

令和2年度 中級計量経済学  
講義ノート2: 線形回帰モデル

このノートでは、線形回帰モデルの理論を紹介する。回帰モデルは、ある変数から別の変数への影響を調べたいときに用いられる。こうした変数間の関係を線形に表現して、確率論的な仮定を置くことで統計学的な分析を可能にしたものが線形回帰モデルである。線形回帰モデルは、経済分析で最もよく使われるモデルであると同時に、他の分析手法の基礎となっているため、計量経済学において最も重要なトピックである。実際の計量経済分析では、最小二乗法を用いてこのモデルを推定し、その結果を用いて検定や統計的推測が行われる。この章では、そうした統計手法の理論的背景を学習することである。

## 2.1 線形回帰モデルと最小二乗法

$(y_i, \mathbf{X}_i)$  という変数の組を  $i = 1, \dots, n$  について観測したとしよう。変数  $y_i$  と  $\mathbf{X}_i$  との関係が線形であると想定し、

$$y_i = \beta' \mathbf{X}_i + u_i \quad (1)$$

というモデルを考える。 $u_i$  は誤差項と呼ばれ、 $y_i$  を決める要素のうち  $\mathbf{X}_i$  以外のものをまとめたものである。上のモデルは、線形モデルと呼ばれる。線形回帰モデルと呼ぶ際には、通常、暗黙に  $\mathbf{X}_i$  と  $u_i$  が無相関であるという仮定、または  $\mathbf{X}_i$  を条件とする  $u_i$  の期待値が0であるという追加的な仮定をおく。これらについては、後に詳しく説明する。

変数の組のベクトル  $\mathbf{X}_i$  の最初の要素は通常1とする、つまり  $\mathbf{X}_i = (1, x_{i2}, \dots, x_{ik})'$  である。係数のパラメータ(母数)ベクトルを  $\beta' = (\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_k)$  とすると、

$$\beta' \mathbf{X}_i = \beta_1 + \beta_2 x_{i2} + \dots + \beta_k x_{ik} \quad (2)$$

となり、最初の要素1は定数項に対応する。

用語 以下の用語は、講義を通して繰り返し使用する。

- $\beta_1$ : 定数項、切片と呼ばれる。
- $(\beta_2, \dots, \beta_k)$ : 係数と呼ばれる。
- $y = \beta' \mathbf{X}$ : 母回帰線。
- $\beta$ : 母回帰線の係数(母数)。
- $y_i$ : 従属変数、被説明変数。
- $\mathbf{X}_i$ : 独立変数、説明変数、共変量、回帰変数など、いろいろな呼び方があり、どの呼び方も使用されている。各名称ごとに少しずつニュアンスは異なるが、その違いはそれほど気にすることは無いと思われる。
- $u_i$ : 誤差項と呼ばれる。しかし、経済分析においては、文字通りの誤差(測定や観測の誤差)であるという理解は必ずしも適切でない。 $y_i$  を決める決定要因のうち  $\mathbf{X}_i$  以外のものすべてを含んだ量と解釈するべきである。 $y_i$  への影響度で考えると、 $\mathbf{X}_i$  よりも重要なものを含む可能性もある。このようなことが起こる理由は、データが入手できない、そもそも重要な決定要因を見落としているといったことが考えられる。

線形回帰モデルの係数の推定 母数のベクトル  $\beta$  を推定する。

$\mathbf{X}_i$  を使って  $y_i$  を予測するときの誤差の2乗和を最小化するやり方を最小二乗推定という。また、その推定量を、最小二乗推定量という。これを OLS(ordinary least squares) と表記する。 $\beta$  の OLS 推定量を  $\hat{\beta}$  とすると、それは、

$$\sum_{i=1}^n (y_i - b' \mathbf{X}_i)^2 \quad (3)$$

を最小化する  $b$  の値である。1次の条件は、

$$-\sum_{i=1}^n \mathbf{X}_i (y_i - b' \mathbf{X}_i) = 0 \quad (4)$$

となる。目的関数は凸関数であるので、1次の条件は最小化のための必要十分条件になっている。

OLS 推定量  $\hat{\beta}$  は、

$$\hat{\beta} = \left( \sum_{i=1}^n \mathbf{X}_i \mathbf{X}_i' \right)^{-1} \sum_{i=1}^n \mathbf{X}_i y_i \quad (5)$$

と明示的に書くことができる。

以下の用語を講義を通して使用する。

- $y = \hat{\beta}' \mathbf{X}$ : OLS 回帰直線。
- $\hat{y}_i = \hat{\beta}' \mathbf{X}_i$ : OLS 回帰線による  $X = X_i$  の時の  $y_i$  の予測値。
- $\hat{u}_i = y_i - \hat{y}_i$ :  $i$  番目の観測値の残差。これは、誤差項 ( $u_i$ ) とは違うことに注意しよう。

## 2.2 OLS 推定量の標本分布

推定量の統計的な性質を明らかにすることが、この章で最も重要なポイントである。そのために以下の仮定をおく。

最小二乗法の性質を調べるための仮定

1.  $E(u_i | \mathbf{X}_i) = 0$  あるいは  $E(y_i | X_i) = \beta' \mathbf{X}_i$ 。ここで、 $E(u_i | \mathbf{X}_i) = 0$  であるとき  $\text{corr}(\mathbf{X}_i, u_i) = 0$  となる。(逆は必ずしも成り立たない。)
2.  $(\mathbf{X}_i, y_i), i = 1, \dots, n$  は i.i.d. (独立同一分布)。もし、ある母集団から無作為抽出によって観測値を集めた場合、この仮定は満たされる。
3.  $\mathbf{X}_i$  と  $u_i$  は4次のモーメントを持つ。つまり、すべての  $m$  について  $0 < E((x_{im} - E(x_{im}))^4) < \infty$  となり、また  $E(u_i^4) < \infty$  である。これは異常に大きい  $X_i$  や  $u_i$  の値をそれほど頻繁には取らないことを意味する。
4.  $\mathbf{X} = (\mathbf{X}_1, \dots, \mathbf{X}_n)'$  という行列は、列フルランクである。完全な多重共線性がない(要素間に確定的な線形関係(例えば  $X_{i1} + X_{i2} = X_{i3}$  等)がない)ことを仮定している。

これらの仮定の役割

- 数学的に、OLS 推定量が一致性、不偏性、漸近正規性をもつことを示すのに使われる。
- OLS による回帰分析がうまく機能しない状況を明らかにしたり、その対応策を考える際に役に立つ。最初の仮定 ( $E(u_i|\mathbf{X}_i) = 0$ ) が、実証研究においては、もっともよく議論される(次章)。

OLS 推定の漸近的性質 OLS 推定量  $\hat{\beta}$  は、ランダムに抽出された標本から計算している。したがって、推定量は、ある確率分布を持つ確率変数である。

OLS 推定量の分布を知ることは、母数の値に関する仮説検定や、信頼区間の構築に必要となる。

誤差項  $u_i$  の分布を決めてしまわずに議論するために、大標本理論 ( $n$  を無限に大きくした極限で考える統計理論) を使って推定量の標本分布を近似する。

OLS 推定量は、

- 不偏 ( $E(\hat{\beta}) = \beta$ ) で、
- 一致 ( $\hat{\beta} \rightarrow_p \beta$ ) で、
- 漸近正規:

$$\sqrt{n}(\hat{\beta} - \beta) \rightarrow_d N\left(\mathbf{0}, (E(\mathbf{X}_i\mathbf{X}_i'))^{-1} E(u_i^2\mathbf{X}_i\mathbf{X}_i') (E(\mathbf{X}_i\mathbf{X}_i'))^{-1}\right). \quad (6)$$

である。

証明

*Proof.* 不偏性:  $\hat{\beta}$  の式 (5) に  $y_i = \beta'\mathbf{X}_i + u_i$  を代入すると

$$\hat{\beta} = \beta + \left(\sum_{i=1}^n \mathbf{X}_i\mathbf{X}_i'\right)^{-1} \sum_{i=1}^n \mathbf{X}_i u_i \quad (7)$$

が成り立つことがわかる。ここで、i.i.d. の仮定と、条件付き平均が 0 である仮定から、

$$E\left\{\left(\sum_{i=1}^n \mathbf{X}_i\mathbf{X}_i'\right)^{-1} \sum_{i=1}^n \mathbf{X}_i u_i | \mathbf{X}\right\} = \left(\sum_{i=1}^n \mathbf{X}_i\mathbf{X}_i'\right)^{-1} \sum_{i=1}^n \mathbf{X}_i E(u_i | \mathbf{X}_i) = 0 \quad (8)$$

となる。従って、繰り返し期待値の法則から、 $E(\hat{\beta}) = E\{E(\hat{\beta}|\mathbf{X})\} = E(\beta) = \beta$  となる。

一致性: まず、

$$\hat{\beta} = \beta + \left(\sum_{i=1}^n \mathbf{X}_i\mathbf{X}_i'\right)^{-1} \sum_{i=1}^n \mathbf{X}_i u_i = \beta + \left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \mathbf{X}_i\mathbf{X}_i'\right)^{-1} \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \mathbf{X}_i u_i \quad (9)$$

と表現できる。大数の法則より、

$$\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \mathbf{X}_i\mathbf{X}_i' \rightarrow_p E(\mathbf{X}_i\mathbf{X}_i') \quad (10)$$

となり、右辺は正値定符号である。また、

$$\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \mathbf{X}_i u_i \rightarrow_p E(\mathbf{X}_i u_i) = 0 \quad (11)$$

も示せる。つまり、 $\hat{\beta} \rightarrow_p \beta$  となる。ここまでの証明で、 $E(u_i | \mathbf{X}_i) = 0$  の仮定が重要な意味をもっていることがわかるであろう。これが満たされない場合には、不偏性や一致性が成立しなくなってしまう。

漸近正規性: まず、(7) 式を変形すると

$$\sqrt{n}(\hat{\beta} - \beta) = \left( \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \mathbf{X}_i \mathbf{X}_i' \right)^{-1} \frac{1}{\sqrt{n}} \sum_{i=1}^n \mathbf{X}_i u_i. \quad (12)$$

と表すことができる。中心極限定理により、

$$\frac{1}{\sqrt{n}} \sum_{i=1}^n \mathbf{X}_i u_i \rightarrow_d N(\mathbf{0}, E(u_i^2 \mathbf{X}_i \mathbf{X}_i')) \quad (13)$$

となる。したがって、Slutsky の補題により

$$\sqrt{n}(\hat{\beta} - \beta) \rightarrow_d (E(\mathbf{X}_i \mathbf{X}_i'))^{-1} N(\mathbf{0}, E(u_i^2 \mathbf{X}_i \mathbf{X}_i')) \quad (14)$$

$$= N\left(\mathbf{0}, (E(\mathbf{X}_i \mathbf{X}_i'))^{-1} E(u_i^2 \mathbf{X}_i \mathbf{X}_i') (E(\mathbf{X}_i \mathbf{X}_i'))^{-1}\right). \quad (15)$$

□

漸近分散の推定 OLS 推定量の漸近分散は、次のように推定できる。

$$\hat{\mathbf{V}} = \left( \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \mathbf{X}_i \mathbf{X}_i' \right)^{-1} \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \hat{u}_i^2 \mathbf{X}_i \mathbf{X}_i' \left( \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \mathbf{X}_i \mathbf{X}_i' \right)^{-1}. \quad (16)$$

この推定量は、上で述べた仮定の下で一致性 ( $\hat{\mathbf{V}} \rightarrow_p (E(\mathbf{X}_i \mathbf{X}_i'))^{-1} E(u_i^2 \mathbf{X}_i \mathbf{X}_i') (E(\mathbf{X}_i \mathbf{X}_i'))^{-1}$ ) を持つ。証明は省略する。

分散均一の場合 もし  $E(u_i^2 | \mathbf{X}_i) = \sigma^2$  となるなら、分散均一であるという。そのとき、上の結果はすべて成立するが、漸近分散の表現が簡単になり、

$$\sqrt{n}(\hat{\beta} - \beta) \rightarrow_d N\left(\mathbf{0}, \sigma^2 (E(\mathbf{X}_i \mathbf{X}_i'))^{-1}\right) \quad (17)$$

となる。また、漸近分散の推定も  $s^2 = \sum_{i=1}^n \hat{u}_i^2 / n$  として、

$$\hat{\mathbf{V}} = s^2 \left( \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \mathbf{X}_i \mathbf{X}_i' \right)^{-1} \quad (18)$$

となる。ここに示した分散均一の場合の漸近分散の方が上に述べた一般計よりも簡潔なので、多くの統計学、計量経済学のテキストの回帰分析の章では、こちらが紹介されている。

### 2.3 仮説検定と信頼区間

ある一つの回帰係数に関する検定  $m$  番目の回帰変数の係数  $\beta_m$  に関する帰無仮説  $H_0 : \beta_m = \beta_{m,0}$  は、 $t$  統計量を使って検定できる。

1. OLS 推定値  $\hat{\beta}_m$  を計算する。
2.  $\hat{\beta}_m$  の標準誤差を計算する。 $\hat{V}_{mm}$  を、 $\hat{V}$  の  $(m, m)$  要素とする。 $\hat{\beta}_m$  の標準誤差  $SE(\hat{\beta}_m)$  は

$$SE(\hat{\beta}_m) = \sqrt{\frac{\hat{V}_{mm}}{n}} \quad (19)$$

である。

3.  $t$  統計量を計算する。

$$t = \frac{\hat{\beta}_m - \beta_{m,0}}{SE(\hat{\beta}_m)}. \quad (20)$$

4.  $p$  値を  $2\Phi(-|t|)$  として計算する。あるいは、有意水準を、たとえば5%と決め、もし、 $|t| > 1.96$  ならば、 $H_0$  を棄却する。

$t$  統計量を以下のように書き換えてみよう。

$$t = \frac{\hat{\beta}_m - \beta_m^0}{SE(\hat{\beta}_m)} = \frac{\hat{\beta}_m - \beta_m}{SE(\hat{\beta}_m)} + \frac{\beta_m - \beta_m^0}{SE(\hat{\beta}_m)} \quad (21)$$

これを見れば、この検定法を直観的に理解できる。最小二乗推定量の漸近正規性から、右辺の第1項は常に近似的に標準正規分布に従うので、95%の確率でおよそ-2と2の間の値をとる。一方、第2項は帰無仮説が正しい時には0であるが、対立仮説が正しいければ0でない。(19)式から、 $n$ が大きくなれば分母の  $SE(\hat{\beta}_m)$  は0に近づいていくため、第2項の絶対値はどんどん大きくなる。まとめると、帰無仮説が正しい時にはおよそ確率0.95で  $|t| < 1.96$  となり、対立仮説が正しい時には  $|t|$  はそれよりもずっと大きな値をとるはずである。

片側検定 帰無仮説を  $H_0 : \beta_m = \beta_{m,0}$  とし、対立仮説を  $H_1 : \beta_m < \beta_{m,0}$  とする。両側検定と片側検定の違いは、手順の4番にある。

- $p$  値:  $\Phi(t)$ .
- 有意水準が5%なら  $t < -1.645$  のとき帰無仮説を棄却する。

回帰係数の信頼区間  $\beta_m$  の95%信頼区間とは、

- 両側検定をしたときに、5%の有意水準では棄却できない帰無仮説のもとでの係数の値の集合。
- 95%の確率で、 $\beta_m$  の真の値を含む区間。ここで、区間が確率変数である。

95%信頼区間は、近似的に

$$P\left(\left|\frac{\hat{\beta}_m - \beta_m}{SE(\hat{\beta}_m)}\right| < 1.96\right) = 0.95 \quad (22)$$

が成り立つことから、不等式を変形して

$$(\hat{\beta}_m - 1.96 \times SE(\hat{\beta}_m), \hat{\beta}_m + 1.96 \times SE(\hat{\beta}_m)) \quad (23)$$

となる。

$x$  を変化させたときの  $y$  の変化分の予測値の信頼区間  $x_m$  を  $\Delta x_m$  だけ変化させると、 $y$  の変化分の予測値は、 $\beta_m \Delta x_m$  である。

つまり、 $\beta_m \Delta x_m$  の信頼区間が必要となる。これは

$$(\hat{\beta}_m \Delta x_m - 1.96 \times SE(\hat{\beta}_m) |\Delta x_m|, \hat{\beta}_m \Delta x_m + 1.96 \times SE(\hat{\beta}_m) |\Delta x_m|) \quad (24)$$

として計算できる。

## 2.4 複合仮説の検定

複合仮説とは、二つ以上の制約のある仮説である。主に、二つ以上の係数がそれぞれある特定の値であるという仮説を考える。

**Wald 統計量と  $F$  統計量** 帰無仮説を、 $R\beta - r = 0$  とする。ここで、 $R$  は  $q \times k$  の行列で、行フルランクであり、 $r$  は  $q \times 1$  のベクトルとする ( $q < k$ )。

例えば、 $\beta = (\beta_1, \dots, \beta_4)$  であり、帰無仮説が  $H_0 : \beta_1 = \beta_2, \beta_3 = 0$  であるとする、それに対応する  $R$  と  $r$  は、

$$R = \begin{pmatrix} 1 & -1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{pmatrix}, \quad r = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \end{pmatrix} \quad (25)$$

である。

Wald 統計量は、

$$W = n(R\hat{\beta} - r)' (R\hat{V}R')^{-1} (R\hat{\beta} - r) \quad (26)$$

である。 $H_0$  のもとで、 $W \rightarrow_d \chi_q^2$  である。

$F$  統計量は、 $F = W/q$  である。

- 注：分散不均一に頑健な Wald あるいは  $F$  統計量を使うこと。多くの統計ソフトでは、特に指定しない限り、分散均一の場合のみ使用できる Wald あるいは  $F$  統計量が計算される。
- $q$  は、帰無仮説を成り立たせる最小の制約の数である。例えば、 $\beta_1 = \beta_2 = \beta_3$  という帰無仮説の場合は、制約の数は、 $q = 2$  となる。

- それぞれの係数ごとに検定を行うと、検定の有意水準、あるいは棄却域の設定が難しくなる。仮に、 $t_1$  か  $t_2$  のどちらかの絶対値が、1.96 を超えたときに、複合仮説を棄却するとどうなるであろうか。このとき、検定の有意水準は、 $t_1$  と  $t_2$  の相関に依存してしまう。

例えば、 $t_1$  と  $t_2$  が完全に相関しているなら、有意水準は 5% となる。一方で、仮に  $t_1$  と  $t_2$  が独立であるとすると、

$$\Pr(|t_1| < 1.96, |t_2| < 1.96) = \Pr(|t_1| < 1.96) \times \Pr(|t_2| < 1.96) = 0.95^2 = 0.9025 \quad (27)$$

となり、 $\Pr(\text{棄却} | H_0) = 1 - 0.9025 = 0.0975$  となる。帰無仮説は、必要以上によく棄却されることになる。

- $\beta_1$  を切片として、次の帰無仮説の  $F$  統計量を考える。

$$H_0 : \beta_2 = 0, \dots, \beta_k = 0. \quad (28)$$

この場合、 $R = [\mathbf{0}_{(k-1) \times 1} : I_{k-1}]$  で  $r = \mathbf{0}_{(k-1) \times 1}$  である。この統計量は、回帰全体の  $F$  統計量と呼ばれ、多くの統計ソフトで回帰をすると自動的に計算される。

複数の係数に関する信頼集合 二つ以上の係数に関する 95% の信頼集合とは、95% の確率で真の係数値を含む集合である。

- これは、5% の有意水準で、係数の組がある値であるという  $F$  検定が棄却できない、係数の値の集合である。
- 2 つの係数の時には、信頼集合は楕円になる。
- 近年では、多くの統計ソフトで計算できるようになってきた。

## 2.5 $R^2$

決定係数  $R^2$  とは、 $y_i$  の標本分散のうち、 $\mathbf{X}_i$  で説明できる割合である。

まず、次のような  $y_i$  の分割を考える:  $y_i = \hat{y}_i + \hat{u}_i$ 。

- $\hat{y}_i = \hat{\beta}' \mathbf{X}_i$ :  $y_i$  のうち、モデルによって説明できる部分。
- $\hat{u}_i = y_i - \hat{y}_i$ :  $y_i$  のうち、モデルで説明できない部分。

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - \bar{y})^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n \hat{u}_i^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}. \quad (29)$$

$0 \leq R^2 \leq 1$  である。 $R^2$  は、回帰変数を増やすと増加する。

$R^2$  が 1 に近いということは、回帰変数が  $Y_i$  の値を予測する精度が高いということである。一方で、 $R^2$  が 0 に近いということは、回帰変数が  $Y_i$  を予測するのにあまり役に立たないということである。

修正済み  $R^2$  説明変数の追加によって  $R^2$  が大きくなったからといって、その変数がモデルの当てはまりを改善したとは一概には言えない。実は、 $R^2$  は回帰変数を増やすと常に大きくなる（もしくは変化しない）。この問題に対処するために、修正済み  $R^2$  を使う。

$$\bar{R}^2 = 1 - \frac{n-1}{n-k-1} \frac{\sum_{i=1}^n \hat{u}_i^2}{\sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2}. \quad (30)$$

回帰変数を増やすと  $\sum_{i=1}^n \hat{u}_i^2$  は減るが、 $1/(n-k-1)$  は大きくなる。

- $\bar{R}^2 \leq R^2$ .
- $\bar{R}^2$  は負になることもある。

注意すべき点

- $R^2$  が増えたからといって、追加した変数が統計的に有意とは限らない。
- $R^2$  や  $\bar{R}^2$  が大きいからと言って、回帰変数が、被説明変数を決める真の要因になっているとはいえない。
- $R^2$  が高いからといって、欠落変数問題（後ほど解説する）がないとは限らない。
- $R^2$  が高いからといって、適切な回帰変数の組が選ばれているとは限らない。

## 2.6 分散均一性と不均一性

- 分散均一性:  $u_i$  の条件付き分散が  $X_i$  に依存していないということ。 ( $E(u_i^2 | X_i) = \sigma^2$ )
- 分散不均一性:  $u_i$  の条件付き分散が  $X_i$  に依存しているということ。

例として、次のような回帰モデルを考える。Earnings は所得であり、MALE は男性なら 1、女性なら 0 をとる 2 項変数とする。

$$Earnings_i = \beta_1 + \beta_2 MALE_i + u_i. \quad (31)$$

分散均一性とは、所得の分散が男性と女性で同じであるということ。

分散均一性の仮定の功罪

- 制約が強い。
- OLS は、分散均一性が成り立っていれば、有効推定量（最小分散）になる。“The Gauss-Markov theorem”。
- OLS 係数推定値の標準誤差を簡単な式で計算できる ((18) 式から)。

統計的推測（検定や区間推定）には必ず標準誤差が用いられる。(16) 式から計算した標準誤差は、分散不均一に対して頑健なものである。つまり、分散不均一であってもなくても漸近的に正しい値を与える。したがって、その標準誤差を使用することで、誤差項の分散均一の是非に関わらず、適切に統計的推測ができる。逆に、(18) 式は分散均一の時は正しいが、分散不均一の時は間違った結果を与える。



どちらを使うべきか？ 自然科学の実験と違って、経済分析では分散均一でない場合が多い。したがって、分散不均一に頑健な標準誤差を使うのがよいであろう。

なお、多くの統計ソフトは、デフォルトでは分散均一の場合のみ使える標準誤差を計算するので注意すること。

## 2.7 どの変数を回帰に含めるべきか

経済の実証分析においては、二つの変数の関係、特にある特定の変数が別の変数に与える影響に興味があることが多い。しかし、実際に回帰を行うときは、興味のある変数以外の変数もモデルに含めて推定することが多く、実は正確に影響を測るためにはそれが必要である。その最も重要な理由は、欠落変数のバイアスを回避するためである。

例えば、小学校において学級の大きさが学力テストの点数に与える影響を調べたい時に、次のような線形回帰モデルを使ったとする。

$$TestScore = \beta_1 + \beta_2 STR + u \quad (32)$$

として、 $TestScore$  が学力テストの点数で、 $STR$  が教師一人当たりの児童数であるとする。誤差項の  $u$  は教師一人当たりの児童数以外に学力テストの成績に影響を与えるよう要素すべてを含んだものである。したがって、 $u$  には、以下のようなものが含まれると考えられる。

- 教師の資質;
- コンピューターを導入しているか;
- 児童の家庭環境。

これらの要素と学級の大きさは、関連していることが多い。この相関が、問題のある結果を出すこともある。

例えば、ある学校は学級の大きさも小さく、学力テストの成績もよかったとする。しかし、その学校に教師の数が多きことから、教育熱心な家庭が校区に居住するようになっているかもしれない。その時には、成績のよさが、学級の大きさから来るのか、それとも家庭環境からくるのかよくわからなくなってしまう。

欠落変数の定義 以下の二つの条件を満たす変数を欠落変数という。

1. 被説明変数に影響を与えているが、モデルの説明変数に含まれていない。
2. モデルに含まれている回帰変数と相関がある。

もし欠落変数があると、OLS 推定量はバイアスをもち、このバイアスを欠落変数バイアスという。1つ目の条件は当然として、2つ目の条件を課す理由が分かりにくいかもしれない。実は、以下に示すように、2つ目の条件が満たされない(相関がない)時にはバイアスが生じないのである。

欠落変数がある場合に推定結果にどのような影響があるか考えてみよう。 $Y$  の決定要因は  $X, Z$  であるが、 $Z$  を含めなかったとしよう。つまり、

$$Y = X\beta + Z\gamma + u, \quad E(u|X, Z) = 0 \quad (33)$$

であるが、 $X$  のみを説明変数として  $\beta$  を推定すると、

$$\begin{aligned}\hat{\beta} &= (X'X)^{-1}X'Y = (X'X)^{-1}X'(X\beta + Z\gamma + u) \\ &= \beta + (X'X)^{-1}X'Z\gamma + (X'X)^{-1}X'u\end{aligned}$$

なので、 $X$  と  $Z$  が相関をもつことから第二項がバイアスとして残ってしまう。

同じことであるが、次のように説明することもできる。欠落変数がある場合には  $u_i$  の中に欠落変数が含まれることになってしまうため、

$$E(u_i|X_i) \neq 0 \quad (34)$$

となり、 $u_i$  と  $X_i$  に相関が生ずる。そのため、OLS 推定量が一致性を失ってしまう。

説明変数が一つの場合を考える。仮に  $u_i$  と  $X_i$  が相関しているとする。そのとき、OLS 推定量  $\hat{\beta}_1$  の極限は

$$\hat{\beta}_1 \rightarrow_p \beta_1 + \rho_{Xu} \frac{\sigma_u}{\sigma_X} \quad (35)$$

である。ここで、 $\rho_{Xu} = \text{corr}(X_i, u_i)$  である。

- 欠落変数のバイアスは標本数を増やしても解決しない。
- $|\rho_{Xu}|$  が大きいなら、バイアスも大きい。
- もし  $\rho_{Xu}$  が正なら、上向きにバイアスがかかる。

当然のことながら、回帰式に必要な変数（欠落変数）を全て含めれば欠落変数のバイアスを回避できる。しかし、欠落変数に関するデータが入手できない等、それが不可能な場合もある。その場合でも、欠落変数の代わりに次の条件を満たす変数を用意できれば興味のある回帰係数に関する欠落変数バイアスを回避することができる。

条件付き平均に関する独立性  $X$  を興味のある回帰変数、 $W_1, W_2, \dots, W_k$  をバイアス回避のために用いる追加の回帰変数としよう。その時、上で見た通り、 $X, W_1, W_2, \dots, W_k$  の係数全ての OLS 推定量が一致性をもつための条件は、

$$E(u|X, W_1, \dots, W_k) = 0 \quad (36)$$

である。これは、 $W_1, W_2, \dots, W_k$  が欠落変数そのものであるということで、その時には、 $X$  の係数はもちろんのこと、 $W_1, \dots, W_k$  の係数も正しく推定できる。

しかし、この条件を満たすような  $W_1, \dots, W_k$  を用意することができず、また興味のあるのは  $X$  の影響であって、 $W_1, \dots, W_k$  の影響はそれほど興味もない時には、もっと弱い条件の下で  $X$  の係数を一致推定できる。それが次にあげる条件付き平均に関する独立性である。

$$E(u|X, W_1, \dots, W_k) = \gamma_0 + \gamma_1 W_1 + \dots + \gamma_k W_k. \quad (37)$$

ここで重要なのは、この条件付き平均が  $X$  に依存していないことである。なぜこの条件で十分なのかをみるために、 $X$  が 2 項変数の場合を考える。この時、 $X$  の係数を  $\beta_X$  とすると  $X$  を 0 から 1 に変えた時の  $y$  への影響は  $\beta_X$  で表現でき、それは、

$$E(y|X = 1, W_1, \dots, W_k) - E(y|X = 0, W_1, \dots, W_k) = \beta_X \quad (38)$$

と書ける。左辺はデータから推定できるので、 $\beta_X$  を正しく推定することができる。

ただし、条件付き平均に関する独立性しか仮定しない場合は、 $u$  と  $W_1, \dots, W_k$  は相関しているので、 $W_1, \dots, W_k$  からの  $y$  への影響を正しく推定することはできない。

## 2.8 回帰分析の解釈

この節では説明を容易にするために、切片の係数を  $\beta_0$  とし、最初の回帰変数の係数を  $\beta_1$  とする。

回帰変数が2項変数の場合 2項変数とは、0か1の二つの値しかとらない変数のことで、ダミー変数とも呼ばれる。

基本的に、回帰変数が2項変数でも、そうでないときと全く同様に回帰分析を行うことができる。

しかし、 $\beta_1$  の解釈は連続変数の場合とは異なる。実は回帰変数が2項変数の場合の回帰は、平均の差の分析と同じであることが示される。

$D_i$  を2項変数の回帰変数とし、以下の回帰モデルを考えよう。

$$y_i = \beta_0 + \beta_1 D_i + u_i. \quad (39)$$

ここで  $E(u_i|D_i) = 0$  とすると、

- $E(y_i|D_i = 0) = \beta_0 \Rightarrow \beta_0$  は、 $D_i = 0$  の時の  $y_i$  の平均である。
- $E(y_i|D_i = 1) = \beta_0 + \beta_1 \Rightarrow \beta_0 + \beta_1$  は、 $D_i = 1$  の時の  $y_i$  の平均である。
- $\beta_1$  はこれらの平均の差である。

$\beta_1$  の OLS 推定量は、これらの二つのグループから計算した標本平均の差に等しくなる。

多項回帰モデル 多項回帰モデルとは

$$y_i = \beta_0 + \beta_1 X_i + \beta_2 X_i^2 + \cdots + \beta_r X_i^r + u_i \quad (40)$$

のようなモデルである。 $r$  を次数といい、回帰に含まれている  $X$  の最大の乗数である。

- $r = 2$  なら、2次回帰モデル
- $r = 3$  なら、3次回帰モデルである。

回帰関数が線形かどうか調べるには、 $H_0 : \beta_2 = 0, \dots, \beta_r = 0$  という帰無仮説を  $F$  統計量を使って検定すればよい。

多項回帰モデルは、回帰変数から被説明変数への影響が、回帰変数の値に依存するという状況をモデル化する一つのやり方である。例として2次モデルを考えよう。

$$y = \beta_0 + \beta_1 X + \beta_2 X^2 + u, \quad (41)$$

$$y + \Delta y = \beta_0 + \beta_1 (X + \Delta X) + \beta_2 (X + \Delta X)^2 + u. \quad (42)$$

このとき、

$$\Delta y = \beta_1 \Delta X + 2\beta_2 X \Delta X + \beta_2 (\Delta X)^2, \quad (43)$$

あるいは、

$$\frac{\Delta y}{\Delta X} = \beta_1 + 2\beta_2 X + \beta_2 \Delta X. \quad (44)$$

$X$  の変化が  $y$  に与える影響は、

$$\widehat{\Delta y} = \hat{\beta}_1 \Delta X + 2\hat{\beta}_2 X \Delta X + \hat{\beta}_2 (\Delta X)^2 \quad (45)$$

として推定できる。注意すべきは、この影響は、 $X$  の初期値と変化の大きさ  $\Delta X$  に依存していることである。

推定された影響の標準誤差も計算することができる。例えば、 $X$  を 10 から 11 に増やした時の  $y$  の変化分は、

$$\widehat{\Delta y} = (\hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 \times 11 + \hat{\beta}_2 \times 11^2) - (\hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 \times 10 + \hat{\beta}_2 \times 10^2) \quad (46)$$

$$= \hat{\beta}_1 + 21\hat{\beta}_2 \quad (47)$$

である。したがって、 $\widehat{\Delta y}$  の標準誤差は  $SE(\hat{\beta}_1 + 21\hat{\beta}_2)$  であり、それは

$$SE(\Delta y) = \sqrt{\frac{1}{n} \begin{pmatrix} 0 & 1 & 21 \end{pmatrix} \hat{V} \begin{pmatrix} 0 \\ 1 \\ 21 \end{pmatrix}} \quad (48)$$

として計算できる。

- 言うまでもなく、 $\beta_1$  を、 $X^2$  を固定した時の、 $X$  が  $y$  に与える影響と考えるのはナンセンスである。

対数を使った回帰  $y$  あるいは  $X$  の対数を使ったモデルもよく用いられる。対数の単位当たりの変化は、割合の変化として解釈できる。経済分析においては、変数の値そのものの変化よりも、割合の変化のほうに興味があることも多い。

例:

- 賃金格差。
- 所得の変化としては、10 万円の変化よりも 1% の変化に興味があることもある。
- ある変数の値を 1% 変えた時の、他の変数の % で表した変化の大きさを、“弾力性” という。

$\Delta x/x$  が十分に小さいとき、対数と割合には次の関係が成り立つ。

$$\ln(x + \Delta x) - \ln(x) \approx \frac{\Delta x}{x}, \quad (49)$$

つまり、 $\ln(x)$  が 0.01 変わったなら、それは、 $x$  が 1% 変わったのと大体同じになる。

- 線形対数モデル:  $y_i = \beta_0 + \beta_1 \ln(X_i) + u_i$ .
  - $X$  の 1% の変化は、 $y$  を  $0.01\beta_1$  分増加させる。
- 対数線形モデル:  $\ln(y_i) = \beta_0 + \beta_1 X_i + u_i$ .
  - $X$  を 1 単位変えた時、 $y$  は  $100\beta_1\%$  だけ増加する。
- 対数対数モデル:  $\ln(y_i) = \beta_0 + \beta_1 \ln(X_i) + u_i$ .
  - $X$  を 1% 変えると、 $y$  は  $\beta_1\%$  だけ変わる。係数  $\beta_1$  は  $y$  の  $X$  に対する“弾力性”である。

回帰変数の相互作用 相互作用をあらわす項をモデルに入れることによって、ある回帰変数の限界効果が、他の変数の値に依存する状況を表現することができる。

$$y_i = \beta_0 + \beta_1 X_{1i} + \beta_2 X_{2i} + \beta_3 (X_{1i} \times X_{2i}) + u_i. \quad (50)$$

交差項  $X_{1i} \times X_{2i}$  は相互作用項と呼ばれる。  $X_2$  を固定したときに、  $X_1$  の変化が  $y$  に与える影響は  $X_2$  の関数になっている。

$$\frac{\Delta y}{\Delta X_1} = \beta_1 + \beta_3 X_2. \quad (51)$$

係数  $\beta_3$  は、  $X_1$  と  $X_2$  を両方を同時に単位分だけ変化させたときの影響から、それぞれ片方だけ変化させたときの影響の和を引いた量であることがわかる。  $X_1$  を  $\Delta X_1$  だけ変化させ、  $X_2$  を  $\Delta X_2$  だけ変化させると、

$$\Delta y = (\beta_1 + \beta_3 X_2) \Delta X_1 + (\beta_2 + \beta_3 X_1) \Delta X_2 + \beta_3 \Delta X_1 \Delta X_2. \quad (52)$$

回帰変数が2項変数の場合にも同様のモデルが考えられるが、その時には解釈が少し異なる。

$$y_i = \beta_0 + \beta_1 X_i + \beta_2 D_i + \beta_3 (X_i \times D_i) + u_i. \quad (53)$$

- $X_i$ : 連続な回帰変数。
- $D_i$ : 2項変数。

$X$  の変化の  $y$  への影響は、

$$\begin{cases} \beta_1 & \text{もし } D = 0, \\ \beta_1 + \beta_3 & \text{もし } D = 1. \end{cases} \quad (54)$$

- この回帰は、  $D$  の値によって標本を二つに分け、それぞれの標本ごとに  $y$  を  $X$  に回帰するのと同じである。

また、回帰変数が2つとも2項変数である場合を考えることもできる。

$$y_i = \beta_0 + \beta_1 D_{1i} + \beta_2 D_{2i} + \beta_3 (D_{1i} \times D_{2i}) + u_i. \quad (55)$$

このモデルの場合、

$$E(y_i | D_{1i} = 0, D_{2i} = 0) = \beta_0 \quad (56)$$

$$E(y_i | D_{1i} = 1, D_{2i} = 0) = \beta_0 + \beta_1 \quad (57)$$

$$E(y_i | D_{1i} = 0, D_{2i} = 1) = \beta_0 + \beta_2 \quad (58)$$

$$E(y_i | D_{1i} = 1, D_{2i} = 1) = \beta_0 + \beta_1 + \beta_2 + \beta_3 \quad (59)$$

となる。またこの回帰モデルのOLS推定値は、標本を  $D_1$  と  $D_2$  の値によって4つに分け、それぞれの標本の標本平均を計算したのと同じになる。なお  $\beta_3$  は、政策評価分析における差分内差分法で興味対象とされるパラメータである。