2)}$ έχει πυκνότητα:

$$St(x|\mu, \sigma^2, \nu) = \frac{\Gamma\left(\frac{\nu+1}{2}\right)}{\Gamma\left(\frac{\nu}{2}\right)} \frac{1}{\sqrt{\nu\pi\sigma^2}} \left\{ 1 + \frac{1}{\nu} \left(\frac{x-\mu}{\sigma} \right)^2 \right\}^{-\frac{\nu+1}{2}},$$

ή ισοδύναμα, παραμετροποιώντας ως προς το precision

$$St(x|\mu, \lambda^{-1}, \nu) = \frac{\Gamma\left(\frac{\nu+1}{2}\right)}{\Gamma\left(\frac{\nu}{2}\right)} \left(\frac{\lambda}{\nu\pi} \right)^{1/2} \left\{ 1 + \frac{\lambda}{\nu} (x-\mu)^2 \right\}^{-\frac{\nu+1}{2}}.$$

Prior predictive: Για μια παρατήρηση $(x|\mu, \tau) \sim N(\mu, \tau^{-1})$ και prior

$(\mu, \tau) \sim Ng(\mu_0, \kappa_0, \alpha_0, \beta_0)$ έχουμε

$$\begin{aligned} \pi(x) &= \int_{\mu} \int_{\tau>0} N(x|\mu, \tau^{-1}) Ng(\mu, \tau | \mu_0, \kappa_0, \alpha_0, \beta_0) d\tau d\mu \\ &= \int_{\tau>0} \left(\int_{\mu} N(x|\mu, \tau^{-1}) N(\mu | \mu_0, (\kappa_0\tau)^{-1}) d\mu \right) Ga(\tau | \alpha_0, \beta_0) d\tau \\ &= \int_{\tau>0} N(x | \mu_0, \tau^{-1} + (\kappa_0\tau)^{-1}) Ga(\tau | \alpha_0, \beta_0) d\tau \end{aligned}$$

$$= \int_{\tau>0} N\left(x \mid \mu_0, (1 + \kappa_0^{-1})\tau^{-1}\right) Ga(\tau \mid \alpha_0, \beta_0) d\tau.$$

Θέτοντας $\varphi = s\tau$ με $s = \frac{\beta_0}{\alpha_0}$ παίρνουμε

$$\begin{aligned} \pi(x) &= \int_{\varphi>0} N\left(x \mid \mu_0, \frac{\beta_0}{\alpha_0}(1 + \kappa_0^{-1})\varphi^{-1}\right) Ga(\varphi \mid \alpha_0, \alpha_0) d\varphi \\ &= St\left(x \mid \mu_0, \frac{\beta_0}{\alpha_0}(1 + \kappa_0^{-1}), 2\alpha_0\right) \end{aligned}$$

Λέμε ότι το ζεύγος τ.μ. $(x, y) \sim Pa_2(a, b_0, b_1)$ ακολουθεί την Bilateral Pareto, όταν:

$$Pa_2(x, y \mid a, b_0, b_1) \propto (y-x)^{-(a+2)} 1(x < b_0) 1(y > b_1) \text{ με } a > 0, b_0 < b_1.$$

Η σταθερά κανονικοποίησης C είναι

$$\begin{aligned} C^{-1} &= \iint_{\mathbb{R}^2} (y-x)^{-(a+2)} 1(x < b_0) 1(y > b_1) dy dx = \int_{x=-\infty}^{b_0} \int_{y=b_1}^{\infty} (y-x)^{-(a+2)} dy dx \\ &= \frac{1}{a+1} \int_{x=-\infty}^{b_0} (b_1-x)^{-(a+1)} dx = \frac{(b_1-b_0)^{-a}}{a(a+1)} \Rightarrow C = a(a+1)(b_1-b_0)^a \end{aligned}$$

Οι περιθώριες πυκνότητες είναι:

$$\pi(x) = a(a+1)(b_1-b_0)^a \int_{y=-\infty}^{\infty} (y-x)^{-(a+2)} 1(x < b_0) 1(y > b_1) dy$$

$$= a(a+1)(b_1 - b_0)^a \mathbf{1}(x < b_0) \int_{y=b_1}^{\infty} (y-x)^{-(a+2)} dy = a(b_1 - b_0)^a (b_1 - x)^{-(a+1)} \mathbf{1}(x < b_0)$$

$$= a(b_1 - b_0)^a (b_1 - x)^{-(a+1)} \mathbf{1}(b_1 - x > b_1 - b_0) = Pa(b_1 - x | a, b_1 - b_0)$$

$$\pi(y) = a(a+1)(b_1 - b_0)^a \int_{x=-\infty}^{\infty} (y-x)^{-(a+2)} \mathbf{1}(x < b_0) \mathbf{1}(y > b_1) dx$$

$$= a(a+1)(b_1 - b_0)^a \mathbf{1}(y > b_1) \int_{x=-\infty}^{b_0} (y-x)^{-(a+2)} dx = a(b_1 - b_0)^a (y - b_0)^{-(a+1)} \mathbf{1}(y > b_1)$$

$$= a(b_1 - b_0)^a (y - b_0)^{-(a+1)} \mathbf{1}(y - b_0 > b_1 - b_0) = Pa(y - b_0 | a, b_1 - b_0).$$

Εάν το μοντέλο δειγματοληψίας είναι

$$[x_i | \vartheta_1, \vartheta_2] \stackrel{iid}{\sim} \mathcal{U}(\cdot | \vartheta_1, \vartheta_2), 1 \leq i \leq n, \vartheta_1 < \vartheta_2,$$

με $\vartheta = (\vartheta_1, \vartheta_2) \in \Theta = \{(\vartheta_1, \vartheta_2) \in \mathbb{R}^2 : \vartheta_1 < \vartheta_2\}$, τότε η δειγματοληπτική κατανομή δεν ανήκει στη EF, εφόσον ο χώρος καταστάσεων της τ.μ. $[x_i | \vartheta_1, \vartheta_2]$ εξαρτάται από της άγνωστες παραμέτρους ϑ_1 και ϑ_2 .

Η πιθανοφάνεια θα είναι

$$\begin{aligned} \pi(x | \vartheta_1, \vartheta_2) &= \prod_{i=1}^n (\vartheta_2 - \vartheta_1)^{-1} \mathbf{1}(\vartheta_1 \leq x_i \leq \vartheta_2) \\ &= (\vartheta_2 - \vartheta_1)^{-n} \mathbf{1}(\vartheta_1 \leq x_{(1)} < \dots < x_{(n)} \leq \vartheta_2) \\ &= (\vartheta_2 - \vartheta_1)^{-n} \mathbf{1}(\vartheta_1 \leq x_{(1)}) \mathbf{1}(\vartheta_2 \geq x_{(n)}) \int_{\vartheta_1, \vartheta_2} Pa_2(\vartheta_1, \vartheta_2 | n-2, x_{(1)}, x_{(n)}) \end{aligned}$$

$$\text{Από όπου } t_{\text{Suff}}(x) = (t_1(x), t_2(x)) = (x_{(1)}, x_{(n)}).$$

Για τους MLE έχουμε:

$$\begin{aligned} \sup_{(\vartheta_1, \vartheta_2) \in \Theta} \pi(x | \vartheta) &= \sup_{\substack{(\vartheta_1, \vartheta_2) \in \mathbb{R}^2 \\ \vartheta_1 < \vartheta_2}} (\vartheta_2 - \vartheta_1)^{-n} \mathbf{1}(\vartheta_1 \leq x_{(1)}) \mathbf{1}(\vartheta_2 \geq x_{(n)}) \\ &= \sup_{(\vartheta_1, \vartheta_2) \in (-\infty, x_{(1)}) \times [x_{(n)}, \infty)} (\vartheta_2 - \vartheta_1)^{-n} = \left\{ \inf_{(\vartheta_1, \vartheta_2) \in (-\infty, x_{(1)}) \times [x_{(n)}, \infty)} (\vartheta_2 - \vartheta_1) \right\}^{-n} \end{aligned}$$

$$= (x_{(n)} - x_{(1)})^{-n} = \pi(x | x_{(1)}, x_{(n)}).$$

$$\text{ΟΠΟΤΕ } \hat{\mathcal{G}}_{MLE} = (\hat{\mathcal{G}}_1, \hat{\mathcal{G}}_2)_{MLE} = (x_{(1)}, x_{(n)})$$

Εμφανώς η συζυγής prior είναι Bilateral Pareto, δηλαδή:

$$\pi_{NCP}(\mathcal{G}_1, \mathcal{G}_2) = Pa_2(\mathcal{G}_1, \mathcal{G}_2 | a_0, b_{00}, b_{10}) \propto (\mathcal{G}_2 - \mathcal{G}_1)^{-(a_0+2)} \mathbf{1}(\mathcal{G}_1 < b_{00}) \mathbf{1}(\mathcal{G}_2 > b_{10}),$$

με υπερπαραμέτρους a_0, b_{00}, b_{10} . Η posterior τότε είναι

$$\begin{aligned} \pi(\mathcal{G}_1, \mathcal{G}_2 | x) &\propto (\mathcal{G}_2 - \mathcal{G}_1)^{-(a_0+2)} \mathbf{1}(\mathcal{G}_1 < b_{00}) \mathbf{1}(\mathcal{G}_2 > b_{10}) \times (\mathcal{G}_2 - \mathcal{G}_1)^{-n} \mathbf{1}(\mathcal{G}_1 < x_{(1)}) \mathbf{1}(\mathcal{G}_2 > x_{(n)}) \\ &= (\mathcal{G}_2 - \mathcal{G}_1)^{-(a_0+n+2)} \mathbf{1}(\mathcal{G}_1 < \min\{b_{00}, x_{(1)}\}) \mathbf{1}(\mathcal{G}_2 > \max\{b_{10}, x_{(n)}\}) \\ &= Pa_2 \left(\mathcal{G}_1, \mathcal{G}_2 \mid \underbrace{a_0 + n}_{a_n}, \underbrace{\min\{b_{00}, x_{(1)}\}}_{b_{0n}}, \underbrace{\max\{b_{10}, x_{(n)}\}}_{b_{1n}} \right). \end{aligned}$$

Για τις marginal posterior έχουμε:

$$\pi(\mathcal{G}_1 | x) = Pa(b_{1n} - \mathcal{G}_1 | a_n, b_{1n} - b_{0n}) = a_n (b_{1n} - b_{0n})^{a_n} (b_{1n} - \mathcal{G}_1)^{-(a_n+1)} \mathbf{1}(b_{1n} - \mathcal{G}_1 > b_{1n} - b_{0n})$$

$$= a_n (b_{1n} - b_{0n})^{a_n} (b_{1n} - \mathcal{G}_1)^{-(a_n+1)} \mathbf{1}(\mathcal{G}_1 < b_{0n}),$$

$$\pi(\mathcal{G}_2 | x) = Pa(\mathcal{G}_2 - b_{0n} | a_n, b_{1n} - b_{0n}) = a_n (b_{1n} - b_{0n})^{a_n} (\mathcal{G}_2 - b_{0n})^{-(a_n+1)} \mathbf{1}(\mathcal{G}_2 > b_{1n}).$$

Εύρεση των εκτιμητών κατά Bayes, ως προς τετραγωνική συνάρτηση απώλειας.

Για τη $\mathbb{E}(\mathcal{G}_1 | x)$ έχουμε:

$$\mathbb{E}(b_{1n} - \mathcal{G}_1 | x) = \int_{\mathbb{R}} (b_{1n} - \mathcal{G}_1) \pi(\mathcal{G}_1 | x) d\mathcal{G}_1$$

$$\begin{aligned}
&= a_n (b_{1n} - b_{0n})^{a_n} \int_{\mathbb{R}} (b_{1n} - \mathcal{G}_1)(b_{1n} - \mathcal{G}_1)^{-(a_n+1)} 1(\mathcal{G}_1 < b_{0n}) d\mathcal{G}_1 \\
&= a_n (b_{1n} - b_{0n})^{a_n} \int_{\mathcal{G}_1 = -\infty}^{b_{0n}} (b_{1n} - \mathcal{G}_1)^{-a_n} d\mathcal{G}_1 = \frac{a_n (b_{1n} - b_{0n})}{a_n - 1},
\end{aligned}$$

ή ότι

$$b_{1n} - \mathbb{E}(\mathcal{G}_1 | x) = \frac{a_n (b_{1n} - b_{0n})}{a_n - 1} \Leftrightarrow \mathbb{E}(\mathcal{G}_1 | x) = \frac{a_n b_{0n} - b_{1n}}{a_n - 1}.$$

Για τη $\mathbb{E}(\mathcal{G}_2 | x)$ έχουμε:

$$\begin{aligned}
\mathbb{E}(\mathcal{G}_2 - b_{0n} | x) &= \int_{\mathbb{R}} (\mathcal{G}_2 - b_{0n}) \pi(\mathcal{G}_2 | x) d\mathcal{G}_2 \\
&= a_n (b_{1n} - b_{0n})^{a_n} \int_{\mathbb{R}} (\mathcal{G}_2 - b_{0n})(\mathcal{G}_2 - b_{0n})^{-(a_n+1)} 1(\mathcal{G}_2 > b_{1n}) d\mathcal{G}_2 \\
&= a_n (b_{1n} - b_{0n})^{a_n} \int_{\mathcal{G}_2 = b_{1n}}^{\infty} (\mathcal{G}_2 - b_{0n})^{-a_n} d\mathcal{G}_2 = \frac{a_n (b_{1n} - b_{0n})}{a_n - 1},
\end{aligned}$$

ή ότι

$$\mathbb{E}(\mathcal{G}_2 | x) - b_{0n} = \frac{a_n (b_{1n} - b_{0n})}{a_n - 1} \Leftrightarrow \mathbb{E}(\mathcal{G}_2 | x) = \frac{a_n b_{1n} - b_{0n}}{a_n - 1}.$$

Για gamma μοντέλο δειγματοληψίας με άγνωστα shape \mathcal{G}_1 και rate \mathcal{G}_2 , δηλαδή

$\mathcal{G} = (\mathcal{G}_1, \mathcal{G}_2) = (\alpha, \beta)$, έχουμε:

$$\begin{aligned}
\pi(x_i | \alpha, \beta) &= Ga(x_i | \alpha, \beta) = \frac{\beta^\alpha}{\Gamma(\alpha)} x_i^{\alpha-1} e^{-\beta x_i} = \frac{\beta^\alpha}{\Gamma(\alpha)} \exp\{(\alpha-1)\log(x_i) - \beta x_i\} \\
&= \frac{\beta^\alpha}{\Gamma(\alpha)} \exp\left\{(\alpha-1, -\beta) \cdot \begin{pmatrix} \log(x_i) \\ x_i \end{pmatrix}\right\},
\end{aligned}$$

με ΕΦ παραμέτρους

$$h(x_i) = 1, \quad g(\alpha, \beta) = g_1(\alpha, \beta) g_2(\alpha, \beta),$$

$$g_1(\alpha, \beta) = \beta^\alpha, \quad g_2(\alpha, \beta) = \frac{1}{\Gamma(\alpha)}$$

$$c(\alpha, \beta)^T = (\alpha - 1, -\beta), \quad t(x_i)^T = (\log(x_i), x_i).$$

Η πιθανοφάνεια είναι

$$\pi(x|\alpha, \beta) = \frac{\beta^{n\alpha}}{\Gamma(\alpha)^n} \exp \left\{ (\alpha - 1, -\beta) \cdot \begin{pmatrix} t_1(x) \\ t_2(x) \end{pmatrix} \right\},$$

$$\text{με } t_1(x) = \sum_{i=1}^n \log(x_i) \text{ και } t_2(x) = \sum_{i=1}^n x_i .$$

Η συζυγής a-priori κατανομή με υπερπαραμέτρους $\delta^T = (\delta_1, \delta_2)$ και $b^T = (b_1, b_2)$

θα είναι:

$$\begin{aligned} \pi_{NCP}(\alpha, \beta) &= \pi_{NCP}(\alpha, \beta | \delta, b) \propto \frac{\beta^{\alpha\delta_1}}{\Gamma(\alpha)^{\delta_2}} \exp \left\{ (\alpha - 1, -\beta) \cdot \begin{pmatrix} b_1 \\ b_2 \end{pmatrix} \right\} \\ &= \frac{\beta^{\alpha\delta_1}}{\Gamma(\alpha)^{\delta_2}} \exp \{ (\alpha - 1)b_1 - \beta b_2 \} \propto \frac{\beta^{\alpha\delta_1}}{\Gamma(\alpha)^{\delta_2}} \exp \{ \alpha b_1 - \beta b_2 \} \end{aligned}$$

Παρατηρούμε ότι τα full conditionals της prior δίνονται από τις

$$\pi_{NCP}(\beta | \alpha) \propto \beta^{\alpha\delta_1} \exp \{ -\beta b_2 \} \propto Ga(\beta | \alpha\delta_1 + 1, b_2)$$

$$\pi_{NCP}(\alpha | \beta) \propto \frac{\beta^{\alpha\delta_1}}{\Gamma(\alpha)^{\delta_2}} \exp \{ (\alpha - 1)b_1 \} = \frac{\rho^\alpha}{\Gamma(\alpha)^{\delta_2}} e^{\alpha b_1}, \quad \rho = \beta^{\delta_1} \text{ (nonstandard κατανομή),}$$

ενώ η α – περιθώρια της $\pi_{NCP}(\alpha, \beta)$ πυκνότητας είναι

$$\pi_{NCP}(\alpha) \propto \frac{e^{ab_1}}{\Gamma(\alpha)^{\delta_2}} \int_{\beta>0} \beta^{\alpha\delta_1} e^{-\beta b_2} d\beta = \frac{e^{ab_1}}{\Gamma(\alpha)^{\delta_2}} \frac{\Gamma(\alpha\delta_1+1)}{b_2^{\alpha\delta_1+1}}$$

$$\propto \frac{e^{ab_1}}{\Gamma(\alpha)^{\delta_2}} \frac{\Gamma(\alpha\delta_1+1)}{b_2^{\alpha\delta_1}} = \frac{\xi^\alpha \Gamma(\alpha\delta_1+1)}{\Gamma(\alpha)^{\delta_2}}, \text{ όπου } \xi = \frac{e^{b_1}}{b_2^{\delta_1}}.$$

Για την posterior έχουμε

$$\pi(\alpha, \beta | x) \propto \frac{\beta^{\alpha\delta_1}}{\Gamma(\alpha)^{\delta_2}} \exp\left\{(\alpha-1, -\beta) \cdot \begin{pmatrix} b_1 \\ b_2 \end{pmatrix}\right\} \times \frac{\beta^{n\alpha}}{\Gamma(\alpha)^n} \exp\left\{(\alpha-1, -\beta) \cdot \begin{pmatrix} t_1(x) \\ t_2(x) \end{pmatrix}\right\}$$

$$= \frac{\beta^{\alpha(\delta_1+n)}}{\Gamma(\alpha)^{\delta_2+n}} \exp\left\{(\alpha-1, -\beta) \cdot \begin{pmatrix} b_1+t_1(x) \\ b_2+t_2(x) \end{pmatrix}\right\} \propto \pi_{NCP}(\alpha, \beta | \delta+n\mathbf{e}, b+t(x)), \mathbf{e}^T = (1,1)$$