

Властивості оцінок $\hat{\alpha}$, \hat{y} , $\hat{\sigma}^2$.

Теорема. Оцінки $\hat{\alpha}$, \hat{y} , $\hat{\sigma}^2$ мають такі властивості.

I. Для $\hat{\alpha}$ справедливо:

а) $\hat{\alpha} \sim \mathcal{N}\left(\alpha, \sigma^2 (X^T X)^{-1}\right),$

б) $\hat{\alpha}_i \sim \mathcal{N}\left(\alpha_i, \sigma^2 d_i\right),$

де $d_i = \left\{ (X^T X)^{-1} \right\}_{ii}$, тобто d_i є i -тим діагональним елементом матриці $(X^T X)^{-1}$.

II. Статистика $\frac{1}{\sigma^2}(\hat{\alpha} - \alpha)^T (X^T X)(\hat{\alpha} - \alpha) \sim \chi^2(p).$

III. Для оцінки \hat{y} справедливо:

а) $\hat{y} \sim \mathcal{N}\left(X\alpha, \sigma^2 X (X^T X)^{-1} X^T\right),$

б) $\hat{y}(k) \sim \mathcal{N}\left(x^T(k)\alpha, \sigma^2 x^T(k)(X^T X)^{-1} x(k)\right), \quad k = \overline{1, N}.$

IV. Для оцінки $\hat{\sigma}^2$ справедливо:

а) $\frac{(N-p)\hat{\sigma}^2}{\sigma^2} \sim \chi^2(N-p),$

б) $M\hat{\sigma}^2 = \sigma^2, \quad D\hat{\sigma}^2 = \frac{2\sigma^4}{N-p}.$

V. Оцінки $\hat{\alpha}$ та $\hat{\sigma}^2$ є незалежними.

VI. Оцінки $\hat{\alpha}$, \hat{y} та $\hat{\sigma}^2$ є ефективними.

VII. Теорема Андерсона – Тейлора.

Вкажемо явно у регресійній моделі поточну кількість

$$\hat{\sigma}^2 = \begin{cases} \frac{1}{N-p} y^T P y, & (*) \\ \frac{1}{N-p} e^T P e. & (**) \end{cases}$$

Причому скористалися тим, що

$$PX = \Theta_{N,p},$$

після транспонування отримуємо також таке

$$X^T P = \Theta_{p,N}. \quad (0.13)$$

Також була прийнята до уваги ідемпотентність матриці P , тобто $P^2 = P$. Доведення на самостійну роботу.

Підрахуємо тепер

$$\begin{aligned} tr(P) &= tr\left(E_N - X(X^T X)^{-1} X^T\right) = tr(E_N) - tr\left(X(X^T X)^{-1} X^T\right) = \\ &= N - tr(E_p) = N - p. \end{aligned} \quad (0.14)$$

Тут скористалися тим, що якщо $A \in M_{p,q}(\mathbb{R})$, $B \in M_{q,p}(\mathbb{R})$, то

$$tr(AB) = tr(BA).$$

Так як матриця P є симетричною та ідемпотентною, тобто є проекційною, то згідно леми 3 та (0.14) отримуємо

$$rank(P) = tr(P) = N - p.$$

Так як $\frac{1}{\sigma} e \sim \mathcal{N}(\theta_N, E_N)$, то, скориставшись лемою 2, отримуємо

$$\frac{(N-p)\hat{\sigma}^2 (**)}{\sigma^2} = \frac{(N-p)\frac{1}{N-p} e^T P e}{\sigma^2} = \frac{e^T P e}{\sigma^2} = \left(\frac{e}{\sigma}\right)^T P \left(\frac{e}{\sigma}\right) \sim \chi^2(N-p).$$

IV.б. Так як $M\chi^2(q) = q$, $D\chi^2(q) = 2q$, то з властивості IV.а випливає

$$\frac{(N-p)\hat{\sigma}^2}{\sigma^2} \sim \chi^2(N-p) \Rightarrow \begin{cases} \frac{(N-p)}{\sigma^2} M\hat{\sigma}^2 = M\left\{\frac{(N-p)\hat{\sigma}^2}{\sigma^2}\right\} = N-p, \\ \frac{(N-p)^2}{\sigma^4} D\hat{\sigma}^2 = D\left\{\frac{(N-p)\hat{\sigma}^2}{\sigma^2}\right\} = 2(N-p), \end{cases}$$

$$\Rightarrow \begin{cases} \frac{(N-p)}{\sigma^2} M\hat{\sigma}^2 = N-p, \\ \frac{(N-p)^2}{\sigma^4} D\hat{\sigma}^2 = 2(N-p), \end{cases} \Rightarrow \begin{cases} M\hat{\sigma}^2 = \sigma^2, \\ D\hat{\sigma}^2 = \frac{2\sigma^4}{N-p}. \end{cases}$$



Лема 4. Нехай

- $\vec{\xi} \sim \mathcal{N}(\vec{m}, \sigma^2 E_N)$, $\vec{\xi} \in \mathbb{R}^N$,
- $A \in M_{p,N}(\mathbb{R})$, $B \in M_N(\mathbb{R})$,

Тоді статистики

$$A\vec{\xi} \text{ і } \vec{\xi}^T B \vec{\xi} \text{ є незалежними} \Leftrightarrow AB = \Theta_{p,N}.$$

V. Потрібно впевнитися, що незалежними є статистики

$$\hat{\alpha} = (X^T X)^{-1} X^T y \quad \text{та} \quad \hat{\sigma}^2 = \frac{1}{N-p} y^T P y = y^T \frac{P}{N-p} y.$$

Так як $y \sim \mathcal{N}(X\alpha, \sigma^2 E_N)$, то згідно леми 4 для цього достатньо впевнитися, що дорівнює нульовій матриці такий добуток

$$(X^T X)^{-1} X^T \frac{P}{N-p} = \frac{1}{N-p} (X^T X)^{-1} X^T P \stackrel{(0.13)}{=} \Theta_{p,N}.$$

Доведення властивостей VI та VII не наводяться у зв'язку з їх громіздкістю. ■

Оцінка параметрів регресійної моделі при наявності лінійних обмежень

Згадаємо постановку задачі у класичному регресійному аналізі. Вважаємо, що для регресійної моделі

$$y = X\alpha + e \quad (0.15)$$

справедливі усі припущення класичного регресійного аналізу:

I. $e \sim \mathcal{N}(\theta_N, \sigma^2 E_N)$, $\sigma^2 \in \mathbb{R}_+$,

II. $\text{rank}(X) = p$,

III. немає ніяких обмежень на α , тобто $\alpha \in \mathbb{R}^p$.

Введемо позначення $Q(\alpha) = \|y - X\alpha\|^2$. Тоді відомо, що при справедливості припущень I, II, III оцінка МНК є розв'язком такої оптимізаційної задачі

$$\hat{\alpha} = \arg \min_{\alpha} Q(\alpha) = (X^T X)^{-1} X^T y.$$

Послабимо тепер припущення III, а саме будемо вважати, що α задовольняє деякій системі алгебраїчних рівнянь, а саме:

III'. $\alpha \in \mathcal{L}$, де $\mathcal{L} = \{\alpha : A\alpha = b, \text{rank}(A) = q\}$, $A \in M_{q,p}(\mathbb{R})$, $b \in \mathbb{R}^q$.

Тоді оцінка МНК для об'єкту (0.15) при справедливості припущень I, II, III', тобто при наявності лінійних обмежень, є розв'язком такої оптимізаційної задачі

$$\hat{\alpha}_{\mathcal{L}} = \arg \min_{\alpha \in \mathcal{L}} Q(\alpha).$$

А її вигляд задає таке твердження.

Т е о р е м а. Оцінка МНК для об'єкту (0.15) при справедливості припущень I, II, III визначається таким чином

$$\hat{\alpha}_L = \hat{\alpha} - (X^T X)^{-1} A^T \left[A (X^T X)^{-1} A^T \right]^{-1} [A \hat{\alpha} - b], \quad (0.16)$$

де $\hat{\alpha} = (X^T X)^{-1} X^T y$.

Н а с л і д о к. Похибка оцінювання $\Delta(\hat{\alpha}_L)$ для оцінки $\hat{\alpha}_L$ має вигляд:

$$\Delta(\hat{\alpha}_L) = \hat{\alpha}_L - \alpha = U (X^T X)^{-1} X^T e, \quad (0.17)$$

де $U = E_p - (X^T X)^{-1} A^T \left[A (X^T X)^{-1} A^T \right]^{-1} A$.

Д о в е д е н н я н а с л і д к у. Так як згідно (0.9)

$$\Delta(\hat{\alpha}) = \hat{\alpha} - \alpha = (X^T X)^{-1} X^T e,$$

то $\hat{\alpha} = \alpha + (X^T X)^{-1} X^T e$. Тоді

$$\begin{aligned} \hat{\alpha}_L &= \hat{\alpha} - (X^T X)^{-1} A^T \left[A (X^T X)^{-1} A^T \right]^{-1} [A \hat{\alpha} - b] = \\ &= \alpha + \underline{(X^T X)^{-1} X^T e} - (X^T X)^{-1} A^T \left[A (X^T X)^{-1} A^T \right]^{-1} \times \\ &\quad \times \left[\underline{A \alpha} + \underline{A (X^T X)^{-1} X^T e} - \underline{b} \right] = \\ &= \alpha + \left\{ E_p - (X^T X)^{-1} A^T \left[A (X^T X)^{-1} A^T \right]^{-1} A \right\} (X^T X)^{-1} X^T e = \\ &= \alpha + U (X^T X)^{-1} X^T e. \end{aligned}$$

Або остаточно отримуємо

$$\Delta(\hat{\alpha}_L) = \hat{\alpha}_L - \alpha = U (X^T X)^{-1} X^T e. \quad \blacksquare$$

Властивості оцінок $\hat{\alpha}_{\mathcal{L}}$, $\hat{\sigma}_{\mathcal{L}}^2$.

Теорема. Оцінки $\hat{\alpha}_{\mathcal{L}}$, $\hat{\sigma}_{\mathcal{L}}^2$ мають такі властивості.

I. $\hat{\alpha}_{\mathcal{L}} \sim \mathcal{N}\left(\alpha, \sigma^2 U (X^T X)^{-1}\right),$

II. $M \hat{\sigma}_{\mathcal{L}}^2 = \sigma^2,$

де $U = E_p - (X^T X)^{-1} A^T \left[A (X^T X)^{-1} A^T \right]^{-1} A.$

Лема. Справедливі такі матричні тотожності:

- $(X^T X)^{-1} U^T = U (X^T X)^{-1},$
- $U^2 = U.$

Доведення лемм. На самостійну роботу.

Доведення теореми. I: Так як згідно (0.17) та припущення I класичного регресійного аналізу

$$\begin{cases} \hat{\alpha}_{\mathcal{L}} = \alpha + U (X^T X)^{-1} X^T e, \\ e \sim \mathcal{N}(\theta_N, \sigma^2 E_N), \sigma^2 \in \mathbb{R}_+, \end{cases}$$

то оцінка $\hat{\alpha}_{\mathcal{L}}$, як лінійне перетворення нормально розподіленого вектора e , згідно Зауваження 3 буде теж нормально розподілена

$$\begin{aligned}
\hat{\alpha}_{\mathcal{L}} &\sim \mathcal{N} \left(\alpha + \underbrace{U(X^T X)^{-1} X^T \theta_N}_{\parallel \theta_p}, \sigma^2 U(X^T X)^{-1} \cancel{X^T E_N X} \cancel{(X^T X)^{-1} U^T} \right) \Rightarrow \\
&\Rightarrow \hat{\alpha}_{\mathcal{L}} \sim \mathcal{N} \left(\alpha, \sigma^2 \underbrace{U(X^T X)^{-1} U^T}_{\parallel U(X^T X)^{-1}} \right) \Rightarrow \hat{\alpha}_{\mathcal{L}} \sim \mathcal{N} \left(\alpha, \sigma^2 \underbrace{UU}_{\parallel U} (X^T X)^{-1} \right) \Rightarrow \\
&\Rightarrow \hat{\alpha}_{\mathcal{L}} \sim \mathcal{N} \left(\alpha, \sigma^2 U(X^T X)^{-1} \right).
\end{aligned}$$

У передостанніх двох переходах скористалися допоміжною лемою.

II: Для доведення, що $M\hat{\sigma}_{\hat{\mathcal{L}}}^2 = \sigma^2$, достатньо впевнитися, що

$$M\|y - X\hat{\alpha}_{\mathcal{L}}\|^2 = [N - (p - q)]\sigma^2.$$

Так як $\hat{\alpha}_{\mathcal{L}} = \alpha + U(X^T X)^{-1} X^T e$, то

$$\begin{aligned}
M\|y - X\hat{\alpha}_{\mathcal{L}}\|^2 &= M\left\|y - X\left(\alpha + U(X^T X)^{-1} X^T e\right)\right\|^2 = \\
&= M\left\|\underbrace{y - X\alpha}_{\parallel e} - XU(X^T X)^{-1} X^T e\right\|^2 = M\left\|e - XU(X^T X)^{-1} X^T e\right\|^2 = \\
&= M\left\|\left[E_N - XU(X^T X)^{-1} X^T\right]e\right\|^2 = \\
&= Me^T \left[E_N - XU(X^T X)^{-1} X^T\right]^T \left[E_N - XU(X^T X)^{-1} X^T\right]e =
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
&= M \text{tr} \left\{ \textcolor{red}{e}^T \left[E_N - XU (X^T X)^{-1} X^T \right]^T \left[E_N - XU (X^T X)^{-1} X^T \right] \textcolor{red}{e} \right\} = \\
&= M \text{tr} \left\{ \textcolor{red}{e} \textcolor{red}{e}^T \left[E_N - XU (X^T X)^{-1} X^T \right]^T \left[E_N - XU (X^T X)^{-1} X^T \right] \right\} = \\
&= \textcolor{blue}{tr} \left\{ \underbrace{M(\textcolor{red}{e} \textcolor{red}{e}^T)}_{\sigma^2 E_N} \left[E_N - XU (X^T X)^{-1} X^T \right]^T \left[E_N - XU (X^T X)^{-1} X^T \right] \right\} = \\
&= \sigma^2 \textcolor{blue}{tr} \left\{ \left[E_N - XU (X^T X)^{-1} X^T \right]^{\textcolor{red}{T}} \left[E_N - XU (X^T X)^{-1} X^T \right] \right\} = \\
&= \sigma^2 \textcolor{blue}{tr} \left\{ \left[E_N - X \underbrace{(X^T X)^{-1} U^T}_{U(X^T X)^{-1}} X^T \right] \left[E_N - XU (X^T X)^{-1} X^T \right] \right\} = \\
&= \sigma^2 \textcolor{blue}{tr} \left\{ \left[E_N - XU (X^T X)^{-1} X^T \right]^{\textcolor{red}{2}} \right\} = \\
&= \left| \begin{array}{l} \text{на самостійній роботі впевнитися, що} \\ \left[E_N - XU (X^T X)^{-1} X^T \right]^{\textcolor{red}{2}} = \left[E_N - XU (X^T X)^{-1} X^T \right], \end{array} \right| = \\
&= \sigma^2 \textcolor{blue}{tr} \left\{ E_N - XU (X^T X)^{-1} X^T \right\} = \sigma^2 \left\{ N - \textcolor{blue}{tr} \left[\textcolor{red}{X} U (X^T X)^{-1} X^T \right] \right\} =
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
&= \sigma^2 \left\{ N - \text{tr} \left[U \left(\cancel{X^T X} \right)^{-1} \cancel{X^T X} \right] \right\} = \sigma^2 \{ N - \text{tr}[U] \} = \\
&= \sigma^2 \left\{ N - \text{tr} \left[E_p - (X^T X)^{-1} A^T \left[A (X^T X)^{-1} A^T \right]^{-1} A \right] \right\} = \\
&= \sigma^2 \left\{ N - \left[\text{tr}(E_p) - \text{tr} \left((X^T X)^{-1} A^T \left[A (X^T X)^{-1} A^T \right]^{-1} A \right) \right] \right\} = \\
&= \sigma^2 \left\{ N - \left[p - \text{tr} \left(\cancel{A (X^T X)^{-1} A^T} \left[\cancel{A (X^T X)^{-1} A^T} \right]^{-1} \right) \right] \right\} = \\
&= \sigma^2 \{ N - [p - \text{tr}(E_q)] \} = \sigma^2 \{ N - [p - q] \}.
\end{aligned}$$

Довірчі інтервали та області для параметрів регресійної моделі

I. Довірча область для α з рівнем довіри $(1 - \gamma)$, $\gamma > 0$.

Так як згідно властивостей II та IV.а оцінок $\hat{\alpha}$ та $\hat{\sigma}^2$

$$\frac{1}{\sigma^2} (\hat{\alpha} - \alpha)^T (X^T X) (\hat{\alpha} - \alpha) \sim \chi^2(p),$$

$$\frac{(N - p) \hat{\sigma}^2}{\sigma^2} \sim \chi^2(N - p),$$

причому ці статистики є незалежними згідно властивості V для оцінок $\hat{\alpha}$ та $\hat{\sigma}^2$, то по побудові

$$\frac{\frac{1}{\cancel{\sigma^2}}(\hat{\alpha} - \alpha)^T (X^T X)(\hat{\alpha} - \alpha)}{\frac{p}{\frac{(N-p)\hat{\sigma}^2}{\cancel{\sigma^2}}}} \sim F(p, N-p) \Rightarrow$$

$$\Rightarrow \frac{1}{p\hat{\sigma}^2}(\hat{\alpha} - \alpha)^T (X^T X)(\hat{\alpha} - \alpha) \sim F(p, N-p).$$

Тоді логічно до довірчої області для α віднести усі значення останньої статистики крім області великих значень, у яку ця статистика повинна попадати з ймовірністю $(1-\gamma)$. Тобто потрібна довірча область для α набуває вигляду

$$\frac{1}{p\hat{\sigma}^2}(\alpha - \hat{\alpha})^T (X^T X)(\alpha - \hat{\alpha}) < F_\gamma(p, N-p), \quad (0.18)$$

де $F_\alpha(m, n)$ – 100 α відсоткова точка F -розподілу з m та n ступенями свободи.

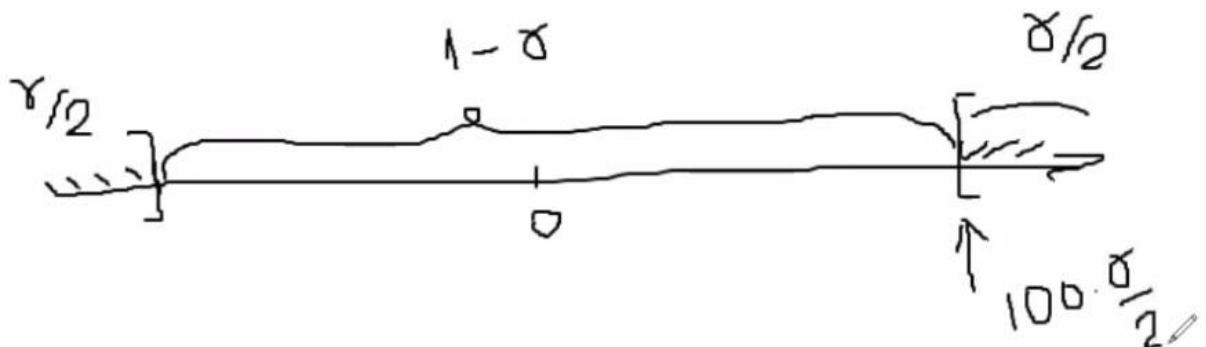
II. Довірчий інтервал для α_i з рівнем довіри $(1-\gamma)$, $\gamma > 0$.

Згідно властивостей I.б та IV.а оцінок $\hat{\alpha}$ та $\hat{\sigma}^2$ справедливо

$$\hat{\alpha}_i \sim \mathcal{N}(\alpha_i, \sigma^2 d_i),$$

$$\frac{(N-p)\hat{\sigma}^2}{\sigma^2} \sim \chi^2(N-p),$$

де $d_i = \left\{ (X^T X)^{-1} \right\}_{ii}$, тобто d_i є i -тим діагональним елементом матриці $(X^T X)^{-1}$. Тоді



$$\frac{\hat{\alpha}_i - \alpha_i}{\sigma \sqrt{d_i}} \sim \mathcal{N}(0,1) \Rightarrow -\frac{\hat{\alpha}_i - \alpha_i}{\sigma \sqrt{d_i}} = \frac{\alpha_i - \hat{\alpha}_i}{\sigma \sqrt{d_i}} \sim \mathcal{N}(0,1).$$

А так як дві останні статистики є незалежними згідно властивості V для оцінок $\hat{\alpha}$ та $\hat{\sigma}^2$, то це дозволяє стверджувати, що по побудові

$$\frac{\frac{\alpha_i - \hat{\alpha}_i}{\cancel{\sigma} \sqrt{d_i}}}{\sqrt{\frac{(N-p)\hat{\sigma}^2}{\cancel{\sigma}^2} \cdot \frac{\cancel{\sigma}}{N-p}}} \sim t(N-p) \Rightarrow \frac{\alpha_i - \hat{\alpha}_i}{\hat{\sigma} \sqrt{d_i}} \sim t(N-p).$$

Тоді логічно до довірчого інтервалу для α_i віднести усі значення останньої статистики крім областей її екстремальних значень, у які ця статистика повинна попадати з ймовірністю $(1-\gamma)$. Тоді врахування симетричності розподілу цієї статистики, можемо стверджувати, що потрібний довірчий інтервал для α_i задається нерівністю

$$\left| \frac{\alpha_i - \hat{\alpha}_i}{\hat{\sigma} \sqrt{d_i}} \right| < t_{\frac{\gamma}{2}}(N-p),$$

або розкривши модуль отримуємо остаточний результат

$$\hat{\alpha}_i - \hat{\sigma} \sqrt{d_i} t_{\frac{\gamma}{2}}(N-p) < \alpha_i < \hat{\alpha}_i + \hat{\sigma} \sqrt{d_i} t_{\frac{\gamma}{2}}(N-p), i = \overline{1, p}, \quad (0.19)$$

де $t_{\alpha}(n)$ – 100 α відсоткова точка t -розподілу Стюдента з n ступенями свободи.

III. Інтервали Бонфероні.

Постановка задачі: побудувати довірчу область у вигляді гіперпаралелепіпеда для α ($\alpha \in \mathbb{R}^p, p > 2$) з рівнем довіри не менше ніж $(1-\gamma), \gamma > 0$.

Розв'язок: потрібний гіперпаралелепіпед є перетином довірчих інтервалів виду (0.19) для усіх компонент вектора α з рівнем довіри $\left(1 - \frac{\gamma}{p}\right)$, $\gamma > 0$, а саме:

$$\hat{\alpha}_i - \hat{\sigma} \sqrt{d_i} t_{\frac{\gamma}{2p}}(N-p) < \alpha_i < \hat{\alpha}_i + \hat{\sigma} \sqrt{d_i} t_{\frac{\gamma}{2p}}(N-p), i = \overline{1, p}. \quad (0.20)$$

Доведення. Нехай A_i - подія, яка полягає у тому, що α_i належить відповідному довірчому інтервалу виду (0.20), причому зрозуміло, що $P(A_i) = 1 - \frac{\gamma}{p}$, $i = \overline{1, p}$.

Підрахуємо ймовірність належності α гіперпаралелепіпеду, який задається системою нерівностей (0.20):

$$P\left\{\bigcap_{i=1}^p A_i\right\} = 1 - P\left\{\bigcup_{i=1}^p \overline{A_i}\right\} \geq 1 - \underbrace{\sum_{i=1}^p P\{\overline{A_i}\}}_{\frac{\gamma}{p}} = 1 - \gamma \Rightarrow P\left\{\bigcap_{i=1}^p A_i\right\} \geq 1 - \gamma. \quad \blacksquare$$

є перетином довірчих інтервалів виду (0.19) для усіх компонент вектора α

Довірчі інтервали та області для апроксимацій функції регресії у регресійній моделі

I. Довірча область для $X\alpha$ з рівнем довіри $(1 - \gamma)$, $\gamma > 0$.

Так як довірча область для α з рівнем довіри $(1 - \gamma)$ має вигляд (0.18):

$$\begin{aligned} \frac{1}{p\hat{\sigma}^2}(\hat{\alpha} - \alpha)^T (X^T X)(\hat{\alpha} - \alpha) &< F_\gamma(p, N-p) \Rightarrow \\ \frac{1}{p\hat{\sigma}^2}(X\hat{\alpha} - X\alpha)^T (X\hat{\alpha} - X\alpha) &< F_\gamma(p, N-p) \Rightarrow \end{aligned}$$

Або остаточно отримуємо потрібну довірча область для $X\alpha$ у вигляді

$$\frac{1}{p\hat{\sigma}^2} \|X\alpha - X\hat{\alpha}\|^2 < F_\gamma(p, N-p), \quad (0.21)$$

де $F_{\alpha}(m, n)$ – 100α відсоткова точка F -розподілу з m та n ступенями свободи, $\hat{\sigma}^2 = \frac{1}{N-p} \|y - X\hat{\alpha}\|^2, \alpha \in \mathbb{R}^p$.

II. Довірчий інтервал для $x^T(k)\alpha$ з рівнем довіри $(1-\gamma), \gamma > 0$.

Згідно властивості III.б для оцінки $\hat{y}(k)$ справедливо

$$\begin{aligned}\hat{y}(k) &= x^T(k)\hat{\alpha} \sim \mathcal{N}\left(x^T(k)\alpha, \sigma^2 x^T(k)(X^T X)^{-1} x(k)\right), \quad k = \overline{1, N}, \\ &\Rightarrow \frac{x^T(k)\hat{\alpha} - x^T(k)\alpha}{\sigma \sqrt{x^T(k)(X^T X)^{-1} x(k)}} \sim \mathcal{N}(0, 1), \quad k = \overline{1, N}, \\ &\Rightarrow \frac{x^T(k)\alpha - x^T(k)\hat{\alpha}}{\sigma \sqrt{x^T(k)(X^T X)^{-1} x(k)}} \sim \mathcal{N}(0, 1), \quad k = \overline{1, N}.\end{aligned}$$

В свою чергу згідно властивості IV.а для оцінки $\hat{\sigma}^2$ має місце

$$\frac{(N-p)\hat{\sigma}^2}{\sigma^2} \sim \chi^2(N-p),$$

А так як дві останні статистики є незалежними згідно властивості V для оцінок $\hat{\alpha}$ та $\hat{\sigma}^2$, то це дозволяє стверджувати, що по побудові

$$\begin{aligned}&\frac{\cancel{\cancel{x^T(k)\alpha - x^T(k)\hat{\alpha}}}}{\cancel{\cancel{\sigma \sqrt{x^T(k)(X^T X)^{-1} x(k)}}}} \sim t(N-p), \quad k = \overline{1, N} \Rightarrow \\ &\quad \sqrt{\frac{\cancel{(N-p)\hat{\sigma}^2}}{\cancel{N-p}}} \\ &\Rightarrow \frac{x^T(k)\alpha - x^T(k)\hat{\alpha}}{\hat{\sigma} \sqrt{x^T(k)(X^T X)^{-1} x(k)}} \sim t(N-p), \quad k = \overline{1, N}.\end{aligned}$$

Тоді логічно до довірчого інтервалу для $x^T(k)\alpha$ віднести усі значення останньої статистики крім областей її екстремальних значень, у які ця статистика повинна попадати з ймовірністю $(1-\gamma)$. Тоді врахування симетричності розподілу цієї статистики, можемо

стверджувати, що потрібний довірчий інтервал для α_i задається нерівністю

$$\left| \frac{x^T(k)\alpha - x^T(k)\hat{\alpha}}{\hat{\sigma}\sqrt{x^T(k)(X^T X)^{-1}x(k)}} \right| < t_{\frac{\gamma}{2}}(N-p), \quad k = \overline{1, N},$$

або розкривши модуль отримуємо остаточний результат

$$\begin{aligned} x^T(k)\hat{\alpha} - \hat{\sigma}\sqrt{x^T(k)(X^T X)^{-1}x(k)}t_{\frac{\gamma}{2}}(N-p) < \\ < x^T(k)\alpha < \\ x^T(k)\hat{\alpha} + \hat{\sigma}\sqrt{x^T(k)(X^T X)^{-1}x(k)}t_{\frac{\gamma}{2}}(N-p), \quad k = \overline{1, N}, \end{aligned} \quad (0.22)$$

де $t_{\alpha}(n)$ – 100α відсоткова точка t -розподілу Стюдента з n ступенями свободи.