

فصل هفتم

تحلیل رگرسیونی چند متغیره (مرکب) :
مسأله تخمین

چکیده:

به منظور نزدیک تر شدن به دنیای واقعی ، نیاز به تعمیم و گسترش مدل رگرسیون دو متغیره ساده داریم. بدین منظور در این فصل به بررسی مدل رگرسیون سه متغیره با یک متغیر وابسته و دو متغیر توضیحی می پردازیم.

مدل سه متغیره (نمادها و فروض)

$$Y_i = \beta_1 + \beta_2 X_{2i} + \beta_3 X_{3i} + u_i$$

β_1 : عرض از مبدأ β_2 و β_3 : ضرایب جزئی رگرسیون

فروض مدل:

- 1) $E(u_i | X_{2i}, X_{3i}) = 0$
- 2) $Cov(u_i, u_j) = 0 \quad i \neq j$
- 3) $var(u_i) = \sigma_u^2$
- 4) $Cov(u_i, X_{2i}) = Cov(u_i, X_{3i}) = 0$

(5) عدم وجود تورش تصریح

(6) عدم وجود همخطی کامل بین متغیرهای X

یعنی هیچ یک از متغیرهای توضیحی را نمی توان به صورت ترکیبهای خطی از سایر متغیرهای توضیحی نوشت.

$$\lambda_2 X_{2i} + \lambda_3 X_{3i} = 0$$

if $\lambda_2 = \lambda_3 = 0 \Rightarrow X_2$ و X_3 استقلال خطی دارند.

تفسیر معادله رگرسیونی چند متغیره (مرکب)

$$E(Y_i | X_{2i}, X_{3i}) = \beta_1 + \beta_2 X_{2i} + \beta_3 X_{3i}$$

مفهوم ضرایب جزئی رگرسیون :

β_2 : تأثیر مستقیم یا خالص یک واحد تغییر در X_2 بر میانگین شرطی Y
صرف نظر از X_3

β_3 : تأثیر مستقیم یا خالص یک واحد تغییر در X_3 بر میانگین شرطی Y
صرف از نظر از X_2

مراحل ثابت نگهداشتن X_3

$$Y_i = b_1 + b_{13}X_{3i} + e_{1i} \Rightarrow e_{1i} = Y_i - b_1 - b_{13}X_{3i} = Y_i - \hat{Y}_i \quad \text{مرحله (I)}$$

مرحله (II)

$$X_{2i} = b_2 + b_{23}X_{3i} + e_{2i} \Rightarrow e_{2i} = X_{2i} - b_2 - b_{23}X_{3i} = X_{2i} - \hat{X}_{2i}$$

مرحله (III)

$$e_{1i} = \alpha_0 + \alpha_1 e_{2i} + e_{3i}$$

$$\alpha_1 = \beta_2 \Leftrightarrow \alpha_1 \text{ تأثیر خالص یا مستقیم یک واحد تغییر در } X_2 \text{ بر روی } Y$$

تخمین OLS و ML از ضرایب جزئی رگرسیون

تخمینهای OLS:

$$Y_i = \hat{\beta}_1 + \hat{\beta}_2 X_{2i} + \hat{\beta}_3 X_{3i} + e_i \quad (1)$$

$$\text{Min} \sum e_i^2 = \sum (Y_i - \hat{\beta}_1 - \hat{\beta}_2 X_{2i} - \hat{\beta}_3 X_{3i})^2 \quad (2)$$

(3) معادله اول نرمال:

$$\frac{\partial \sum e_i^2}{\partial \hat{\beta}_1} = 2 \sum (Y_i - \hat{\beta}_1 - \hat{\beta}_2 X_{2i} - \hat{\beta}_3 X_{3i}) (-1) = 0 \Rightarrow \sum e_i = 0$$

(4) معادله دوم نرمال:

$$\frac{\partial \sum e_i^2}{\partial \hat{\beta}_2} = 2 \sum (Y_i - \hat{\beta}_1 - \hat{\beta}_2 X_{2i} - \hat{\beta}_3 X_{3i}) (-X_{2i}) = 0 \Rightarrow \sum e_i X_{2i} = 0$$

(5) معادله سوم نرمال:

$$\frac{\partial \sum e_i^2}{\partial \hat{\beta}_3} = 2 \sum (Y_i - \hat{\beta}_1 - \hat{\beta}_2 X_{2i} - \hat{\beta}_3 X_{3i}) (-X_{3i}) = 0 \Rightarrow \sum e_i X_{3i} = 0$$

(6)

$$\hat{\beta}_2 = \frac{(\sum y_i x_{2i})(\sum x_{3i}^2) - (\sum y_i x_{3i})(\sum x_{2i} x_{3i})}{(\sum x_{2i}^2)(\sum x_{3i}^2) - (\sum x_{2i} x_{3i})^2}$$

(7)

$$\hat{\beta}_3 = \frac{(\sum y_i x_{3i})(\sum x_{2i}^2) - (\sum y_i x_{2i})(\sum x_{2i} x_{3i})}{(\sum x_{2i}^2)(\sum x_{3i}^2) - (\sum x_{2i} x_{3i})^2}$$

- معادلات (6) و (7) ماهیتاً متقارن هستند.
- مخرجهای دو معادله یکسان می باشند.
- مدل سه متغیره تعمیم مدل دو متغیره است.

واریانس و خطاهای معیار تخمین مدل‌های OLS

$$\text{Var}(\hat{\beta}_2) = \frac{\sum x_{3i}^2}{(\sum x_{2i}^2)(\sum x_{3i}^2) - (\sum x_{2i}x_{3i})^2} \sigma^2 = \frac{\sigma^2}{\sum x_{2i}^2 (1 - r_{23}^2)}$$

$$\text{Var}(\hat{\beta}_3) = \frac{\sum x_{2i}^2}{(\sum x_{2i}^2)(\sum x_{3i}^2) - (\sum x_{2i}x_{3i})^2} \sigma^2 = \frac{\sigma^2}{\sum x_{3i}^2 (1 - r_{23}^2)}$$

$$\text{Cov}(\hat{\beta}_2, \hat{\beta}_3) = \frac{-r_{23}\sigma^2}{(1 - r_{23}^2)\sqrt{\sum x_{2i}^2} \sqrt{\sum x_{3i}^2}}$$

$$\sigma^2 = \frac{\sum e_i^2}{N-3} \quad \Leftarrow$$

- تخمین زن ناتور σ^2

ویژگیهای تخمین زنهای OLS

(1) خط رگرسیون از میانگینهای $\bar{X}_3, \bar{X}_2, \bar{Y}$ می گذرد.

$$(2) \quad \sum e_i = \bar{e} = 0 \rightarrow \text{رابطه (3)} \rightarrow \text{معادله اول نرمال}$$

$$(3) \quad \bar{Y} = \bar{\hat{Y}} \quad \text{اثبات:}$$

$$Y_i = \hat{Y}_i + e_i \Rightarrow \sum Y_i = \sum \hat{Y}_i + \sum e_i \Rightarrow \sum e_i = 0 \Rightarrow \bar{Y} = \bar{\hat{Y}}$$

$$(4) \quad \sum e_i X_{2i} = 0 \rightarrow \text{معادله دوم نرمال}$$

$$\sum e_i X_{2i} = 0 \rightarrow \text{معادله سوم نرمال}$$

$$\sum e_i \hat{Y}_i = 0$$

$$\sum e_i \hat{y}_i = 0 \quad (5)$$

اثبات:

$$\hat{y}_i = \hat{\beta}_2 x_{2i} + \hat{\beta}_3 x_{3i} \Rightarrow e_i \hat{y}_i = \hat{\beta}_2 e_i x_{2i} + \hat{\beta}_3 e_i x_{3i}$$

$$\Rightarrow \sum e_i \hat{y}_i = \hat{\beta}_2 \sum e_i x_{2i} + \hat{\beta}_3 \sum e_i x_{3i}$$

مطابق ویژگی چهارم $\rightarrow \hat{\beta}_2 \sum e_i x_{2i} = \hat{\beta}_3 \sum e_i x_{3i} = 0 \Rightarrow \sum e_i \hat{y}_i = 0$

$$\text{if } r_{23}^2 \uparrow \Rightarrow [\text{Var}(\hat{\beta}_2) \uparrow , \text{Var}(\hat{\beta}_3) \uparrow] \quad (6)$$

$$\text{if } r_{23}^2 \rightarrow 1 \Rightarrow [\text{Var}(\hat{\beta}_2) \rightarrow \infty , \text{Var}(\hat{\beta}_3) \rightarrow \infty]$$

(7)

$$\text{if } \overline{\sum x_{2i}^2}, \overline{r_{23}}, \overline{\sum x_{3i}^2}, \sigma^2 \uparrow \Rightarrow [\text{var}(\hat{\beta}_2), \text{var}(\hat{\beta}_3) \uparrow]$$

$$\text{if } \overline{\sigma^2}, \overline{r_{23}}, \begin{cases} \sum x_{2i}^2 \uparrow \Rightarrow \text{var}(\hat{\beta}_2) \downarrow \\ \sum x_{3i}^2 \uparrow \Rightarrow \text{var}(\hat{\beta}_3) \downarrow \end{cases}$$

(8) تخمین زننده‌ها BLUE هستند.

A photograph of a winter landscape. In the foreground, several tall evergreen trees are heavily covered in snow, their branches drooping under the weight. The ground is a smooth, undisturbed expanse of white snow. In the background, a city with lights is visible through a valley, and a large body of water stretches to the horizon under a clear blue sky with a soft orange glow from the setting or rising sun. The overall scene is serene and cold.

تخمین زندهای حداکثر راستنمایی

تخمین زنده‌های حداکثر راستنمایی

$$f(Y_1, Y_2, \dots, Y_N | \beta_1 + \beta_2 X_{2i} + \dots + \beta_k X_{ki}, \sigma^2) \quad \text{for } i=1, 2, \dots, N$$

$$= f(Y_1 | \beta_1 + \beta_2 X_{2i} + \dots + \beta_k X_{ki}, \sigma^2) f(Y_2 | \beta_1 + \beta_2 X_{2i} + \dots + \beta_k X_{ki}, \sigma^2) \dots f(Y_N | \beta_1 + \beta_2 X_{2i} + \dots + \beta_k X_{ki}, \sigma^2)$$

$$f(Y_i) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \exp \left\{ -\frac{1}{2} \frac{(\beta_1 + \beta_2 X_{2i} + \dots + \beta_k X_{ki})^2}{\sigma^2} \right\}$$

$$\Rightarrow L(\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_k, \sigma^2) = f(Y_1) f(Y_2) \dots f(Y_i) \dots f(Y_N)$$

$$= \frac{1}{\sigma^N (\sqrt{2\pi})^N} \exp \left\{ -\frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \frac{(\beta_1 + \beta_2 X_{2i} + \dots + \beta_k X_{ki})^2}{\sigma^2} \right\}$$

$$\ln L = -\frac{N}{2} \ln \sigma^2 - \frac{N}{2} \ln (2\pi) - \frac{1}{2} \sum \frac{(Y_i - \beta_1 - \beta_2 X_{2i} - \dots - \beta_k X_{ki})^2}{\sigma^2}$$

$$\frac{\partial \ln L}{\partial \beta_1} = -\frac{1}{\sigma^2} \sum (\beta_1 + \beta_2 X_{2i} + \dots + \beta_k X_{ki}) (-1)$$

$$\frac{\partial \ln L}{\partial \beta_2} = -\frac{1}{\sigma^2} \sum (\beta_1 + \beta_2 X_{2i} + \dots + \beta_k X_{ki}) (-X_{2i})$$

⋮

$$\frac{\partial \ln L}{\partial \beta_k} = -\frac{1}{\sigma^2} \sum (Y_i - \beta_1 - \beta_2 X_{2i} - \dots - \beta_k X_{ki}) (-X_{ki})$$

$$\frac{\partial \ln L}{\partial \sigma^2} = -\frac{N}{2\sigma^2} + \frac{1}{2\sigma^4} \sum (Y_i - \beta_1 - \beta_2 X_{2i} - \dots - \beta_k X_{ki})^2$$

$$\sum Y_i = N\tilde{\beta}_1 + \tilde{\beta}_2 \sum X_{2i} + \dots + \sum \tilde{\beta}_k \sum X_{ki}$$

$$\sum Y_i X_{2i} = \tilde{\beta}_1 \sum X_{2i} + \tilde{\beta}_2 \sum X_{2i}^2 + \dots + \tilde{\beta}_k \sum X_{2i} X_{ki}$$

⋮

$$\sum Y_i X_{ki} = \tilde{\beta}_1 \sum X_{ki} + \tilde{\beta}_2 \sum X_{2i} X_{ki} + \dots + \tilde{\beta}_k \sum X_{ki}^2$$

$$\tilde{\sigma}^2 = \frac{1}{N} \sum (Y_i - \tilde{\beta}_1 - \tilde{\beta}_2 X_{2i} - \dots - \tilde{\beta}_k X_{ki})^2 = \frac{1}{N} \sum e_i^2$$

تخمین زن σ^2 از روش ML مستقل از تعداد متغیرها و تخمین زنی تورش دار می باشد.

ضریب تعیین چند گانه (مرکب) R^2 و ضریب همبستگی چند گانه (مرکب) r :

$$Y_i = \hat{\beta}_1 + \hat{\beta}_2 X_{2i} + \hat{\beta}_3 X_{3i} + e_i = \hat{Y}_i + e_i$$

$$y_i = \hat{\beta}_2 x_{2i} + \hat{\beta}_3 x_{3i} + e_i = \hat{y}_i + e_i$$

$$\sum y_i^2 = \sum \hat{y}_i^2 + \sum e_i^2 + 2 \overbrace{\sum \hat{y}_i e_i}^0 \Rightarrow \sum y_i^2 = \sum \hat{y}_i^2 + \sum e_i^2$$

$$\sum y_i^2 = \sum \hat{y}_i^2 + \sum y_i^2 - \hat{\beta}_2 \sum y_i x_{2i} - \hat{\beta}_3 \sum y_i x_{3i}$$

$$ESS = \sum \hat{y}_i^2 = \hat{\beta}_2 \sum y_i x_{2i} + \hat{\beta}_3 \sum y_i x_{3i}$$

$$R^2 = \frac{ESS}{TSS} = \frac{\hat{\beta}_2 \sum y_i x_{2i} + \hat{\beta}_3 \sum y_i x_{3i}}{\sum y_i^2}$$

r مدل رگرسیونی مرکب ، همبستگی بین Y و تمامی متغیرهای توضیحی را بطور مشترک نشان می دهد.

$$r = \pm \sqrt{R^2}$$

مثال (7-6)

منحنی فیلیپس تعدیل شده بر حسب انتظارات برای ایالات متحده طی دوره 1970 - 1982

$$Y_t = \beta_1 + \beta_2 X_{2t} + \beta_3 X_{3t} + u_t \quad 1970$$

Y_t : نرخ واقعی تورم (%) در زمان t

X_{2t} : نرخ بیکاری (%) در زمان t

X_{3t} : نرخ تورم مورد انتظار یا پیش بینی شده (%) در زمان t

$$\hat{Y}_t = 7.1933 - 1.3925 X_{2t} + 1.4700 X_{3t}$$

(1.5948) (0.305) (0.1758)

$$R^2 = 0.8766$$

رگرسیون ساده در چارچوب رگرسیون چند متغیره (مرکب):

مقدمه‌ای بر تورش تصریح

مدل صحیح :
$$Y_t = \beta_1 + \beta_2 X_{2t} + \beta_3 X_{3t} + U_t$$

مدل تخمین زده شده :
$$Y_t = b_1 + b_{12} X_{2t} + e_{1t}$$

$$E(b_{12}) \neq \beta_2$$

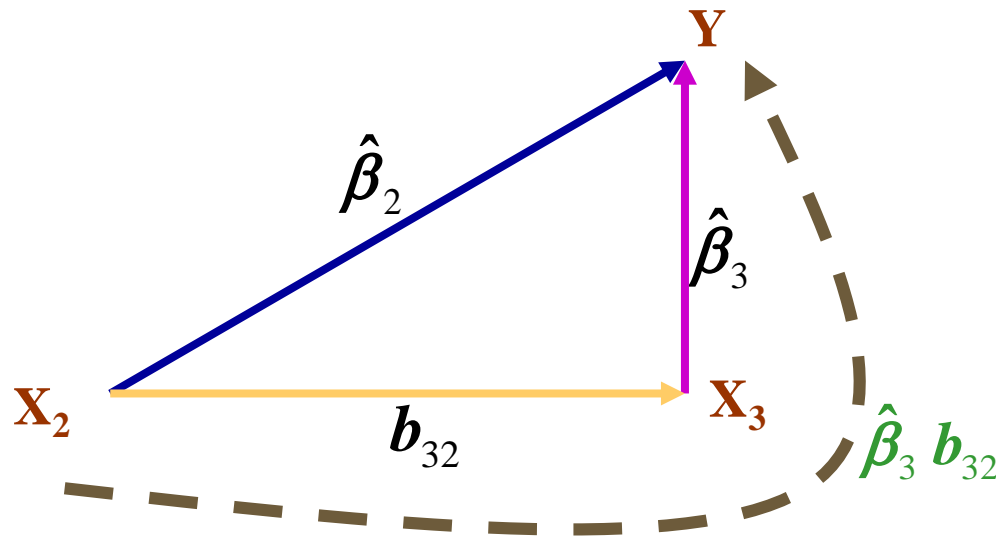
جزء خطا $b_{12} = \beta_2 + \beta_3 b_{32} +$ [اثبات در ضمیمه]

$$X_{3t} = b_2 + b_{32} X_{2t} + e_{2t}$$

$$\text{تأثیر غیر مستقیم} + \text{تأثیر مستقیم} = \text{تأثیر ناخالص}$$

$$Y \text{ روی } X_2 \quad Y \text{ روی } X_2 \quad Y \text{ روی } X_2$$

$$(\hat{\beta}_3 \ b_{32}) \quad (\hat{\beta}_2) \quad (b_{12})$$



R^2 و R^2 ی تعدیل شده:

↓ (درجه آزادی) و $R^2 \uparrow \Rightarrow \uparrow$ تعداد متغیرهای توضیحی if

$$R^2 = \frac{ESS}{TSS} = 1 - \frac{RSS}{TSS} = 1 - \frac{\sum e_i^2}{\sum y_i^2}$$

برای در نظر گرفتن افزایش R^2 به همراه کاهش درجه آزادی در مقایسه دو مدل به جای R^2 از \bar{R}^2 استفاده می شود.

K : تعداد پارامترهای مدل حاوی جزء عرض از مبدأ

$$\bar{R}^2 = 1 - \frac{\sum e_i^2 / (N - K)}{\sum y_i^2 / (N - 1)}$$

$$\bar{R}^2 = 1 - \frac{\hat{\sigma}_e^2}{S_y^2} = 1 - (1 - R^2) \frac{N - 1}{N - K}$$

$$\text{if } K > 1 \Rightarrow \bar{R}^2 < R^2 \quad (1)$$

$$\text{if } \bar{R}^2 < 0 \Rightarrow R^2 = 0 \quad (2) \quad \bar{R}^2 \text{ می تواند منفی باشد.}$$

توجه: استفاده از \bar{R}^2 بهتر از R^2 است زیرا \bar{R}^2

تصویر واقع بینانه تری از برازش رگرسیون را نشان می دهد،

به ویژه هنگامی که تعداد متغیرهای توضیحی در مقایسه با

تعداد مشاهدات اندک باشد.

مقایسه دو مقدار R^2 :

در مقایسه دو مدل بر اساس ضریب تعیین، خواه تعدیل شده یا تعدیل نشده باشد، متغیر وابسته باید یکسان باشد اما متغیرهای توضیحی می توانند متفاوت باشند.

مثال: R^2 دو مدل مقابل را نمی توان مقایسه کرد:

$$\ln Y_i = \beta_1 + \beta_2 X_{2i} + \beta_3 X_{3i} + U_i$$

$$Y_i = \alpha_1 + \alpha_2 X_{2i} + \alpha_3 X_{3i} + U_i$$

چگونه می توان R^2 های مدل های فوق را بایکدیگر مقایسه کرد؟

(1) باید آنتی لگاریتم، $\widehat{\ln Y_i}$ مدل اول را به دست آورده، سپس R^2 بین آنتی لگاریتم $\widehat{\ln Y_i}$ و Y_i رابه دست آورده و با R^2 مدل دوم مقایسه کرد.

(2) متقابلاً $\widehat{Y_i}$ را از مدل دوم به دست آورده، آن را به $\widehat{\ln Y_i}$ تبدیل کرده و سپس R^2 بین $\widehat{\ln Y_i}$ و $\ln Y_i$ را با R^2 مدل اول مقایسه می کنیم.

ضرایب همبستگی جزئی:

ضریب همبستگی جزئی نشانگر درجه «حقیقی» همبستگی بین متغیر توضیحی و یک متغیر دیگر است که از تأثیر سایر متغیرهای توضیحی خنثی شده است.

مطابق آنچه قبلاً اشاره شد:

$$r_{e_1 e_2} = r_{12, 3}$$

$$= \frac{\sum (e_{1i} - \bar{e}_1) (e_{2i} - \bar{e}_2)}{\sqrt{\sum (e_{1i} - \bar{e}_1)^2 \sum (e_{2i} - \bar{e}_2)^2}} \quad \bar{e}_1 = \bar{e}_2 = 0 \quad \frac{\sum e_{1i} e_{2i}}{\sqrt{\sum e_{1i}^2 \sum e_{2i}^2}}$$

$$\text{ضریب جزئی همبستگی بین } Y \text{ و } X_2 \text{ با ثابت نگاهداشتن } X_3 = r_{12, 3} = \frac{r_{12} - r_{13}r_{23}}{\sqrt{(1-r_{13}^2)(1-r_{23}^2)}}$$

$$\text{ضریب جزئی همبستگی بین } Y \text{ و } X_3 \text{ با ثابت نگاهداشتن } X_2 = r_{13, 2} = \frac{r_{13} - r_{12}r_{23}}{\sqrt{(1-r_{12}^2)(1-r_{23}^2)}}$$

$$\text{ضریب جزئی همبستگی بین } X_2 \text{ و } X_3 \text{ با ثابت نگاهداشتن } Y = r_{23, 1} = \frac{r_{23} - r_{12}r_{13}}{\sqrt{(1-r_{12}^2)(1-r_{13}^2)}}$$

تفسیر ضرایب ساده و جزئی همبستگی

(1) حتی اگر $r_{12} = 0$ باشد، مادامیکه $r_{23} \neq 0$ و $r_{13} \neq 0$ و یا هر دو صفر نباشند، $r_{12,3}$ صفر نخواهد بود.

(2) اگر $r_{12} = 0$ و یا $r_{13} \neq 0$ و $r_{23} \neq 0$ و r_{13} هم علامت باشند، آنگاه $r_{12,3} < 0$

(3) اگر $r_{12} = 0$ و یا $r_{13} \neq 0$ و $r_{23} \neq 0$ و r_{13} مختلف علامه باشند، آنگاه: $r_{12,3} > 0$

$$0 \leq r_{12}^2 + r_{13}^2 + r_{23}^2 - 2r_{12}r_{13}r_{23} \leq 1 \quad (4)$$

(5) اگر $r_{13} = r_{23} = 0$ این بدین معناست که Y با X_3 و X_2 با X_3 همبستگی ندارند ، نه اینکه Y و X_2 همبستگی ندارند.

$r_{12,3}^2$ ضریب جزئی تعیین نامیده می شود و به عنوان نسبتی از تغییر در Y ، که توسط X_3 توضیح داده نشده و با وارد کردن X_2 در مدل توضیح داده شده است ، تفسیر می شود.

روابط بین R^2 و ضرایب ساده و جزئی همبستگی

$$\begin{aligned}
 R^2 &= \frac{r_{12}^2 + r_{13}^2 - 2 r_{12} r_{13} r_{23}}{1 - r_{23}^2} \\
 &= r_{12}^2 + (1 - r_{12}^2) r_{13,2}^2 \\
 &= r_{13}^2 + (1 - r_{13}^2) r_{12,3}^2
 \end{aligned}$$

از رابطه بالا مشخص می شود که هرگاه متغیر توضیحی به مدل اضافه شود R^2 کاهش نخواهد یافت.

مدلهای رگرسیونی چند جمله‌ای

رگرسیون چند جمله‌ای درجه 2 از لحاظ متغیر X

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_i + \beta_2 X_i^2 + u_i$$

رگرسیون چند جمله‌ای درجه k ام

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_i + \beta_2 X_i^2 + \dots + \beta_k X_i^k + U_i$$

نکته: X_i^2 , X_i^3 , ..., X_i^k همگی توابعی غیرخطی از X_i بوده و بنابراین فرض عدم وجود همخطی را نقض نمی‌کنند.

مثال 4-7: تخمین تابع هزینه کل

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_i + \beta_2 X_i^2 + \beta_3 X_i^3 + u_i \quad Y: \text{هزینه کل}$$

X : محصول

برای داشتن منحنی های U شکلی از هزینه نهایی و متوسط کوتاه مدت ، باید محدودیتهای زیر برای پارامترها صادق باشند:

$$1) \beta_0, \beta_1, \beta_3 > 0$$

$$2) \beta_2 < 0$$

$$3) \beta_2^2 < 3 \beta_1 \beta_3$$

نتایج تجربی

$$\hat{Y}_i = 141.7667 + 63.4776 X_i - 12.9615 X_i^2 + .9396 X_i^3$$

(6.3753) (4.7786) (.9857) (.0591)

$$R^2 = .9983$$



خلاصه

در این فصل به بیان رگرسیون سه متغیره (مرکب) پرداختیم.
مفاهیم ذکر شده:

- ضرائب جزئی رگرسیونی
- ضرائب جزئی همبستگی و ضرایب مرکب همبستگی
- R^2 تعدیل نشده و R^2 تعدیل شده
- همخطی و تورش
- اگرچه R^2 معیار خلاصه و مفیدی است اما نباید بیش از حد بر اهمیت آن تأکید کرد.

ضمیمه [اثبات: $E(b_{12}) = \beta_2 + \beta_3 b_{32}$]

$$y_i = \beta_2 X_{2i} + \beta_3 x_{3i} + (u_i - \bar{u})$$

$$\sum y_i x_{2i} = \beta_1 \sum x_{2i}^2 + \beta_3 \sum x_{2i} x_{3i} + \sum x_{2i} (u_i - \bar{u})$$

$$\sum y_i x_{3i} = \beta_2 \sum x_{3i} x_{2i} + \beta_3 \sum x_{3i}^2 + \sum x_{3i} (u_i - \bar{u})$$

$$\frac{\sum y_i x_{2i}}{\sum x_{2i}^2} = \beta_2 + \beta_3 \frac{\sum x_{2i} x_{3i}}{\sum x_{2i}^2} + \frac{\sum x_{2i} (u_i - \bar{u})}{\sum x_{2i}^2}$$

$$b_{12} = \frac{\sum y_i x_{2i}}{\sum x_{2i}^2}$$

$$b_{32} = \frac{\sum x_{2i} x_{3i}}{\sum x_{3i}^2} \rightarrow b_{12} = \beta_2 + \beta_3 b_{32} + \frac{\sum x_{2i} (u_i - \bar{u})}{\sum x_{2i}^2}$$

$$E(b_{12}) = \beta_2 + \beta_3 b_{32}$$

پایان

