

Γενικό Γραμμικό Μοντέλο

Μοντέλο #1: $\underline{y} = \underline{\mu} + \underline{\varepsilon}$, $\underline{\varepsilon} \sim N_n(0, \sigma^2 I)$, με $V \subseteq \mathfrak{R}^n$, με $\dim V = p < n$, $\sigma^2 > 0$.

Ορίζω $\hat{\underline{\mu}} = P_V \underline{y}$, $\hat{\sigma}^2 = \|\underline{P}_{V^\perp} \underline{y}\|^2 / (n - p)$.

Μοντέλο #2: $\underline{y} = X\underline{\beta} + \underline{\varepsilon}$, $\underline{\varepsilon} \sim N_n(0, \sigma^2 I)$, $\underline{\beta} \in \mathfrak{R}^p$, $\text{rank}(X) = p < n$, $\sigma^2 > 0$.

$$\hat{\underline{\beta}} = (X^T X)^{-1} X^T \underline{y}, \quad \hat{\sigma}^2 = \frac{\underline{y}^T (I - P_V) \underline{y}}{n - p}$$

Παρατήρηση: 1) Για το μοντέλο #1 το εκτιμώμενο μοντέλο είναι $\hat{\underline{y}} = \hat{\underline{\mu}} = P_V \underline{y}$

Τα υπόλοιπα: $\underline{e} = \underline{y} - \hat{\underline{y}} = \underline{y} - \underline{\mu} = \underline{y} - P_V \underline{y}$

Το άθροισμα τετραγώνων } $SS_{res} = \|\underline{e}\|^2 = \|\underline{y} - \hat{\underline{y}}\|^2 = \|\underline{y} - P_V \underline{y}\|^2$

των υπολοίπων } $= \|(I - P_V) \underline{y}\|^2 = \|\underline{P}_{V^\perp} \underline{y}\|^2$.

Άρα $\hat{\sigma}^2 = SS_{res} / (n - p)$.

2) Για το μοντέλο #2 έχω αντίστοιχα ότι $\hat{\underline{y}} = X\hat{\underline{\beta}}$, $\underline{e} = \underline{y} - \hat{\underline{y}} = \underline{y} - X\hat{\underline{\beta}}$.

Το άθροισμα των τετραγώνων των υπολοίπων: $SS_{res} = \|\underline{e}\|^2 = \|\underline{y} - X\hat{\underline{\beta}}\|^2$.

Ιδιότητες των εκτιμητριών όταν δεν ισχύει η υπόθεση της κανονικότητας αλλά ισχύει:

$E(\underline{\varepsilon}) = 0$ και $\text{Var}(\underline{\varepsilon}) = \sigma^2 I$.

Για το μοντέλο #1:

1) Η εκτιμήτρια $\hat{\underline{\mu}}$ είναι αμερόληπτη εκτιμήτρια του $\underline{\mu}$.

2) Η εκτιμήτρια $\hat{\sigma}^2$ είναι αμερόληπτη της σ^2 .

3) Η εκτιμήτρια $\hat{\underline{\mu}}$ είναι εκτιμήτρια ελαχίστων τετραγώνων.

Απόδειξη:

1) Αφού $\hat{\underline{\mu}} = P_V \underline{y}$ έχω ότι $E(\hat{\underline{\mu}}) = P_V E(\underline{y}) = P_V \underline{\mu} = \underline{\mu}$, αφού $\underline{\mu} \in V$.

$$\begin{aligned} 2) E(\hat{\sigma}^2) &= E \left[\frac{\underline{y}^T (I - P_V) \underline{y}}{n - p} \right] = \frac{\underline{\mu}^T (I - P_V) \underline{\mu} + \text{tr}[(I - P_V) \sigma^2 I]}{n - p} \\ &= \frac{(\underline{\mu}^T \underline{\mu} - \underline{\mu}^T \underline{\mu}) + \text{tr}(I - P_V)}{n - p} = \frac{n - p}{n - p} = 1, \end{aligned}$$

αφού $\text{tr}(P_V) = \text{rank}(V)$ εφόσον $P_V^2 = P_V$.

3) Αναζητούμε $\underline{\mu} \in V : \|\underline{e}\|^2 = \sum_{i=1}^n e_i^2 = \|\underline{y} - \underline{\mu}\|^2$ να γίνεται ελάχιστο.

Αλλά $\min_{\underline{\mu} \in V} \|\underline{y} - \underline{\mu}\|^2 = \|\underline{y} - P_V \underline{y}\|^2$, από τις ιδιότητες της προβολής.

Για το μοντέλο #2 ισχύει η παρακάτω πρόταση:

Πρόταση:

1) Η εκτιμήτρια $\hat{\underline{\beta}}$ είναι αμερόληπτη για το $\underline{\beta}$.

2) Η εκτιμήτρια $\hat{\sigma}^2$ είναι αμερόληπτη για το σ^2 .

3) Η εκτιμήτρια $\hat{\underline{\beta}}$ είναι εκτιμήτρια ελαχίστων τετραγώνων.

Απόδειξη:

1) και 2) όπως προηγουμένως.

3) Αναζητούμε $\underline{\beta}$ έτσι ώστε $\|\underline{e}\|^2 = \|\underline{y} - \underline{X}\underline{\beta}\|^2$ να γίνεται ελάχιστο.

$$\text{Αλλά } \min_{\underline{\beta} \in \mathcal{R}^p} \|\underline{y} - \underline{X}\underline{\beta}\|^2 = \min_{\underline{\mu} \in V} \|\underline{y} - \underline{\mu}\|^2 = \|\underline{y} - \underline{P}_V \underline{y}\|^2 = \|\underline{y} - \underline{X}\hat{\underline{\beta}}\|^2,$$

όπου $\hat{\underline{\beta}} = (\underline{X}^T \underline{X})^{-1} \underline{X}^T \underline{y}$ □ $\hat{\underline{\beta}}$ είναι Ε.Ε.Τ. των $\underline{\beta}$.

Έστω τώρα $\underline{c} \in \mathcal{R}^n$ δεδομένο. Ζητάμε να εκτιμήσουμε την ποσότητα $\underline{c}^T \underline{\mu}$.

Θα περιοριστώ στην κλάση των γραμμικών και αμερόληπτων εκτιμητριών $T(y_1, \dots, y_n)$:

$$\alpha) T(y_1, \dots, y_n) = \underline{b}^T \underline{y} = b_1 y_1 + \dots + b_n y_n = \sum_{i=1}^n b_i y_i$$

$$\beta) E[T(\underline{y})] = \underline{c}^T \underline{\mu}, \quad \forall \underline{\mu} \in V.$$

Τότε ισχύει το παρακάτω Θεώρημα.

Θεώρημα Gauss-Markov:

Η εκτιμήτρια $\underline{c}^T \hat{\underline{\mu}}$ είναι η μοναδική γραμμική αμερόληπτη εκτιμήτρια ελάχιστης διασποράς.

Απόδειξη:

1) Αποδεικνύουμε ότι $\underline{c}^T \hat{\underline{\mu}}$ ανήκει στην κλάση των γραμμικών αμερόληπτων εκτιμητριών:

$$\underline{c}^T \hat{\underline{\mu}} = \underline{c}^T \underline{P}_V \underline{y} = (\underline{P}_V \underline{c})^T \underline{y} = \underline{b} \cdot \underline{y} \text{ (γραμμικότητα).}$$

$$E[\underline{c}^T \hat{\underline{\mu}}] = \underline{c}^T E(\hat{\underline{\mu}}) = \underline{c}^T \underline{\mu}, \quad \forall \underline{\mu} \in V.$$

2) Έστω $T(\underline{y}) = \underline{a}^T \underline{y}$ αμερόληπτη και γραμμική εκτιμήτρια του $\underline{c}^T \underline{\mu}$.

Τότε, λόγω της αμεροληψίας:

$$E(\underline{a}^T \underline{y}) = \underline{c}^T \underline{\mu} \quad \square \quad \underline{a}^T \underline{\mu} = \underline{c}^T \underline{\mu} \quad \square \quad (\underline{a} - \underline{c})^T \cdot \underline{\mu} = 0, \quad \forall \underline{\mu} \quad \square \quad (\underline{a} - \underline{c})^T \perp V.$$

Επομένως, $\underline{P}_V(\underline{a} - \underline{c}) = 0$, ή $\underline{P}_V \underline{a} = \underline{P}_V \underline{c}$.

$$\text{Var}(\underline{a}^T \underline{y}) = \underline{a}^T \sigma^2 \underline{a} = \sigma^2 \|\underline{a}\|^2 = \sigma^2 \|\underline{P}_V \underline{a} + \underline{P}_{V^\perp} \underline{a}\|^2 = \sigma^2 (\|\underline{P}_V \underline{a}\|^2 + \|\underline{P}_{V^\perp} \underline{a}\|^2)$$

$$\square \sigma^2 \|\underline{P}_V \underline{a}\|^2 = \sigma^2 \|\underline{P}_V \underline{c}\|^2 = \sigma^2 \underline{c}^T \underline{P}_V \underline{c} = \text{Var}(\underline{c}^T \hat{\underline{\mu}}).$$

$$\text{Αφού } \text{Var}(\underline{c}^T \hat{\underline{\mu}}) = \underline{c}^T \text{Var}(\hat{\underline{\mu}}) \underline{c} = \underline{c}^T \sigma^2 \underline{P}_V \underline{c}.$$

Άρα, $\text{Var}(\underline{a}^T \underline{y}) \square \text{Var}(\underline{c}^T \hat{\underline{\mu}}) \square$ ελάχιστη διακύμανση.

Μοναδικότητα: Αν υπήρχε άλλη εκτιμήτρια $\underline{a}^T \underline{y}$, τότε $\text{Var}(\underline{a}^T \underline{y}) = \text{Var}(\underline{c}^T \hat{\underline{\mu}})$

$$\square \underline{P}_{V^\perp} \underline{a} = 0, \text{ από την παραπάνω ανάλυση. } \square \underline{a} \in V \quad \square \quad \underline{a} = \underline{P}_V \underline{a}.$$

$$\text{Συνεπώς } \underline{a}^T \underline{y} = (\underline{P}_V \underline{a})^T \underline{y} = (\underline{P}_V \underline{c})^T \underline{y} = \underline{c}^T \underline{P}_V \underline{y} = \underline{c}^T \hat{\underline{\mu}}.$$

Πόρισμα:

Έστω $\underline{\mu} = \begin{pmatrix} \mu_1 \\ \vdots \\ \mu_n \end{pmatrix}$, $\hat{\underline{\mu}} = \begin{pmatrix} \hat{\mu}_1 \\ \vdots \\ \hat{\mu}_n \end{pmatrix}$. Τότε $\hat{\mu}_i$ είναι Α.Ο.Ε.Δ. των μ_i , κατά συνιστώσα.

Θέτω $\underline{c} = (0, \dots, 0, 1, 0, \dots, 0)^T$.
□ i θέση