

تقدير تباين المجتمع MSe أو S^2 أو $\hat{\sigma}^2$:

لدينا مجموع المربعات الخطاء هو

$$\begin{aligned}
 \Rightarrow SS_e &= \sum_{i=1}^n (e - \bar{e})^2 = \sum_{i=1}^n e_i^2 = \underline{\underline{e}}' \underline{\underline{e}} \\
 &= (\underline{\underline{y}} - \underline{\underline{\hat{y}}})' (\underline{\underline{y}} - \underline{\underline{\hat{y}}}) \\
 &= (\underline{\underline{y}}' - \underline{\underline{\hat{\beta}}}' \underline{\underline{X}}') (\underline{\underline{y}} - \underline{\underline{X}} \underline{\underline{\hat{\beta}}}) \\
 &= \underline{\underline{y}}' \underline{\underline{y}} - \underline{\underline{y}}' \underline{\underline{X}} \underline{\underline{\hat{\beta}}} - \underline{\underline{\hat{\beta}}}' \underline{\underline{X}}' \underline{\underline{y}} + \underline{\underline{\hat{\beta}}}' \underline{\underline{X}}' \underline{\underline{X}} \underline{\underline{\hat{\beta}}} \\
 &= \underline{\underline{y}}' \underline{\underline{y}} - 2 \underline{\underline{\hat{\beta}}}' \underline{\underline{X}}' \underline{\underline{y}} + \underline{\underline{\hat{\beta}}}' \underline{\underline{X}}' \underline{\underline{X}} \underline{\underline{\hat{\beta}}} \\
 &= \underline{\underline{y}}' \underline{\underline{y}} - 2 \underline{\underline{\hat{\beta}}}' \underline{\underline{X}}' \underline{\underline{y}} + \underline{\underline{\hat{\beta}}}' \underline{\underline{X}}' \underline{\underline{y}} \\
 &= \underline{\underline{y}}' \underline{\underline{y}} - \underline{\underline{\hat{\beta}}}' \underline{\underline{X}}' \underline{\underline{y}}
 \end{aligned}$$

And $\underline{\underline{\hat{\beta}}}' \underline{\underline{X}}' \underline{\underline{y}} = (\underline{\underline{y}}' \underline{\underline{X}} \underline{\underline{\hat{\beta}}})'$

إذا

$$\hat{\sigma}^2 = \frac{SS_e}{d.f} = \frac{\underline{\underline{y}}' \underline{\underline{y}} - \underline{\underline{\hat{\beta}}}' \underline{\underline{X}}' \underline{\underline{y}}}{n - (m + 1)} \quad E(\hat{\sigma}^2) = \sigma^2 \quad \text{Where}$$

وبهذا يكون لدينا التباين المشترك للمعاملات المقدرة $\beta_0, \beta_1, \beta_2, \dots, \beta_m$ كما يلي

$$\left. \begin{aligned} V(\hat{\beta}_j) &= \hat{\sigma}^2 c_{jj} \\ V(\hat{\beta}_0) &= \hat{\sigma}^2 c_{00} \end{aligned} \right\} COV(\hat{\beta}_0, \hat{\beta}_j) = \hat{\sigma}^2 c_{0j}$$

وهكذا لأي من المعاملات المقدرة $\hat{\beta}_{j,s}$

خواص المقدرات بطريقة المربعات الصغرى:

بالإضافة إلى الخواص المذكورة أعلاه حول تباين المجتمع ومصفوفة التباين للمعاملات المقدرة تتميز مقدرات المربعات الصغرى كذلك بخاصية عدم التحيز أي أن:

$\underline{\hat{\beta}}$ is unbiased estimat of $\underline{\beta}$

proof:

$$\text{we have } \hat{\beta}_{OLS} = (X'X)^{-1}X'Y$$

$$\begin{aligned} E(\hat{\beta})_{OLS} &= E[(X'X)^{-1}X'Y] \\ &= E[(X'X)^{-1}X'(X\beta + e)] \\ &= E[(X'X)^{-1}X'X\beta + (X'X)^{-1}X'e] \\ &= E[\beta + (X'X)^{-1}X'U] \end{aligned}$$

$$\because E(U) = 0$$

$$\therefore E(\hat{\beta})_{OLS} = \beta$$

$\therefore \underline{\hat{\beta}}$ is unbiased of $\underline{\beta}$

تباين متوسط الاستجابة:

$$\text{we have } \hat{Y}_1 = \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 X_{i1} + \hat{\beta}_2 X_{i2} + \dots + \hat{\beta}_m X_{im}$$

$$\underline{x}'_0 = [1 \quad x_{i1} \quad \dots \quad x_{im}]$$

للمشاهدة الأولى

$$\underline{x}'_0 = [1 \quad x_{11} \quad \dots \quad x_{1m}]$$

$$\therefore \hat{y}_1 = \underline{x}'_0 \hat{\underline{\beta}}$$

$$V(\hat{y}_0) = \hat{\sigma}^2 X'_0 (XX)^{-1} X_0$$

معامل الانحدار الجزئي القياسي Standard partial regr.coeff

هو عبارة عن معامل الانحدار الجزئي عندما تكون كل متغير على شكل قياسي

$$X_i^* = \frac{X_i - \bar{X}}{S_{X_i}}$$

$$Y_i^* = \frac{Y_i - \bar{Y}}{S_{Y_i}}$$

$$S_{X_i} = \sqrt{S_{X_i}^2} = \sqrt{\frac{S_{X_i X_i}}{n-1}} = \sqrt{\frac{\sum X_{i1} - \frac{(\sum X_{i1})^2}{n}}{n-1}}$$

$$S_{Y_i} = \sqrt{S_{Y_i}^2} = \sqrt{\frac{S_{Y_i Y_i}}{n-1}} = \sqrt{\frac{\sum Y_{i1} - \frac{(\sum Y_{i1})^2}{n}}{n-1}}$$

$$\left. \begin{aligned} \hat{\beta}_j^* &= \hat{\beta}_j \left(\frac{S_{X_i}}{S_{Y_i}} \right) \\ \hat{\beta}_j &= \hat{\beta}_j^* \left(\frac{S_{Y_i}}{S_{X_i}} \right) \end{aligned} \right\} \triangleright \hat{Y}_1^* = \hat{\beta}_0^* + \hat{\beta}_1^* X_{i1}^* + \hat{\beta}_2^* X_{i2}^* + \dots + \hat{\beta}_m^* X_{im}^*$$

وهنا $\hat{\beta}_0$ يساوي صفر لاننا طرحنا \bar{X} و \bar{Y} من المتغيرات

ولكون $\hat{\beta}_j^*$ خالي من وحدات القياس لذا فهو يشير إلى الأهمية النسبية للمتغير في التنبؤ ب Y ، فمثلا لو

كان $\hat{\beta}_j^*$ ضعف قيمة $\hat{\beta}_j^*$ فان أهمية X_1 هي ضعف أهمية X_2 فمثلا

$$\begin{aligned} \hat{Y}_i &= 2 - 5X_1 + 3X_2 + 10X_3 \\ \hat{Y}_i^* &= -X_1 + 5X_2 - 2X_3 \end{aligned} \left\{ \begin{array}{l} \text{أهمية } X_1 \text{ هي ضعف أهمية } X_2 \text{ حيث } X_2 \text{ تأثيره أكبر من } X_1 \text{ فمثلا:} \\ \text{تأثير } X_1 \text{ على } Y \text{ وله 25 مرة أهمية من } X_3 \text{ ولـ } X_3 \text{ ذراع أهمية من } X_1 \end{array} \right.$$

أمثلة حول الانحدار المتعدد

مثال 1: إذا كانت لديك البيانات التالية:

Y	1	3	5	2	2	6
X ₁	2	4	1	3	1	2
X ₂	4	16	1	9	1	4

م/1- جد معادلة الانحدار المتعدد 2- جد قيمة تباين معاملات الانحدار وكذلك التباين المشترك ل $\hat{\beta}_1$ و $\hat{\beta}_2$ 3- جد متوسط الاستجابة وتباين متوسط الاستجابة عند $X_1=3$ و $X_2=7$

Sol:

$$\begin{aligned}\sum X_1^2 &= 35 & \sum X_1 Y &= 39 \\ \sum X_2^2 &= 371 & \sum X_1 X_2 &= 109 \\ \sum Y &= 79 & \sum X_2 Y &= 101\end{aligned}$$

ومعادلة الانحدار لهذه المسألة ستكون:

$$\hat{Y}_i = \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 X_{i1} + \hat{\beta}_2 X_{i2}$$

$$\underline{\hat{\beta}} = (X'X)^{-1}X'Y$$

$$\underline{X} = \begin{bmatrix} 1 & 2 & 4 \\ 1 & 4 & 16 \\ . & . & . \\ 1 & 2 & 4 \end{bmatrix} \quad \underline{X'} = \begin{bmatrix} 1 & 1 & \dots & 1 \\ 2 & 4 & \dots & 2 \\ 4 & 16 & \dots & 4 \end{bmatrix}$$

$$(X'X) = \begin{bmatrix} n & \sum X_1 & \sum X_2 \\ \sum X_1 & \sum X_1^2 & \sum X_1 X_2 \\ \sum X_2 & \sum X_1 X_2 & \sum X_2^2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 6 & 13 & 35 \\ 13 & 35 & 109 \\ 35 & 109 & 371 \end{bmatrix}$$

$$\underline{X'Y} = \begin{bmatrix} 1 & 1 & \dots & 1 \\ 2 & 4 & \dots & 2 \\ 4 & 16 & \dots & 4 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ 3 \\ 6 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 19 \\ 39 \\ 101 \end{bmatrix}$$

نوجد معكوس للمصفوفة باستخدام احد الطرق

الآن نجد المعكوس للمصفوفة بطريقة Doolittle :

L.N.	$\underline{X'X}$			\underline{I}			check
1	6	13	35	1	0	0	55
2	13	35	109	0	1	0	158
3	35	109	371	0	0	1	516
4	6	13	35	1	0	0	55
5	1	2.1667	5.8333	0.1667	0	0	9.1667
6	6.8329	33.167		-2.1671	1	0	158 - 13(2.1667) = 98.1667
7	1	4.8540		-0.372	0.1464	0	516 - 35(0.1667) - 109(0.1464) = 5.8332
8	5.8414			4.6861	-4.8566	1	371 - [35(5.8333) + 109(4.6861)] = 5.8414
9	1			0.8022	-0.83125	0.17119	101 - [35(0.1667) + 109(0.1464) + 371(0.17119)] = 0.8022

العدد الاضرب في (X'X)

$$\therefore \hat{\underline{\beta}} = \begin{bmatrix} 4.6 & -4.2 & 0.8022 \\ & 4.171 & -0.83123 \\ & & 0.17119 \end{bmatrix} * \begin{bmatrix} 19 \\ 39 \\ 101 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 4.62 \\ 0.62 \\ 0.114 \end{bmatrix}$$

$$2-\hat{\sigma}^2 = \frac{SS_e}{d.f} = \frac{\underline{y}'\underline{y} - \underline{\beta}'\underline{X}'\underline{y}}{n-(m+1)}$$

$$\underline{\beta}'\underline{X}'\underline{y} = [4.62 \quad 0.62 \quad 0.114] * \begin{bmatrix} 19 \\ 39 \\ 101 \end{bmatrix} = 56.979$$

$$\underline{y}'\underline{y} = 79$$

$$\therefore \hat{\sigma}^2 = 7.34$$

$$V(\underline{\hat{\beta}}) = \hat{\sigma}^2 (X'X)^{-1} = 7.34 \begin{bmatrix} 4.6 & -4.2 & 0.8022 \\ & 4.171 & -0.83123 \\ & & 0.17119 \end{bmatrix}$$

$$V(\hat{\beta}_0) = \hat{\sigma}^2 C_{00} = 33.764$$

$$V(\hat{\beta}_1) = \hat{\sigma}^2 C_{11} = 5.42$$

$$V(\hat{\beta}_2) = \hat{\sigma}^2 C_{22} = 0.222$$

$$COV(\hat{\beta}_1, \hat{\beta}_2) = \hat{\sigma}^2 C_{12} = -1.0767$$

3-

$$\hat{Y}_1 = 4.62 + 0.62 X_{i1} + 0.114 X_{i2}$$

$$\begin{aligned} \hat{Y}_1 &= 4.62 + 0.62 (3) + 0.114 (7) \\ &= 2.163 \end{aligned}$$

أو

$$\therefore \hat{y}_1 = \underline{x}'_0 \underline{\hat{\beta}}$$

$$\hat{y}_1 = [1 \quad 3 \quad 7] * \begin{bmatrix} 4.62 \\ 0.62 \\ 0.114 \end{bmatrix} = 2.163$$

$$V(\hat{y}_0) = \hat{\sigma}^2 X'_0 (X'X)^{-1} X_0$$

$$V(\hat{y}_0) = 7.34 * [1 \quad 3 \quad 7] * \begin{bmatrix} 4.6 & -4.2 & 0.8022 \\ & 4.171 & -0.83123 \\ & & 0.17119 \end{bmatrix} * \begin{bmatrix} 1 \\ 3 \\ 7 \end{bmatrix} = 8.0899$$