第 15 章: 操作変数法と二段階最小二乗法

Jeffrey Wooldridge (2018).
Introductory Econometrics: A Modern Approach
Seventh Edition. Cengage Learning.

2026-03-15

準備

必要なパッケージの読み込み

- wooldridge: データセット

```
library(wooldridge)
```

- AER: 操作変数推定 ivreg()

```
install.packages("AER")
library(AER)
```

- car: 線形仮説検定 linearHypothesis()

```
library(car)
```

15-1 動機: 省略変数と操作変数

内生変数問題の背景

- これまでの対処法:
  1. 省略変数バイアスを無視（不偏性・一致性を失う）
  2. 代理変数の利用（第 9 章）
  3. 固定効果・1 階差分（第 13・14 章）：**時間不変の**省略変数のみ対処可能
- 本章では別のアプローチ：**操作変数法 (Instrumental Variables, IV)**
  - 時変の省略変数・測定誤差にも対処可能
  - 応用計量経済学で最重要手法の 1 つ

単純回帰モデルでの問題設定

- モデル [15.1]:

$$\log(wage) = \beta_0 + \beta_1 educ + u$$

- u には観察不能な能力 ($abil$) が含まれる
- $\mathrm{Cov}(educ, u) \neq 0 \Rightarrow$ OLS は不一致
- 必要なのは $educ$ の**操作変数** z

操作変数 (Instrumental Variable) の条件

変数 z が x の操作変数になるための 2 条件:

1. **操作変数の外生性 (Instrument Exogeneity)** [15.4]:

$$\mathrm{Cov}(z, u) = 0$$

   z は誤差項と無相関（検定不可能: 経済理論で正当化）

2. **操作変数の関連性 (Instrument Relevance)** [15.5]:

$$\mathrm{Cov}(z, x) \neq 0$$

   z は内生変数 x と相関（検定可能: 第 1 段階回帰）

操作変数の候補例（賃金方程式）

IV 候補	外生性	関連性
父親の教育年数 (fatheduc)	ある程度成立（能力との無相関を仮定）	educ と正相関（検定可能）
兄弟の数 (sibs)	成立しやすい（能力との無相関）	educ と負相関（検定可能）
誕生四半期 (frstqrt)	主張される（季節と能力は無関係）	わずかな相関（問題あり）
IQ	外生性を欠く（abil の代理変数）	—

IV 推定量の導出

- 母集団の共分散より:

$$\mathrm{Cov}(z, y) = \beta_1 \mathrm{Cov}(z, x) + \mathrm{Cov}(z, u)$$

- $\mathrm{Cov}(z, u) = 0$ のとき、β_1 を**識別** (identify) できる [15.9]:

$$\beta_1 = \frac{\mathrm{Cov}(z, y)}{\mathrm{Cov}(z, x)}$$

- 標本対応の **IV 推定量** [15.10]:

$$\hat{\beta}_1^{IV} = \frac{\sum_{i=1}^{n}(z_i - \bar{z})(y_i - \bar{y})}{\sum_{i=1}^{n}(z_i - \bar{z})(x_i - \bar{x})}$$

IV 推定量の性質

- **一致性**: $\text{plim}(\hat{\beta}_1^{IV}) = \beta_1$（両条件が成立するとき）
- **不偏性なし**: IV 推定量は小標本では不偏でない（大標本が望ましい）
- **漸近分散** [15.12]:

$$\text{AsyVar}(\hat{\beta}_1^{IV}) = \frac{\sigma^2}{n\sigma_x^2\rho_{x,z}^2}$$

ここで $\rho_{x,z}^2$ は x と z の相関の二乗

- OLS 分散 $= \sigma^2/(n\sigma_x^2)$ より常に大きい（$\rho_{x,z}^2 \leq 1$）
- $\rho_{x,z}^2$ が小さいほど IV の分散は巨大に ⇒ **弱い操作変数問題**

15-1a IV 推定量の統計的推論

例 15.1: 既婚女性の教育収益率 (MROZ)

- データ: 既婚女性 428 人（就業者のみ）
- モデル: $\log(wage) = \beta_0 + \beta_1 educ + u$
- IV: $fatheduc$（父親の教育年数）→ 関連性: 有（検定可）、外生性: 仮定

```
# mroz データセットを読み込む
data(mroz)
# 就業者（inlf == 1）428 人を抽出
mroz_work <- subset(mroz, inlf == 1)
```

例 15.1: 第 1 段階（関連性確認）

```
# educ を fatheduc に単回帰して関連性を確認
first_rel <- lm(educ ~ fatheduc, data = mroz_work)
# fatheduc の係数・SE・t 値・p 値を表示
coef(summary(first_rel))["fatheduc", ]
```

```
##     Estimate   Std. Error      t value     Pr(>|t|)
## 2.694416e-01 2.858634e-02 9.425538e+00 2.764936e-19
```

例 15.1: OLS vs IV の比較

```
# OLS 推定
res_ols151 <- lm(lwage ~ educ, data = mroz_work)
# IV 推定: 書式 ivreg(被説明変数 ~ 内生変数 | 操作変数)
# fatheduc を educ の IV に指定
res_iv151 <- ivreg(lwage ~ educ | fatheduc, data = mroz_work)
# educ の係数と標準誤差を OLS・IV で比較
rbind(
  OLS = coef(summary(res_ols151))["educ", 1:2],
  IV  = coef(summary(res_iv151))["educ", 1:2]
)
```

```
##       Estimate Std. Error
## OLS 0.10864866 0.01439985
## IV  0.05917348 0.03514177
```

例 15.1: 結果の解釈

- OLS: $\hat{\beta}_{educ} \approx 0.109$ (se $= 0.014$)
- IV: $\hat{\beta}_{educ} \approx 0.059$ (se $= 0.035$)
- IV 標準誤差は OLS の約 2.4 倍 $\Rightarrow$ 信頼区間が OLS 推定値を含む

例 15.2: 男性の教育収益率 (WAGE2)

- IV: *sibs*（兄弟姉妹数）— 能力と無相関と仮定

```r
# wage2 データを読み込む
data(wage2)
# 関連性確認: sibs（兄弟数）が多いほど学歴は低いか
# sibs の係数（負なら関連性あり）
lm(educ ~ sibs, data = wage2)$coef["sibs"]
```

```
##       sibs
## -0.2279164
```

例 15.2: OLS vs IV の比較

```
# OLS 推定
res_ols152 <- lm(lwage ~ educ, data = wage2)
# IV 推定（sibs を educ の IV に指定）
res_iv152  <- ivreg(lwage ~ educ | sibs, data = wage2)
# educ の係数と標準誤差を OLS・IV で比較
rbind(
  OLS = coef(summary(res_ols152))["educ", 1:2],
  IV  = coef(summary(res_iv152))["educ", 1:2]
)
```

```
##      Estimate  Std. Error
## OLS 0.0598392 0.005963094
## IV  0.1224326 0.026350568
```

- IV 推定値 (≈ 0.122) は OLS (≈ 0.06) より大きい

15-1b 弱い操作変数の問題

不良操作変数の漸近バイアス [15.19]

$$\text{plim}\ \hat{\beta}_1^{IV} = \beta_1 + \frac{\text{Corr}(z,u)}{\text{Corr}(z,x)} \cdot \frac{\sigma_u}{\sigma_x}$$

- 外生性 $\text{Cov}(z,u) = 0$ が成立 $\Rightarrow$ IV は一致推定
- $\text{Corr}(z,x)$ が小さいとき: $\text{Corr}(z,u)$ がわずかでも不一致が巨大
- OLS のバイアス [15.20]:

$$\text{plim}\ \hat{\beta}_1^{OLS} = \beta_1 + \text{Corr}(x,u) \cdot \frac{\sigma_u}{\sigma_x}$$

- **IV が OLS より悪い可能性**: $\text{Corr}(z,u)$ が小さくとも $\text{Corr}(z,x)$ が非常に小さければ IV の不一致は OLS より大きくなりうる

例 15.3: 喫煙と出生時体重 (BWGHT) — 悪い操作変数

- IV 候補: *cigprice*（タバコ価格）→ *packs* の関連性が皆無

```
# bwght データを読み込む
data(bwght)
# 関連性確認: cigprice（タバコ価格）が packs（喫煙量）と相関しているか
# cigprice の係数を取得（ほぼゼロなら関連性なし）
lm(packs ~ cigprice, data = bwght)$coef["cigprice"]
```

```
##     cigprice
## 0.0002828844
```

```
# → ほぼゼロ: cigprice は packs の有効な IV ではない
#（関連性条件 [15.5] を満たさない）
```

- **結論**: 操作変数候補は必ず**関連性**を統計的に確認すること
- 関連性がない場合、IV 推定値は意味をなさない

15-2 重回帰モデルへの IV 拡張

構造方程式と外生変数・内生変数

- **構造方程式 (structural equation)** [15.22]:

$$y_1 = \beta_0 + \beta_1 y_2 + \beta_2 z_1 + u_1$$

  - y_2: **内生的説明変数** (Cov$(y_2, u_1) \neq 0$)
  - z_1: **外生変数** (Cov$(z_1, u_1) = 0$) ⇒ 自身の操作変数
- z_1 は構造方程式に含まれるため y_2 の IV に使えない ⇒ 追加の外生変数 z_2 が必要
- **除外制約 (exclusion restriction)**: z_2 は構造方程式に現れず外生

誘導型方程式と識別条件

- y_2 の誘導型 (reduced form) [15.26]:

$$y_2 = \pi_0 + \pi_1 z_1 + \pi_2 z_2 + v_2$$

- 識別条件 [15.27]: $\pi_2 \neq 0$（z_2 が y_2 と偏相関を持つ）
- 一般化: 構造方程式 [15.28] に $k-1$ 個の外生変数と 1 個の内生変数がある場合
  - 誘導型 [15.30] で z_k の係数 $\pi_k \neq 0$ が識別条件

例 15.4: 大学近接性を教育の IV として使用 (CARD)

- IV: $nearc4$（4 年制大学近辺で育ったか）、Card (1995)

```r
# card データセットを読み込む
data(card)
# OLS 推定: lwage を educ + コントロール変数に回帰
res_ols154 <- lm(lwage ~ educ + exper + expersq + black + smsa + south,
                 data = card)
# 2SLS 推定: nearc4 が educ の操作変数
# 書式: ivreg(y ~ 内生+外生 | IV+外生)、外生変数は両側に書く
res_iv154 <- ivreg(lwage ~ educ + exper + expersq + black + smsa + south |
                     nearc4 + exper + expersq + black + smsa + south,
                   data = card)
```

例 15.4: OLS vs 2SLS の比較

```
# educ の係数と標準誤差を OLS・2SLS で比較
rbind(
  OLS = coef(summary(res_ols154))["educ", 1:2],
  IV  = coef(summary(res_iv154))["educ", 1:2]
)
```

```
##       Estimate  Std. Error
## OLS 0.07400899 0.003505435
## IV  0.13228884 0.049233236
```

例 15.4: 第 1 段階回帰（操作変数の関連性確認）

```
# educ を nearc4 + コントロール変数に回帰
first_stage154 <- lm(educ ~ nearc4 + exper + expersq +
                        black + smsa + south,
                      data = card)
# nearc4 の係数・SE・t 値・p 値を表示
coef(summary(first_stage154))["nearc4", ]
```

```
##     Estimate   Std. Error      t value     Pr(>|t|)
## 3.373208e-01 8.250044e-02 4.088715e+00 4.451508e-05
```

- $nearc4$ の t 値 $\approx$ 4.09（有意）$\Rightarrow$ 関連性条件を満たす

例 15.4: 結果の解釈

- OLS: $\widehat{\beta}_{educ} \approx 0.074$ (se $= 0.004$)
- IV: $\widehat{\beta}_{educ} \approx 0.132$ (se $= 0.049$)（Table 15.1 に近似）
- IV 推定値は OLS の約 1.8 倍 $\Rightarrow$ OLS の下方バイアスと整合的
- IV 標準誤差は OLS の約 14 倍 $\Rightarrow$ 95%信頼区間が非常に広い

15-3 二段階最小二乗法 (2SLS)

2SLS のアイデア: 複数の操作変数

- 内生変数 y_2 に対して複数の除外変数 z_2, z_3 がある場合
- それぞれ単独で使えるが、最適な線形結合を使う ⇒ **2SLS**
- **第 1 段階** (First Stage): y_2 を全外生変数に回帰して fitted values $\hat{y}_2$ を得る [15.36]:

$$\hat{y}_2 = \hat{\pi}_0 + \hat{\pi}_1 z_1 + \hat{\pi}_2 z_2 + \hat{\pi}_3 z_3$$

- **第 2 段階** (Second Stage): y_1 を $\hat{y}_2$ と z_1 に回帰 [15.38]:

$$y_1 \text{ on } \hat{y}_2 \text{ and } z_1$$

- 2SLS の標準誤差は専用コマンドで計算すること（手動計算は標準誤差が不正確）

例 15.5: 既婚女性の教育収益率 (MROZ) — 2SLS

- 除外 IV: $motheduc$, $fatheduc$（両親の教育年数）
- まず: 両親の教育が $educ$ と偏相関を持つか確認（F 検定）

```
# educ を両親の教育年数 + 経験変数に回帰
first_stage155 <- lm(educ ~ motheduc + fatheduc + exper + expersq,
                     data = mroz_work)
# F 統計量 > 10 が弱操作変数でない目安（Stock-Yogo, 2005）
linearHypothesis(first_stage155, c("motheduc = 0", "fatheduc = 0"))
```

```
##
## Linear hypothesis test:
## motheduc = 0
## fatheduc = 0
##
## Model 1: restricted model
## Model 2: educ ~ motheduc + fatheduc + exper + expersq
##
##   Res.Df    RSS Df Sum of Sq    F    Pr(>F)
## 1    425 2219.2
## 2    423 1758.6  2    460.64 55.4 < 2.2e-16 ***
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

例 15.5: 2SLS 推定

- | 左: 内生変数（educ）＋外生変数　| 右: 除外 IV（motheduc, fatheduc）＋外生変数

```
# 2SLS 推定： | 左： 内生変数+外生変数、 | 右： 除外 IV+外生変数
res_2sls155 <- ivreg(lwage ~ educ + exper + expersq |
                       motheduc + fatheduc + exper + expersq,
                     data = mroz_work)
# 定数・educ・exper・expersq の 4 係数を表示
summary(res_2sls155)$coefficients[1:4, ]
```

```
##                  Estimate   Std. Error    t value    Pr(>|t|)
## (Intercept)  0.0481003069 0.4003280776  0.1201522 0.904419479
## educ         0.0613966287 0.0314366956  1.9530242 0.051474174
## exper        0.0441703929 0.0134324755  3.2883286 0.001091838
## expersq     -0.0008989696 0.0004016856 -2.2379930 0.025740027
```

- $\hat{\beta}_{educ} \approx 0.061$ (se $= 0.031$)、5%水準でぎりぎり有意
- OLS (≈ 0.107) より低い $\Rightarrow$ 能力バイアスと整合的

15-3c 弱い操作変数の検出

Stock-Yogo (2005) の弱操作変数検定

- IV 推定量は関連性が低い場合、**大標本でも深刻なバイアス**
- **実用的な基準** (Stock-Yogo, 2005):
  - 操作変数が 1 つ: 第 1 段階の t 値 $> \sqrt{10} \approx 3.2$
  - 操作変数が複数: 第 1 段階の除外変数の F 値 > 10
- より厳密には $F > 20$（Olea and Pflueger, 2013）という主張も

Stock-Yogo 検定（例 15.5 への適用）

```
# linearHypothesis の結果を ht に保存して F 値を取り出す
ht <- linearHypothesis(first_stage155, c("motheduc = 0", "fatheduc = 0"))
# ht$F[2] が F 値（[1] は NA のため [2] を使う）、>> 10 → 弱い操作変数問題なし
cat("F 統計量:", ht$F[2], "\n")
```

```
## F 統計量: 55.4003
```

次数条件と階数条件

- **次数条件 (Order Condition)**: 除外された外生変数の数 $\geq$ 内生変数の数
  - ちょうど識別 (just-identified): 除外 IV 数 $=$ 内生変数数
  - 過剰識別 (over-identified): 除外 IV 数 $>$ 内生変数数 $\Rightarrow$ 検定可能
- **階数条件 (Rank Condition)**: 各内生変数に対して少なくとも 1 つの除外変数が部分相関を持つ
  - 実質的に重要: 各内生変数の誘導型回帰で除外 IV が有意かを確認

15-4 測定誤差問題への IV 応用

古典的測定誤差と IV

- 古典的測定誤差モデル [15.45, 15.46]:

$$y = \beta_0 + \beta_1 x_1^* + \beta_2 x_2 + u$$

$$x_1 = x_1^* + e_1 \quad \Rightarrow \quad \text{OLS バイアス（ゼロ方向）}$$

- 解決策: x_1^* の別の測定値 z_1 を IV として使用
  - $z_1 = x_1^* + a_1$（異なる測定誤差 a_1）
  - e_1 と a_1 が無相関なら z_1 は有効な IV

例 15.6: 能力の指標としての 2 つのテストスコア (WAGE2)

- IQ（第 1 テスト）と KWW（第 2 テスト）を能力の 2 測定値として使用
- IQ を含む方程式を推定し、KWW を IQ の IV として使用
- | 左に IQ を含め、| 右では KWW に置き換える

```
# IV 推定: 構造方程式（左）→ 誘導型（右、IQ を KWW に置換）
res_iv156 <- ivreg(lwage ~ educ + exper + tenure + married +
                     south + urban + black + IQ |
                     KWW + exper + tenure + married +
                     south + urban + black,
                   data = wage2)
```

例 15.6: 結果

```
# educ の係数・SE・t 値・p 値を表示
coef(summary(res_iv156))["educ", ]
```

```
##     Estimate   Std. Error      t value     Pr(>|t|)
## 1.034136e-01 1.543919e-02 6.698122e+00 3.656739e-11
```

- $\hat{\beta}_{educ} \approx 0.103$（se = 0.015）：非有意 ⇒ 測定誤差の相関が疑われる

15-5 内生性検定と過剰識別制約の検定

15-5a 内生性検定

- 2SLS は OLS より標準誤差が大きい ⇒ 本当に内生性があるか確認したい
- **Hausman 型の内生性検定**（回帰ベース）手順:

(i) 誘導型で y_2 を全外生変数に回帰し残差 $\hat{v}_2$ を得る

(ii) 構造方程式に $\hat{v}_2$ を追加して OLS 推定

(iii) $\hat{v}_2$ の係数が有意 ⇒ y_2 は内生的

15-5a 内生性検定（R コード）

```
# Step 1: 誘導型残差を取得（educ の説明されない部分を分離）
v_hat <- residuals(lm(educ ~ motheduc + fatheduc + exper + expersq,
                      data = mroz_work))
# Step 2: 構造方程式に v_hat を追加（有意なら educ は内生）
endog_reg <- lm(lwage ~ educ + exper + expersq + v_hat, data = mroz_work)
# v_hat の係数・SE・t 値・p 値を表示
coef(summary(endog_reg))["v_hat", ]
```

```
##   Estimate Std. Error    t value   Pr(>|t|)
## 0.05816661 0.03480728 1.67110501 0.09544055
```

内生性検定の結果解釈

- $\hat{\delta}_1 \approx 0.058$, $t \approx 1.67$：10%水準で有意（示唆的）
- 5%水準では帰無仮説（$educ$ が外生）を棄却できない
- **実務上の推奨**: 2SLS と OLS の両方を報告し、差異を議論

15-5b 過剰識別制約の検定

- 過剰識別（除外 IV 数 $>$ 内生変数数）の場合: 少なくとも一部の IV が外生かを検定可能
- **Sargan 検定**手順:

(i) 2SLS 推定を行い残差 $\hat{u}_1$ を得る

(ii) $\hat{u}_1$ を全外生変数に回帰し R^2 を取得

(iii) 検定統計量 $nR^2 \sim \chi^2_q$（$q =$ 過剰識別制約数）

Sargan 検定（R コード: Step 1–2）

```
# Step 1: 2SLS 残差を取得
u_hat155 <- residuals(res_2sls155)
# Step 2: 残差を全外生変数に回帰（IV の外生性と残差の相関を確認）
oir_reg <- lm(u_hat155 ~ motheduc + fatheduc + exper + expersq,
              data = mroz_work)
# 観測数を取得
n <- nrow(mroz_work)
```

Sargan 検定（R コード: Step 3）

```
# Step 3: 検定統計量 nR² ~ χ²(q), q = IV 数 - 内生変数数 = 2 - 1 = 1
# n × R² を計算
nR2  <- n * summary(oir_reg)$r.squared
# χ²(1) の上側確率（p 値）
pval <- pchisq(nR2, df = 1, lower.tail = FALSE)
```

- $nR^2 = 0.3781$
- p 値 $= 0.5386$

過剰識別検定の解釈

- $nR^2 \approx$ 0.378, $p \approx$ 0.539 $\Rightarrow$ 帰無仮説（両 IV が外生）を棄却できない
- $huseduc$（夫の教育）を追加すると $nR^2 \approx 1.11$, $p \approx 0.574$（2 自由度）
- **注意**: 検定は全 IV が同一の方向にバイアスを持つ場合は検出できない

15-6 不均一分散と 2SLS

不均一分散頑健な 2SLS 推定

- 2SLS でも不均一分散が問題になりうる
- OLS と同様に、**不均一分散頑健標準誤差**が利用可能
- Breusch-Pagan 型の検定: 2SLS 残差 $\hat{u}_1$ を全外生変数に回帰した際の結合有意性

```
# 2SLS 推定（例 15.5 と同じモデル）
res_hc <- ivreg(lwage ~ educ + exper + expersq |
                  motheduc + fatheduc + exper + expersq,
                data = mroz_work)
# vcovHC(): HC1 型の不均一分散頑健分散共分散行列を計算
# coeftest(): 頑健 SE を使って t 検定を再実施、educ 行のみ表示
coeftest(res_hc, vcov = vcovHC(res_hc, type = "HC1"))["educ", ]
```

```
##   Estimate Std. Error    t value   Pr(>|t|)
## 0.06139663 0.03333859 1.84160854 0.06623070
```

15-7/15-8 時系列・パネルデータへの応用

時系列データへの 2SLS 適用

- 時系列構造方程式 [15.52]:

$$y_t = \beta_0 + \beta_1 x_{t1} + \cdots + \beta_k x_{tk} + u_t$$

- 2SLS の漸近的性質は弱従属系列で成立
- **注意点**:
  - トレンドや季節性がある場合は時系列ダミーを含める
  - トレンド変数は常に自分自身の IV になる
  - 単位根を持つ変数は 1 階差分後に適用
- AR(1) 誤差の検定: $\hat{u}_t$ を $\hat{u}_{t-1}$ に 2SLS で回帰([15.55])

例 15.10: 職業訓練と労働者生産性 (JTRAIN) — FD + IV

- FD モデル [15.57]:

$$\Delta \log(scrap_i) = \delta_0 + \beta_1 \Delta hrsemp_i + \Delta u_i$$

- $\Delta hrsemp_i$ が Δu_i と相関する懸念 ⇒ $\Delta grant_i$ を IV に使用

```r
# jtrain データを読み込む
data(jtrain)
# 1988 年のデータを抽出（1 階差分変数が格納されている年）
j88 <- subset(jtrain, year == 1988)
# 必要な 3 変数のみ選択し、欠損値を除去（n = 45 になる）
j88_clean <- na.omit(j88[, c("clscrap", "chrsemp", "cgrant")])
# 2SLS: cgrant（補助金の変化）を chrsemp（訓練時間の変化）の IV として指定
res_2sls1510 <- ivreg(clscrap ~ chrsemp | cgrant, data = j88_clean)
# chrsemp の係数・SE・t 値・p 値を表示
coef(summary(res_2sls1510))["chrsemp", ]
```

```
##     Estimate   Std. Error      t value     Pr(>|t|)
## -0.014153164  0.007914742 -1.788202786  0.080790975
```

例 15.10: 結果の解釈

- 2SLS: $\hat{\beta}_1 \approx$ -0.014（se $=$ 0.008）: 10 時間の訓練増加で不良品率約 14%低下
- OLS: $\hat{\beta}_1 \approx$ -0.008（se $=$ 0.005）: 2SLS は OLS の約 2 倍
- 第 1 段階: $\Delta grant$ の $t \approx$ 4.72（強い関連性）

結合横断面・パネルデータへの 2SLS

- 結合横断面: 年ダミーは外生 ⇒ 通常の IV と同様に適用
- **例 15.9**: 出生率方程式（FERTIL1）で $educ$ を内生と仮定、両親教育を IV に
- パネルデータ + IV: FD 後に内生性が残る場合
  - FD 後のモデルで追加の IV を使用（例 15.10 が典型例）
  - ラグ従属変数を含む動的モデルでも IV/GMM 法が必要

まとめ

第 15 章のまとめ

手法	状況	R 関数
IV (1 変数)	内生変数 1 個、IV1 個	`ivreg(y ~ x | z)`
2SLS	内生変数 1 個、IV 複数	`ivreg(y ~ x+w | z+w)`
2SLS（複数内生）	内生変数複数	`ivreg()`
頑健 SE 付き 2SLS	不均一分散	`coeftest(, vcovHC())`

まとめ（続き）

- **操作変数の 2 条件**: 外生性（理論で正当化）、関連性（第 1 段階で検定）
- **弱操作変数**: 第 1 段階の $F > 10$（Stock-Yogo ルール）
- **次数条件**: 除外 IV 数 $\geq$ 内生変数数（識別のための必要条件）
- **内生性検定**: 第 1 段階残差を構造方程式に追加して t 検定
- **過剰識別検定**: $nR^2 \sim \chi^2_q$（$q =$ 過剰識別制約数）
- **代償**: IV の分散は OLS より常に大きい $\Rightarrow$ 大標本が重要
- **応用**: 省略変数、測定誤差、時系列・パネルデータすべてに使用可能