

Comparación Variables

$$Y_i^* = \beta_0 X_{i1} + \beta_1 X_{i2} + \dots + \beta_n X_{in} + \epsilon_i$$

$\epsilon_i \sim N(0, \sigma^2)$

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

$$\sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{j=1}^{n-1} (Y_j - \bar{Y})^2}$$

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

$$\sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{j=1}^{n-1} (X_j - \bar{X})^2}$$

Dijiere un poco de los notaf de close

Selección modelos

## (1). Minimizar Cp

$$C_p = \frac{SSE_p}{MSE} - (n-2p)$$

(2). Minimizar PRESS<sub>ii</sub>

$$PRESS_{ii} = \sum_{j=1}^n e_{ji}^2$$

(3). Maximizar R<sub>p</sub><sup>2</sup>(4). Maximizar Radj<sup>2</sup>(5). Minimizar SSE<sub>p</sub> (MSE)

Baflu el principio parsimonio

Modelos con variables indicadorasCriterios multicolinealidad

$$VIF_j = \frac{1}{1-R_j^2}$$

- $VIF_j \leq 5$  no hay mult.
- $5 < VIF_j < 10$  moderada
- $VIF_j \geq 10$  severa

$R_j^2$ : Variabilidad que es explicada por el grado de asociación lineal entre la variable  $X_j$  y las demás covariablos en general  $X_i \forall i \neq j$

$$X_j = \beta_0 + \beta_1 X_{i1} + \dots + \beta_{j-1} X_{i,j-1} + \beta_{j+1} \dots + \beta_n X_{in} + \epsilon_i$$

índice de condición: Decomposición en valores propios

$$K_j = \frac{\lambda_{\max}}{\lambda_j}$$

- $10 > \sqrt{K_j}$  No hay multicoll.
- $10 < \sqrt{K_j} < 31,6$  moderada
- $\sqrt{K_j} \geq 31,6$  severa

Número condición: Último índice condición (más grande)  
proporción de composición varianza  $T_{ij} > 0,5$

•  $VIF_j$ , I condición, # cond: Detectar si hay o no hay multicolinealidad y en que grado

•  $T_{ij}$ : Identificar el conjunto de variables que causan la mult.

Métodos Selección Variables

Forward:  $Y_i = \beta_0 + \epsilon_i \rightarrow Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_{i1} + \dots + \beta_n X_{in} + \epsilon_i$

Backward:  $Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_{i1} + \dots + \beta_n X_{in} + \epsilon_i \rightarrow Y_i = \beta_0 + \epsilon_i$

Stepwise: Combinación: Bidireccional

c: # categorías

(1). Modelo simple:  $Y_i = \beta_0 + \beta_1 I_{i1} + \beta_2 I_{i2} + \dots + \beta_c I_{ic} + \epsilon_i ; \epsilon_i \sim N(0, \sigma^2)$

• Solo cambia el intercepto; rectas horizontales

## (2). Modelo con variable continua:

sin interacciones:

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_{i1} + \beta_2 I_{i2} + \beta_3 I_{i3} + \dots + \beta_c I_{ic} + \epsilon_i ; \epsilon_i \sim N(0, \sigma^2)$$

(Tomando a la primera categoría I<sub>i1</sub> como referencia)

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_{i1} + \beta_2 I_{i2} + \beta_3 I_{i3} + \dots + \beta_{c-1} I_{ic-1} + \epsilon_i$$

(Tomando a la última categoría I<sub>ic</sub> como ref.)

• Solo cambia el intercepto; restas en la constante

"PUT  $p_1 x_1 + p_2 y_2 + p_3 z_3 + \epsilon$ ;  $\epsilon \sim N(0, \sigma)$

Це відповідь на питання про те, чи можна використовувати ці дани

- Solo cambia el intercepto; rectas con pendiente

(3). Modela con variable continua  $Y_{it} = L_1 \beta_1 X_{1it} + \beta_2 X_{2it} + \dots + \beta_c X_{cit} + L_2 \beta_{c+1} X_{1it} + \dots + \beta_{2c} X_{2c} X_{cit} + \epsilon_{it}$   
 y con interacciones:

$$Y_i = \beta_0 X_{i1} + \beta_1 X_{i2} + \beta_2 X_{i3} + \beta_3 X_{i4} + \beta_4 X_{i5} + \epsilon_i$$

- Cambia el intercepto y la pendiente

## Parte J: Módulo (2)

Parfe

## Parte 2: Interacción

También útil para categorizar referencias.

Ejemplo importante: Método de todas las regresiones posibles

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_{i1} + \beta_2 X_{i2} + \beta_3 X_{i3} + \beta_4 X_{i1}X_{i2} + \beta_5 X_{i1}X_{i3} + \epsilon_i; \quad \epsilon_i \stackrel{iid}{\sim} N(0, \sigma^2)$$

Tabla todas regresiones posibles

k	R_sq	adj_R_sq	SSE	Cp
1	0.270	0.266	68884394889	22.111
2	0.186	0.181	8339323596	67.331
3	0.077	0.072	86879836185	75.264
4	0.000	-0.005	9246738334	96.436
5	0.000	-0.006	9325424921	96.459
6	0.323	0.315	8138303825	9.485
7	0.316	0.309	6375515576	11.323
8	0.299	0.291	6537854805	16.118
9	0.278	0.270	6737367645	22.011
10	0.277	0.269	6746162165	22.271
11	0.127	0.117	8145559383	63.607
12	0.124	0.114	8169682889	64.320
13	0.092	0.082	84650835217	73.004
14	0.090	0.080	8485828856	73.658
15	0.013	0.002	9026352599	94.941
16	0.355	0.340	6017124167	2.736
17	0.324	0.312	6388226253	11.335
18	0.323	0.312	6310849522	11.389
19	0.316	0.305	6373692692	13.277
20	0.316	0.305	6374972350	13.307
21	0.314	0.303	6394984525	13.898
22	0.312	0.300	6115771091	14.512
23	0.283	0.271	6698457232	22.628
24	0.137	0.122	8515368168	62.825
25	0.163	0.088	8367499581	72.163
26	0.357	0.343	5952159819	4.018
27	0.357	0.343	5952158779	4.028
28	0.327	0.311	6092158779	12.518
29	0.325	0.310	62974981616	13.017
30	0.320	0.305	63378235334	14.210
31	0.357	0.339	5952159819	6.000

- $$\bullet H_0: \beta_2 = 0 \\ H_1: \beta_2 \neq 0$$

- Modulo reducido:  
Reemplazar  $H_0$  en MF: **MR.**

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_{i1} + \beta_3 \mathbb{I}_{i3} + \beta_4 X_{i4} \mathbb{I}_{i2} \\ + \beta_5 X_{i5} \mathbb{I}_{i3} + \epsilon_i$$

$$F = \frac{[SSR(MR) - SSR(MF)] / V}{MSE(MF)}$$

- Bare (Xii); Sedan (IIi<sub>2</sub>); Wagon (IIi<sub>3</sub>); Bare: Sedan (Xii · IIi<sub>2</sub>); Bare: Wagon (Xii · IIi<sub>3</sub>)
  - Bare (Xii); Wagon (IIi<sub>3</sub>); Bare: Sedan (Xii · IIi<sub>2</sub>); Bare: Wagon (Xii · IIi<sub>3</sub>)

$$F = \frac{16280574850 - 599219196f}{599219196f + 1}$$

: (1). ۱۷۷ gl  
 (2). ۱۷۶ gl