

$$23. X \sim U\left(\theta - \frac{1}{2}, \theta + \frac{1}{2}\right), \quad \theta \text{ άγνωστο,}$$

$$\Rightarrow f(\chi|\theta) \sim 1_{\left[\theta - \frac{1}{2} \leq \chi \leq \theta + \frac{1}{2}\right]} \stackrel{\chi=12}{=} 1_{\left[12 - \frac{1}{2} \leq \theta \leq 12 + \frac{1}{2}\right]}$$

$$\pi(\theta) \sim U(10, 20) = \frac{1}{10} \cdot 1_{[10 \leq \theta \leq 20]}$$

Άρα η εκ των υστέρων κατανομή της θ δίνεται από την

$$\pi(\theta|\chi) = \frac{1}{10} \cdot 1_{[10 \leq \theta \leq 20]} \cdot 1_{[11.5 \leq \theta \leq 12.5]} \propto 1_{[11.5 \leq \theta \leq 12.5]} = U(11.5, 12.5)$$

24.

$$X_1, \dots, X_n \sim U(\theta - \alpha, \theta + \beta) \Rightarrow f(\chi, \theta) = \frac{1}{\theta - \alpha - \theta + \beta} = \frac{1}{\alpha + \beta}$$

$$\mu_\kappa(\theta) = \int \chi^\kappa f(\chi, \theta) d\chi = \int \frac{\chi^\kappa}{\alpha + \beta} d\chi$$

$$m_\kappa = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i^\kappa$$

Για $\kappa=1$,

$$\begin{aligned} \mu_1(\theta) &= \int_{\theta-\alpha}^{\theta+\beta} \chi f(\chi, \theta) d\chi = \int_{\theta-\alpha}^{\theta+\beta} \frac{\chi}{\alpha + \beta} d\chi = \frac{\chi^2}{2(\alpha + \beta)} \Big|_{\theta-\alpha}^{\theta+\beta} \\ &= \frac{\theta^2 + 2\beta\theta + \beta^2 - \theta^2 + 2\alpha\theta - \alpha^2}{2(\alpha + \beta)} = \frac{(\alpha + \beta)2\theta + (\alpha + \beta)(\beta - \alpha)}{2(\alpha + \beta)} \\ &= \frac{2\theta + \beta - \alpha}{2} = \alpha + \frac{\beta - \alpha}{2} \end{aligned}$$

$$m_1 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i = \bar{X}$$

Για να βρω εκτιμήτρια του θ , εξισώνω.

$$\text{Έχω τότε } \hat{\theta} + \frac{\beta - \alpha}{2} = \bar{X} \Rightarrow \hat{\theta} = \bar{X} + \frac{\alpha - \beta}{2}$$

$$\begin{aligned} E(\hat{\theta}) &= E(\bar{X}) + \frac{\alpha - \beta}{2} = E\left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i\right) + \frac{\alpha - \beta}{2} = \frac{1}{n} \cdot n \cdot E(X_i) + \frac{\alpha - \beta}{2} \\ &= \frac{\theta - \alpha + \theta + \beta}{2} + \frac{\alpha - \beta}{2} = \theta \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{Var}(\hat{\theta}) &= \text{Var}\left(\bar{X} + \frac{\alpha - \beta}{2}\right) = \text{Var}(\bar{X}) = \text{Var}\left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i\right) = \frac{1}{n^2} \sum_{i=1}^n \text{Var}(X_i) \\ &= \frac{1}{n^2} \cdot n \cdot \frac{(\theta + \beta - \theta + \alpha)^2}{12} = \frac{(\alpha + \beta)^2}{12n} \end{aligned}$$

25.

$$\begin{aligned}\mu_1(\alpha, \beta) &= \int_0^1 \chi \cdot \frac{\Gamma(\alpha + \beta)}{\Gamma(\alpha)\Gamma(\beta)} \cdot \chi^{\alpha-1}(1-\chi)^{\beta-1} d\chi \\ &= \frac{\Gamma(\alpha + \beta)}{\Gamma(\alpha)\Gamma(\beta)} \int_0^1 \frac{\Gamma(\alpha + \beta + 1)}{\Gamma(\alpha + 1)\Gamma(\beta)} \cdot \chi^{\alpha+1-1}(1-\chi)^{\beta-1} d\chi \\ &= \frac{\Gamma(\alpha + \beta)\Gamma(\alpha + 1)}{\Gamma(\alpha + \beta + 1)\Gamma(\alpha)} = \frac{\alpha}{\alpha + \beta}\end{aligned}$$

$$m_1(\alpha, \beta) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i = \bar{X} := m_1$$

$$\mu_1(\alpha, \beta) = m_1(\alpha, \beta) \Rightarrow \frac{\alpha}{\alpha + \beta} = m_1 \Rightarrow \hat{\beta} = \left(\frac{1-m_1}{m_1} \right) \cdot \hat{\alpha}$$

$$\begin{aligned}\mu_2(\alpha, \beta) &= \int_0^1 \chi^2 \cdot \frac{\Gamma(\alpha + \beta)}{\Gamma(\alpha)\Gamma(\beta)} \cdot \chi^{\alpha-1}(1-\chi)^{\beta-1} d\chi \\ &= \frac{\Gamma(\alpha + \beta)}{\Gamma(\alpha)\Gamma(\beta)} \int_0^1 \frac{\Gamma(\alpha + \beta + 2)}{\Gamma(\alpha + 2)\Gamma(\beta)} \cdot \chi^{\alpha+1}(1-\chi)^{\beta-1} d\chi \\ &= \frac{\Gamma(\alpha + \beta)\Gamma(\alpha + 2)}{\Gamma(\alpha + \beta + 2)\Gamma(\alpha)} \cdot \frac{\Gamma(\alpha + \beta + 1)}{\Gamma(\alpha + \beta + 1)} \cdot \frac{\Gamma(\alpha + 1)}{\Gamma(\alpha + 1)} \\ &= \frac{\alpha(\alpha + 1)}{(\alpha + \beta)(\alpha + \beta + 1)}\end{aligned}$$

$$m_2(\alpha, \beta) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i^2 := m_2$$

$$\mu_2(\alpha, \beta) = m_2(\alpha, \beta) \Rightarrow \frac{\alpha(\alpha + 1)}{(\alpha + \beta)(\alpha + \beta + 1)} = m_2$$

$$\therefore \hat{\alpha} = \frac{m_1 m_2 - m_1^2}{m_1^2 - m_2} \Rightarrow \hat{\beta} = \frac{(m_2 - m_1)(1 - m_1)}{m_1^2 - m_2}$$

26. $X_1, \dots, X_n \sim f(\chi, \theta) = \frac{2}{\theta^2}(\theta - \chi) ; 0 < \chi < \theta$

$$\begin{aligned}\mu_1(\theta) &= \int_{-\infty}^{\infty} \chi \cdot f(\chi, \theta) d\chi \\ &= \frac{2}{\theta^2} \cdot \int_0^{\theta} \chi(\theta - \chi) d\chi = \frac{2}{\theta^2} \cdot \int_0^{\theta} (\theta\chi - \chi^2) d\chi = \frac{2}{\theta^2} \left[\theta \frac{\chi^2}{2} - \frac{\chi^3}{3} \right]_0^{\theta} = \frac{\theta}{3}\end{aligned}$$

Για την εκτιμήτρια του θ , $\mu_1(\theta) = m_1(\theta) = \bar{X} \Rightarrow \hat{\theta} = 3\bar{X}$

27. Για να έχουμε εκθετική οικογένεια κατανομών πρέπει η συνάρτηση πυκνότητας πιθανότητας να μπορεί να γραφεί στη μορφή

$$f(\chi, \theta) = e^{\theta \cdot T(\chi) - b(\theta) + c(\chi)} ; \chi \in A, \text{ όπου το } A \text{ είναι ανεξάρτητο του } \theta.$$

(α) $U(0, \theta)$

$\chi \in [0, \theta]$, άρα δεν έχουμε εκθετική οικογένεια κατανομών.

(β) $N(\theta, \theta^2)$

$$f(\chi, \theta) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\theta}} \cdot e^{-\frac{1}{2\theta^2}(\chi-\theta)^2} = e^{-\frac{1}{2}\log 2\pi - \log \theta - \frac{1}{2\theta^2}(\chi-\theta)^2}, \chi \in (-\infty, +\infty)$$

$$c(\chi) = -\frac{1}{2}\log 2\pi, \quad b(\theta) = \log \theta, \quad T(\chi) = -\frac{1}{2\theta^2}(\chi-\theta)^2$$

Άρα έχουμε εκθετική οικογένεια κατανομών.

(γ) $f(\chi, \theta) = \frac{2(\chi+\theta)}{1+2\theta}$; $0 < \chi < 1$; $\theta > 0 \rightarrow$

δεν μπορεί να γραφεί στην πιο πάνω μορφή, άρα δεν έχουμε εκθετική οικογένεια κατανομών.

(δ) $p(\chi, \theta) = \exp\{-2\log \theta + \log 2\chi\}$, $0 < \chi < \theta$

$\chi \in (0, \theta)$, δηλαδή εξαρτάται από το θ , άρα δεν έχουμε εκθετική οικογένεια κατανομών.

28. $X \sim N(0, 1) \Rightarrow X^2 \sim \chi_1^2$

$Y \sim N(0, 1) \Rightarrow Y^2 \sim \chi_1^2$

X, Y ανεξάρτητες τυχαίες μεταβλητές $\Rightarrow X^2, Y^2$ επίσης ανεξάρτητες.

$$\therefore X^2 + Y^2 \sim \chi_2^2$$

Ορίζω το ενδεχόμενο A ; $A := \{X^2 + Y^2 \leq r^2\}$

$$\Rightarrow P(A) = 0.99 \Rightarrow P(X^2 \leq r^2) = 0.99 \Rightarrow P(X^2 > r^2) = 0.01$$

$$\Rightarrow r^2 = 9.210 \Rightarrow r = 3.03$$

Άρα αρκεί $r \geq 3.03$ για να ανήκει το σημείο (X, Y) στον κύκλο με πιθανότητα 0.99

29. Έστω $X \sim F(\chi)$, F συνεχής,

και $Y = -2\log F(\chi)$ (μετασχηματισμός ολοκληρώματος πιθανότητας).

$$Z := F(\chi) \Rightarrow F_Z(z) = P(Z \leq z) = P(F(\chi) \leq z) \stackrel{\eta F \text{ έχει αντίστροφη}}{=} P(X \leq F^{-1}(z)) \\ = F(F^{-1}(z)) = z; \quad 0 \leq z \leq 1$$

$$f_Z(z) = F_Z'(z) = 1; \quad 0 \leq z \leq 1$$

$$Y = -2 \log z \Rightarrow Z = e^{-\frac{y}{2}} \Rightarrow \frac{dz}{dy} = -\frac{1}{2} e^{-\frac{y}{2}}$$

$$f_Y(y) = \frac{1}{2} e^{-\frac{y}{2}}, \quad y > 0, \Rightarrow Y \sim \text{Exp}\left(\frac{1}{2}\right)$$

$$\text{Όμως } \text{Exp}\left(\frac{1}{2}\right) = \chi^2_2$$

$$\text{Άρα τελικά, από σχετικό θεώρημα, } \sum_{i=1}^n Y_i = -2 \sum_{i=1}^n \log F_{X_i}(\chi_i) \sim \chi^2_{2n}$$

$$30. X_1, \dots, X_5 \sim N(0, 1)$$

$$X_1 + X_2 \sim N(0, 2) \Rightarrow \frac{X_1 + X_2}{\sqrt{2}} \sim N(0, 1)$$

$$X_i^2 \sim \chi^2_1; \quad i=1, \dots, 5 \Rightarrow X_3^2 + X_4^2 + X_5^2 \sim \chi^2_3$$

$$\frac{X_1 + X_2}{\sqrt{2} \sqrt{\frac{X_3^2 + X_4^2 + X_5^2}{3}}} \sim t_3 \Rightarrow \sqrt{\frac{3}{2}} \cdot \frac{X_1 + X_2}{(X_3^2 + X_4^2 + X_5^2)^{1/2}} \sim t_3$$

$$\therefore c = \frac{3}{2}$$

31.

$$X_1, X_2 \sim N(0, \sigma^2)$$

$$\Rightarrow X_1 + X_2 \sim N(0, 2\sigma^2) \Rightarrow \frac{X_1 + X_2}{\sqrt{2}\sigma} \sim N(0, 1)$$

$$\text{και } X_1 - X_2 \sim N(0, 2\sigma^2) \Rightarrow \frac{X_1 - X_2}{\sqrt{2}\sigma} \sim N(0, 1),$$

$$\text{άρα } \frac{(X_1 + X_2)^2}{2\sigma^2} \sim \chi^2_1 \quad \text{και} \quad \frac{(X_1 - X_2)^2}{2\sigma^2} \sim \chi^2_1.$$

Όμως

$$\begin{aligned} \text{Cov}(X_1 + X_2, X_1 - X_2) &= \text{Cov}(X_1, X_1) - \text{Cov}(X_1, X_2) + \text{Cov}(X_2, X_1) - \text{Cov}(X_2, X_2) \\ &= \text{Var}(X_1) - \text{Var}(X_2) = 2\sigma^2 - 2\sigma^2 = 0 \end{aligned}$$

επειδή έχουμε κανονική κατανομή

$$\Rightarrow (X_1 + X_2) \perp (X_1 - X_2)$$

$$\Rightarrow \frac{(X_1 + X_2)^2}{(X_1 - X_2)^2} \sim F_{1,1} = t_1^2$$

$$\begin{aligned} \mathbb{P}(t_1^2 < 4) &= \mathbb{P}(-2 < t < 2) = \mathbb{P}(t_1 < 2) - \mathbb{P}(t_1 < -2) \\ &= \mathbb{P}(t_1 < 2) - [1 - \mathbb{P}(t_1 < 2)] = 2\mathbb{P}(t_1 < 2) - 1 = 0.70 \end{aligned}$$

32. $X \sim F_{m,n}$

$$X = \frac{Y/m}{Z/n}, \quad \text{όπου } Y \sim \chi_m^2 \text{ και } Z \sim \chi_n^2$$

$$\mathbb{E}(X) = \frac{n}{m} \cdot \mathbb{E}(Y) \cdot \mathbb{E}\left(\frac{1}{Z}\right)$$

$$\mathbb{E}(Y) = m$$

$$\begin{aligned} \mathbb{E}\left(\frac{1}{Z}\right) &= \int_0^\infty \frac{1}{z} \cdot \frac{1}{\Gamma(n/2) \cdot 2^{n/2}} \cdot z^{n/2} \cdot e^{-z/2} dz \\ &= \frac{\Gamma(n/2 - 1) \cdot 2^{n/2 - 1}}{\Gamma(n/2) \cdot 2^{n/2}} = \frac{1}{2} \cdot \frac{\Gamma(n/2 - 1)}{\Gamma(n/2)} = \frac{1}{2} \cdot \frac{1}{(n/2 - 1)} = \frac{1}{n - 2} \end{aligned}$$

$$\therefore \mathbb{E}(X) = \frac{n}{m} \cdot m \cdot \frac{1}{n - 2} = \frac{n}{n - 2} \quad (\text{o.ε.δ.})$$

33. Έστω M η διάμεσος της κατανομής $F_{n,n}$ και έστω $Z \sim F_{n,n}$.

$$X \sim \chi_n^2, \quad Y \sim \chi_n^2, \quad X \perp Y$$

$$\mathbb{P}(X \leq Y) := \mathbb{P}(A) = \mathbb{E}(1_A) = \mathbb{E}(\mathbb{E}(1_A | Y)) \quad [1]$$

$$\mathbb{P}(A | Y = y) = \mathbb{P}(X \leq Y | Y = y) = \mathbb{P}(X \leq y) = F(y)$$

$$\mathbb{E}(F(y)) = \int_{-\infty}^{\infty} F(z) dF(z) = \frac{F^2(z)}{2} \Big|_{-\infty}^{\infty} = \frac{1}{2} \quad \stackrel{[1]}{\Rightarrow} \quad \mathbb{P}\left(\frac{X}{Y} \leq 1\right) = \frac{1}{2}$$

$$\therefore M = 1$$

$$(\text{αφού ισχύει } \mathbb{P}(X \leq Y) = \mathbb{P}(X > Y) = \frac{1}{2}).$$

34.

$$\begin{aligned}
 (\alpha) \quad \mathbb{P}\left(\min_i X_i < m < \max_i X_i\right) &= \mathbb{P}\left(m < \max_i X_i\right) - \mathbb{P}\left(m < \min_i X_i\right) \\
 &= 1 - \mathbb{P}\left(\max_i X_i < m\right) - 1 + \mathbb{P}\left(\min_i X_i < m\right) \\
 &= \mathbb{P}\left(\max_i X_i < m\right) - \mathbb{P}\left(\min_i X_i < m\right) \\
 &= 1 - \mathbb{P}(X_i < m \quad \forall i, i=1, \dots, n) - \mathbb{P}(X_i \geq m \quad \forall i) \\
 &= 1 - \{F(m)\}^n - \{1 - F(m)\}^n \\
 &= 1 - \left(\frac{1}{2}\right)^n - \left(1 - \frac{1}{2}\right)^n \\
 &= 1 - 2 \cdot \frac{1}{2^n} = 1 - \left(\frac{1}{2}\right)^{n-1} \quad (\text{o.ε.δ})
 \end{aligned}$$

(β) $\mathbb{P}(q_1 < m < q_2) = 1 - \alpha$ αν το (q_1, q_2) είναι ένα $(1 - \alpha)\%$ διάστημα εμπιστοσύνης για το m .

$$\text{Έτσι, αφού } \mathbb{P}\left(\min_{1 \leq i \leq 6} X_i < m < \max_{1 \leq i \leq 6} X_i\right) \stackrel{(a)}{=} 1 - \left(\frac{1}{2}\right)^5 = 0.96875$$

ένα 97% διάστημα εμπιστοσύνης για τη διάμεσο των 6 μετρήσεων είναι το $(1.44, 3.54)$.

(γ) Ο βαθμός εμπιστοσύνης του διαστήματος εμπιστοσύνης $(X_{(2)}, X_{(n-1)})$ για τη διάμεσο m είναι η πιθανότητα $\mathbb{P}(X_{(2)} \leq m \leq X_{(n-1)})$.

$$\mathbb{P}(X_{(2)} < m < X_{(n-1)}) = \mathbb{P}(X_{(2)} < m) - \mathbb{P}(X_{(n-1)} < m) \quad [*]$$

Αλλά η α.σ.κ. του $X_{(k)}$ είναι η

$$F_{X_{(k)}}(x) = \mathbb{P}(X_{(k)} \leq x) = \sum_{j=k}^n \binom{n}{j} F^j(x) (1 - F(x))^{n-j}$$

$$\begin{aligned}
 \stackrel{[*]}{\Rightarrow} \quad \mathbb{P}(X_{(2)} \leq m \leq X_{(n-1)}) &= \sum_{j=2}^n \binom{n}{j} \cdot \left(\frac{1}{2}\right)^j \cdot \left(\frac{1}{2}\right)^{n-j} - \sum_{j=n-1}^n \binom{n}{j} \cdot \left(\frac{1}{2}\right)^j \cdot \left(\frac{1}{2}\right)^{n-j} \\
 &= \sum_{j=2}^n \binom{n}{j} \cdot \left(\frac{1}{2}\right)^n = \left(\frac{1}{2}\right)^n \cdot \left[\sum_{j=0}^n \binom{n}{j} - (1 + n + n + 1)\right] \\
 &= \left(\frac{1}{2}\right)^n \cdot (2^n - 2(n+1)) = 1 - \left(\frac{1}{2}\right)^{n-1} \cdot (n+1)
 \end{aligned}$$

35.

$$n = 22,$$

$$\bar{X} = \frac{\sum_{i=1}^{22} X_i}{22} = \frac{69.5 + 75.8 + \dots + 75.7 + 79.6}{22} = 77.33$$

$$S^2 = \frac{1}{n-1} \cdot \sum_{i=1}^{22} (X_i - \bar{X})^2 = \frac{1}{21} \cdot \{(69.5 - 77.33)^2 + \dots + (79.6 - 77.33)^2\} = 25.36$$

$$\Rightarrow S = 5.06$$

Αφού το δείγμα προέρχεται από την κανονική κατανομή, ένα $(1-\alpha)\%$ Δ.Ε.

για την τυπική απόκλιση σ είναι το $\left(\sqrt{\frac{(n-1)}{\chi_{\alpha/2, n-1}^2}} \cdot S, \sqrt{\frac{(n-1)}{\chi_{1-\alpha/2, n-1}^2}} \cdot S \right)$

$$\alpha = 1 - 0.99 = 0.01 \Rightarrow \alpha/2 = 0.005, \quad 1 - \alpha/2 = 0.995$$

$$\chi_{0.005, 21}^2 = 41.401, \quad \chi_{0.995, 21}^2 = 8.034$$

Άρα, ένα 99% Δ.Ε. για την σ είναι το

$$\left(\sqrt{\frac{21}{41.404}} \times 5.04, \sqrt{\frac{21}{8.034}} \times 5.04 \right) = (3.59, 8.15).$$

36. $\bar{X} \sim N\left(\mu, \frac{\sigma^2}{n}\right)$

$$X_{n+1} \sim N(\mu, \sigma^2)$$

$$\bar{X} - X_{n+1} \sim N\left(0, \frac{\sigma^2}{n} + \sigma^2\right) = N\left(0, \left(1 + \frac{1}{n}\right) \cdot \sigma^2\right)$$

$$\frac{\bar{X} - X_{n+1}}{\sigma \sqrt{1/n + 1}} \sim N(0, 1) \quad \text{και} \quad \frac{(n-1)S^2}{\sigma^2} \sim \chi_{n-1}^2$$

$\bar{X} \perp S^2$ (από σχετικό θεώρημα)

$\bar{X} \perp X_{n+1}$ και $X_{n+1} \perp S^2$. αφού ο \bar{X} και το S^2 προέρχονται από τις πρώτες n παρατηρήσεις.

Άρα τελικά
$$\frac{\frac{\bar{X} - X_{n+1}}{\sigma \sqrt{1/n + 1}}}{\sqrt{\frac{(n-1)S^2}{\sigma^2} / (n-1)}} = \frac{\bar{X} - X_{n+1}}{S \sqrt{1/n + 1}} \sim t_{n-1}.$$

Συνεπώς, ένα $(1-\alpha)\%$ διάστημα πρόβλεψης για την X_{n+1} είναι το

$$\bar{X} \pm t_{\alpha/2, n-1} \cdot S \sqrt{1/n + 1}.$$

37. Έστω X_i τα ποσοστά αύξησης της σοδειάς με το λίπασμα #1 και Y_i τα ποσοστά αύξησης της σοδειάς με το λίπασμα #2,

$$X_i \sim N(\mu_X, \sigma_X^2), \quad Y_i \sim N(\mu_Y, \sigma_Y^2),$$

$$\bar{X} \sim N\left(\mu_X, \frac{\sigma_X^2}{n}\right), \quad \bar{Y} \sim N\left(\mu_Y, \frac{\sigma_Y^2}{n}\right), \quad \bar{X} \perp \bar{Y}$$

$$\Rightarrow \frac{\bar{X} - \bar{Y} - (\mu_X - \mu_Y)}{\sqrt{\frac{\sigma_X^2 + \sigma_Y^2}{n}}} \sim N(0, 1)$$

$$\frac{(n-1)S_X^2}{\sigma_X^2} \sim \chi_{n-1}^2, \quad \frac{(n-1)S_Y^2}{\sigma_Y^2} \sim \chi_{n-1}^2, \quad S_X^2 \perp S_Y^2$$

$$\Rightarrow (n-1) \left\{ \frac{S_X^2}{\sigma_X^2} + \frac{S_Y^2}{\sigma_Y^2} \right\} \sim \chi_{2n-2}^2.$$

$$\text{Υποθέτω ότι } \sigma_X^2 = \sigma_Y^2 \Rightarrow \frac{\sqrt{n} \{ \bar{X} - \bar{Y} - (\mu_X - \mu_Y) \}}{\sqrt{\sigma_X^2 + \sigma_X^2}} \sim t_{2n-2}$$

$$\Rightarrow \frac{\sqrt{n} (\bar{X} - \bar{Y} - (\mu_X - \mu_Y))}{\sqrt{S_X^2 + S_Y^2}} \sim t_{2n-2}$$

Ένα $(1-\alpha)\%$ διάστημα εμπιστοσύνης για τη διαφορά των δύο μέσων είναι το

$$\bar{X} - \bar{Y} \pm t_{2n-2} \cdot \sqrt{\frac{S_X^2 + S_Y^2}{n}}$$

$$\bar{X} = \frac{\sum_{i=1}^5 X_i}{5} = \frac{28.5 + \dots + 29.6}{5} = 26.58, \quad S_X^2 = \frac{1}{4} \cdot \sum_{i=1}^5 (X_i - \bar{X})^2 = \frac{1}{4} (23.668) = 5.917$$

$$\bar{Y} = \frac{\sum_{i=1}^5 Y_i}{5} = \frac{38.7 + \dots + 43.8}{5} = 40.36, \quad S_Y^2 = \frac{1}{4} \cdot \sum_{i=1}^5 (Y_i - \bar{Y})^2 = \frac{1}{4} (38.092) = 9.523$$

$$\bar{X} - \bar{Y} = -13.78, \quad \sqrt{\frac{S_X^2 + S_Y^2}{5}} = 1.76, \quad t_{8, 0.025} = 2.306$$

Άρα ένα 95% Δ.Ε. για τη διαφορά των δύο μέσων ποσοστών αύξησης είναι το $-13.78 \pm (2.306)(1.76) = (-17.84, -9.73)$.

38. $(X_1, Y_1), (X_2, Y_2), \dots, (X_n, Y_n) \sim N(\mu_X, \mu_Y, \sigma_X^2, \sigma_Y^2, \rho)$

$$d_i = X_i - Y_i, \quad E(d_i) = E(X_i) - E(Y_i) = \mu_X - \mu_Y, \quad \text{Var}(d_i) = \sigma_d^2$$

$$d \sim N(\mu_X - \mu_Y, \sigma_d^2) \Rightarrow \sqrt{n} \cdot \frac{(\bar{d} - (\mu_X - \mu_Y))}{\sigma_d} \sim N(0, 1)$$

Ισχύει επίσης, σύμφωνα με σχετικό θεώρημα, $\frac{(n-1)S_d^2}{\sigma_d^2} \sim \chi_{n-1}^2$ και $\bar{d} \perp S_d^2$.

$$\text{Έτσι έχουμε } \frac{\frac{\sqrt{n}(\bar{d} - (\mu_X - \mu_Y))}{\sigma_d}}{\sqrt{\frac{(n-1)S_d^2}{\sigma_d^2} / n-1}} \sim t_{n-1} \Rightarrow \frac{\sqrt{n}(\bar{d} - (\mu_X - \mu_Y))}{S_d} \sim t_{n-1}.$$

Άρα ένα $(1-\alpha)\%$ Δ.Ε. για την μέση διαφορά των τιμών είναι το $\bar{d} \pm t_{n-1, \frac{\alpha}{2}} \cdot \frac{S_d}{n}$

$$\bar{d} = \frac{\sum_{i=1}^9 d_i}{9} = \frac{\sum_{i=1}^9 (X_i - Y_i)}{9} = \frac{\sum_{i=1}^9 X_i}{9} - \frac{\sum_{i=1}^9 Y_i}{9} = \bar{X} - \bar{Y}$$

$$\Rightarrow \bar{d} = 4476.78 - 4388.44 = 88.34$$

$$S_d^2 = \frac{1}{8} \cdot \sum_{i=1}^9 (d_i - \bar{d})^2 = 9832.75 \Rightarrow S_d = 99.16, \quad t_{8, 0.025} = 2.306$$

$$\therefore \text{Δ.Ε.: } 88.34 \pm \frac{1}{3} \cdot (2.306)(99.16) = (12.11, 164.56).$$

39. (α) $\theta \sim N(\mu, \nu^2)$

$$\pi(\theta | \underset{\sim}{\chi}) \propto L(\underset{\sim}{\chi} | \theta, \sigma^2) \cdot \pi(\theta) = \left\{ \prod_{i=1}^n \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} \cdot e^{-\frac{1}{2\sigma^2}(\chi_i - \theta)^2} \right\} \cdot \frac{1}{\sqrt{2\pi\nu}} \cdot e^{-\frac{1}{2\nu^2}(\theta - \mu)^2}$$

$$= \left(\frac{1}{2\pi} \right)^{n+1/2} \cdot \frac{1}{\nu\sigma^n} \cdot e^{-\frac{1}{2\sigma^2} \sum_{i=1}^n (\chi_i - \theta)^2} \cdot e^{-\frac{1}{2\nu^2}(\theta - \mu)^2} \propto e^{-\frac{1}{2} \left[\frac{\sum_{i=1}^n (\chi_i - \theta)^2}{\sigma^2} + \frac{(\theta - \mu)^2}{\nu^2} \right]}$$

$$\frac{\sum_{i=1}^n (\chi_i - \theta)^2}{\sigma^2} + \frac{(\theta - \mu)^2}{\nu^2} = \frac{\sum_{i=1}^n \chi_i^2 - 2\theta \sum_{i=1}^n \chi_i + n\theta^2}{\sigma^2} + \frac{\theta^2 - 2\theta\mu + \mu^2}{\nu^2}$$

$$= \theta^2 \left(\frac{n}{\sigma^2} + \frac{1}{\nu^2} \right) - 2\theta \left(\frac{\sum_{i=1}^n \chi_i}{\sigma^2} + \frac{\mu}{\nu^2} \right) + \frac{\sum_{i=1}^n \chi_i^2}{\sigma^2} + \frac{\mu^2}{\nu^2}$$

$$\Rightarrow \pi(\theta | \underset{\sim}{\chi}) \propto e^{-\frac{1}{2} \left(\frac{n}{\sigma^2} + \frac{1}{\nu^2} \right) \theta^2 - 2\theta \left(\frac{\frac{n\bar{X} + \mu}{\sigma^2 + \nu^2} + \dots \right)}$$

$$\therefore \pi(\theta | \chi) \sim N\left(\frac{\left(\frac{n\bar{X}}{\sigma^2} + \frac{\mu}{v^2}\right)}{\left(\frac{n}{\sigma^2} + \frac{1}{v^2}\right)}, \frac{1}{\left(\frac{n}{\sigma^2} + \frac{1}{v^2}\right)}\right) := N(\mu_1, v_1^2)$$

Άρα το ζητούμενο διάστημα εμπιστοσύνης είναι το $\mu_1 \pm z_{\alpha/2} \cdot v_1$.

$$(\beta) \mu_1 = \frac{\frac{n\bar{X}}{\sigma^2} + \frac{\mu}{v^2}}{\frac{n}{\sigma^2} + \frac{1}{v^2}} \xrightarrow{v^2 \rightarrow \infty} \frac{\frac{n\bar{X}}{\sigma^2}}{\frac{n}{\sigma^2}} = \bar{X}$$

$$v_1^2 = \frac{1}{\frac{n}{\sigma^2} + \frac{1}{v^2}} \xrightarrow{v^2 \rightarrow \infty} \frac{\sigma^2}{n}$$

Βλέπουμε ότι για $v^2 \rightarrow \infty$, το διάστημα εμπιστοσύνης στο (α) είναι το διάστημα για το μ όταν έχουμε τυχαίο δείγμα από κανονικό πληθυσμό, δηλαδή το $\bar{X} \pm z_{\alpha/2} \cdot \frac{\sigma}{\sqrt{n}}$.

Άρα για $v^2 \rightarrow \infty$ δεν έχουμε καμία πληροφορία από την εκ των προτέρων κατανομή.

$$40. (\alpha) X_1, \dots, X_m \sim N(\mu_X, \sigma_X^2), \quad Y_1, \dots, Y_n \sim N(\mu_Y, \sigma_Y^2)$$

$$\left. \begin{array}{l} \bar{X} \sim N\left(\mu_X, \frac{\sigma_X^2}{m}\right) \\ \bar{Y} \sim N\left(\mu_Y, \frac{\sigma_Y^2}{n}\right) \end{array} \right\} \Rightarrow (\bar{X} - \bar{Y}) \sim N\left(\mu_X - \mu_Y, \frac{\sigma_X^2}{m} + \frac{\sigma_Y^2}{n}\right)$$

$$\Rightarrow \frac{\bar{X} - \bar{Y} - (\mu_X - \mu_Y)}{\sqrt{\frac{\sigma_X^2}{m} + \frac{\sigma_Y^2}{n}}} \sim N(0, 1) \xrightarrow{\sigma_X^2 = d\sigma_Y^2} \frac{\bar{X} - \bar{Y} - (\mu_X - \mu_Y)}{\sqrt{\frac{d\sigma_Y^2}{m} + \frac{\sigma_Y^2}{n}}} \sim N(0, 1) \quad (\text{o.ε.δ.}).$$

$$(\beta) X_1, \dots, X_m \sim N(\mu_X, \sigma_X^2) \Rightarrow \frac{(m-1)S_X^2}{\sigma_X^2} \sim \chi_{m-1}^2$$

$$Y_1, \dots, Y_n \sim N(\mu_Y, \sigma_Y^2) \Rightarrow \frac{(n-1)S_Y^2}{\sigma_Y^2} \sim \chi_{n-1}^2$$

$$\xrightarrow{\sigma_X^2 = d\sigma_Y^2} \Rightarrow \frac{(m-1)S_X^2}{d\sigma_Y^2} + \frac{(n-1)S_Y^2}{\sigma_Y^2} \sim \chi_{n+m-2}^2$$

(γ) Από σχετικό θεώρημα, ξέρουμε ότι αν $X_1, \dots, X_m \sim N(\mu_X, \sigma_X^2)$,

$$\bar{X} = \frac{1}{m} \cdot \sum_{i=1}^m X_i, \quad S_X^2 = \frac{1}{m-1} \cdot \sum_{i=1}^m (X_i - \bar{X})^2 \quad \text{τότε} \quad \bar{X} \perp S_X^2.$$

Άρα εδώ έχουμε $\bar{X} \perp S_X^2$, $\bar{Y} \perp S_Y^2$.

Επίσης $\bar{X} \perp \bar{Y}$ και $S_X^2 \perp S_Y^2$.

$\Rightarrow g(\bar{X}, \bar{Y}) \perp h(S_X^2, S_Y^2)$ γιατί έχουμε κανονικές κατανομές.

$$(δ) \quad A = \frac{\bar{X} - \bar{Y} - (\mu_X - \mu_Y)}{\sqrt{\frac{d\sigma_Y^2}{m} + \frac{\sigma_Y^2}{n}}} \sim N(0, 1)$$

$$B = \frac{(m-1)S_X^2}{d\sigma_Y^2} + \frac{(n-1)S_Y^2}{\sigma_Y^2} \sim \chi_{n+m-2}^2,$$

$$\text{και } A \perp B. \quad \Rightarrow \frac{A}{\sqrt{B/n+m-2}} \sim t_{n+m-2}$$

$$\Rightarrow \frac{\bar{X} - \bar{Y} - (\mu_X - \mu_Y)}{\sqrt{\frac{d}{m} + \frac{1}{n}} \sqrt{\frac{(m-1)S_X^2}{d} + (n-1)S_Y^2 / (n+m-2)}} \sim t_{n+m-2}$$

Άρα ένα $(1-\alpha)\%$ Δ. Ε. για το $(\mu_X - \mu_Y)$ είναι το

$$\bar{X} - \bar{Y} \pm t_{n+m-2, \alpha/2} \sqrt{\left(\frac{d}{m} + \frac{1}{n}\right) \sqrt{\frac{(m-1)S_X^2}{d} + (n-1)S_Y^2 / (n+m-2)}}.$$

