

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
ФАКУЛЬТЕТ УПРАВЛІННЯ ТА БІЗНЕСУ

Кафедра економіки підприємства

КОНСПЕКТ ЛЕКЦІЙ

з дисципліни

ЕКОНОМЕТРІЯ

Для студентів спеціальності 6.030504 – «Економіка підприємства»

Укладач:
старший викладач
кафедри економіки підприємства
Прокопенко М.В.

Харків 2009

Конспект лекцій з дисципліни «Економетрія» (для студентів денної та заочної форми навчання спеціальності 6.050100 «Економіка підприємства») / Уклад.: М.В. Прокопенко – Харків, 2009 р.

Зміст

ВСТУП

ТЕМА 1. ПОНЯТТЯ І СУТНІСТЬ ЕКОНОМЕТРІЇ

- 1.1. Гіпотетичний приклад
- 1.2. Концепція регресійної функції популяції (PRF population regression function)
- 1.3. Значення терміна “лінійність”.

ТЕМА 2. ОСНОВИ ЕКОНОМЕТРИЧНОГО МОДЕЛЮВАННЯ

- 2.1. Метод найменших квадратів
- 2.2. Властивості оцінок за МНК
- 2.3. Точність або стандартна похибка оцінювачів за МНК

ТЕМА 3. ЕЛЕМЕНТИ МАТРИЧНИХ ПЕРЕТВОРЕНЬ

- 3.1. Властивості оцінювачів за МНК: теорія Гаусса-Маркова
- 3.2. Коефіцієнт детермінації r^2 : міра «якості підгонки»

ТЕМА 4. МЕТОДИ ПОБУДОВИ ЗАГАЛЬНОЇ ЛІНІЙНОЇ МОДЕЛІ

- 4.1 Інтервальні оцінки: основні ідеї
- 4.2 Довірчі інтервали для регресійних коефіцієнтів β_1 і β_2
- 4.3. Довірчий інтервал для σ^2
- 3.4. Перевірка гіпотез: загальні зауваження

ТЕМА 5. ЗАГАЛЬНА ЛІНІЙНА ЕКОНОМЕТРИЧНА МОДЕЛЬ ІЗ ФІКТИВНИМИ ЗМІННИМИ

- 5.1. Регресійний аналіз і аналіз дисперсії
- 5.2. Застосування регресійного аналізу: проблема прогнозу

ТЕМА 6. МУЛЬТИКОЛІНЕАРНІСТЬ

- 6.1. Регресія, що проходить через початок координат
- 6.2. Масштабування й одиниці вимірювання
- 6.3. Функціональний вид регресійної моделі

ТЕМА 7. ГЕТЕРОСКЕДАСТИЧНІСТЬ

- 7.1. Модель із трьома змінними. Позначення і гіпотези
- 7.2. Інтерпретація рівняння множинної регресії
- 7.3. Значення частинних коефіцієнтів регресії

ТЕМА 8. АВТОКОРЕЛЯЦІЯ

- 8.1. Проста регресія в контексті множинної регресії
- 8.2. R^2 і скорегований R^2
- 8.3. Частинні коефіцієнти кореляції

ТЕМА 9. МЕТОД ІНСТРУМЕНТАЛЬНИХ ЗМІННИХ

- 9.1. Перевірка гіпотези про частинний коефіцієнт регресії
- 9.2. Перевірка вибіркової регресії на загальну значущість
- 9.3. Перевірка на рівність двох коефіцієнтів регресії

ТЕМА 10. МОДЕЛІ РОЗПОДІЛЕННОГО ЛАГУ

- 10.1. Перевірка лінійних обмежень

- 10.2. Перевірка структурної стабільності моделей регресії
- 10.3. Перевірка функціонального виду регресії. Вибір між лінійною моделлю регресії і лінійно-логарифмічною моделлю

ТЕМА 11. АНАЛІЗ ЧАСОВИХ РЯДІВ

- 11.1. Лінійна модель регресії з k змінними
- 11.2. Припущення класичної лінійної моделі регресії в матричній формі
- 11.3. Оцінювання за МНК

ТЕМА 12. ЕКОНОМЕТРИЧНІ МОДЕЛІ НА ОСНОВІ СИСТЕМИ СТРУКТУРНИХ РІВНЯНЬ

- 12.1. Загальна перевірка регресії на значущість. Аналіз дисперсії у матричному позначенні
- 12.2. Перевірка лінійних обмежень. Загальний F-тест у матричних Позначеннях

ЛІТЕРАТУРА

ВСТУП

Термін “*економетрика*” буквально означає «економічне вимірювання». Хоча вимірювання є важливою частиною економетрики, сфера її застосування набагато ширша.

Економетрика – економіко-математична наука, яка на основі соціально-економічних статистичних даних вивчає методикку побудови економічних моделей для відображення закономірностей, кількісних зв'язків, динаміки соціально-економічних процесів з метою прогнозування, аналізу взаємовпливу явищ і прийняття оптимальних рішень, що стосуються планування і т.д.

Можна сказати, що економетрика є сплавом економічної теорії, математичної економіки, економічної та математичної статистик.

Яким же чином проводиться економетричний аналіз? Тобто яка методологія? У широкому значенні слова методологія економетрики включає такі етапи:

1. Затвердження теорії або гіпотези.
2. Специфікація (уточнення або вибір) математичної моделі теорії.
3. Специфікація економетричної моделі теорії.
4. Збирання даних.
5. Обчислення (отримання) параметрів економетричної моделі.
6. Перевірка гіпотез.
7. Прогнозування.
8. Використання моделі для прийняття економічних рішень або з політичною метою.

Щоб проілюструвати вищевказані кроки, розглянемо добре відому теорію споживання Кейнса (John Keynes).

1. Затвердження теорії або гіпотези. За Кейнсом, витрати людей, як правило, збільшуються зі збільшенням доходів, але не настільки, щоб перевищити їх. Тобто *гранична схильність до споживання* (marginal propensity to consume, MPC) більша за нуль, але менша за одиницю:

$$0 < MPC < 1.$$

2. Специфікація математичної моделі споживання. Можна припустити, що залежність між витратами і прибутками лінійна, тобто може бути виражена такою формулою:

$$Y = \beta_1 + \beta_2 X, \quad 0 < \beta_2 < 1,$$

де Y – витрати; X – доходи, а β_1 і β_2 – деякі параметри моделі, визначувані на основі даних.

3. Специфікація економетричної моделі споживання. Вищенаведена формула припускає, що існує точний зв'язок між витратами і доходами. Але очевидно, що ця залежність змінюватиметься від людини до людини. Щоб урахувати цю неточність у математичному співвідношенні, його переписують у такому вигляді:

$$Y = \beta_1 + \beta_2 X + u,$$

де u – так званий *збурююча складова*, яка є випадковою (стохастичною) величи-

ною. Ця величина охоплює всі ті чинники, які впливають на споживання, але для простоти не враховані.

4. Збирання даних. Збирання надійних даних є завданням економічної статистики.

5. Обчислення параметрів економетричної моделі. Докладний алгоритм обчислення параметрів β_1 і β_2 буде поданий нижче. Відзначимо тільки, що метод обчислення цих параметрів називається *регресійним аналізом*. На основі вищенаведених даних можна отримати такі значення:

$$\beta_1 = -231,8 \quad \text{і} \quad \beta_2 = 0,7194.$$

6. Перевірка гіпотез. Вважаючи, що отримана модель задовільно описує дійсність, необхідно розробити критерії, які дозволять з'ясувати, наскільки добре узгоджуються теоретичні дані з експериментальними.

7. Прогнозування. Якщо отримана модель підтверджує гіпотези, то її можна використовувати для прогнозу майбутніх витрат на основі очікуваних величин прибутків.

8. Використання моделі для прийняття економічних рішень або з політичною метою. Припустимо, що витрати в 4000 підтримуватимуть рівень безробіття в 6,5%. Який рівень прибутків забезпечить такий рівень витрат? Ця величина може бути знайдена з рівняння

$$4000 = -231,8 + 0,7194X.$$

Звідси $X = 5882$. Тобто, при такому рівні прибутків витрати складуть 4000. Очевидно, що ці дані можуть бути використані з політичною метою. Наприклад, відповідною податковою політикою уряд може контролювати рівень прибутків і тим самим отримати бажаний рівень витрат.

ТЕМА 1. ПОНЯТТЯ І СУТНІСТЬ ЕКОНОМЕТРІЇ

Як було зазначено у вступі, основним інструментом економетрики є регресійний аналіз. Зупинимося коротко на його суті.

Історичне походження терміна «регресія». Уперше термін “регресія” був введений Френсісом Галтоном¹. Галтон установив таке: хоча й існує тенденція того, що у високих батьків народжуються високі діти, а в невисоких – невисокі, середній зріст дітей, народжених від батьків певного зросту, має тенденцію зміщуватися, “регресувати” в бік середнього зросту в популяції в цілому. Іншими словами, зріст дітей незвичайно високих або низьких батьків має тенденцію зміщуватися в бік середнього зросту популяції. Друг Галтона Карл Пірсон (Karl Pearson) за результатами зібраних ним даних про зріст у групах сімей підтвердив установлений Галтоном закон про універсальну регресію. Він установив, що середній зріст синів з групи високих батьків був менший, ніж середній зріст їх батьків, а середній зріст синів з групи низьких батьків був більший середнього зросту групи батьків, тобто високі й низькі сини «регресували» в бік середнього зросту чоловіків. Галтон охарактеризував це явище як регресію в бік звичайності.

Сучасна інтерпретація регресії. Сучасне значення, що вкладається в термін “регресія”, зовсім інше. У достатньо широкому значенні слова можна сказати, що *регресійний аналіз пов’язаний із вивченням залежності однієї змінної, такої, що пояснюється, від однієї або декількох пояснювальних змінних, з метою обчислення і/чи прогнозування середньої величини першої при відомих (фіксованих) значеннях останніх.*

Важливість такого підходу до поняття регресійного аналізу стане зрозумілішою в процесі заглиблення в економетрику.

Раніше ми обговорювали концепцію регресійного аналізу в широкому значенні. Зараз ми звернемо увагу на формальний бік предмета. Зокрема, ця частина присвячена введенню в теорію найпростішої регресійної моделі двох змінних. Її розгляд пов’язаний не стільки з важливістю практичного використання, скільки з поданням основних ідей регресійного аналізу в найпростішій формі, і може бути проілюстрований графічно двовимірними діаграмами. Більше того, як ми побачимо далі, більш загальний множинний регресійний аналіз багато в чому є логічним розвитком двовимірної моделі.

1.1. Гіпотетичний приклад

Як зазначалося раніше, регресійний аналіз займається головним чином обчисленням і/чи прогнозуванням середньої величини залежної змінної при фіксованих або передбачуваних значеннях пояснювальних змінних. Щоб зрозуміти, як це робиться, розглянемо гіпотетичний приклад. Уявимо собі гіпотетичну країну з населенням із 60 сімей. Припустимо, що нас цікавить вивчення зв’язку між тижневими споживацькими витратами Y і тижневим прибутком X після сплати

¹

податків. Нехай ми хочемо спрогнозувати середні тижневі споживацькі витрати, знаючи тижневий прибуток сім'ї.

Розділимо ці 60 сімей на 10 груп із приблизно однаковим прибутком і дослідимо споживацькі витрати в кожній групі. Гіпотетичні дані наведені в табл. 1.1.

Таблиця 1.1

Прибуток та витрати сімей за тиждень

Тижневий прибуток сім'ї X , дол.	80	100	120	140	160	180	200	220	240	260
Витрати сім'ї за тиждень Y , дол.	55	65	79	80	102	110	120	135	137	150
	60	70	84	93	107	115	136	137	145	152
	65	74	90	95	110	120	140	140	155	175
	70	80	94	103	116	130	144	152	165	178
	75	85	98	108	118	135	145	157	175	180
	-	88	-	113	125	140	-	160	189	185
	-	-	-	115	-	-	-	162	-	191
Усього	325	462	445	707	678	750	685	1043	966	1211

Табл. 1.1 можна інтерпретувати таким чином. У групі сімей із тижневим доходом у 80 дол. (таких сімей п'ять) витрати на споживацькі товари змінюються від 55 до 75 дол. Аналогічно в групі сімей із тижневим доходом у $X=240$ дол. (шість сімей) витрати на споживацькі товари змінюються від 137 до 189 дол. Іншими словами, кожна колонка табл. 1.1 подає розподіл споживацьких витрат Y , відповідний фіксованому рівню доходу X . Тобто це дає умовний розподіл Y залежно від даної величини X .

Ураховуючи, що наведені в табл. 1.1 дані є повною групою результатів, ми можемо легко підрахувати умовну ймовірність Y при заданому значенні X , $p(Y|X)$. Так, наприклад, для $X=80$ Y набуває одного з п'яти значень: 55 дол., 60 дол., 65 дол., 70 дол. і 75 дол. Отже, при даному $X=80$ дол. ймовірність отримання будь-якого значення з указаних споживацьких витрат дорівнює $1/5$. Умовимося позначати це таким чином: $p(Y=55|X=80)=1/5$. Аналогічно $p(Y=150|X=260)=1/7$ і т. д. Умовна ймовірність даних з табл. 1.1 наведена в табл. 1.2.

Таблиця 1.2

Умовна ймовірність $p(Y|X)$ даних табл. 1.1

X	80	100	120	140	160	180	200	220	240	260

$p(Y X)$, умовні ймовірності	1/5	1/6	1/5	1/7	1/6	1/6	1/5	1/7	1/6	1/7
	1/5	1/6	1/5	1/7	1/6	1/6	1/5	1/7	1/6	1/7
	1/5	1/6	1/5	1/7	1/6	1/6	1/5	1/7	1/6	1/7
	1/5	1/6	1/5	1/7	1/6	1/6	1/5	1/7	1/6	1/7
	1/5	1/6	1/5	1/7	1/6	1/6	1/5	1/7	1/6	1/7
	-	1/6	-	1/7	1/6	1/6	-	1/7	1/6	1/7
	-	-	-	1/7	-	-	-	1/7	-	1/7
Середнє значення	65	77	89	101	113	125	137	149	161	173

Тепер для кожної умовної вірогідності розподілу Y ми можемо вирахувати середню величину витрат, відому як умовне середнє значення або умовне сподівання, що позначається $E(Y|X=X_i)$ (читається як “очікувана величина Y при X , що набуває конкретного значення X_i ”), яке скорочено ми записуватимемо як $E(Y|X_i)$. Сподівання – середня величина витрат у групі. Для наших гіпотетичних даних ці умовні сподівання можна легко підрахувати шляхом множення відповідних значень Y з табл. 2.1 на їх умовну ймовірність і подальшим підсумовуванням добутоків. Як приклад підрахуємо умовне середнє значення або сподівання Y при $X = 80$:

$$55 \cdot \frac{1}{5} + 60 \cdot \frac{1}{5} + 65 \cdot \frac{1}{5} + 70 \cdot \frac{1}{5} + 75 \cdot \frac{1}{5} = 65.$$

Підраховані таким чином умовні середні значення наведені в нижньому рядку табл. 1.2.

Перш ніж просуватися далі, подивимося на дані табл. 1.1, наведені на рис. 1.1. На рисунку точками зображений розподіл величин Y , відповідних різним значенням X . З рисунка бачимо, що хоча й існують відмінності за споживацькими витратами в окремих сім'ях, але зрозуміло, що середні споживацькі витрати сім'ї збільшуються зі зростанням доходу сім'ї.

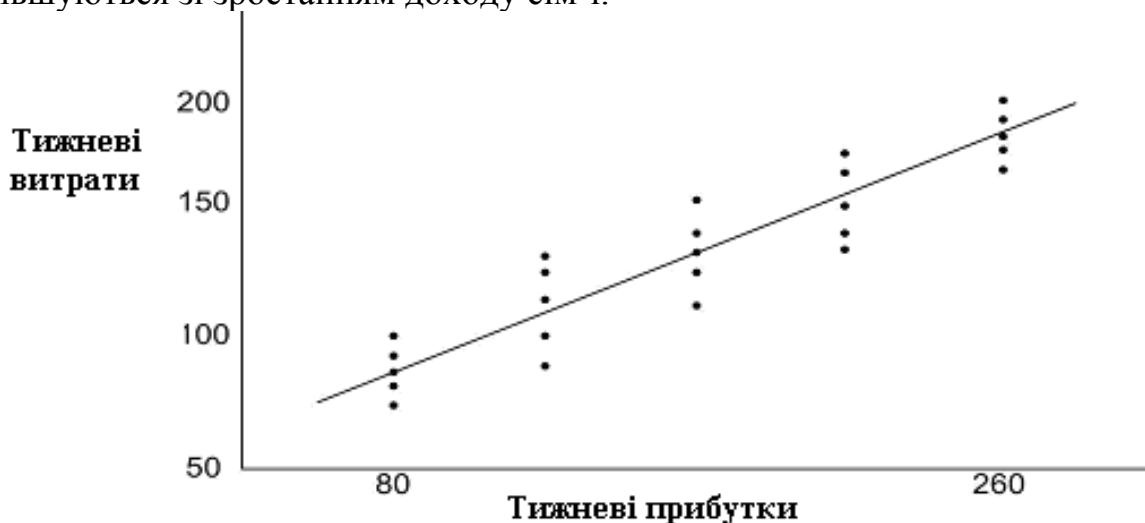


Рис. 1.1. Розподіл величин Y , відповідних різним значенням X

Це спостереження ще чіткіше простежується, якщо звернутися до зображення на координатній площині точок, що позначають умовні середні значення Y .

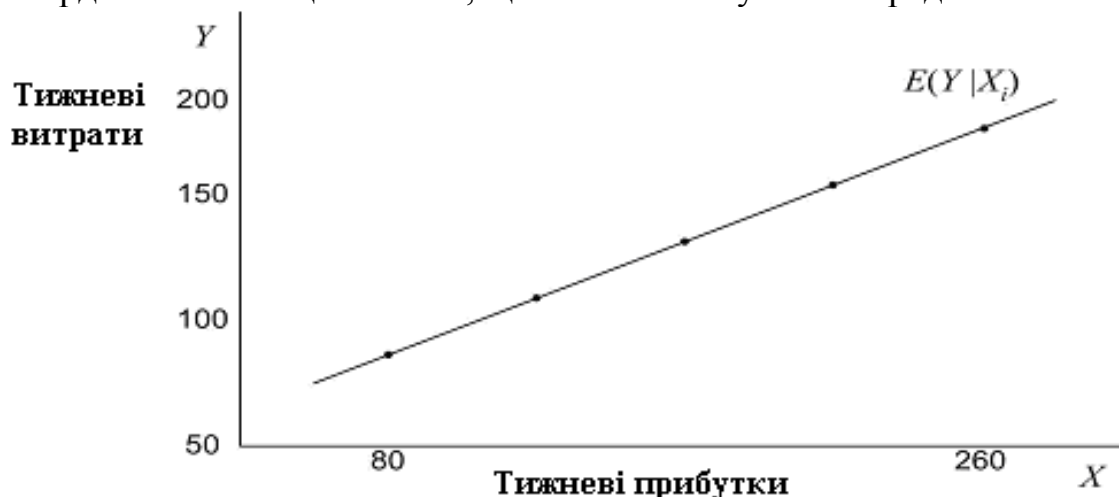


Рис. 1.2. Умовні середні значення Y

На рис.1.2 умовні середні значення лежать на прямій лінії з позитивним коефіцієнтом при X (При цьому слід пам'ятати, що ми розглядаємо гіпотетичні дані, а отже, умовні середні значення не обов'язково лежатимуть на прямій лінії, вони можуть лежати і на кривій). Ця лінія називається лінією регресії популяції або кривою популяції регресії. Більш просто, це регресія Y від X .

Геометричне значення таке: регресійна крива популяції – крива точок умовних середніх значень або сподівань залежної змінної від пояснювальної.

Регресійна крива популяції (рис. 1.2) показує, що кожній точці X_i відповідає розподіл значень і певне умовне середнє значення Y . Регресійна пряма або крива проходить через умовні середні значення.

1.2. Концепція регресійної функції популяції (PRF population regression function)

З попередніх міркувань (особливо з рис. 1.1 і 1.2) зрозуміло, що кожне умовне середнє $E(Y|X_i)$ є функція від X_i . Символічно це можна зобразити у вигляді

$$E(Y|X_i) = f(X_i), \quad (1.2.1)$$

де $f(X_i)$ позначає деяку функцію від пояснювальної змінної X_i . У нашому гіпотетичному прикладі $E(Y|X_i)$ є лінійна функція від X_i . Рівняння (1.2.1) відоме як двовимірний **регресійна функція (population regression function) популяції (PRF)**, яка стверджує, що середнє значення від розподілу Y для даного X_i функціонально пов'язане з X_i . Іншими словами, воно показує, як середнє Y змінюється зі зміною X .

Який вигляд має функція $f(X_i)$? Це питання важливе, оскільки в реальній практичній ситуації ми не маємо у своєму розпорядженні повної сукупності даних для дослідження. Вигляд функції PRF є питанням емпіричним, хоча в конкретному випадку теорія може дещо підказати. Наприклад, економіст може констатувати, що споживацькі витрати лінійно пов'язані з доходом сім'ї. Отже, як перше наближення або гіпотезу ми можемо припустити, що PRF $E(Y | X_i)$ є лінійною функцією від X_i , скажімо вигляду

$$E(Y | X_i) = \beta_1 + \beta_2 X_i, \quad (1.2.2)$$

де β_1 і β_2 – невідомі, але фіксовані параметри під назвою **регресійні коефіцієнти**. Рівняння (1.2.2) відоме як лінійна функція популяції регресії (linear population regression function) або просто лінійна регресія популяції. Є й інші терміни, що використовуються в літературі, – лінійна регресійна модель популяції або лінійне рівняння регресії популяції. Надалі ми використовуватимемо як синоніми терміни “регресія”, “рівняння регресії” і “регресійна модель”.

У регресійному аналізі нас цікавитиме обчислення PRF у вигляді (1.2.2), тобто обчислення значень невідомих β_1 і β_2 на основі наявних даних спостережень Y і X .

1.3. Значення терміна “лінійність”

Оскільки ми надалі застосовуватимемо лінійну модель вигляду (1.2.2), важливо визначити точний зміст терміна «лінійний», оскільки можливі дві різні його інтерпретації.

Лінійність за змінною

Перше і можливо найприродніше значення лінійності стосується того, що умовне сподівання Y є лінійною функцією від X_i , наприклад вигляду (1.2.2). Геометрично регресійна крива в цьому випадку являє собою пряму лінію. У такій інтерпретації регресійна функція вигляду $E(Y | X_i) = \beta_1 + \beta_2 X_i^2$ не є лінійною функцією, оскільки змінна X входить у вираз PRF у другому степені.

Лінійність за параметрами

Друга інтерпретація лінійності стосується того, що умовне сподівання Y , $E(Y | X_i)$, є лінійною функцією за параметрами β_1 і β_2 , вона може бути лінійною за змінною або не бути такою. У цій інтерпретації $E(Y | X_i) = \beta_1 + \beta_2 X_i^2$ є лінійною регресійною моделлю, а $E(Y | X_i) = \beta_1 + \sqrt{\beta_2} X_i$ не є такою. Остання є нелінійною регресійною моделлю (за параметрами). Ми не будемо торкатися подібних випадків.

Надалі вважатимемо, що термін «лінійність» обов'язковий щодо параметрів; він може стосуватися змінних, а може й не стосуватися.

ТЕМА 2. ОСНОВИ ЕКОНОМЕТРИЧНОГО МОДЕЛЮВАННЯ

2.1. Метод найменших квадратів

Метод найменших квадратів (МНК) був запропонований Карлом Фрідріхом Гауссом – німецьким математиком. При деяких припущеннях МНК має дуже привабливі статистичні властивості, які роблять його одним із щонайпотужніших і популярних методів регресійного аналізу. Для того щоб зрозуміти цей метод, слід спочатку пояснити принцип найменших квадратів.

Пригадаємо двовимірну PRF:

$$Y_i = \beta_1 + \beta_2 X_i + u_i.$$

Як нами було відзначено раніше, PRF не є об'єктом, який можна отримати прямо. Ми оцінюємо його з вибіркової регресійної функції (SRF):

$$Y_i = \beta_1^{\text{п}} + \beta_2^{\text{п}} X_i + \hat{u}_i,$$

$$Y_i = \Psi_i + \hat{u}_i,$$

де $\Psi_i = \beta_1^{\text{п}} + \beta_2^{\text{п}} X_i$ – оцінена величина Y_i .

Для визначення SRF зобразимо спочатку (1.6.3) у вигляді

$$\hat{u}_i = Y_i - \Psi_i = Y_i - \beta_1^{\text{п}} - \beta_2^{\text{п}} X_i, \quad (2.1.1)$$

який підказує, що \hat{u}_i (залишки, стохастична або випадкова складова) є різницею між дійсною та оціненою величиною Y .

Тепер для даних N пар спостережень над (Y_i, X_i) , визначимо SRF так, щоб вона була розташована якомога ближче до дійсних Y . Для цього можна обрати такий критерій: виберемо SRF так, щоб сума залишків $\sum \hat{u}_i = \sum (Y_i - \Psi_i)$ була наскільки можливо мала. Хоча інтуїтивно такий критерій здається привабливим, насправді він не дуже вдалий, як це можна бачити з гіпотетичного прикладу, показаного на рис. 2.1.

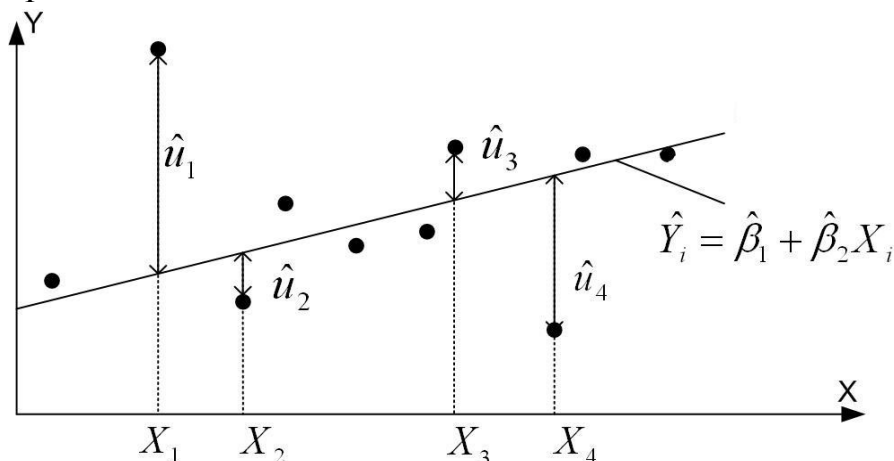


Рис. 2.1. Критерій найменших квадратів

Якщо ми візьмемо критерій мінімізації $\sum \hat{u}_i$, то згідно з рисунком залишки \hat{u}_2 і \hat{u}_3 мають у сумі $(\hat{u}_1 + \hat{u}_2 + \hat{u}_3 + \hat{u}_4)$ те ж значення, що й \hat{u}_1 і \hat{u}_4 , хоча перші два залишки набагато ближчі до SRF, ніж два останніх. Іншими словами, усі зали-

шки мають однакові значення безвідносно до того, наскільки вони близько або далеко розташовані від SRF. Щоб переконатися в цьому, хай $\hat{u}_1, \hat{u}_2, \hat{u}_3, \hat{u}_4$ на рис. 2.1 набувають, відповідно, значень 10, -2, 2, -10. Сума цих залишків є нуль, хоча \hat{u}_1 і \hat{u}_4 розташовані набагато далі, ніж \hat{u}_2 і \hat{u}_3 . Ми можемо уникнути подібної ситуації, якщо візьмемо критерій найменших квадратів, який стверджує, що SRF можна фіксувати, якщо

$$e \hat{u}_i^2 = e (Y_i - \Psi_i)^2 = e (Y_i - \beta_1 - \beta_2 X_i)^2 \quad (2.1.2)$$

набуває найменшого значення. За рахунок піднесення у квадрат цей метод надає більшого значення таким залишкам як \hat{u}_1 і \hat{u}_4 порівняно з \hat{u}_2 і \hat{u}_3 . Як було відзначено раніше, при критерії мінімуму $e \hat{u}_i$ можлива ситуація, коли сума залишків мала, але \hat{u}_i широко розкидані навколо лінії SRF. Проте це неможливо при виборі критерію мінімуму суми квадратів залишків, оскільки чим більше \hat{u}_i (за абсолютною величиною), тим більше $e \hat{u}_i^2$. Наступне обґрунтування переваги МНК над іншим критерієм полягає в тому, що отримані за МНК оцінки мають деякі привабливі з погляду статистики властивості.

З (2.1.2) очевидно, що

$$e \hat{u}_i^2 = f(\beta_1, \beta_2), \quad (2.1.3)$$

тобто сума квадратів залишків є функція від оцінок β_1 і β_2 . Для будь-якої заданої сукупності даних вибір різних величин для β_1 і β_2 дає різні залишки \hat{u}_i і, отже, різну величину $e \hat{u}_i^2$. Щоб було зрозуміліше, розглянемо гіпотетичні дані Y і X , наведені в перших двох колонках табл. 2.1.

Таблиця 2.1

Експериментальне визначення SRF

Y_i	X_i	Ψ_{1i}	\hat{u}_{1i}	\hat{u}_{1i}^2	Ψ_{2i}	\hat{u}_{2i}	\hat{u}_{2i}^2
1	2	3	4	5	6	7	8
4	1	2.929	1.071	1.147	4	0	0
5	4	7.000	-2.000	4.000	7	-2	4
7	5	8.357	-1.357	1.841	8	-1	1
12	6	9.714	2.286	5.226	9	3	9
Сума: 28	16		0.000	12.214		0	14

Зауваження: $\Psi_{1i} = 1,572 + 1,357X_i$ (тобто $\beta_1 = 1,572$, $\beta_2 = 1,357$),

$$\Psi_{2i} = 3 + X_i, \quad \hat{u}_{1i} = Y_i - \Psi_{1i}, \quad \hat{u}_{2i} = Y_i - \Psi_{2i}.$$

Проведемо два експерименти. В експерименті 1 покладемо $\beta_1 = 1,572$ і $\beta_2 = 1,357$ (зараз ми не говоримо про те, як ми отримали ці значення, припустимо ми просто вгадали). Застосовуючи ці значення та величини X , подані в колонці 2,

ми легко можемо визначити оцінку Y_i , наведену в колонці 3 як \hat{Y}_{1i} (індекс 1 позначає перший експеримент). Проведемо другий експеримент, поклавши цього разу $\beta_1 = 3$ і $\beta_2 = 1$ (оцінки величини Y_i при цьому наведені в колонці 6). Оскільки β - величини у двох експериментах різні, ми маємо два різні значення для суми квадратів залишків (як відомо з таблиці); \hat{u}_{1i} – залишки за першим експериментом, а \hat{u}_{2i} – за другим (квадрати цих залишків наведені в колонках 5 і 8). З наведених у таблиці даних бачимо, що, як і очікувалося з (2.1.3), суми квадратів залишків у двох експериментах різні, оскільки вони базуються на різних β - величинах.

Тепер виникає питання, які β -величини нам слід вибрати? Оскільки β -величини в першому експерименті дають меншу величину $e \hat{u}_i^2$ (=12.214), ніж у другому (=14), ми можемо сказати, що β -величини в першому експерименті «кращі», ніж у другому. Але чи «кращі» вони за всіма можливими значеннями? Якби ми мали необмежений час, то могли б багато разів проводити подібні експерименти, вибираючи різні β -величини кожного разу й порівнюючи результуючу величину $e \hat{u}_i^2$. При цьому, зрозуміло, нам потрібно було б перебрати всі можливі значення β_1 і β_2 . Але оскільки час обмежений, то потрібен більш поширений метод, ніж процедура спроб і помилок. На щастя, МНК дозволяє скористатися добре відомою процедурою знаходження мінімуму функції з двома змінними.

Для цього отримаємо вираз для функції $f(\beta_1, \beta_2)$ з (2.1.3):

$$e \hat{u}_i^2 = e (Y_i - \hat{Y}_i)^2 = e (Y_i - \beta_1 - \beta_2 X_i)^2. \quad (2.1.4)$$

З курсу вищої математики відомо, що функція (2.1.4) набуватиме якнайменшого значення при тих числових значеннях β_1 і β_2 , при яких перетворюються в нуль частинні похідні $\frac{\partial}{\partial \beta_1} e \hat{u}_i^2$ і $\frac{\partial}{\partial \beta_2} e \hat{u}_i^2$.

Обчислимо їх, пам'ятаючи, що X_i і Y_i не залежать від β -величин:

$$\frac{\partial}{\partial \beta_1} e \hat{u}_i^2 = -2e (Y_i - \beta_1 - \beta_2 X_i) = -2e \hat{u}_i \quad (2.1.5)$$

$$\frac{\partial}{\partial \beta_2} e \hat{u}_i^2 = -2e (Y_i - \beta_1 - \beta_2 X_i) X_i = -2e \hat{u}_i X_i \quad (2.1.6)$$

Зрівнюючи до нуля ці вирази, одержуємо таку систему двох лінійних алгебраїчних рівнянь щодо коефіцієнтів регресії β_1 і β_2 :

$$\begin{aligned} n\beta_1 + \sum X_i \beta_2 &= \sum Y_i, \\ \sum X_i \beta_1 + \sum X_i^2 \beta_2 &= \sum X_i Y_i. \end{aligned} \quad (2.1.7)$$

Отримаємо розв'язок цієї системи, застосовуючи, наприклад, формули Крамера:

$$\begin{aligned} \Delta &= \begin{vmatrix} n & \sum X_i \\ \sum X_i & \sum X_i^2 \end{vmatrix} = n \sum X_i^2 - (\sum X_i)^2 \neq 0; \\ \Delta_1 &= \begin{vmatrix} \sum Y_i & \sum X_i \\ \sum X_i Y_i & \sum X_i^2 \end{vmatrix} = \sum X_i^2 \sum Y_i - \sum X_i \sum X_i Y_i; \\ \Delta_2 &= \begin{vmatrix} n & \sum Y_i \\ \sum X_i & \sum X_i Y_i \end{vmatrix} = n \sum X_i Y_i - \sum X_i \sum Y_i; \\ \beta_1 &= \frac{\Delta_1}{\Delta} = \frac{\sum X_i^2 \sum Y_i - \sum X_i \sum X_i Y_i}{n \sum X_i^2 - (\sum X_i)^2}; \end{aligned} \quad (2.1.8)$$

$$\beta_2 = \frac{\Delta_2}{\Delta} = \frac{n \sum X_i Y_i - \sum X_i \sum Y_i}{n \sum X_i^2 - (\sum X_i)^2}. \quad (2.1.9)$$

Дведемо, що можна отримати більш прості вирази для коефіцієнтів регресії. Для цього введемо нові величини – відхилення від середніх за вибіркою значень

$$x_i = X_i - \bar{X}, \quad y_i = Y_i - \bar{Y}, \quad (2.1.10)$$

де \bar{X} і \bar{Y} позначають середні за вибіркою значення

$$\bar{X} = \frac{1}{n} \sum X_i, \quad \bar{Y} = \frac{1}{n} \sum Y_i.$$

З цих формул відразу випливають прості співвідношення

$$\sum X_i = n\bar{X}, \quad \sum Y_i = n\bar{Y}. \quad (2.1.11)$$

Покажемо, що

$$\sum x_i = 0, \quad \sum y_i = 0. \quad (2.1.12)$$

Дійсно

$$\sum x_i = \sum (X_i - \bar{X}) = \sum X_i - \sum \bar{X} = n\bar{X} - n\bar{X} = 0.$$

Аналогічно доводиться і друга рівність. Окрім цього справедлива формула

$$\sum x_i^2 = \sum X_i^2 - n\bar{X}^2 = \frac{1}{n} \left[n \sum X_i^2 - (\sum X_i)^2 \right]. \quad (2.1.13)$$

Шляхом елементарних перетворень одержуємо

$$\begin{aligned}
e x_i^2 &= e (X_i - \bar{X})^2 = e X_i^2 - 2e X_i \bar{X} + e \bar{X}^2 = \\
&= e X_i^2 - 2\bar{X} e X_i + n\bar{X}^2 = e X_i^2 - 2\bar{X} n\bar{X} + n\bar{X}^2 = \\
&= e X_i^2 - n\bar{X}^2 = e X_i^2 - n \frac{1}{n} e X_i^2 = \\
&= e X_i^2 - \frac{1}{n} (e X_i)^2 = \frac{1}{n} [e X_i^2 - (e X_i)^2].
\end{aligned}$$

Порівнюючи вирази для Δ і (2.1.13), можна помітити, що визначник Δ відрізняється від нуля у випадку, якщо не всі X_i мають однакові значення.

Наведемо ще одне співвідношення

$$e x_i y_i = \frac{1}{n} [n e X_i Y_i - e X_i e Y_i] = e x_i Y_i = e X_i y_i \quad (2.1.14)$$

Доведення:

$$\begin{aligned}
e x_i y_i &= e (X_i - \bar{X}) e (Y_i - \bar{Y}) = e X_i Y_i - e \bar{X} Y_i - e X_i \bar{Y} + e \bar{X} \bar{Y} = \\
&= e X_i Y_i - \bar{X} e Y_i - \bar{Y} e X_i + n\bar{X} \bar{Y} = \\
&= e X_i Y_i - \bar{X} n \bar{Y} - \bar{Y} n \bar{X} + n\bar{X} \bar{Y} = \\
&= e X_i Y_i - n\bar{X} \bar{Y} = e X_i Y_i - n \frac{1}{n} e Y_i \frac{1}{n} e X_i = \\
&= e X_i Y_i - \frac{1}{n} e X_i e Y_i = \frac{1}{n} [n e X_i Y_i - e X_i e Y_i].
\end{aligned}$$

Водночас

$$\begin{aligned}
e x_i y_i &= e (X_i - \bar{X}) e (Y_i - \bar{Y}) = e X_i (Y_i - \bar{Y}) - e \bar{X} (Y_i - \bar{Y}) = \\
&= e X_i y_i - e \bar{X} (Y_i - \bar{Y}) = e X_i y_i.
\end{aligned}$$

Звернемося тепер до виразу для β_2 (2.1.9). Застосовуючи (2.1.13) і (2.1.14), одержуємо

$$\beta_2 = \frac{e x_i y_i}{e x_i^2} = \frac{e x_i Y_i}{e X_i^2 - n\bar{X}^2} = \frac{e X_i y_i}{e X_i^2 - n\bar{X}^2} \quad (2.1.15)$$

Спростимо тепер вираз (2.1.8) для β_1 . З першого рівняння системи (2.1.7) одержуємо

$$\beta_1 = \frac{1}{n} e Y_i - \beta_2 \frac{1}{n} e X_i = \bar{Y} - \beta_2 \bar{X}. \quad (2.1.16)$$

У наступному пірозділі ми зупинимося на деяких властивостях оцінок, отриманих за методом найменших квадратів.

2.2. Властивості оцінок за МНК

1. Оцінки за МНК виражаються тільки через величини спостережуваних змінних X і Y . Унаслідок цього вони можуть бути легко обчислені за формулами (2.1.15) (2.1.16).

2. Ці оцінки є точковими, тобто для даної вибірки кожен оцінювач матиме єдину величину, визначувану спостережуваними значеннями. Надалі ми розглянемо так звані інтервальні оцінки, які дають інтервал можливих значень невідомих параметрів.

Відзначимо деякі властивості лінії SRF.

1. Лінія SRF проходить через середні значення вибірки X і Y , тобто через точку (\bar{X}, \bar{Y}) . Цей факт безпосередньо випливає з формули (2.1.16), якщо її перетворити до вигляду

$$\bar{Y} = \beta_1 + \beta_2 \bar{X}.$$

На рис. 2.2 показано, що лінія SRF проходить через точку (\bar{X}, \bar{Y}) .

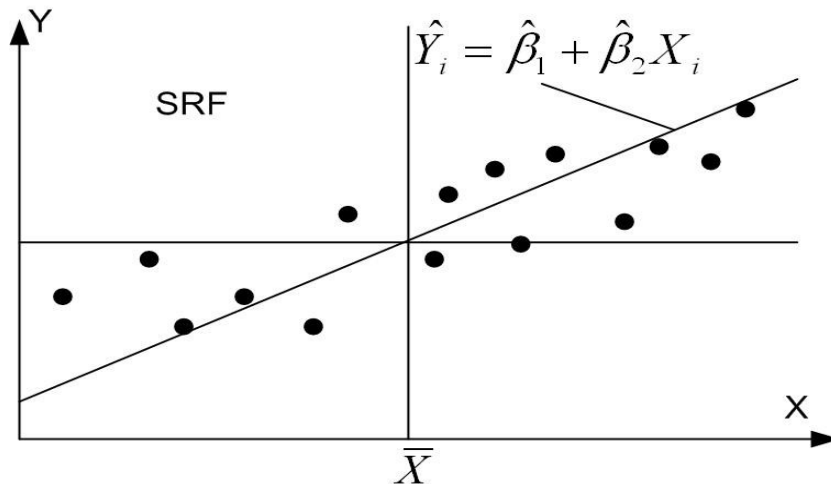


Рис. 2.2. Лінія SRF

2. Середня величина Y за наслідками вибірки дорівнює середній величині, отриманій із рівняння регресії $\hat{Y}_i = \beta_1 + \beta_2 X_i$, тобто

$$\bar{Y} = \bar{\hat{Y}}. \quad (2.2.1)$$

Щоб довести це, виконаємо такі перетворення:

$$\hat{Y}_i = \beta_1 + \beta_2 X_i = (\bar{Y} - \beta_2 \bar{X}) + \beta_2 X_i = \bar{Y} + \beta_2 (X_i - \bar{X}).$$

Ми підставили замість β_1 його вираз із (2.1.16). Підсумуємо обидві частини отриманої рівності за всім обсягом вибірки

$$\sum \hat{Y}_i = \sum \bar{Y} + \beta_2 \sum (X_i - \bar{X}),$$

$$n \bar{\hat{Y}} = n \bar{Y}, \quad \bar{Y} = \bar{\hat{Y}}.$$

При цьому ми використовували властивість (2.1.12).

3. Середня величина залишків \hat{u}_i є нуль, тобто $\bar{\hat{u}} = 0$. Ця властивість виходить безпосередньо з (2.1.5) і (2.1.7). Використовуючи цю властивість, можна перетворити рівняння SRF

$$Y_i = \beta_1 + \beta_2 X_i + \hat{u}_i \quad (2.2.2)$$

до іншого вигляду, в який будуть входити лише змінні у відхиленнях. Для цього підсумуємо останню рівність за всією вибіркою

$$\sum Y_i = n\beta_1 + \beta_2 \sum X_i + \sum \hat{u}_i = n\beta_1 + \beta_2 \sum X_i.$$

Поділивши останню рівність на N , одержуємо

$$\bar{Y} = \beta_1 + \beta_2 \bar{X}.$$

Віднімемо цю рівність від (2.2.2):

$$Y_i - \bar{Y} = \beta_2 (X_i - \bar{X}) + \hat{u}_i$$

або

$$y_i = \beta_2 x_i + \hat{u}_i. \quad (2.2.3)$$

Рівняння (2.2.3) називається рівнянням у відхиленнях. Зауважимо, що β_1 в це рівняння не входить. Рівняння SRF у відхиленнях можна подати у вигляді

$$\hat{y}_i = \beta_2 x_i. \quad (2.2.3)$$

4. Залишки \hat{u}_i не корелюються з x_i , тобто $\sum x_i \hat{u}_i = 0$. Це твердження виходить безпосередньо з (2.1.6) і (2.1.7).

5. Залишки \hat{u}_i не корелюються з Y_i , тобто $\sum Y_i \hat{u}_i = 0$. Дійсно

$$\sum Y_i \hat{u}_i = \sum (\beta_1 + \beta_2 X_i) \hat{u}_i = \beta_1 \sum \hat{u}_i + \beta_2 \sum X_i \hat{u}_i = 0.$$

6. Залишки \hat{u}_i не корелюються з \hat{y}_i , тобто $\sum y_i \hat{u}_i = 0$. Підставляючи замість \hat{y}_i його значення з (2.2.3), одержуємо

$$\sum y_i \hat{u}_i = \beta_2 \sum x_i \hat{u}_i = \beta_2 \sum (X_i - \bar{X}) \hat{u}_i = \beta_2 \sum X_i \hat{u}_i - \beta_2 \bar{X} \sum \hat{u}_i = 0.$$

Припущення, що застосовуються в моделі

Як згадувалося раніше, нереально провести повний перепис популяції з метою підрахувати середні значення і вивести функцію популяції регресії. На практиці дослідник обмежується випадковою вибіркою будинків і визначає необхідні параметри з метою отримання вибіркової функції регресії. Табл. 2.2 містить дані за вибіркою з 14 будинків ($T=14$), проданих у районі Сан-Дієго в 1990 р. На графіку (рис. 2.3), побудованому за цими даними, зображені точки (X_t, Y_t) . Цей графік називається діаграмою розсіювання даних вибірки. Вона схожа на графік (рис.1.2), але там ми зображали (X_t, Y_t) для популяції в цілому, а графік (рис.2.3) ґрунтується лише на даних вибірки.

Дійсна й оцінена ціна будинку і його житлова площа у кв. футах

t	$SQFT$	Дійсна ціна $PRICE$	Оцінена середня ціна
1	1065	1999,9	200,386
2	1254	228	226,657
3	1300	235	233,051
4	1577	285	271,554
5	1600	239	274,751
6	1750	293	295,601
7	1800	285	302,551
8	1870	365	312,281
9	1935	295	321,316
10	1948	290	323,123
11	2254	385	265,657
12	2600	505	413,751
13	2800	425	441,551
14	3000	415	469,351

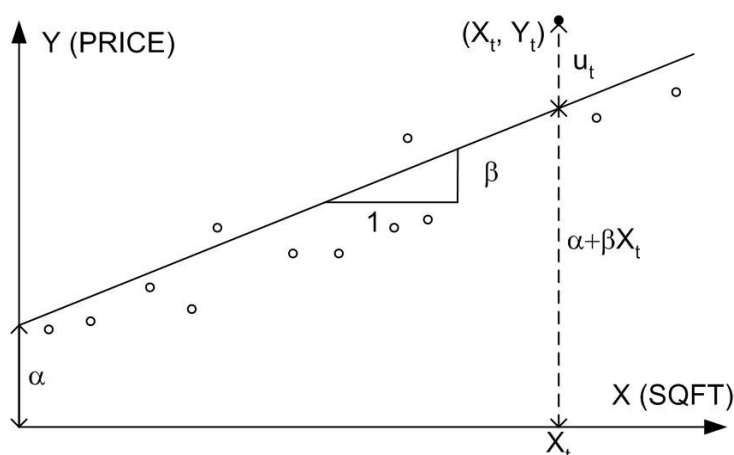


Рис. 2.3. Діаграма вибірки розкиду ціни будинку залежно від його площі

Фундаментальне припущення, на якому основана найпростіша регресійна модель, полягає в тому, що середні значення (\bar{X}, \bar{Y}) лежать на прямій лінії (позначеній $\alpha + \beta \cdot SQFT$), яка зображає функцію регресії популяції і є умовним середнім значенням (або сподіванням) ціни ($PRICE$) для заданої площі $SQFT$. Нижче наводиться загальне визначення найпростішої лінійної регресійної моделі.

Припущення 2.1 – лінійність моделі:

$$Y_t = \alpha + \beta X_t + u_t,$$

де X_t і Y_t є t -ті спостереження (t змінюється від 1 до T) незалежної і залежної змінних відповідно; α і β – невідомі параметри, які необхідно визначити; u_t – невідома складова, яка передбачається випадковою величиною з певними власти-

востями. α і β мають назву коефіцієнтів регресії. Індекс t можна визначити як тимчасовий чинник у спостереженнях або типове спостереження з таблиці.

Припустимо, що нам відомі величини α і β . Побудуємо пряму $Y = \alpha + \beta X$ на цій діаграмі. Вона зображає функцію регресії популяції. Відхилення за вертикаллю дійсного значення ціни (Y_t) від лінії регресії ($Y = \alpha + \beta X$) є випадкова похибка u_t . Кутовий коефіцієнт прямої (β) є також $\frac{\Delta Y}{\Delta X}$. Він позначає зростання Y при одиничному зростанні X .

β може бути інтерпретований як граничний ефект X на Y . Так, якщо $\beta = 0,065$, то кожне збільшення житлової площі на 1 кв. фут призведе до зростання ціни будинку в середньому на 0,065 тис. дол. (зверніть увагу на важливість вибору одиниць вимірювання) або 65 дол. Більш імовірно, що зростання житлової площі на 100 кв. футів призведе до зростання очікуваної середньої ціни на 6 500 дол. Хоча α відповідає середньому значенню Y при $X=0$, його не можна інтерпретувати як вартість ділянки, на якій стоїть будинок. Пояснення цьому твердженню полягає в тому, що α містить вплив невиключених у модель змінних, які, проте, впливають на залежну змінну.

При формулюванні найпростішого лінійного співвідношення між PRICE і SQFT ми ігноруємо той факт, що ціна будинку залежить також від інших характеристик, таких як, наприклад, величина ділянки землі й кількість ванних. Таким чином, ми припускаємо, що ефекти від них абсорбуються залишковим членом u_t . Залишковий член u_t , є, по суті, комбінацією чотирьох різних ефектів:

1. Відповідає за ефект дії змінних, не включених у модель.
2. Поглинає ефекти нелінійності співвідношення між Y і X . Так, якби істинною була модель $Y_t = \alpha + \beta X_t + \gamma X_t^2 + u_t$, а ми б застосовували модель 2.1, то ефект від X_t^2 був би включений в u_t .
3. Містить похибку у вимірюванні X і Y .
4. Включає властиві непередбачувані випадкові ефекти.

Хоча досліджувана нами модель дуже проста і, звичайно, не реалістична, з її допомогою можна легко зрозуміти різні концепції в економетриці. Далі ми розширимо модель на випадок, коли в неї входять більше ніж одна пояснювальна змінна.

Наступною нашою задачею після формулювання моделі є отримання “найкращих” оцінок для α і β . Після того як це буде зроблено, ми перевіримо властивості цих оцінок, а також припущення 2.1. Потім перевіримо гіпотези, що належать до них, і застосуємо оцінену пряму для проведення умовного прогнозу ціни будинку для даного значення X . Але перш ніж ми все це виконаємо, нам необхідно зробити відносно u_t і X_t додаткові припущення. Нижче наведено повний список припущень.

Припущення найпростішої лінійної регресійної моделі

1. Регресійна модель лінійна по відношенню до невідомих коефіцієнтів α і β , тобто $Y_t = \alpha + \beta X_t + u_t$ для $t=1, 2, \dots, T$.

2. Залишкова складова u_t – випадкова величина, що має нульове середнє значення, тобто $E(u_t) = 0$.

3. Не всі із спостережуваних значень X мають однакову величину, принаймні одне з них відрізняється від інших.

4. X_t задані й не випадкові, тобто вони не корелюються з u_t , отже, $\text{Cov}(X_t, u_t) = E(X_t, u_t) - E(X_t)E(u_t) = 0$.

5. u_t має сталу дисперсію для всіх t , тобто $\text{Var}(u_t) = E(u_t^2) = \sigma^2$.

6. u_t і u_s розподілені незалежно для $t \neq s$, звідси $\text{Cov}(u_t, u_s) = E(u_t u_s) = 0$.

7. u_t розподілена нормально, тобто $u_t \sim N(0, \sigma^2)$. Це означає, що для даного X_t $Y_t \sim N(\alpha + \beta X_t, \sigma^2)$.

Розглянемо ці припущення більш детально.

Припущення 2.2 – середні значення залишкових членів нульові

Кожна u_i – випадкова величина з $E(u_i) = 0$.

На рис. 2.3. бачимо, що деякі з точок спостереження лежать вище за лінію $Y = \alpha + \beta X$, а деякі нижче. Це означає, що частина складових u_t позитивні, а інші негативні. Оскільки $Y = \alpha + \beta X$ – лінія середніх значень, доцільно припустити, що ці випадкові відхилення взаємно знищуються в середньому за всією популяцією. Отже, припущення про те, що u_t – випадкові величини з нульовим математичним сподіванням, достатньо реалістичне.

Припущення 2.3 – не всі значення X однакові

Не всі X_i мають однакові значення. Принаймні є два різних значення. Іншими словами, дисперсія вибірки $\frac{1}{T-1} \sum (X_i - \bar{X})^2$ відмінна від нуля.

Це припущення є дуже важливим, оскільки інакше модель не може бути оцінена. На інтуїтивному рівні, якщо X_i не змінюється, то неможливо пояснити, чому змінюється Y_i . Як приклад, припустимо, що Y_t – споживацькі витрати сім'ї в t -му місяці, а X_t – дохід сім'ї в тому ж місяці. Звичайно дохід сім'ї від місяця до місяця трохи змінюється, а споживацькі витрати можуть значно варіювати в різні місяці. Якщо дохід не змінюється, то не можна пояснити, чому змінюються витрати на споживання. Це, однак, не означає, що дохід сім'ї не впливає на її споживацькі витрати. Якщо наступного року зарплата підвищиться, то підвищаться й середні витрати. Рис. 2.4 графічно ілюструє припущення 2.3.

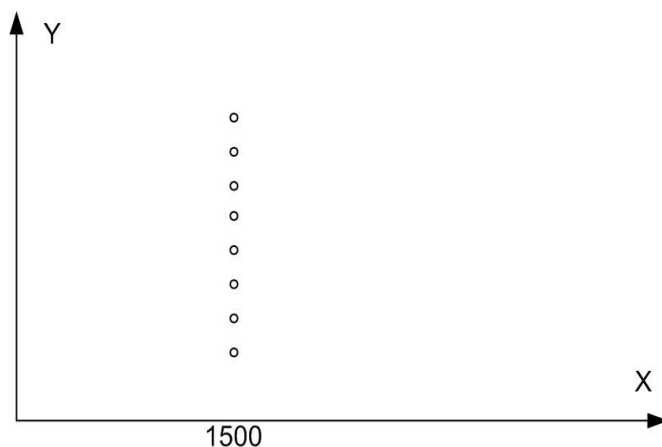


Рис. 2.4. Приклад, у якому величини X не змінюються

У разі застосування моделі, що описує вартість будинку залежно від його площі, припустимо, що була зібрана інформація про вартість будинків площею тільки 1500 кв. футів. Діаграма розкиду даних вибірки зображена на рис.2.4. Зрозуміло, що за цією діаграмою неможливо провести адекватну оцінку лінії регресії популяції.

Припущення 2.4 – значення X задані й не випадкові

$E(u_t) = 0$, оскільки X_t задані і, отже, не випадкові, то з цього випливає $Cov(X_t, u_t) = E(X_t, u_t) - E(X_t)E(u_t) = X_t E(u_t) - X_t E(u_t) = 0$.

З $E(X_t u_t) = 0$ випливає, що коваріація популяції між X_t і u_t дорівнює нулю. Отже, X і u не корельовані. Як ми побачимо пізніше, це припущення є основоположним для того, щоб метод оцінювання α і β мав деякі бажані властивості. На інтуїтивному рівні, якщо X і u корельовані, то зі зміною X повинна також змінюватися u . У цьому випадку очікуване значення Y не буде дорівнювати $\alpha + \beta X$.

Припущення 2.5 – гомоскедастичність

Усі випадкові величини u_t мають однаковий розподіл дисперсій σ^2 , так що $Var(u_t) = E(u_t^2) = \sigma^2$. Ця властивість називається гомоскедастичністю (рівнорозкиданістю).

Припущення 2.6 – серійна незалежність

Усі u_t розподілені незалежно, так що $Cov(u_s, u_t) = E(u_t u_s) = 0$ для всіх $t \neq s$. Ця властивість має назву серійної незалежності.

Виконання цих двох гіпотез приводить до того, що залишкові члени незалежно й однаково розподілені. Згідно з рис.1.2. для даного X є розкид значень Y , який задає умовний розподіл. Залишок u_t – відхилення від умовного середнього значення $\alpha + \beta X$. Припущення 2.5 має на увазі, що розподіл випадкової величини u_t має ту ж дисперсію (σ^2), що й у u_s для різних X спостережень S . Рис. 2.3 – приклад гетероскедастичності (нерівних розкидів), у якому дисперсія непостійна

за спостереженнями. Припущення 2.6 говорить про те, що u_t і u_s незалежні і, отже, не корельовані. Зокрема, послідовні складові не корельовані. Рис.2.5 – приклад серійної кореляції, коли це припущення порушується.

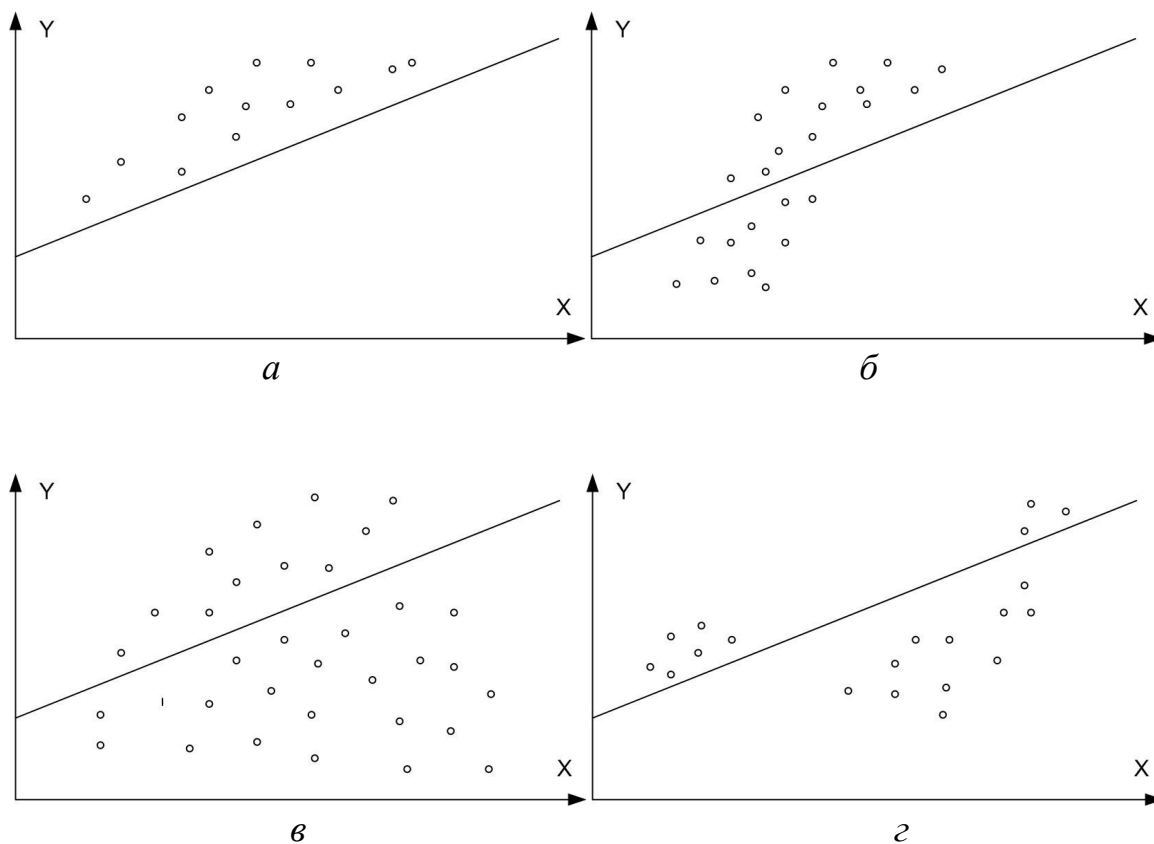


Рис. 2.5. Приклади порушення припущень: *а* – порушення 2.2; *б* – порушення 2.1; *в* – порушення 2.5; *г* – порушення 2.6

Припущення 2.7 – нормальність відхилень

Кожне u_t розподілено нормально згідно із законом $N(0, \sigma^2)$, з чого виходить, що умовна густина розподілу Y для заданого значення X задається законом $N(\alpha + \beta X, \sigma^2)$.

Таким чином, залишкові складові $u_1, u_2, u_3, \dots, u_T$ вважаються розподіленими незалежно і за нормальним законом з нульовим середнім значенням і загальною дисперсією σ^2 . Це припущення дуже важливе при висуванні та перевірці гіпотез.

Класична лінійна регресійна модель: припущення, що лежать в основі методу найменших квадратів

Якби нашою метою було тільки отримання оцінок $\hat{\beta}_1$ і $\hat{\beta}_2$, то все вищезгадане вирішувало б питання. Але ми пам'ятаємо, що в регресійному аналізі нашою метою є не лише отримання $\hat{\beta}_1$ і $\hat{\beta}_2$, а й висновок про істинні величини β_1 і β_2 .

Наприклад, нам хотілося б знати, наскільки близькі β_1^j і β_2^j , до їх аналогів за всією популяцією або наскільки близьке β_i до істинного $E(Y / X_i)$.

Стандартна класична лінійна модель регресії (CLRM)

Дана модель лежить в основі більшості моделей економетрики і заснована на 10 припущеннях. Розглянемо їх на прикладі моделі з двома змінними, а пізніше поширимо на модель із великою кількістю змінних.

Припущення 1 – лінійність регресійної моделі

Регресійна модель лінійна за параметрами, як це бачимо з виразу

$$Y_i = \beta_1 + \beta_2 X_i + u_i.$$

Ми вже обговорювали цю модель. Оскільки лінійність моделі за параметрами – початкова точка CLRM, ми будемо завжди це припускати й надалі. Також пам'ятатимемо, що регресант Y і регресор X й самі можуть бути нелінійними.

Припущення 2 – величини X фіксовані в повторних вибірках

Значення, що набуваються регресором X , вважаються фіксованими в повторних вибірках. Безумовно, вважатимемо, що X не стохастична.

Це припущення неявно було присутнє в обговоренні PRF раніше. Дуже важливо розуміти значення «фіксованість» у повторних вибірках. Його можна пояснити на прикладі табл. 2.1. Розглянемо змінну Y , відповідну рівням доходу. Зберігаючи величину доходу фіксованою, наприклад на рівні 80 дол., ми випадково вибрали сім'ю з тижневими витратами, скажімо, у 60 дол. Зберігаючи $X=80$, ми випадково вибрали іншу сім'ю з $Y=75$. У кожному з цих випадків (повторні вибірки) значення X були фіксовані. Ми можемо повторити цей процес для всіх X з таблиці. Це означає, що регресійний аналіз є умовним регресійним аналізом, тобто з умовою заданості величин регресора X .

Припущення 3 – рівність нулю середньої величини збурення u_i

Для даного значення величини X середня величина або математичне сподівання випадкової збурюючої складової u_i дорівнює нулю:

$$E(u_i / X_i) = 0$$

Це припущення стверджує, що середня величина u_i , відповідна даному X_i , є нуль.

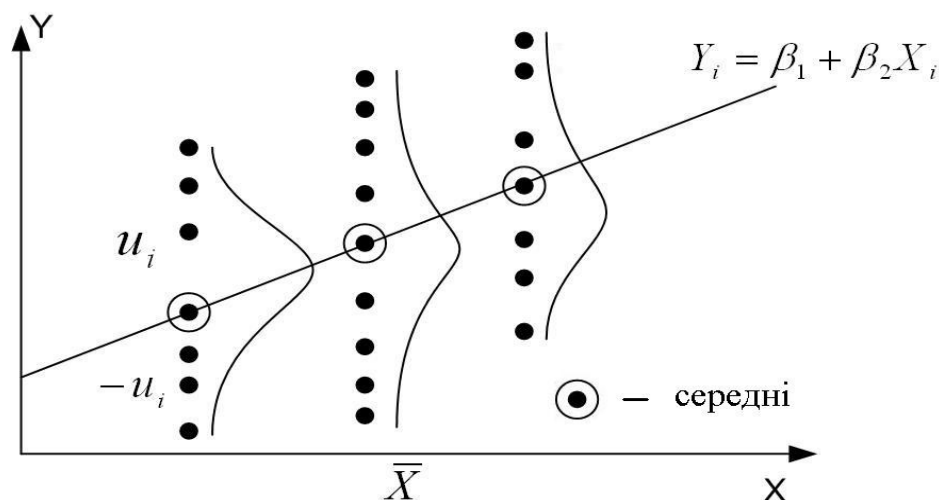


Рис. 2.6 Геометрична інтерпретація припущення 3

Геометричне значення цього припущення показано на рис. 2.6. Як бачимо, при фіксованому значенні X відповідні значення Y розташовані довкола середніх значень, коли одні зі значень Y лежать вище середніх, а інші – нижче середніх. Відстані, вище і нижче за середні, є не що інше як u_i . За формулою (2.2.1), середня величина цих відхилень для фіксованого X повинна дорівнювати нулю.

Припущення 4 – гомоскедастичність або рівність дисперсій u_i

Для даного X дисперсії u_i однакові для всіх спостережень:

$$D(u_i | X_i) = E[u_i - E(u_i) | X_i]^2 = E(u_i^2 | X_i) = \sigma^2. \quad (2.2.4)$$

Рівність (2.2.4) стверджує, що дисперсія u_i для кожного X_i є деяка позитивна величина, що дорівнює σ^2 . Іншими словами, (2.2.4) означає, що величини Y , відповідні різним значенням X , мають однакову дисперсію.

На рис. 2.7 показана ситуація, коли ця властивість не виконується, тобто коли має місце рівність

$$D(u_i | X_i) = \sigma_i^2.$$

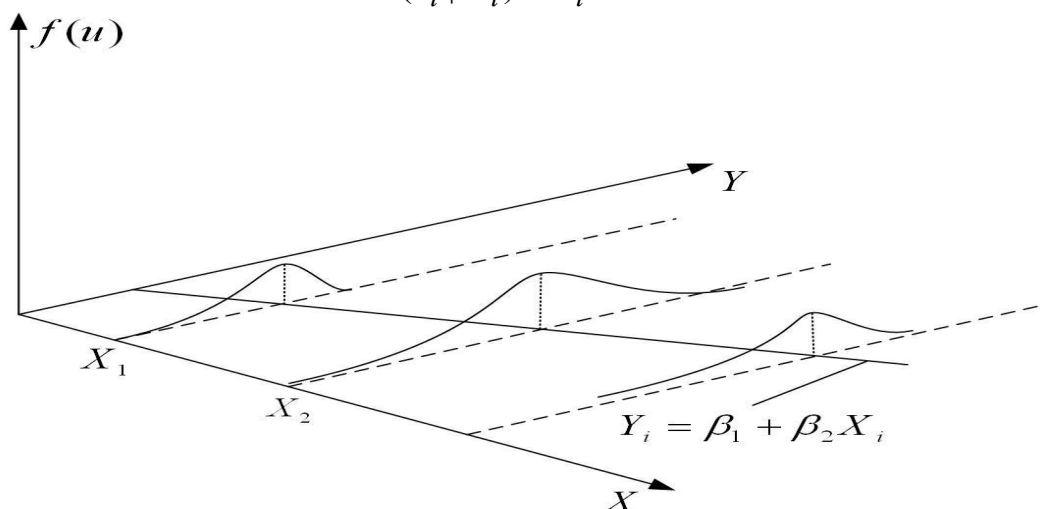


Рис. 2.7. Гомоскедастичність

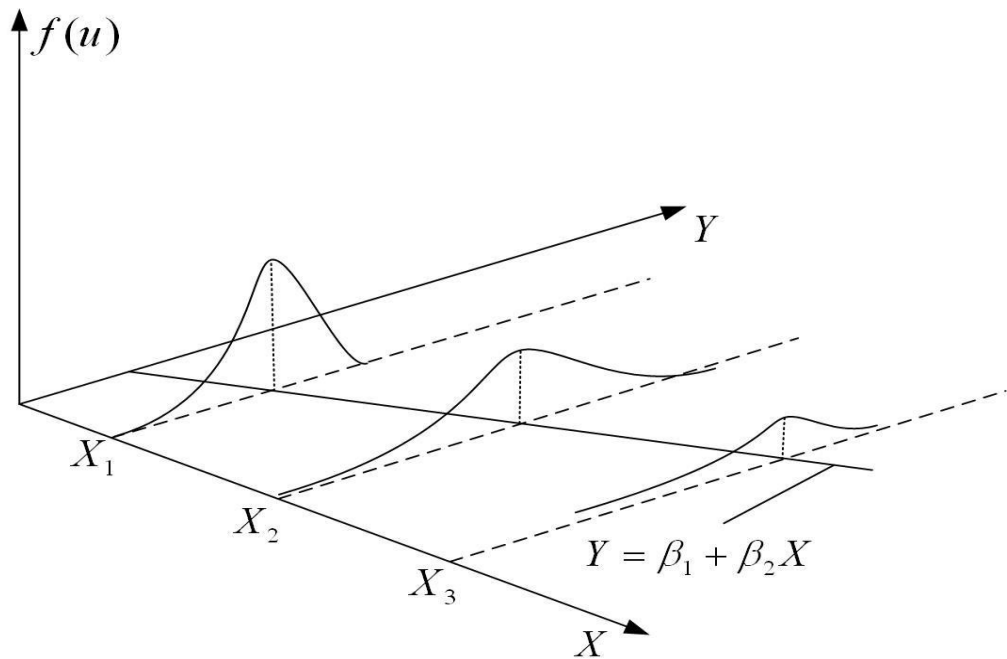


Рис. 2.8. Гетероскедастичність

Щоб краще зрозуміти різницю між двома цими ситуаціями, повернемося до нашого прикладу. Графіки 2.7 і 2.8 показують, що зі зростанням доходу зростають і середні витрати на споживання. Але на рис. 2.7 дисперсія (розкид) витрат однакова для всіх рівнів доходів, а на рис. 2.8 дисперсія витрат збільшується зі зростанням X , тобто багаті сім'ї в середньому купують більше, ніж бідні, але в них і більший розкид у витратах, ніж у бідних.

На рис. 2.8 показано, що

$$D(u_1 | X_1) < D(u_2 | X_2) < \dots$$

Припущення 5 – відсутність автокореляції між збуреннями

Для будь-яких двох даних величин X , X_i і X_j ($i \neq j$), кореляція між u_i і u_j дорівнює нулю:

$$\begin{aligned} \text{cov}(u_i, u_j | X_i, X_j) &= E[u_i - E(u_i) | X_i][u_j - E(u_j) | X_j] = \\ &= E(u_i | X_i)(u_j | X_j) = 0. \end{aligned}$$

Припущення 6 – нульова коваріація між u_i і X_i

Коваріація між u_i і X_i дорівнює нулю, тобто

$$\begin{aligned} \text{cov}(u_i, X_i) &= E[u_i - E(u_i)][X_i - E(X_i)] = E[u_i(X_i - E(X_i))] = \\ &= E(u_i X_i) - E(X_i)E(u_i) = E(u_i X_i) = 0. \end{aligned}$$

Це припущення стверджує, що збурення u і пояснювальна змінна X не корельовані. Зміст цього полягає в такому: коли ми виразили PRF у вигляді

$$Y_i = \beta_1 + \beta_2 X_i + u_i,$$

то припустили, що X і u поодиноці впливають на Y . Але якщо X і Y корельовані, то неможливо визначити їх індивідуальний вплив на Y .

Припущення 6 автоматично виконується, якщо X – не випадкова величина і справедлива гіпотеза 3:

$$E(u_i) = 0: \text{cov}(u_i, X_i) = E[X_i - E(X_i)][u_i - E(u_i)] = (X_i - E(X_i))E[u_i - E(u_i)] = 0.$$

Припущення 7 – кількість спостережень N повинна бути більшою, ніж кількість параметрів у моделі, тобто більшою, ніж кількість пояснювальних змінних. У нашому прикладі уявимо, що в табл. 1.1 є лише одна пара значень Y і X .

З цього єдиного спостереження неможливо визначити невідомі параметри β_1 і β_2 моделі. Нам необхідні принаймні дві пари значень для знаходження параметрів β_1 і β_2 .

Припущення 8 – мінливість пояснювальних змінних X

Значення змінної X у даній вибірці не повинні бути однаковими. У математичних термінах $D(x)$ повинна бути позитивним числом.

Це припущення не таке нешкідливе, як здається. Розглянемо рівняння

$$\beta_2 = \frac{\sum x_i y_i}{\sum x_i^2}.$$

Якщо всі значення X збігаються, то $X_i = \bar{X}$ і знаменник дробу обертається в нуль, що робить неможливим знаходження параметрів регресії. У нашому випадку зрозуміло, що при малій мінливості X не можна пояснити велику мінливість Y . Потрібно пам'ятати, що мінливість обох змінних X і Y є основоположним моментом регресійного аналізу. Коротше кажучи, змінні повинні змінюватися.

Припущення 9 – регресійна модель вибирається коректно

Інакше кажучи, відсутня помилка зсуву в моделі, що застосовується в емпіричному аналізі.

Ми вже зазначали, що класична регресійна модель передбачається вибраною коректно. Економічні дослідження починаються з вибору економетричної моделі, що лежить в основі предмета дослідження. При цьому повинні бути з'ясовані такі питання: 1) які змінні повинні бути включені в модель? 2) який вигляд функціональної залежності? 3) які припущення імовірності робляться відносно Y_i і X_i і u_i , що входять у модель?

Ці питання важливі, оскільки, як ми побачимо, не включення суттєвих змінних у модель, або неправильний вибір функціональної залежності, або неправильні стохастичні припущення роблять дуже сумнівними отримані при економетричному аналізі результати.

Припустимо, що ми вибрали такі дві моделі для встановлення залежності рівнів інфляції і безробіття:

$$Y_i = \alpha_1 + \alpha_2 X_i + u_i, \quad (2.2.5)$$

$$Y_i = \beta_1 + \beta_2 \frac{1}{X_i} + u_i, \quad (2.2.6)$$

де Y_i – рівень інфляції, а X_i – рівень безробіття.

Модель (2.2.5) лінійна і за параметрами, і за змінними, а (2.2.6) нелінійна за параметром X_i . На рис. 2.9 зображені ці моделі. Якщо модель (2.2.6) коректна, то модель (2.2.5) дає нам неправильний прогноз: між точками A і B , для будь-яких значень X_i модель (2.2.5) дає завищені середні значення Y , тоді як зліва від A або справа від B вона дає занижені середні значення Y .

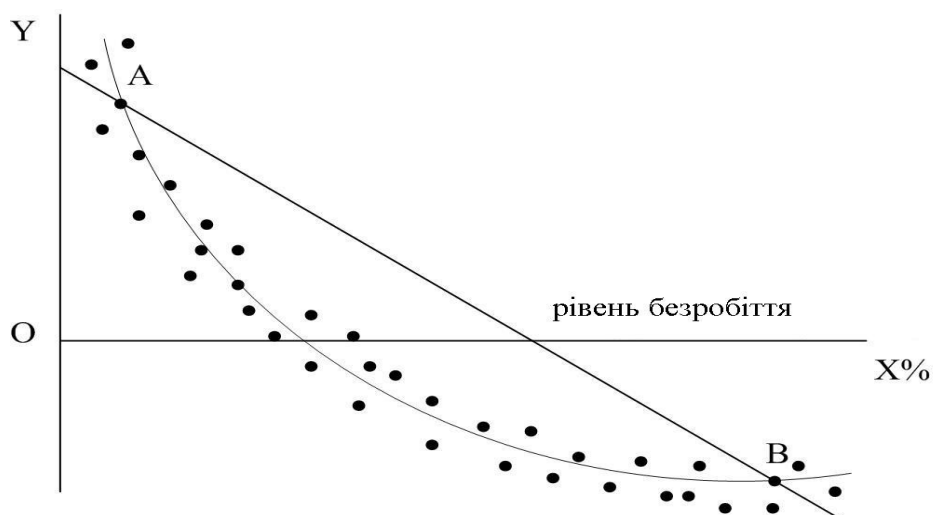


Рис. 2.9. Дві моделі залежності рівнів інфляції та безробіття

Припущення 10 – відсутність точної мультиколінеарності

Тобто між пояснювальними змінними відсутня точна мультиколінеарність.

2.3. Точність або стандартна похибка оцінювачів за МНК

З рівнянь (2.1.15), (2.1.16) зрозуміло, що оцінювачі β_1 і β_2 за МНК – функція від даних вибірки. Але оскільки дані можуть змінюватися від вибірки до вибірки, то змінюватимуться й значення оцінювачів. Отже, необхідна міра «достовірності» або точності обчислення оцінювачів β_1 і β_2 . У статистиці точність оцінювача вимірюється його стандартною похибкою. Як зазначено раніше при прийнятих гіпотезах оцінювачі за МНК мають такі значення дисперсій і стандартної похибки:

$$D(\beta_2) = \frac{\sigma^2}{\sum x_i^2}; \quad (2.3.1)$$

$$\sigma(\beta_2) = \frac{\sigma}{\sqrt{\sum x_i^2}}, \quad (2.3.2)$$

$$D(\beta_1) = \frac{\sum X_i^2}{n \sum x_i^2} \sigma^2; \quad (2.3.3)$$

$$\sigma(\beta_1) = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n X_i^2}{n \sum_{i=1}^n x_i^2}} \sigma ; \quad (2.3.4)$$

де σ^2 – дисперсія u_i . Усі величини, що входять у (2.3.1)–(2.3.4), за виключенням σ^2 , можна підрахувати за даними вибірки. Для самої ж величини σ^2 справедлива формула

$$\mu^2 = \frac{\sum_{i=1}^n \hat{u}_i^2}{n-2}, \quad (2.3.5)$$

де μ^2 – оцінка за МНК істинного значення σ^2 . Величина $(n-2)$ має назву кількості степенів вільності (df, number degrees freedom). $\sum_{i=1}^n \hat{u}_i^2$ – сума квадратів залишків RSS (residual sum squares).

Оскільки $\sum_{i=1}^n \hat{u}_i^2$ відома, то μ^2 може бути легко обчислений. Сама величина $\sum_{i=1}^n \hat{u}_i^2$ може бути обчислена за формулою

$$\sum_{i=1}^n \hat{u}_i^2 = \sum_{i=1}^n (Y_i - \beta_1 - \beta_2 X_i)^2$$

або

$$\sum_{i=1}^n \hat{u}_i^2 = \sum_{i=1}^n y_i^2 - \beta_2^2 \sum_{i=1}^n x_i^2. \quad (2.3.6)$$

Зауважимо, що формула (2.3.6) простіша в застосуванні порівняно з (2.1.2), тому що не вимагає обчислення \hat{u}_i для кожного i , хоча саме таке обчислення виявляється корисним.

Оскільки

$$\beta_2 = \frac{\sum_{i=1}^n x_i y_i}{\sum_{i=1}^n x_i^2},$$

з (2.3.6) можна отримати ще один вираз для підрахунку $\sum_{i=1}^n \hat{u}_i^2$:

$$\sum_{i=1}^n \hat{u}_i^2 = \sum_{i=1}^n y_i^2 - \frac{(\sum_{i=1}^n x_i y_i)^2}{\sum_{i=1}^n x_i^2}. \quad (2.3.7)$$

Позитивний квадратний корінь з μ^2

$$\mu = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n \hat{u}_i^2}{n-2}} \quad (2.3.8)$$

називається стандартною похибкою оцінювача. Вона є стандартним відхиленням величин Y від оціненої лінії регресії і часто застосовується як сумарна міра “якості підгонки” оціненої лінії регресії.

Відзначимо такі властивості дисперсії (а отже, і стандартної похибки) коефіцієнтів β_1 і β_2 .

1. Дисперсія коефіцієнта β_2 прямо пропорційна σ^2 , але обернено пропорційна $\sum x_i^2$. Тобто для даного σ^2 , чим більша область зміни величин X , тим менша дисперсія β_2 і, отже, вища точність, з якою може бути оцінений β_2 . Коротше кажучи, при значній зміні величин X коефіцієнт β_2 може бути виміряний більш точно, ніж при незначній зміні величин X . Крім того, для даної величини $\sum x_i^2$ чим більше σ^2 , тим більша дисперсія β_2 . Зауважимо, що зі збільшенням обсягу вибірки N , кількість членів у $\sum x_i^2$ зростатиме. Тому зі зростанням N точність оцінки коефіцієнта β_2 збільшуватиметься.
2. Дисперсія коефіцієнта β_1 прямо пропорційна σ^2 і $\sum X_i^2$, але обернено пропорційна $\sum x_i^2$ і розміру вибірки N .
3. Оскільки β_1 і β_2 є оцінками, вони будуть не тільки змінюватися від вибірки до вибірки, але й будуть взаємно залежними в межах однієї вибірки. Ця залежність вимірюється коваріацією між ними. Пізніше буде показано, що

$$\text{cov}(\beta_1, \beta_2) = -\bar{X}D(\beta_2) = -\bar{X} \frac{\sum \sigma^2}{\sum x_i^2} \quad (2.3.9)$$

Оскільки $D(\beta_2)$ завжди позитивна, коваріація між β_1 і β_2 залежить від знака \bar{X} . Якщо $\bar{X} > 0$, тоді, як бачимо з формули (2.3.9), коваріація буде негативна. Так, якщо кутовий коефіцієнт β_2 оцінений із завищенням (тобто лінія регресії підіймається із завищеною крутістю) коефіцієнт перетину β_1 матиме занижене значення (перетин матиме менше значення).

ТЕМА 3. ЕЛЕМЕНТИ МАТРИЧНИХ ПЕРЕТВОРЕНЬ

3.1. Властивості оцінювачів за МНК: теорія Гаусса-Маркова

Як було відзначено раніше, оцінювачі, отримані за МНК при зроблених припущеннях CLRM, мають деякі ідеальні або оптимальні властивості. Вони зазначені в добре відомій теоремі Гаусса-Маркова. Для того щоб зрозуміти її значення, необхідно розглянути властивість найкращого лінійного незміщеного оцінювача (best linear unbiasedness property an estimator). Оцінювач, скажімо β_2^{pl} за МНК, вважається найкращим лінійним незміщеним оцінювачем BLUE (best linear unbiased estimator) β_2 , якщо він має такі властивості:

1. Він лінійний, тобто являє собою лінійну функцію випадкової змінної, таку як залежна змінна Y в регресійній моделі.
2. Він є незміщеним оцінювачем, тобто $E(\beta_2^{\text{pl}}) = \beta_2$.
3. Він має найменшу дисперсію в класі всіх лінійних незміщених оцінювачів; незміщений оцінювач з найменшою дисперсією відомий як ефективний оцінювач.

Можна довести, що оцінювачі, отримані за МНК, мають властивості найкращого лінійного незміщеного оцінювача BLUE. Це є висновком відомої теореми Гаусса-Маркова, яка може бути сформульована таким чином: при прийнятих гіпотезах класичної регресійної лінійної моделі отримані за методом найменших квадратів оцінювачі в класі лінійних незміщених оцінювачів мають найменшу дисперсію, тобто вони є найкращими лінійними незміщеними оцінювачами.

Дана теорема дуже важлива при регресійному аналізі, оскільки стосується як теорії, так і практики.

Пояснимо значення теореми за допомогою рис. 2.10.

На рис. 2.10, а показаний розподіл за вибірками оцінювача β_2^{pl} , отриманого за МНК, у вибірках, що повторюються. Для зручності ми припустимо, що розподіл β_2^{pl} розташований симетрично. Як бачимо з рисунка, математичне сподівання β_2^{pl} дорівнює істинному значенню β_2 , тобто $E(\beta_2^{\text{pl}}) = \beta_2$. Це і є значення, яке ми вкладаємо в термін “незміщена оцінка”. На рис. 2.10, б показаний розподіл оцінювача β_2^* , отриманого за альтернативним методом. Для зручності ми припустили, що β_2^* , як і β_2^{pl} , має властивість незміщеності. Припустимо, що і β_2^{pl} і β_2^* є лінійними оцінювачами, тобто вони є лінійними функціями від Y . Який із оцінювачів – β_2^{pl} або β_2^* – слід вибрати?

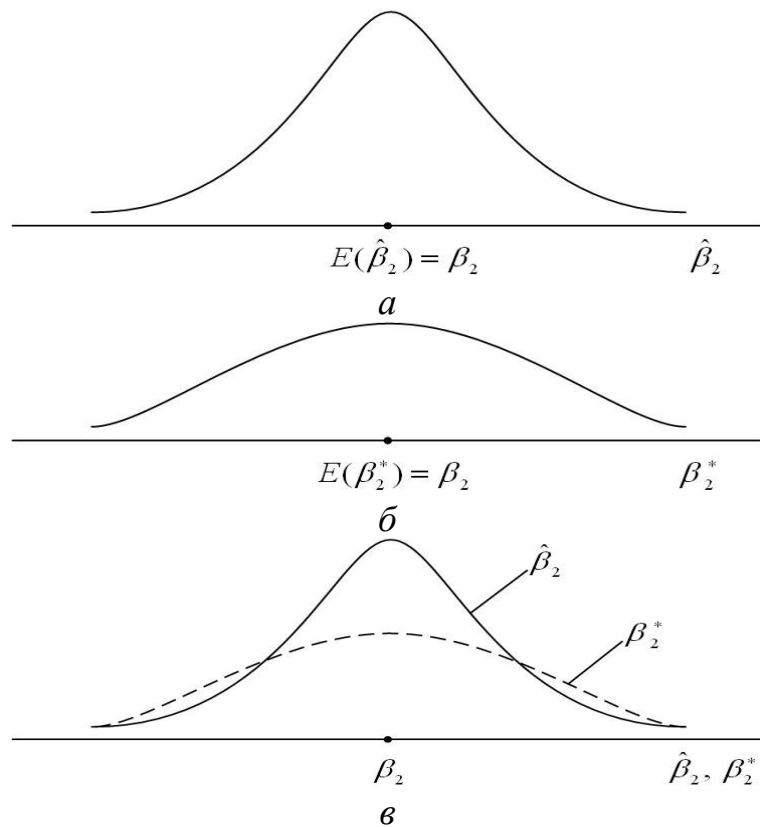


Рис. 2.10. Розподіл за вибіркою за МНК $\hat{\beta}_2$ і альтернативного оцінювача β_2^*
 : a – розподіл $\hat{\beta}_2$; b – розподіл β_2^* ; c – розподіл $\hat{\beta}_2$ і β_2^*

Щоб відповісти на це запитання накладемо два рисунки, як показано на рис. 2.8, c . Із рис. 2.10, c бачимо, що хоча обидва розподіли незміщені, для β_2^* ми маємо більш розмитий розподіл біля середнього значення в порівнянні з розподілом $\hat{\beta}_2$. Іншими словами, дисперсія β_2^* більша, ніж дисперсія $\hat{\beta}_2$. Зрозуміло, що з двох даних оцінювачів, які мають властивості лінійності і незміщеності, слід вибрати оцінювач із меншою дисперсією, оскільки він ближче до β_2 , ніж альтернативний оцінювач. Отже, завжди слід вибирати найкращий лінійний незміщений оцінювач (BLUE).

Розглянуті нами статистичні властивості відомі як властивості кінцевих вибірок. Ці властивості зберігаються незалежно від розміру вибірки, за даними якої отримані оцінювачі. Пізніше ми матимемо нагоду розглянути асимптотичні властивості, тобто властивості, які зберігаються тільки у випадку, коли вибірка дуже велика (нескінченна).

3.2. Коефіцієнт детермінації r^2 : міра «якості підгонки»

Звернемося зараз до розгляду питання якості підгонки лінії регресії до множини даних, тобто дослідимо, наскільки «добре» лінія вибіркової регресії підходить до цих даних. Із рис.1.1 бачимо, що якби всі спостереження знаходилися на лінії регресії, ми отримали б «точну підгонку», але на практиці це окремий випадок. У загальному ж випадку будуть як позитивні відхилення \hat{u}_i , так і негативні

вні. Ми прагнемо, щоб ці залишки були наскільки можливо малі. Коефіцієнт детермінації r^2 (випадок двох змінних) або R^2 (множинна регресія) являє собою сумарну міру якості підгонки лінії регресії до даних спостереження.

Перш ніж з'ясувати, як підраховується r^2 , розглянемо евристичне пояснення r^2 за допомогою графічних діаграм, відомих як діаграма Венна (Venn) (рис. 2.11).

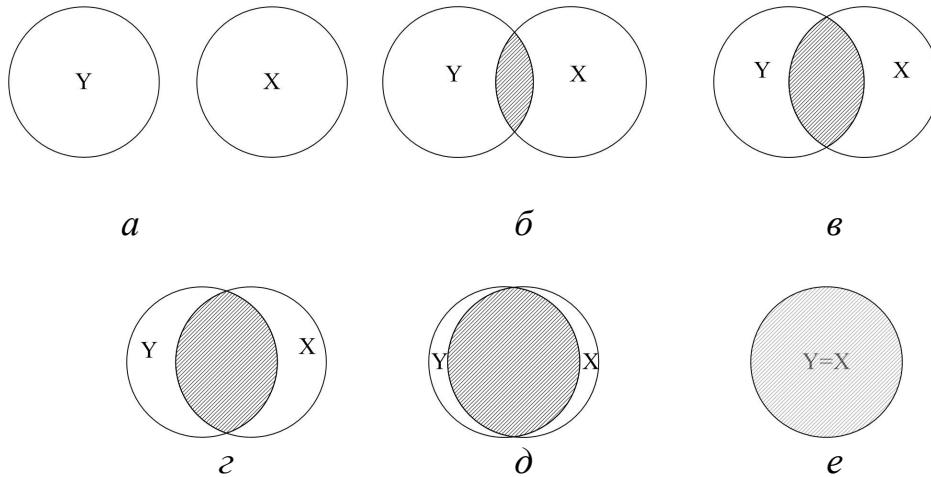


Рис. 2.11. Діаграма для пояснення r^2 : $a - r^2$ дорівнює 0; $б - r^2$ близький до 0; $в - r^2$ близький до 0,5; $г - r^2$ більш ніж 0,5; $д - r^2$ близький до 1; $е - r^2$ дорівнює 1

На цій діаграмі коло Y зображає дисперсію залежної змінної Y , а коло X – дисперсію пояснювальної змінної X . Перетин двох кіл (заштрихована область) являє собою область, у якій дисперсія Y пояснюється дисперсією в X (скажімо, за регресією МНК). Чим більша область перетину, тим більше дисперсія Y пояснюється за допомогою X . Коефіцієнт детермінації r^2 зображає числову міру області перетину. На рис. 2.9 бачимо, що при русі зліва направо область перекриття збільшується, тобто послідовно зростає частина варіації Y , з'ясована за допомогою X , – r^2 зростає. Коли перекриття немає, r^2 , очевидно, дорівнює нулю, а коли відбувається повне перекриття, то $r^2 = 1$, оскільки 100% дисперсії Y пояснюється за допомогою X . Як незабаром переконаємося r^2 лежить між 0 і 1.

Для обчислення коефіцієнта r^2 зробимо так. Пригадаємо, що

$$Y_i = \hat{Y}_i + \hat{u}_i$$

або у формі відхилень

$$y_i = \hat{y}_i + \hat{u}_i. \quad (2.5.1)$$

Підносячи обидві частини цієї рівності у квадрат і підсумовуючи, отримаємо

$$e y_i^2 = e \hat{y}_i^2 + e \hat{u}_i^2 + 2e y_i \hat{u}_i = e \hat{y}_i^2 + e \hat{u}_i^2 + 2e \hat{y}_i \hat{u}_i, \quad (2.5.2)$$

оскільки $e \hat{y}_i \hat{u}_i = 0$ і $\hat{y}_i = \beta_2 x_i$.

Різні суми квадратів, що входять у (2.5.2), можуть бути описані таким чином: $\sum y_i^2 = \sum (Y_i - \bar{Y})^2$ – загальна дисперсія величини Y відносно середньої величини за вибіркою, що називається загальною сумою квадратів TSS (total sum squares); $\sum \hat{y}_i^2 = \sum (\hat{Y}_i - \bar{Y})^2 = \sum (\hat{Y}_i - \bar{Y})^2 = \beta_2^2 \sum x_i^2$ – дисперсія оціненої величини Y щодо її середнього значення ($\bar{\hat{Y}} = \bar{Y}$) або з’ясована сума квадратів з рівняння регресії ESS (explained sum squares); $\sum \hat{u}_i^2$ – залишкова або нез’ясована дисперсія величини Y щодо лінії регресії або просто залишкова сума квадратів RSS (residual sum squares). Таким чином, з (2.5.2) одержуємо рівність

$$TSS = ESS + RSS. \quad (2.5.3)$$

Вона показує, що загальна варіація спостережуваних величин Y щодо їх середнього значення може бути розбита на дві частини, одна відповідає лінії регресії, а інша – випадковим відхиленням, оскільки не всі спостережувані Y лежать на лінії регресії. На рис. 2.10 це розбиття пояснене геометрично.

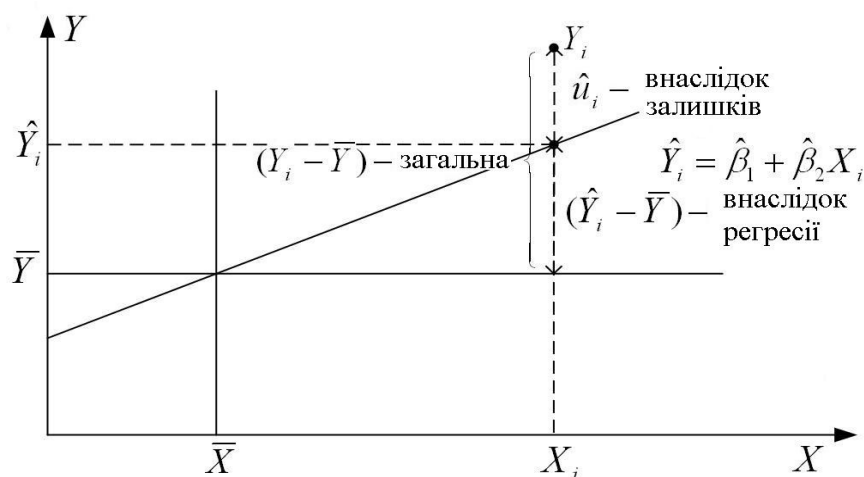


Рис. 2.12. Розбиття варіації Y_i на дві компоненти

Розділивши обидві частини (2.5.3) на TSS, одержуємо

$$1 = \frac{ESS}{TSS} + \frac{RSS}{TSS} = \frac{\sum (\hat{Y}_i - \bar{Y})^2}{\sum (Y_i - \bar{Y})^2} + \frac{\sum \hat{u}_i^2}{\sum (Y_i - \bar{Y})^2}. \quad (2.5.4)$$

Визначимо тепер коефіцієнт детермінації r^2 таким способом:

$$r^2 = \frac{ESS}{TSS} = \frac{\sum (\hat{Y}_i - \bar{Y})^2}{\sum (Y_i - \bar{Y})^2} \quad (2.5.5)$$

або в альтернативному вигляді

$$r^2 = 1 - \frac{RSS}{TSS} = 1 - \frac{\sum \hat{u}_i^2}{\sum (Y_i - \bar{Y})^2}. \quad (2.5.5a)$$

Визначена таким чином величина r^2 , відома як коефіцієнт детермінації, і є мірою якості підгонки лінії регресії, що широко застосовується.

Відзначимо такі дві властивості r^2 :

1. Коефіцієнт r^2 не негативний (впливає з виразу (2.5.5)).
2. r^2 має межі $0 \leq r^2 \leq 1$. При значенні $r^2 = 1$ ми маємо випадок точної підгонки, тобто $\hat{Y}_i = Y_i$ для кожного i . Водночас випадок $r^2 = 0$ означає відсутність зв'язку між регресантом і регресором (тобто $\beta_2 = 0$, $\hat{Y}_i = Y_i$ для всіх i).

У цьому випадку, як бачимо з рівняння $\hat{Y}_i = Y_i + \beta_2(X_i - \bar{X})$, $\hat{Y}_i = Y_i$, тобто кращим прогнозом для будь-якої величини Y є її середнє значення. При цьому лінія регресії – паралель осі X .

Хоча r^2 можна обчислити безпосередньо за формулами (2.5.5), (2.5.5a), простіше скористатися такими формулами:

$$r^2 = \frac{ESS}{TSS} = \frac{\sum \hat{y}_i^2}{\sum y_i^2} = \frac{\beta_2^2 \sum x_i^2}{\sum y_i^2} = \beta_2^2 \frac{\sum x_i^2}{\sum y_i^2}. \quad (2.5.6)$$

Розділивши чисельник і знаменник (2.5.6) на розмір вибірки N (або $N-1$, якщо розмір вибірки малий), одержуємо

$$r^2 = \beta_2^2 \frac{\sum S_x^2}{\sum S_y^2}, \quad (2.5.7)$$

де S_y^2 і S_x^2 – вибіркові дисперсії (sample variances) за Y і X відповідно.

Оскільки $\beta_2 = \frac{\sum x_i y_i}{\sum x_i^2}$, рівняння (2.5.6) можна зобразити у вигляді

$$r^2 = \frac{(\sum x_i y_i)^2}{\sum x_i^2 \sum y_i^2}. \quad (2.5.8)$$

Застосовуючи вирази для r^2 , ми можемо подати ESS і RSS таким чином:

$$ESS = r^2 TSS = r^2 \sum y_i^2, \quad (2.5.9)$$

$$RSS = TSS - ESS = \sum y_i^2 - \frac{(\sum x_i y_i)^2}{\sum x_i^2} = (1 - r^2) \sum y_i^2. \quad (2.5.10)$$

Отже, ми можемо записати

$$\begin{aligned} TSS &= ESS + RSS, \\ \sum y_i^2 &= r^2 \sum y_i^2 + (1 - r^2) \sum y_i^2. \end{aligned} \quad (2.5.11)$$

Коефіцієнт кореляції, що являє собою ступінь асоціативності між двома змінними, кількісно близько пов'язаний з r^2 , але концептуально вони дуже різні. Коефіцієнт кореляції можна визначити за формулою

$$r = \pm \sqrt{r^2} \quad (2.5.12)$$

або

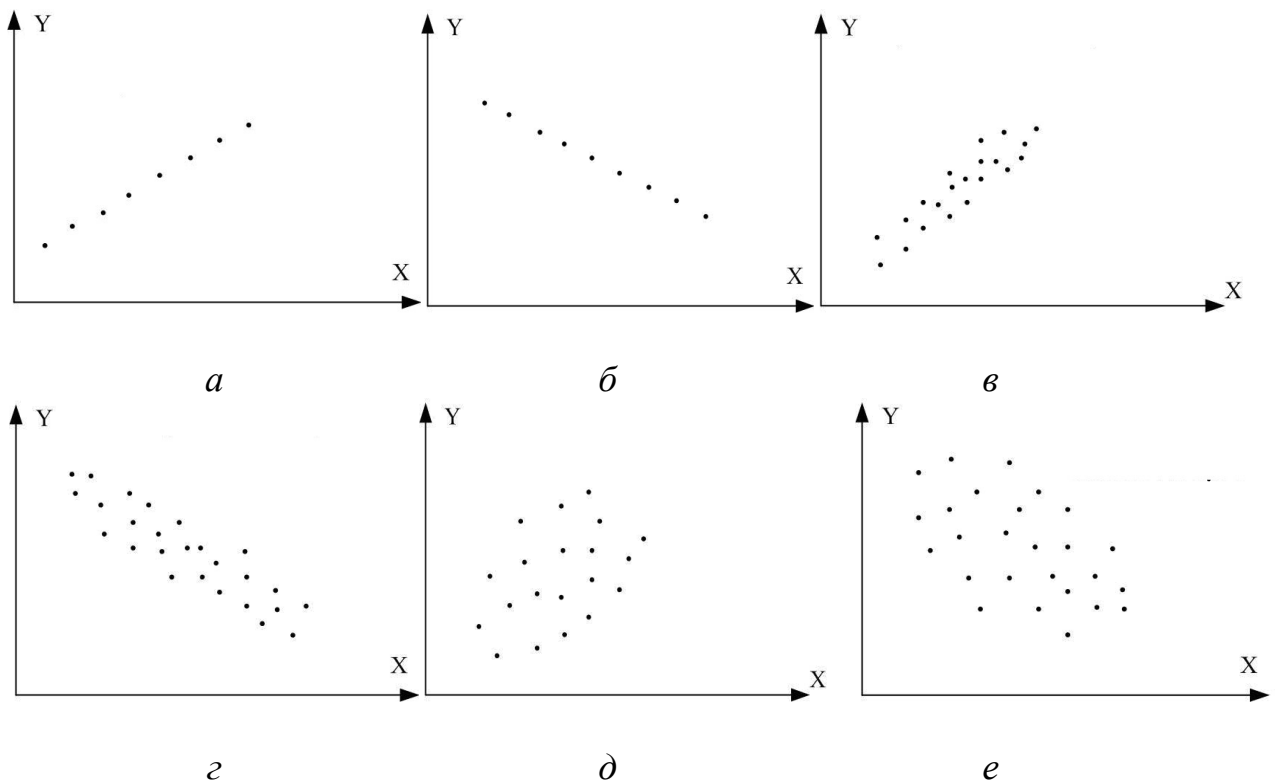
$$(2.5.13)$$

$$r = \frac{\sum x_i y_i}{\sqrt{\sum x_i^2 \sum y_i^2}} = \frac{n \sum X_i Y_i - \sum X_i \sum Y_i}{\sqrt{\left(n \sum X_i^2 - (\sum X_i)^2 \right) \left(n \sum Y_i^2 - (\sum Y_i)^2 \right)}}$$

Визначена таким чином величина має назву коефіцієнта кореляції за вибіркою.

Ось деякі його властивості:

1. Він може бути позитивним або негативним, знак r залежить від знака чисельника (2.5.13), що є мірою коваріації за вибіркою двох змінних.
2. Він лежить між -1 і 1 , тобто $-1 \leq r \leq 1$.
3. За своєю природою він симетричний, тобто коефіцієнт кореляції між X і Y (r_{XY}) той же, що й між Y і X (r_{YX}).
4. Він незалежний по відношенню до вибору початку системи координат і масштабу вздовж осей координат, тобто, якщо ми визначимо $X_i^* = aX_i + C$ і $Y_i^* = bY_i + d$, де $a > 0$, $b > 0$, a , b і d – константи, то r між X^* і Y^* те ж, що й між початковими змінними X і Y .
5. Якщо X і Y статистично незалежні, коефіцієнт кореляції між ними дорівнює нулю, але якщо $r = 0$, це не означає, що дві змінні незалежні. Іншими словами, нульовий коефіцієнт кореляції не обов'язково означає незалежність (рис. 2.13з).
6. Коефіцієнт кореляції є міра тільки лінійної асоціативності або лінійної залежності; він незастосовний для опису нелінійної залежності. Так, на рис. 2.13, з $Y = X^2$ є точна залежність, хоча $r = 0$.



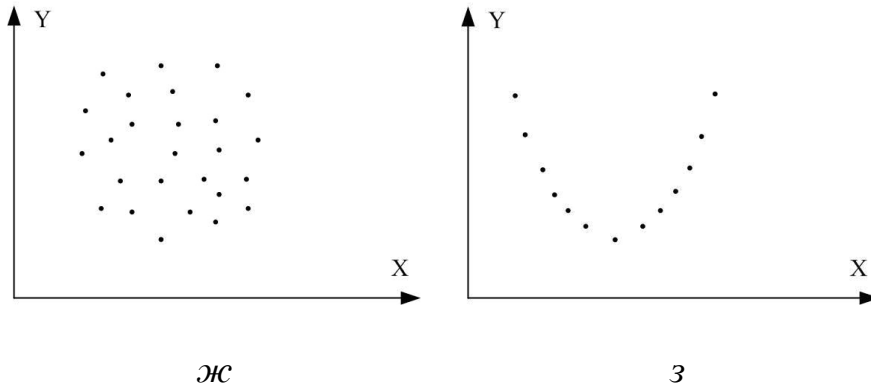


Рис. 2.13. Кореляційний коефіцієнт для різних випадків вибірок:

$a - r=1$; $b - r=-1$; $в - r$ близький до 1; $г - r$ близький до -1 ;

$д - r$ додатній, близький до 0; $е - r$ від'ємний, близький до 0; $ж - r=0$; $з - r=0$

7. Хоча r є мірою лінійної асоціативності між двома змінними, це необов'язково означає який-небудь причинно-наслідковий зв'язок, як було відзначено раніше.

У контексті регресії r^2 більш інформативний, ніж r , оскільки r^2 вказує на частку варіації в залежній змінній, що з'ясовується пояснювальною змінною.

Насамкінець зауважимо, що коефіцієнт детермінації r^2 може бути обчислений як квадрат коефіцієнта кореляції між змінними Y_i і \hat{Y}_i за такою формулою:

$$r^2 = \frac{\sum (Y_i - \bar{Y})(\hat{Y}_i - \bar{Y})}{\sum (Y_i - \bar{Y})^2 \sum (\hat{Y}_i - \bar{Y})^2}$$

або

$$r^2 = \frac{\left(\sum y_i \hat{y}_i \right)^2}{\sum y_i^2 \sum \hat{y}_i^2}$$

ТЕМА 3. ЕЛЕМЕНТИ МАТРИЧНИХ ПЕРЕТВОРЕНЬ

3.1. Властивості оцінювачів за МНК: теорія Гаусса-Маркова

Обговоривши проблеми точкової і інтервальної оцінок, ми перейдемо до розділу про перевірку гіпотез. Зазначимо коротко деякі загальні аспекти цієї проблеми.

Проблема перевірки статистичних гіпотез може бути сформульована таким чином: узгоджується дане спостереження або висновок з деякою сформульованою гіпотезою чи ні? Використовуваний термін “узгоджуватися” слід розуміти в значенні «достатньої близькості» до величини, про яку йдеться в гіпотезі. Отже, ми не відкидаємо цю гіпотезу. Так, якщо деяка теорія або досвід приводить нас до переконання, що істинне значення кутового коефіцієнта β_2 в прикладі “споживання – дохід”, є одиниця, чи є $\beta_2 = 0,5091$, отримане з розрахунків за даними з вибірки в табл. 1.3. Якщо це так, ми не відкидаємо гіпотезу, інакше ми можемо її відкинути.

Мовою статистики зазначена гіпотеза має назву нульової гіпотези і позначається символом H_0 . Нульова гіпотеза перевіряється альтернативною гіпотезою H_1 (відомою також як *maintained hypothesis*), яка може стверджувати, наприклад, що істинне β_2 не дорівнює одиниці. Альтернативна гіпотеза може бути простою або складною (*composite*). Наприклад, $H_1: \beta_2 = 1,5$ є проста гіпотеза, а $H_1: \beta_2 \neq 1,5$ – складна гіпотеза.

Теорія перевірки гіпотез займається розвитком методів або процедур для вирішення питання стосовно нульової гіпотези. Існує два взаємно доповнювальних підходи для розробки (*devising*) таких правил: довірчий інтервал і перевірка значимості. Згідно з цими підходами, дана змінна (статистика або оцінювач) має деякий розподіл імовірності й перевірка гіпотез включає висловлювання про величини параметрів таких розподілів. Наприклад, ми знаємо, що при припущенні про нормальний розподіл β_2 має математичне сподівання β_2 і дисперсію, визначувану (2.3.3). Якщо ми висуваємо гіпотезу, що $\beta_2 = 1$, ми робимо припущення про один з параметрів нормального розподілу, а саме, про його математичне сподівання. Більшість із тих статистичних гіпотез, що розглядатимуться нами далі, будуть подібного типу – висловлювання припущення про один або більше параметрів розподілів, таких як нормальний, F, t або χ^2 . Як це відбувається на практиці розглянемо у двох наступних підрозділах.

Для показу підходу на основі довірчого інтервалу ще раз звернемося до розглянутого прикладу “споживання – дохід”. Як ми знаємо, оцінка МРС $\beta_2 = 0,5091$. Припустимо ми постулювали, що

$$H_0: \beta_2 = 0,3,$$

$$H_1: \beta_2 \neq 0,3,$$

тобто за нульовою гіпотезою істинне значення β_2 дорівнює 0,3, а за альтернативною – менше або більше цього значення. Нульова гіпотеза – це проста гіпотеза, а альтернативна гіпотеза – складна, вона ще відома як двостороння гіпотеза. Дуже часто така двостороння гіпотеза відображає той факт, що в нас немає вагомих теоретичних аргументів, які говорили б, у якій бік повинна переміщатися альтернативна гіпотеза в порівнянні з нульовою.

Чи відповідає отримане $\hat{\beta}_2$ гіпотезі H_0 ? Щоб відповісти на це запитання, звернемося до довірчого інтервалу (3.2.9):

$$0,4268 \leq \beta_2 \leq 0,5915.$$

Ми знаємо, що серед множини інтервалів, подібних (3.2.9), β_2 міститиметься з імовірністю 95%. Отже, послідовність інтервалів визначає межі, в яких істинне β_2 може потрапляти з довірчим коефіцієнтом, скажімо, 95%. Таким чином, довірчий інтервал являє собою множину відповідних нульовій гіпотезі інтервалів. Отже, якщо β_2 з гіпотези H_0 потрапляє всередину інтервалу з $100(1-\alpha)\%$ -ю імовірністю, то ми не відкидаємо нульову гіпотезу; якщо ж він лежить поза інтервалом, ми можемо її відкинути. Ця область показана на рис. 3.2.

Правило прийняття рішення: побудуйте $100(1-\alpha)\%$ -й довірчий інтервал для β_2 . Якщо β_2 з нульової гіпотези H_0 потрапляє всередину інтервалу, не відкидайте H_0 , якщо β_2 лежить поза інтервалом, відкидайте H_0 .

Згідно з цим правилом для нашого гіпотетичного прикладу при $H_0: \beta_2 = 0,3$ ми бачимо, що з 95%-ю імовірністю β_2 лежить поза довірчим інтервалом. Отже, ми можемо відкинути гіпотезу про те, що з 95%-ю імовірністю істинне значення МРС β_2 дорівнює 0,3. Якби нульова гіпотеза була справедлива, імовірність отримання нами величини МРС, такої як 0,5091, була б не більше 5%, тобто дуже незначною.

належать до цього інтервалу відповідають H_0 з $100(1-\alpha)\%$ довірою. Таким чином, H_0 не відкидається.

Величини β_2 , що належать до цього інтервалу відповідають H_0 з $100(1-\alpha)\%$ довірою. Таким чином, H_0 не відкидається.

$$\tilde{\beta}_2 - t_{\alpha/2} \sigma(\tilde{\beta}_2) \quad \beta_2 \quad \tilde{\beta}_2 + t_{\alpha/2} \sigma(\tilde{\beta}_2)$$

Рис. 3.2. 100(1-α)%-й довірчий інтервал для

У статистиці, коли ми відкидаємо нульову гіпотезу, говорять, що наш висновок статистично значущий.

Односторонній тест

Іноді буває сильне апріорне або теоретичне сподівання (або досвід, заснований на раніше проведених експериментальних роботах), що альтернативна гіпотеза є односторонньою, а не двосторонньою, як було описано раніше. Так, для нашого прикладу моделі “споживання – дохід” хтось може постулювати, що

$$H_0: \beta_2 \leq 0,3 \text{ і } H_1: \beta_2 > 0,3.$$

Можливо економічна теорія або попереднє емпіричне дослідження вважає, що МРС більше 0,3. Хоча процедура перевірки цієї гіпотези може бути легко виведена з (3.2.5)

$$Pr\left\{\beta_2 - t_{\alpha/2} \sigma(\hat{\beta}_2) \leq \beta_2 \leq \beta_2 + t_{\alpha/2} \sigma(\hat{\beta}_2)\right\} = 1 - \alpha.$$

Дійсну механіку краще пояснити термінами підходу перевірки на значимість, який описується нижче.

3.2. Коефіцієнт детермінації r^2 : міра «якості підгонки»

Перевірка значимості коефіцієнта регресії: t -тест.

Альтернативний по відношенню до методу довірчого інтервалу, але доповнюючий його метод перевірки статистичних гіпотез, є підхід перевірки на значимість, що розроблявся незалежно Р.А.Фішером (R.A.Fisher) і спільно Нейманом і Пірсоном (Neuman and Pearson). У загальному значенні перевірка на значимість є процедура, за допомогою якої результати вибірки використовуються для перевірки істинності або помилковості нульової гіпотези. Основна мета, що лежить в основі цього, полягає в перевірці статистики (оцінювача) і розподілу вибірки за умови виконання нульової гіпотези. Рішення про те, прийняти або відкинути H_0 , приймається на основі величини перевірки статистики, виконаної на даних, що є в розпорядженні.

Як ілюстрацію пригадаємо, що при припущенні про нормальність розподіл змінної

$$t = \frac{\hat{\beta}_2 - \beta_2}{\sigma(\hat{\beta}_2)} = \frac{(\hat{\beta}_2 - \beta_2)\sqrt{\sum e_i^2}}{\mu}, \quad \mu^2 = \frac{\sum \hat{u}_i^2}{n-2} \quad (3.6.1)$$

підпорядковується розподілу Ст'юдента з $(N-2)$ степенями вільності. Якщо істинне значення β_2 визначене нульовою гіпотезою, змінна t може бути легко обчислена за наявними даними вибірки, і, отже, може сприяти перевірці статистики. А оскільки цей тест статистики відповідає t -розподілу, можна записати такий довірчий інтервал:

$$\Pr_{\beta_2} \left\{ -t_{\alpha/2} \leq \frac{\hat{\beta}_2 - \beta_2^*}{\sigma(\hat{\beta}_2)} \leq t_{\alpha/2} \right\} = 1 - \alpha, \quad (3.6.2)$$

де β_2^* – величина β_2 за визначенням H_0 , а $-t_{\alpha/2}$ і $t_{\alpha/2}$ – величини (критичні величини), отримані з таблиці розподілу Ст'юдента для $\alpha/2$ рівня значимості й $N-2$ степенів вільності.

Довірчий інтервал, перетворюваний (3.2.7) до вигляду

$$\Pr_{\beta_2} \left\{ \hat{\beta}_2 - t_{\alpha/2} \sigma(\hat{\beta}_2) \leq \beta_2 \leq \hat{\beta}_2 + t_{\alpha/2} \sigma(\hat{\beta}_2) \right\} = 1 - \alpha, \quad (3.6.3)$$

дає інтервал, куди $\hat{\beta}_2$ потрапляє з імовірністю $1-\alpha$ при даному $\beta_2 = \beta_2^*$. При перевірці гіпотез $100(1-\alpha)\%$ -й довірчий інтервал (3.2.8) відомий як область прийнятності (region acceptance), а область поза цим довірчим інтервалом називається критичною областю або областю відмови гіпотези. Як було відзначено раніше, самі кінці довірчого інтервалу носять назву критичних величин.

Внутрішній зв'язок між довірчим інтервалом і тестом на перевірку значимості гіпотези можна чіткіше побачити, якщо порівняти (3.6.4) і (3.6.5)

$$\Pr_{\beta_2} \left\{ \hat{\beta}_2 - t_{\alpha/2} \sigma(\hat{\beta}_2) \leq \beta_2 \leq \hat{\beta}_2 + t_{\alpha/2} \sigma(\hat{\beta}_2) \right\} = 1 - \alpha; \quad (3.6.4)$$

$$\Pr_{\beta_2^*} \left\{ \hat{\beta}_2 - t_{\alpha/2} \sigma(\hat{\beta}_2) \leq \beta_2^* \leq \hat{\beta}_2 + t_{\alpha/2} \sigma(\hat{\beta}_2) \right\} = 1 - \alpha. \quad (3.6.5)$$

У процедурі побудови довірчого інтервалу ми намагаємося встановити область або інтервал, у який з певною імовірністю потрапляє істинне значення β_2 , тоді як у тесті на перевірку значимості ми надаємо величині $\hat{\beta}_2$ деякого значення і намагаємося визначити, чи лежить підраховане значення $\hat{\beta}_2$ у достатній близькості від прийнятої величини для β_2 .

Звернемося знову до нашого прикладу “споживання – дохід”. Ми знаємо, що $\hat{\beta}_2 = 0,5091$, $\sigma(\hat{\beta}_2) = 0,0357$ і $df = 8$. Якщо ми покладемо $\alpha = 5\%$ $t_{\alpha/2} = 2,306$ і вважатимемо $H_0: \beta_2 = 0,3$ і $H_1: \beta_2 \neq 0,3$, то з (3.2.8) одержимо

$$\Pr(0,2177 \leq \hat{\beta}_2 \leq 0,3823) = 0,95, \quad (3.6.6)$$

як показано на рис. 3.3.

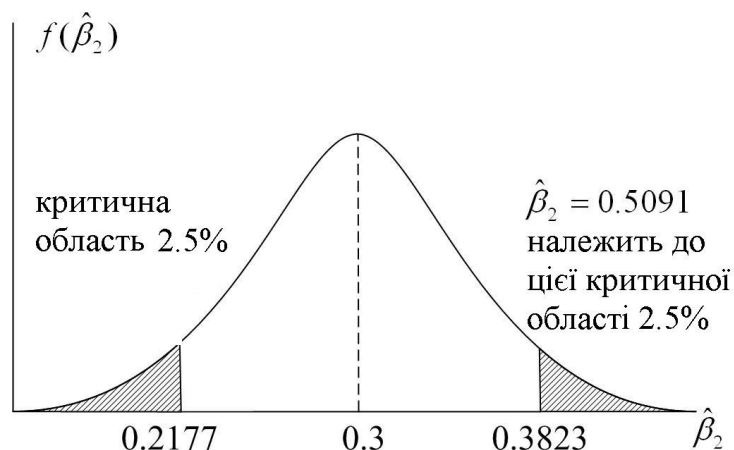


Рис. 3.3. 95%-й довірчий інтервал для β_2 при гіпотезі, що $\beta_2 = 0,3$

На практиці немає необхідності обчислювати (3.6.3) явно. Можна обчислити величину $t = \frac{\beta_2 - \beta_2}{\sigma(\beta_2)}$, що стоїть посередині нерівності (3.6.2), і подивитися, чи

лежить вона між критичними значеннями t чи ні. Для нашого випадку

$$t=5,86 \quad (3.6.7)$$

бачимо, що вона лежить у критичній області, зображеній на рис. 3.4.

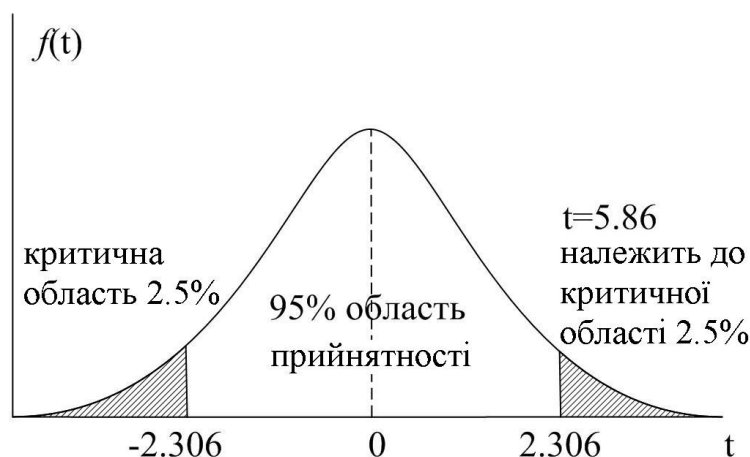


Рис. 3.4. 95%-й довірчий інтервал для t ($df = 8$)

Зауважимо, що якщо β_2 дорівнює значенню, взятому за гіпотезою, то величина t у (3.3.10) буде дорівнювати 0. У міру того як β_2 віддалятиметься від значення, взятого за гіпотезою, $|t|$ зростатиме. Отже, “велика величина” $|t|$ служить аргументом проти гіпотези. Звичайно, ми завжди можемо використовувати таблицю розподілу Ст’юдента для визначення того, чи є конкретна величина t великою або малою; відповідь, як ми знаємо, залежить від кількості степенів вільності й від імовірності припустимої помилки. Із таблиці t -розподілу можна побачити, що для будь-якої даної величини df імовірність отримання все більшої величини $|t|$ стає все меншою. Так, для $df=20$ імовірність отримання $|t|=1,725$ і більше дорівнює 0,10 або 10%, але для тієї ж величини df імовірність отримання $|t|=3,552$ і більше дорівнює тільки 0,002 або 0,2%.

Оскільки ми застосовуємо t -розподіл, попередня процедура перевірки має відповідну назву t -тесту. На мові перевірки значимості про статистику говорять, що вона є статистично значимою, якщо величина статистики лежить у критичній області. У такому випадку нульова гіпотеза відкидається. За тих же умов про тест говорять як про статистично не значимий, якщо величина тесту статистики лежить в області прийнятності. У цьому випадку нульова гіпотеза не відкидається. У нашому прикладі t -тест є значимий і, отже, ми відкидаємо нульову гіпотезу.

Перш ніж закінчити обговорення теми перевірки гіпотез, зазначимо, що описана процедура перевірки відома як двостороння процедура перевірки значимості, у якій ми розглядаємо два хвости розподілу імовірності в області відкидання гіпотези і відкидаємо гіпотезу, якщо вона лежить у будь-якому з цих хвостів.

Але це сталося через те, що H_1 – двостороння складна гіпотеза; $\beta_2 \neq 0,3$ означає, що β_2 більше 0,3 або менше 0,3. Але припустимо, що наш попередній досвід підказує, що МРС повинен бути більше ніж 0,3. У цьому випадку ми маємо: $H_0: \beta_2 \leq 0,3$ і $H_1: \beta_2 > 0,3$. Хоча H_1 залишається складною гіпотезою, зараз вона одностороння. Для перевірки цієї гіпотези ми використовуємо односторонній тест (правосторонній хвіст), як показано на рис. 3.5.

Процедура перевірки залишається тією ж, що й раніше, за винятком того, що верхня критична межа тепер відповідає $t_\alpha = t_{0,05}$, тобто рівню 5%. Як показано на рис. 3.5, нам не потрібно розглядати ліву частину кривої розподілу в такому випадку. Розгляд односторонньої або двосторонньої області залежить від того, як формулюється альтернативна гіпотеза, що, у свою чергу, залежить від раніше набутого досвіду.

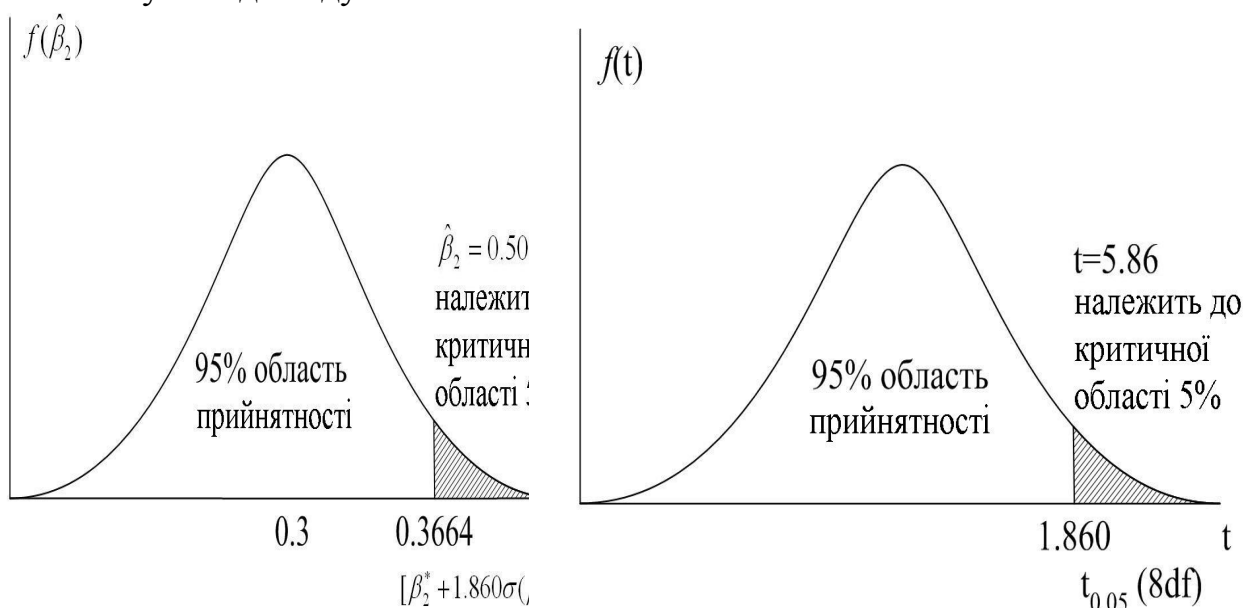


Рис. 3.5. Односторонній тест значимості

Ми можемо підвести підсумки стосовно t -тесту перевірки значимості в табл. 3.1.

Таблиця 3.1

T -тест значимості: прийняття рішення

Тип гіпотези	H_0 : нульова гіпотеза	H_1 : альтернативна гіпотеза	Прийняття рішення: відкинути H_0 , якщо
Двостороння	$\beta_2 = \beta_2^*$	$\beta_2 \neq \beta_2^*$	$ t > t_{\alpha/2}, df$
Правостороння	$\beta_2 \leq \beta_2^*$	$\beta_2 > \beta_2^*$	$t > t_\alpha, df$
Лівостороння	$\beta_2 \geq \beta_2^*$	$\beta_2 < \beta_2^*$	$t < -t_\alpha, df$

Як інший приклад застосування методології тесту значимості розглянемо таку змінну

$$\chi^2 = (n - 2) \frac{\mu^2}{\sigma^2}, \quad (3.7.1)$$

яка, як було зазначено раніше, розподіляється за законом розподілу χ^2 з $(N-2)$ степенями вільності. Для нашого прикладу $\mu^2 = 42,1591$ і $df = 8$. Якщо ми постулюємо, що $H_0: \sigma^2 = 85$; $H_1: \sigma^2 \neq 85$, то рівняння (3.4.1) – перевірка статистики для H_0 . Підставляючи в (3.7.1) відповідні значення вхідних величин, одержуємо

$$\chi^2 = 8 \cdot \frac{42,1591}{85} = 3,97.$$

Таблиця 3.2

Сумарна таблиця тесту χ^2

Тип гіпотези	H_0 : нульова гіпотеза	H_1 : альтернати- вна гіпотеза	Прийняття рішення: відкинути H_0 , якщо
Двостороння	$\sigma^2 = \sigma_0^2$	$\sigma^2 \neq \sigma_0^2$	$\frac{df(\mu^2)}{\sigma_0^2} > \chi_{\alpha/2}^2, df$ або $\frac{df(\mu^2)}{\sigma_0^2} < \chi_{(1-\alpha/2)}^2, df$
Правостороння	$\sigma^2 = \sigma_0^2$	$\sigma^2 > \sigma_0^2$	$\frac{df(\mu^2)}{\sigma_0^2} > \chi_{\alpha}^2, df$
Лівостороння	$\sigma^2 = \sigma_0^2$	$\sigma^2 < \sigma_0^2$	$\frac{df(\mu^2)}{\sigma_0^2} < \chi_{1-\alpha}^2, df$
σ_0^2 є величина σ^2 за нульовою гіпотезою			

Якщо ми покладемо $\alpha=5\%$, критичні значення для χ^2 будуть 2,1797 і 17,5346. Оскільки підрахована величина χ^2 лежить між цими межами, дані підтримують нульову гіпотезу і ми її не відкидаємо (див. рис. 3.1). Ця процедура перевірки носить назву χ^2 -тесту значимості. У табл. 3.2 наводяться узагальнення χ^2 -тесту значимості.

ТЕМА 4. МЕТОДИ ПОБУДОВИ ЗАГАЛЬНОЇ ЛІНІЙНОЇ МОДЕЛІ

Оцінювання та перевірка гіпотез – дві головні гілки класичної статистики. Теорія оцінок (оцінювання) складається з двох частин: точкові оцінки й інтервальні оцінки. Точкові оцінки вже обговорювалися в попередніх розділах. У даному розділі будуть розглянуті інтервальні оцінки, а потім перевірка гіпотез, яка безпосередньо пов'язана з інтервальними оцінками.

4.1. Інтервальні оцінки: основні ідеї

Для демонстрації підходу розглянемо гіпотетичний приклад «сімейний дохід – витрати на споживацькі товари», наведений раніше. Рівняння (2.6.2) показує, що гранична схильність до споживання (MPC, marginal propensity to consume) β_2 дорівнює 0,5091, має точкове значення невідомого MPC β_2 . Наскільки ця оцінка достовірна? Як зазначено в розд. 2, унаслідок вибірових флуктуацій точкове значення швидше за все відрізняється від істинного β_2 , хоча при повторних вибірках її математичне сподівання дорівнює β_2 , оскільки $E(\beta_2) = \beta_2$. У статистиці достовірність точкового значення вимірюється її стандартною помилкою. Отже, замість того, щоб покладатися лише на точкове значення, ми можемо побудувати інтервал навкруги точки оцінювання, скажімо у дві або три стандартні помилки вліво і вправо від точки, так що цей інтервал містить, скажімо, з імовірністю 95% істинне значення параметра. У цьому полягає ідея інтервальної оцінки.

Припустимо, що ми хочемо знайти наскільки “близько” розташована β_2 до β_2 . Для цього спробуємо знайти такі два позитивних числа δ і α , останнє знаходиться між 0 і 1, що випадковий інтервал $(\beta_2 - \delta, \beta_2 + \delta)$ містить істинне значення β_2 з імовірністю $1 - \alpha$. У математичних позначеннях це записується як

$$\Pr(\beta_2 - \delta \leq \beta_2 \leq \beta_2 + \delta) = 1 - \alpha. \quad (3.1.1)$$

Такий інтервал, якщо він, звичайно, існує, має назву довірчого інтервалу; $1 - \alpha$ називається довірчим коефіцієнтом, а α ($0 < \alpha < 1$) відомий як рівень (ступінь) значимості (level significance). Кінці довірчого інтервалу називаються межами довіри (confident limits): $(\beta_2 - \delta)$ – нижня межа довіри і $(\beta_2 + \delta)$ – верхня межа довіри. На практиці α і $(1 - \alpha)$ часто виражаються у відсотках.

Рівняння (3.1.1) показує, що на противагу точковій оцінці інтервальна оцінка є інтервалом, побудованим таким чином, що він містить з певною імовірністю $(1 - \alpha)$ істинне значення параметра. Наприклад, якщо $\alpha = 0,05$ або 5%, (3.1.1) свідчить таке: імовірність того, що випадковий інтервал у (3.1.1) містить істинне значення β_2 , дорівнює 0,95 або 95%. Інтервальна оцінка дає, таким чином, інтервал, у якому може лежати істинне значення β_2 .

Важливо знати такі аспекти інтервальної оцінки:

1. Рівняння (3.1.1) не свідчить про те, що імовірність того, що β_2 лежить між фіксованими межами, дорівнює $1 - \alpha$, оскільки β_2 , хоч воно і невідоме, не фіксоване число, не можна сказати, лежить воно усередині інтервалу чи ні. Формула (3.1.1) стверджує, що застосовуючи описаний вище метод, імовірність побудови інтервалу, який містить β_2 , дорівнює $1 - \alpha$.
2. Інтервал (3.1.1) – випадковий, тобто він змінюватиметься (варіюватиметься) від однієї вибірки до іншої, оскільки в його основі лежить β_2 , що є випадковим.
3. Оскільки довірчий інтервал є випадковим, твердження імовірності, що стосується нього, слід розуміти в значенні тривалого повторення вибірок. Більш точно (3.1.1) стверджує: якщо в повторних вибірках довірчі інтервали, подібні побудованому, отримані в результаті великої кількості вибірок на базі ймовірності $1 - \alpha$, то в середньому такі інтервали будуть містити в $1 - \alpha$ випадках істинне значення параметра β_2 .
4. Як зазначено в пункті 2, інтервал (3.1.1.) випадковий, поки β_2 невідомий. Але якщо ми взяли конкретну вибірку і отримали конкретне числове значення β_2 , то інтервал (3.1.1) більше не випадковий, а фіксований. У цьому випадку ми не можемо стверджувати (3.1.1) про імовірність, тобто ми не можемо сказати, що з імовірністю $1 - \alpha$ фіксований інтервал містить істинне значення β_2 . При цьому β_2 або лежить усередині інтервалу, або поза ним. Отже, імовірність цієї події дорівнює 1 або 0. Так, для нашого гіпотетичного прикладу “споживання-дохід” якщо 95%-й довірчий інтервал був отриманий як $(0,4268 \leq \beta_2 \leq 0,5914)$, ми не можемо сказати, що з імовірністю 95% цей інтервал містить істинне β_2 . Імовірність становить 1 або 0.

Як будується довірчий інтервал? З огляду на вищезазначене можна сподіватися, що якщо розподіл імовірності оцінювачів відомий, то можна побудувати довірчий інтервал (3.1.1). Ми знаємо, що при припущенні про нормальність закону розподілу u_i отримані за МНК оцінки β_1 і β_2 також нормально розподілені, а оцінка за МНК μ^2 пов'язана з розподілом χ^2 . Покажемо, що процедура побудови довірчого інтервалу – нескладна задача.

4.2 Довірчі інтервали для регресійних коефіцієнтів β_1 і β_2

Як було відзначено раніше, при припущенні про нормальний закон розподілу залишків u_i отримані за МНК оцінки β_1 і β_2 самі розподілені за нормальним законом з відомими математичними сподіваннями і дисперсіями:

$$\beta_1 \sim N(\beta_1, \sigma_{\beta_1}^2), \quad \sigma_{\beta_1}^2 = \frac{e \sum X_i^2}{ne \sum x_i^2} \sigma^2,$$

$$\beta_2 \sim N(\beta_2, \sigma_{\beta_2}^2), \quad \sigma_{\beta_2}^2 = \frac{\sigma^2}{ne \sum x_i^2}.$$

Отже, наприклад, змінна

$$Z = \frac{\beta_2 - \beta_2}{\sigma(\beta_2)} = \frac{(\beta_2 - \beta_2)\sqrt{e \sum x_i^2}}{\sigma} \quad (3.2.1)$$

є стандартизована нормальна змінна. Якщо σ^2 відома, то важливою властивістю нормально розподіленої величини зі сподіванням μ і дисперсією σ є те, що площа під густиною розподілу між $\mu \pm \sigma$ становить 68%, між $\mu \pm 2\sigma$ – близько 95%, а між $\mu \pm 3\sigma$ – близько 99,7%.

На практиці σ^2 відома рідко і замінюється її незміщеною оцінкою μ^2 . Якщо замінити в (3.2.1) σ на μ , то можна отримати

$$t = \frac{\beta_2 - \beta_2}{\sigma(\beta_2)} = \frac{(\beta_2 - \beta_2)\sqrt{e \sum x_i^2}}{\mu}, \quad \mu^2 = \frac{e \sum \hat{u}_i^2}{n-2}, \quad (3.2.2)$$

де $\sigma(\beta_2)$ – стандартна помилка оцінювача β_2 . Можна показати, що визначена таким чином змінна t розподілена за законом розподілу Ст'юдента з $N-2$ степенями вільності. Слід звернути увагу на різницю між (3.2.1) і (3.2.2). Отже, замість того щоб застосовувати нормальний розподіл, ми можемо застосовувати розподіл Ст'юдента для побудови довірчого інтервалу величини β_2 :

$$\Pr(-t_{\alpha/2} \leq t \leq t_{\alpha/2}) = 1 - \alpha, \quad (3.2.3)$$

де t визначається за формулою (3.2.2), а $t_{\alpha/2}$ є величиною розподілу Ст'юдента для $\alpha/2$ рівня значимості і $N-2$ степеня вільності. Вона часто називається критичною величиною при $\alpha/2$ рівні значимості. Підстановка (3.2.2) у (3.2.3) дає рівність

$$\Pr\left\{-t_{\alpha/2} \leq \frac{\beta_2 - \beta_2}{\sigma(\beta_2)} \leq t_{\alpha/2}\right\} = 1 - \alpha. \quad (3.2.4)$$

Перетворюючи (3.2.4), одержуємо

$$\Pr\left\{\beta_2 - t_{\alpha/2}\sigma(\beta_2) \leq \beta_2 \leq \beta_2 + t_{\alpha/2}\sigma(\beta_2)\right\} = 1 - \alpha. \quad (3.2.5)$$

Ця рівність являє собою $100(1 - \alpha)\%$ -й довірчий інтервал для β_2 , який може бути записаний більш компактно у вигляді

$$\beta_2 \pm t_{\alpha/2}\sigma(\beta_2). \quad (3.2.6)$$

За аналогією з цим, застосовуючи (3.2.1) і (3.2.2), ми можемо записати довірчий інтервал для β_1 :

$$Pr_{\beta_1} \left\{ \beta_1 - t_{\alpha/2} \sigma(\beta_1) \leq \beta_1 \leq \beta_1 + t_{\alpha/2} \sigma(\beta_1) \right\} = 1 - \alpha \quad (3.2.7)$$

або більш компактно

$$\beta_1 \pm t_{\alpha/2} \sigma(\beta_1). \quad (3.2.8)$$

Відзначимо важливу межу довірчих інтервалів (3.2.6) і (3.2.8). В обох випадках довжина довірчого інтервалу пропорційна стандартній помилці оцінювачів. Тобто чим більша стандартна помилка, тим більша довжина довірчого інтервалу. Інакше кажучи, чим більша стандартна помилка оцінювача, тим більша невизначеність оцінки істинного значення параметра. Так, стандартна помилка оцінювача часто описується як міра точності оцінювача, тобто наскільки точно оцінювач вимірює дійсний параметр генеральної сукупності.

Повертаючись до нашого ілюстрованого прикладу моделі “споживання-дохід”, нагадаємо, що ми знайшли $\beta_2 = 0,5091$, $\sigma(\beta_2) = 0,0357$ і $df=8$. Якщо ми покладемо $\alpha = 5\%$, тобто 95%-й довірчий коефіцієнт, тоді за таблицею розподілу Ст’юдента знаходимо критичне $t_{\alpha/2} = t_{0,025} = 2,306$. Підставляючи цю величину в (3.2.5), можна перевірити, що 95%-й довірчий інтервал для β_2 буде

$$0,4268 \leq \beta_2 \leq 0,5914. \quad (3.2.9)$$

Або, застосовуючи (3.2.6),

$$0,5091 \pm 2,306(0,0357),$$

тобто

$$0,5091 \pm 0,0823. \quad (3.2.10)$$

Інтерпретація цього довірчого інтервалу така: для даного 95%-го довірчого коефіцієнта при довготривалій вибірці в 95 зі 100 випадків інтервали типу (0,4268; 0,5914) міститимуть істинне β_2 . Але, як ми попереджали раніше, зауважимо, що не можна говорити про імовірність у 95% того, що специфічний інтервал (0,4268; 0,5914) містить істинне β_2 , оскільки цей інтервал фіксований; отже, β_2 або лежить у ньому, або ні. Таким чином, імовірність знаходження β_2 у фіксованому інтервалі дорівнює або 1, або 0.

Згідно з (3.2.7) можна перевірити, що 95%-й довірчий інтервал для β_1 в нашому прикладі буде

$$9,6643 \leq \beta_1 \leq 39,2448, \quad (3.2.11)$$

або, використовуючи (3.2.8), ми знаходимо

$$24,4545 \pm 2,306(6,4138),$$

тобто

$$24,4545 \pm 14,7902. \quad (3.2.12)$$

Ще раз нагадаємо про правильну інтерпретацію цього довірчого інтервалу.

4.3. Довірчий інтервал для σ^2

Як було зазначено в розд. 2, при припущенні про нормальність розподілу u_i змінна

$$\chi^2 = (n-2) \frac{\mu^2}{\sigma^2} \quad (3.3.1)$$

розподіляється за законом розподілу χ^2 з $(N-2)$ степенями вільності. Отже, для побудови довірчого інтервалу для змінної σ^2 ми можемо застосовувати χ^2 закон розподілу

$$\Pr(\chi_{1-\alpha/2}^2 \leq \chi^2 \leq \chi_{\alpha/2}^2) = 1 - \alpha, \quad (3.3.2)$$

де χ^2 – визначена за формулою (3.3.1) змінна, що стоїть посередині нерівності, а $\chi_{1-\alpha/2}^2$ і $\chi_{\alpha/2}^2$ – дві величини χ^2 (критичні величини χ^2), отримані з таблиць розподілу згідно із законом χ^2 з $(N-2)$ степенями вільності, причому такими, що відсікають $100(\alpha/2)\%$ хвостових областей розподілу χ^2 , як показано на рис. 3.1.

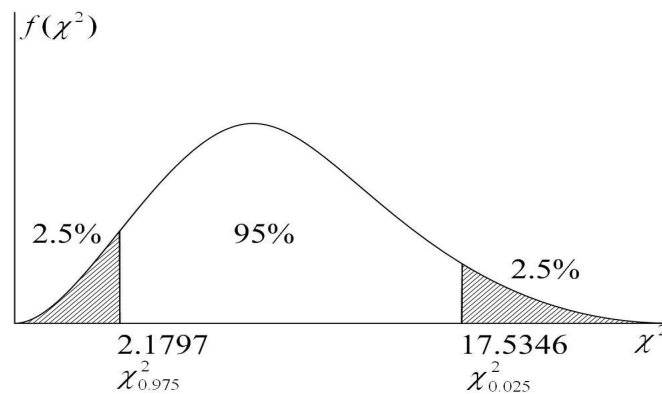


Рис. 3.1. 95%-й довірчий інтервал для χ^2 розподілу з $df = 8$

Підставляючи в (3.3.2) χ^2 з рівності (3.3.1) і перерозподіляючи члени, одержуємо

$$\Pr\left\{ (n-2) \frac{\mu^2}{\chi_{1-\alpha/2}^2} \leq \sigma^2 \leq (n-2) \frac{\mu^2}{\chi_{\alpha/2}^2} \right\} = 1 - \alpha, \quad (3.3.3)$$

який дає $100(1-\alpha)\%$ -й довірчий інтервал для σ^2 .

Як ілюстрацію розглянемо досліджений раніше приклад (2.6.1)-(2.6.2):

$$\beta_1 = 24,4545, \quad D(\beta_1) = 41,370, \quad \sigma(\beta_1) = 6,4138,$$

$$\beta_2 = 0,5091, \quad D(\beta_2) = 0,0013, \quad \sigma(\beta_2) = 0,0357,$$

$$\text{cov}(\beta_1, \beta_2) = -0,2172, \quad \mu^2 = 42,1591,$$

$$r^2 = 0,9621, \quad r = 0,9809, \quad df = 8,$$

$$\Psi_i = 24,4545 + 0,5091X_i.$$

Тут ми маємо $\mu^2 = 42,1591$ і $df = 8$. Якщо вибрати $\alpha=5\%$, то таблиця χ^2 розподілу для $df = 8$ дає такі критичні величини: $\chi_{0,025}^2 = 17,5346$ і

$\chi^2_{0,975} = 2,1797$. Вони показують, що імовірність величини χ^2 бути не менше 17,5346 складає 2,5% і не перевищувати 2,1797 є 97,5%. Отже, обмежений цими двома значеннями інтервал є 95%-й довірчий інтервал для χ^2 , як показано на рис. 3.1.

Підставляючи дані нашого прикладу в (3.3.3), можна перевірити справедливність такого 95%-го довірчого інтервалу для σ^2 :

$$8 \frac{42,1591}{17,5346} \leq \sigma^2 \leq 8 \frac{42,1591}{2,1797},$$

$$19,2347 \leq \sigma^2 \leq 154,7336.$$

Інтерпретація цього інтервалу така: якщо ми встановимо 95%-ві довірчі межі і будемо повторювати багато разів цю процедуру, то в 95 випадках зі ста σ^2 лежатиме всередині цих інтервалів.

ТЕМА 5. ЗАГАЛЬНА ЛІНІЙНА ЕКОНОМЕТРИЧНА МОДЕЛЬ ІЗ ФІКТИВНИМИ ЗМІННИМИ

5.1. Регресійний аналіз і аналіз дисперсії

У цьому параграфі ми звернемося до регресійного аналізу з погляду аналізу дисперсії.

Раніше нами була доведена така рівність:

$$e y_i^2 = e \hat{y}_i^2 + e \hat{u}_i^2 = \beta_2^2 e x_i^2 + e \hat{u}_i^2, \quad (3.8.1)$$

тобто $TSS=ESS+RSS$, яке розкладає загальну суму квадратів (TSS) на два доданки: пояснена сума квадратів (ESS) і сума квадратів залишків (RSS). Вивчення цих доданків у TSS відоме під терміном (ANOVA, analysis variance) аналізу дисперсії з погляду регресії.

З кожною сумою квадратів пов'язані кількість її степенів вільності df , кількість незалежних спостережень, на яких вона заснована. TSS має $(N-1)$ степенів вільності, оскільки ми втрачаємо один степінь при підрахунку середньої величини вибірки \bar{Y} . RSS має $(N-2)$ степені вільності (оскільки $e \hat{u}_i = 0$, $e \hat{u}_i X_i = 0$). ESS має всього один степінь вільності, з огляду на те, що $ESS = \beta_2^2 e x_i^2$ є функція тільки від β_2 , оскільки $e x_i^2$ відома. Відзначимо, що вказана кількість степенів вільності справедлива тільки для випадку рівняння регресії з двома змінними.

Помістимо перераховані суми квадратів і відповідні їм степені вільності в табл. 3.3, що є стандартним видом таблиці ANOVA.

Таблиця 3.3

ANOVA таблиця для регресійної моделі з двома змінними

Джерела дисперсії	SS	df	MSS
Унаслідок дисперсії (ESS)	$e \hat{y}_i^2 = \beta_2^2 e x_i^2$	1	$\beta_2^2 e x_i^2$
Унаслідок залишків (RSS)	$e \hat{u}_i^2$	$N-2$	$\frac{e \hat{u}_i^2}{n-2} = \mu^2$
TSS	$e \hat{y}_i^2$	$N-1$	
SS – сума квадратів (sum squares)			
MSS – середня сума квадратів (mean sum squares)			

Розглянемо таку змінну:

$$F = \frac{\text{середня сума квадратів ESS}}{\text{середня сума квадратів RSS}} = \frac{MSS \text{ of ESS}}{MSS \text{ of RSS}} = \frac{\beta_2^2 e x_i^2}{e \hat{u}_i^2 / (n-2)} = \frac{\beta_2^2 e x_i^2}{\mu^2}. \quad (3.8.2)$$

Якщо ми припустимо, що збурення u_i розподілені нормально і $H_0: \beta_2 = 0$, то можна показати, що змінна F з (3.8.2) задовольняє умови такої теореми: якщо

Z_1 і Z_2 незалежні змінні з k_1 і k_2 , відповідно, степенями вільності, що розподіляється за законом розподілу χ^2 , тоді змінна

$$F = \frac{Z_1/k_1}{Z_2/k_2} \sim F_{k_1, k_2}$$

розподіляється за законом F -розподілу з k_1 і k_2 степенями вільності, де k_1 називають чисельником степеня вільності, а k_2 – знаменником.

Отже, змінна F з (3.8.2) розподіляється за законом F -розподілу з 1 і $(N-2)$ степенями вільності.

Таким чином, можна показати, що

$$E \sum_{i=1}^n \beta_2^2 e x_i^2 = \sigma^2 + \beta_2^2 e x_i^2 \quad (3.8.3)$$

$$E \frac{\sum_{i=1}^n u_i^2}{n-2} = E(\mu^2) = \sigma^2. \quad (3.8.4)$$

Отже, якщо β_2 дорівнює 0, обидва рівняння (3.8.3) і (3.8.4) дають нам оцінку істинного значення σ^2 . У цьому випадку пояснювальна змінна X не впливає лінійно на Y , і зміна Y пояснюється тільки за рахунок випадкового u_i . Водночас, якщо β_2 не дорівнює нулю, (3.8.3) і (3.8.4) будуть різними і частину дисперсії в Y можна пояснити за рахунок X . Отже, коефіцієнт F у (3.8.1) являє собою тест нульової гіпотези $H_0: \beta_2 = 0$. Оскільки всі величини, що входять у вираз (3.8.1), отримані з вибірки, коефіцієнт дозволяє перевірити гіпотезу про те, що $\beta_2 = 0$. Усе, що необхідно для цього зробити, це підрахувати F і порівняти його з критичною величиною F , отриманою з таблиць розподілу густини F з вибраним рівнем значимості, або отримати p -величину, обчислену за статистикою F .

Для ілюстрації звернемося до нашого прикладу “споживання – дохід” (табл. 3.4).

Таблиця 3.4

ANOVA-таблиця для прикладу “споживання – дохід”

Джерело дисперсії	SS	df	MSS	F -відношення
Унаслідок регресії (ESS)	8552,73	1	8552,73	$F=8552,73/42,15$
Унаслідок залишків (RSS)	337,27	8	42,159	$9=$
TSS	8890,00	9		$=202,87$

Із таблиці бачимо, що обчислена величина $F = 202,87$. Величина p , відповідна цій статистиці, з 1 і 8 степенями вільності не може бути отримана з таблиці розподілу F , але, використовуючи електронні комп’ютерні таблиці, можна показати, що ця величина є 0,0000001, тобто дуже малою. Якщо ви при перевірці гіпотез застосуєте підхід за рівнем значимості $\alpha=0,01$ або 1%, то побачите, що обчислений коефіцієнт $F = 202,87$ є значимим для цього рівня. Отже, якщо ми відкинемо нульову гіпотезу про те, що $\beta_2 = 0$, то імовірність виникнення помилки 1

типу (відкидається правильна гіпотеза) дуже мала. Отже, з великою імовірністю ми можемо зробити висновок, що дохід X впливає на витрати і споживання Y .

Пригадаємо теорему про те, що квадрат величини t з k степенями вільності дорівнює F з 1 степенем вільності чисельника і k степенями вільності знаменника, тобто $t_k^2 = F_{1,k}$. Для нашого прикладу моделі “споживання – дохід”, якщо ми покладемо $H_0: \beta_2 = 0$, то з формули для t (3.3.2) легко отримати

$$t = \frac{\hat{\beta}_2 - \beta_2}{\sigma(\hat{\beta}_2)} = \frac{\hat{\beta}_2}{\sigma(\hat{\beta}_2)} = \frac{0,5091}{0,0357} = 14,24.$$

Це значення змінної t має 8 степенів вільності. При тій же нульовій гіпотезі $F = 202,87$ має 1 і 8 степенів вільності. Отже, з точністю до округлення маємо $14,242=202,87$.

Таким чином, t - і F -тести дають нам два альтернативних, але взаємодоповнюючих шляхи перевірки нульової гіпотези про те, що $\beta_2 = 0$. Якщо це так, то чому не обмежитися t -тестом і не перевіряти F -тест? Виявляється, що для моделі з двома змінними це можна припустити. Але для моделі множинної регресії ми побачимо, що F тест має деякі цікаві додатки, що робить його дуже корисним і потужним методом перевірки статистичних гіпотез.

5.2. Застосування регресійного аналізу: проблема прогнозу

На основі вибірових даних табл. 3.2 нами було отримане таке рівняння вибіркової регресії:

$$\hat{Y}_i = 24.4545 + 0.5091X_i, \quad (3.9.1)$$

де \hat{Y}_i – оцінювач істинного $E(Y_i)$, відповідного даному X . Яка користь може бути отримана з цієї історичної регресії (historical regression)? Рівняння можна застосовувати для прогнозу або передбачення майбутніх споживацьких витрат Y , відповідних деякому даному рівню доходу X . Можливі такі два види прогнозу:

1. Прогноз умовної середньої величини Y , відповідний вибраному X , скажімо X_0 , тобто точки на самій лінії регресії популяції.
2. Прогноз індивідуальної величини Y , відповідної X_0 .

Ми називатимемо ці два прогнози середнім прогнозом й індивідуальним прогнозом.

Середній прогноз

Для більшої чіткості припустимо, що $X_0=100$ і ми хочемо спрогнозувати $E(Y/X_0=100)$. Зрозуміло, що рівняння історичної регресії (2.6.2) дає оцінку середнього прогнозу таким чином:

$$\hat{Y}_0 = \hat{\beta}_1 + \hat{\beta}_2 X_0 = 24,4545 + 0,5091(100) = 75,3645, \quad (3.9.2)$$

де Ψ_0 – оцінка $E(Y/X_0)$. Можна показати, що цей точковий прогноз – краща лінійна незміщена оцінка (best linear unbiased estimator, BLUE).

Оскільки Ψ_0 є оцінкою, напевно числове її значення відрізняється від істинного. Різниця між двома цими величинами дасть деяке уявлення про помилку прогнозу. Для отримання цієї помилки нам необхідно знайти розподіл вибірки Ψ_0 . Ψ_0 , з формули (3.6.1), – нормально розподілена величина із середнім $(\beta_1 + \beta_2 X_0)$ і її дисперсія задається такою формулою:

$$D(\bar{Y}_0) = \sigma^2 \left[\frac{1}{n} + \frac{(X_0 - \bar{X})^2}{\sum x_i^2} \right] \quad (3.9.3)$$

Позначимо невідому σ^2 її незміщеною оцінкою μ^2 . Тоді змінна

$$t = \frac{\Psi_0 - (\beta_1 + \beta_2 X_0)}{\sigma(\Psi_0)} \quad (3.9.4)$$

розподілена за законом розподілу Ст'юдента з $N-2$ степенями вільності. Отже, цей закон розподілу можна застосовувати для побудови довірчих інтервалів істинного $E(Y_0|X_0)$ і перевірки гіпотез звичайним способом:

$$\Pr[\beta_1 + \beta_2 X_0 - t_{\alpha/2} \sigma(\Psi_0) \leq \beta_1 + \beta_2 X_0 \leq \beta_1 + \beta_2 X_0 + t_{\alpha/2} \sigma(\Psi_0)] = 1 - \alpha, \quad (3.9.5)$$

де $\sigma(\Psi_0)$ отримано з (3.6.2):

$$\sigma(\Psi_0) = \mu \sqrt{\frac{1}{n} + \frac{(X_0 - \bar{X})^2}{\sum x_i^2}}.$$

Для наших даних одержуємо

$$D(\Psi_0) = 42,1591 \left[\frac{1}{10} + \frac{(100 - 170)^2}{33000} \right] = 10,4759$$

і

$$\sigma(\Psi_0) = 3,2366.$$

Отже, 95%-й довірчий інтервал для істинного $E(Y_0|X_0) = \beta_1 + \beta_2 X_0$ задається формулою

$$67,9010 \leq E(Y_0 | X = 100) \leq 82,8381. \quad (3.9.6)$$

Таким чином, для $X_0=100$ у вибірках, що повторюються, 95 зі 100 інтервалів, подібних (3.6.5), міститимуть істинну середню величину; найкращим точковим оцінювачем буде 75,3645.

Якщо ми отримаємо 95%-ві довірчі інтервали, подібні (3.9.7), для кожного значення X , наведених у табл. 1.3, ми отримаємо довірчу область (confidence band) для функції регресії популяції, показаної на рис. 3.6.

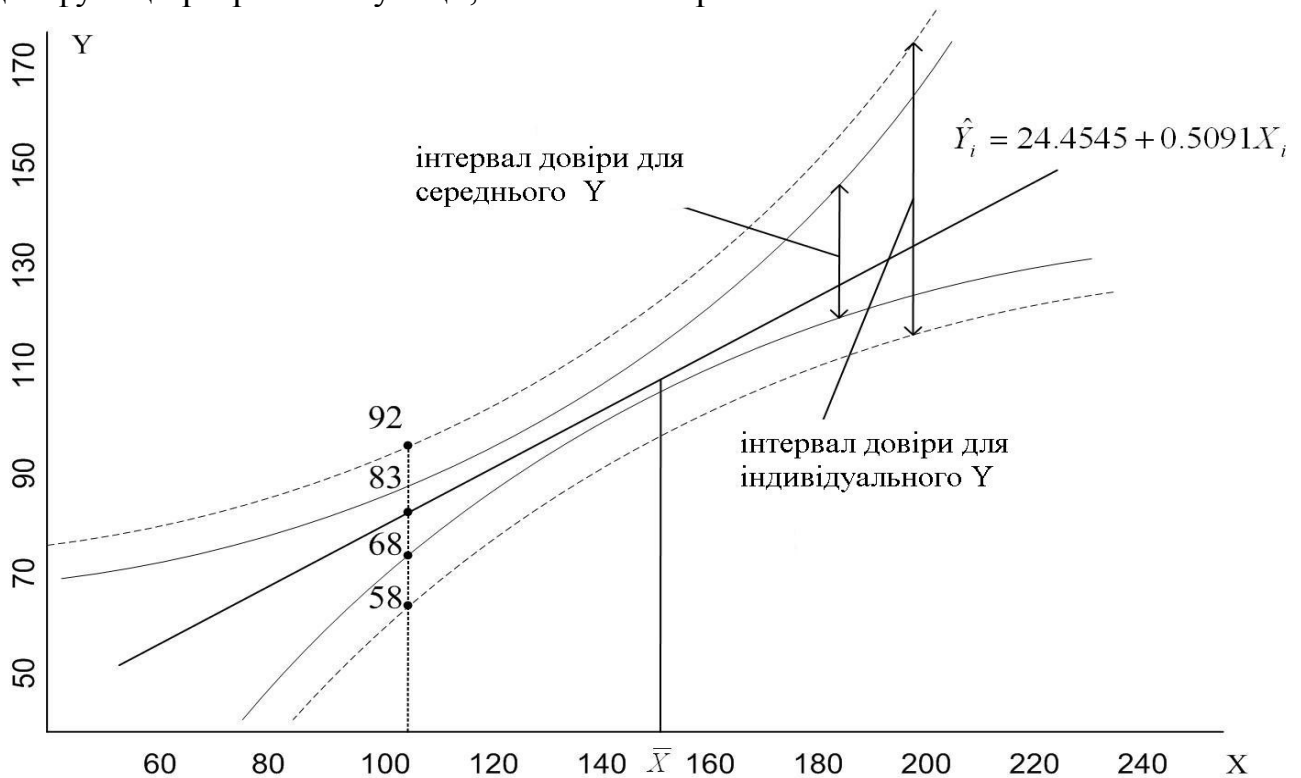


Рис. 3.6. Довірчі інтервали (області) для середньої Y й індивідуальної величини Y

Індивідуальний прогноз

Якщо нас цікавить індивідуальний прогноз величини Y для Y_0 , відповідної заданій величині X_0 , то краща лінійна незміщена оцінка Y_0 також подається формулою (3.6.1), але її дисперсія має вигляд

$$D(Y_0 - \Psi_0) = E[Y_0 - \Psi_0]^2 = \sigma^2 \left[1 + \frac{1}{n} + \frac{(X_0 - \bar{X})^2}{\sum x_i^2} \right] \quad (3.9.7)$$

Можна показати, що Y_0 також підкоряється нормальному закону розподілу з математичним сподіванням і дисперсією, заданими формулами (3.6.1) і (3.6.6) відповідно. Підставляючи μ^2 замість невідомої σ^2 можна показати, що

$$t = \frac{Y_0 - \Psi_0}{\sigma(Y_0 - \Psi_0)}, \quad \sigma(Y_0 - \Psi_0) = \sqrt{D(Y_0 - \Psi_0)} = \mu \sqrt{1 + \frac{1}{n} + \frac{(X_0 - \bar{X})^2}{\sum x_i^2}}$$

також підкоряється розподілу Ст'юдента. Отже, цей закон розподілу може бути застосований для висновку про істинне значення Y_0 . Продовжуючи дослідження моделі "споживання – дохід", ми знаходимо, що прогнозована точка $Y_0=75,3645$ така ж, як і Ψ_0 , і її дисперсія є

$$D(Y_0 - \Psi_0) = 42,159 \left[1 + \frac{1}{10} + \frac{(100 - 170)^2}{33000} \right] = 52,6349,$$

$$\sigma(Y_0 - \Psi_0) = \sqrt{52,6349} = 7,2550.$$

Отже, 95%-й довірчий інтервал для Y_0 , відповідного $X_0=100$, визначається таким чином:

$$(58,6345 \downarrow Y_0 \mid X_0 = 100 \downarrow 92,0945). \quad (3.9.8)$$

Порівнюючи цей інтервал з (3.6.5), ми бачимо, що довірчий інтервал для індивідуального Y_0 ширший, ніж за тих же умов довірчий інтервал для середнього значення $E(Y|X_0)$. Обчисливши подібні довірчі інтервали для різних значень X з табл. 1.3, ми отримаємо 95%-ву довірчу область для індивідуальних значень Y при даних значеннях X . Ця довірча область зображена на рис.3.6, як і довірча область для Ψ_0 .

Звернемо увагу на важливу властивість довірчих областей, зображених на рис.3.6. Ширина цих областей найменша при $X_0 = \bar{X}$ (див. вирази для дисперсій і

доданок у них $\frac{(X_0 - \bar{X})^2}{e x_i^2}$). Ширина областей довіри збільшується в міру віддалення X_0 від \bar{X} . Така поведінка свідчить про те, що здатність прогнозу зменшується в міру віддалення X_0 від \bar{X} .

Отже, потрібно дуже обережно екстраполювати лінії історичної регресії для прогнозу $E(Y|X_0)$ або Y_0 для заданого X_0 , що знаходиться на значній відстані від \bar{X} – середнього значення за вибіркою.

Існують різні форми звіту за результатами регресійного аналізу, але тут ми застосуємо ту, що належить до нашого ілюстрованого прикладу:

$$\begin{aligned} \Psi_i &= 24,4545 & + & & 0,5091X_i, \\ \sigma &= (6,4138) & & & (0,0357) & & r^2 = 0,9621 \\ t &= (3,8128) & & & (14,2405) & & df = 8 \quad 5/11/1) \\ p &= (0,002571) & & & (0,000000289) & & F_{1,8} = 202,87. \end{aligned} \quad (3.10.1)$$

У виразах (3.10.1) числа в дужках у другому рядку являють собою стандартні помилки коефіцієнтів регресії, числа в дужках у третьому рядку – оцінки величин t :

$$t = \frac{\beta_2 - \beta_2}{\sigma(\beta_2)}, \quad t = \frac{\beta_1 - \beta_1}{\sigma(\beta_1)}$$

у припущенні нульової гіпотези про те, що $\beta_1=0$ і $\beta_2=0$ ($3,8128 = 24,4545/6,4138$; $14,2405 = 0,5091/0,0357$), а числа у третьому рядку – обчислена ймовірність. Так, для 8 df ймовірність отримання величини t і 3,8128 дорівнює 0,0026, а ймовірність отримання t і 14,2405 – близько 0,0000003.

Шляхом подання ймовірності p оцінюваних коефіцієнтів ми можемо відразу бачити точний рівень значимості кожної оцінюваної величини t . Так, при нульовій гіпотезі $H_0: \beta_1 = 0$, точна ймовірність (тобто величина p) отримання величини t і 3,8128 приблизно дорівнює 0,0026. Отже, якщо ми відкидаємо цю нульову

гіпотезу, імовірність того, що ми допускаємо помилку 1 становить 26 випадків із 10 000, що насправді дуже мало. У практичних задачах можна сказати, що істинне значення $\beta_1 \neq 0$. Ще більше це стосується схильності до покупки β_2 .

Як ми раніше згадували $F_{1,k} = t_k^2$. При нульовій гіпотезі $\beta_2 = 0$ величина $F=202,87$ (1 *df* чисельник, 8 *df* знаменник), а $t=14,24$ (8 *df*); відповідно до теорії $(14,24)^2=202,87$.

ТЕМА 6. МУЛЬТИКОЛІНЕАРНІСТЬ

Деякі аспекти лінійного регресійного аналізу можна без особливих зусиль використовувати на базі описаної вище лінійної моделі регресії. Перш за все розглянемо випадок регресії, яка проходить через початок координат, тобто ситуацію, коли коефіцієнт β_1 відсутній у моделі. Потім ми розглянемо питання про одиниці вимірювання, тобто як вимірюються змінні Y і X і чи впливають одиниці вимірювання на результати регресії. Нарешті, ми розглянемо питання про вид функції в лінійній регресійній моделі. Дотепер ми розглядали моделі, лінійні як за параметрами, так і за змінними. Але пригадаємо, що теорія припускає лінійність моделі лише за параметрами; змінні можуть входити в модель як лінійно, так і нелінійно. Розглядаючи моделі, не обов'язково лінійні за змінними, ми покажемо, що вони застосовні до багатьох цікавих практичних задач.

Оскільки ідеї, що розглядаються в цьому розділі, легкі для сприйняття, їх поширення на багатовимірний регресійний аналіз буде цілком зрозумілим продовженням.

6.1. Регресія, що проходить через початок координат

Бувають випадки, коли PRF з двома змінними зображають у вигляді

$$Y_i = \beta_2 X_i + u_i. \quad (4.1.1)$$

У цій моделі параметр β_1 , визначаючий точку перетину з віссю ординат, відсутній або дорівнює нулю. Така модель називається регресією, що проходить через початок координат.

Як ілюстрацію розглянемо модель оцінки капітальних активів (Capital Asset Pricing Model) CAPM сучасної теорії портфеля, яка може бути подана у формі “ризик-премія”:

$$(ER_i - r_f) = \beta_i (ER_m - r_f), \quad (4.1.2)$$

де ER_i – очікувана норма прибутку за цінними паперами i ;

ER_m – очікувана норма прибутку на ринку портфеля, як наприклад фондовий індекс;

r_f – безризикова норма прибутку;

β_i – коефіцієнт, що являє собою міру систематичного ризику, тобто ризику, який не може бути виключений за допомогою диверсифікації. Це така міра впливу ринку на норму прибутку i -го цінного паперу. При $\beta_i > 1$ говорять, що цінні папери нестійкі або агресивні, а при $\beta_i < 1$ – що вони захищені.

Якщо ринки капіталів працюють ефективно, то згідно з CAPM очікувана премія за ризик за i -ми цінними паперами $ER_i - r_f$ дорівнює добутку відповідного β -коефіцієнта на премію за ризик на ринку $ER_m - r_f$. На рис.4.1 зображена лінія ринку цінних паперів.

Рівняння (4.1.2.) часто записують у вигляді

$$R_i - r_f = \beta_i(R_m - r_f) + u_i \quad (4.1.3)$$

або

$$R_i - r_f = \alpha_i + \beta_i(R_m - r_f) + u_i. \quad (4.1.4)$$

Остання модель носить назву моделі ринку. Якщо CAPM виконується, то очікується, що α_i повинен дорівнювати нулю.

Відзначимо, що в наведених рівняннях (4.1.3) і (4.1.4) залежна змінна Y є $(R_i - r_f)$, а пояснююча змінна X є β_i , а не $(R_m - r_f)$. Отже, для складання рівняння регресії (4.1.4) необхідно спочатку оцінити β_i , які звичайно виводяться з рівняння характеристичної лінії.

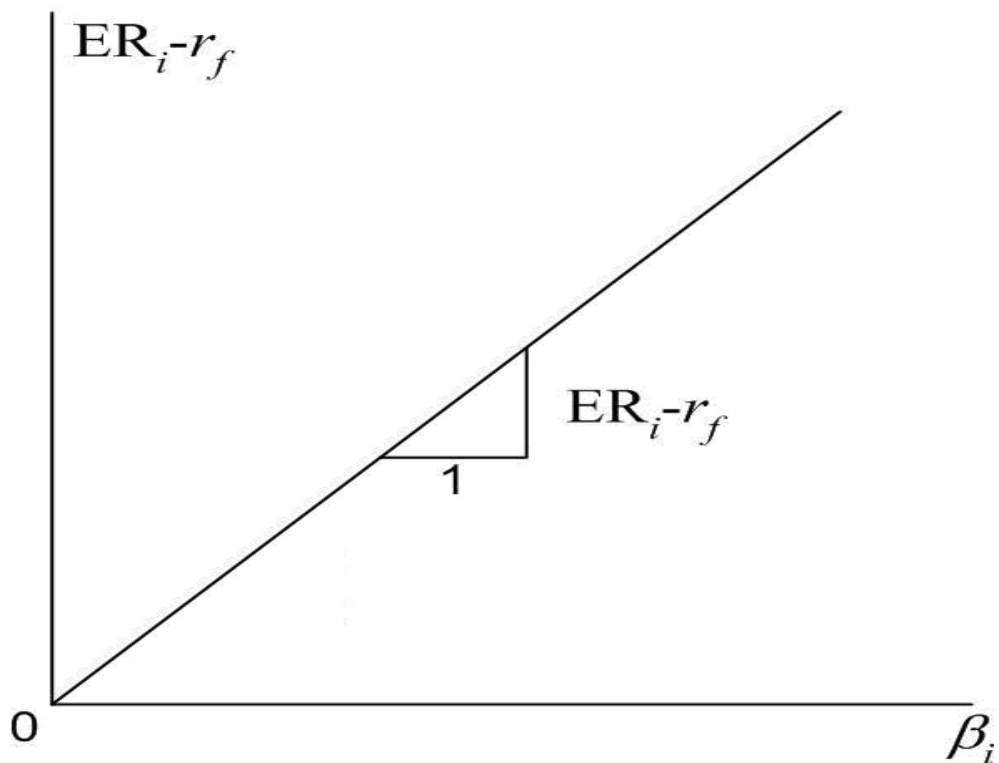


Рис.4.1. Лінія ринку цінних паперів

Як нам провести оцінку моделі, подібної (4.1.1), і які при цьому виникають особливості? Щоб відповісти на це питання, запишемо спочатку SRF моделі (4.1.1):

$$Y_i = \beta_2 X_i + \hat{u}_i. \quad (4.1.5)$$

Застосуємо метод найменших квадратів до (4.1.5), отримаємо таку формулу для β_2 і його дисперсії:

$$e \hat{u}_i^2 = e (Y_i - \beta_2 X_i)^2, \quad \frac{d}{d\beta_2} e \hat{u}_i^2 = -2e X_i(Y_i - \beta_2 X_i) = -2e X_i Y_i + 2\beta_2 e X_i^2 = 0,$$

звідси

$$\hat{\beta}_2 = \frac{\sum X_i Y_i}{\sum X_i^2}. \quad (4.1.6)$$

Підставимо в (4.1.6) (4.1.5), одержимо

$$\hat{\beta}_2 = \frac{\sum X_i(\beta_2 X_i + u_i)}{\sum X_i^2} = \frac{\beta_2 \sum X_i^2 + \sum X_i u_i}{\sum X_i^2} = \beta_2 + \frac{\sum X_i u_i}{\sum X_i^2}.$$

Враховуючи незміщеність оцінки $E(\hat{\beta}_2) = \beta_2$, одержимо

$$E(\hat{\beta}_2 - \beta_2) = E\left\{ \frac{\sum X_i u_i}{\sum X_i^2} \right\}.$$

Піднесемо у квадрат вираз, узятий у дужки в правій частині вищенаведеного рівняння. Оскільки X_i передбачаються нестохастичними, використовуючи властивість гомоскедастичності і некорельованості відхилень u_i , одержуємо

$$\begin{aligned} D(\hat{\beta}_2) &= E(\hat{\beta}_2 - \beta_2)^2 = E\left\{ \frac{\sum X_i^2 u_i^2 + \sum_{i=1}^{n-1} 2X_i X_{i+1} u_i u_{i+1} + \dots + 2X_{n-1} X_n u_{n-1} u_n}{\left(\sum X_i^2\right)^2} \right\} = \\ &= \frac{1}{\left(\sum X_i^2\right)^2} E\left\{ \sum X_i^2 u_i^2 + 2 \sum_{i=1}^{n-1} X_i X_{i+1} u_i u_{i+1} \right\} = \frac{1}{\left(\sum X_i^2\right)^2} \sum X_i^2 E(u_i^2) + 2 \sum_{i=1}^{n-1} X_i X_{i+1} E(u_i u_{i+1}) = \\ &= \frac{\sigma^2 \sum X_i^2}{\left(\sum X_i^2\right)^2} = \frac{\sigma^2}{\sum X_i^2}, \end{aligned}$$

тобто

$$\text{var}(\hat{\beta}_2) = \frac{\sigma^2}{\sum X_i^2}, \quad (4.1.7)$$

де оцінкою σ^2 служить

$$\hat{\sigma}^2 = \frac{\sum \hat{u}_i^2}{n-1}. \quad (4.1.8)$$

Зауважимо, що при виведенні рівняння для визначення $\hat{\beta}_2$, легко отримується рівність

$$\sum X_i \hat{u}_i = 0.$$

Подібна рівність була виконана і для моделі, що містить β_1 . Нагадаємо, що для моделі, яка містить β_1 , крім того виконувалася рівність $\sum \hat{u}_i = 0$. З вищезначеного зрозуміло, що для регресії, яка проходить через початок координат, сума залишків $\sum \hat{u}_i$ не обов'язково дорівнює нулю.

Пригадаємо також, що $Y_i = \hat{Y}_i + \hat{u}_i$. Підсумовуючи обидві частини рівності за всією вибіркою і розділивши потім на її обсяг, одержуємо

$$\bar{Y} = \bar{\hat{Y}} + \bar{\hat{u}}.$$

Оскільки для моделі, що проходить через початок координат $\hat{u}_i \neq 0$, а отже і $\bar{\hat{u}} \neq 0$, то

$$\bar{Y} \neq \bar{\hat{Y}}.$$

Таким чином, у цьому випадку середнє фактичних значень Y не дорівнює середнім значенням за регресією. У цьому відмінність від властивостей моделі, що містить β_1 .

Цікаво порівняти формули (4.1.6)–(4.1.8) з отриманими для моделі з β_1 , а саме з формулами (2.1.9), (2.3.1) і (2.3.5).

У моделі з $\beta_1 = 0$ є декілька моментів, про які слід згадати. R^2 , коефіцієнт детермінації, у випадку з $\beta_1 = 0$ може бути негативним. Тому, обчислений звичайним способом, він може не відповідати своєму значенню для регресії, що проходить через початок координат.

R^2 для регресії, що проходить через початок координат

Як ми тільки що відзначили, звичайний коефіцієнт детермінації R^2 , розглянутий нами раніше для моделі, що містить коефіцієнт β_1 , не придатний для регресії, що проходить через початок координат. Але можна обчислити так званий *raw* R^2 (сирий) для такої моделі, якщо застосувати формулу

$$rawR^2 = \frac{\sum (X_i Y_i)^2}{\sum X_i^2 \sum Y_i^2}. \quad (4.1.9)$$

Хоча цей *raw* R^2 задовольняє умову $0 < R^2 < 1$, його не можна порівнювати безпосередньо зі звичайним R^2 . Тому деякі автори не наводять його для моделі з $\beta_1 = 0$.

Ураховуючи ці особливості, необхідно бути дуже обережним при використанні моделі з $\beta_1 = 0$. Якщо немає дуже вагомих підстав, краще використовувати звичайну модель, у якій наявний коефіцієнт β_1 . Це має подвійну перевагу. По-перше, якщо β_1 включений у модель, але виявиться статистично не значимим (тобто таким, що статистично дорівнює нулю), то для практичних застосувань ми маємо регресію, що проходить через початок координат. Друге, і більш важливе зауваження, якщо в моделі насправді наявний β_1 , але ми не включили його і використовуємо модель з $\beta_1 = 0$, то ми допускаємо помилку специфікації моделі.

Ілюстрований приклад: характеристична лінія теорії портфеля

У табл. 4.1 наведені дані за річною нормою прибутку (у %) Afuture Fund, взаємного фонду, завданням інвестиційної політики якого є отримання максимального приросту капіталу, а також ринку портфеля, визначуваного індексом Фішера, за період 1971–1980 рр.

Ми вже згадували, що характеристична лінія в інвестиційному аналізі може бути записана у вигляді

$$Y_i = \alpha_i + \beta_i X_i + u_i, \quad (4.1.10)$$

де Y_i – річна норма прибутку (у %) для Afuture Fund;

X_i – річна норма прибутку (у %) на ринку портфеля;

β_i – кутовий коефіцієнт, відомий як бета-коефіцієнт в теорії портфеля;

α_i – вільний член у рівнянні регресії.

У літературі не існує єдиної думки про значення α_i . Деякі емпіричні результати говорять про те, що він позитивний і статистично значимий, інші ж свідчать, що він не відрізняється суттєво від нуля. В останньому випадку ми можемо записати рівняння у вигляді

$$Y_i = \beta_i X_i + u_i. \quad (4.1.11)$$

Це рівняння регресії, що проходить через початок координат. Якщо ми застосуємо рівняння (4.1.11), то отримаємо такі результати:

$$\begin{aligned} \hat{Y}_i &= 1,08999 X_i \\ &\quad (0,1916) \\ t &= (5,6884) \quad raw R^2 = 0,7825. \end{aligned} \quad (4.1.12)$$

Результати свідчать, що β_i суттєво більше нуля. Інтерпретація отриманих результатів така: при зростанні норми прибутку на ринку портфеля на 1%, норма прибутку для Afuture Fund в середньому зростає на 1,09%.

Таблиця 4.1.

Річна норма прибутку для Afuture Fund та за індексом Фішера (ринок портфеля) за 1971–1980 рр.

Рік	Норма прибутку Afuture Fund, Y	Норма прибутку за індексом Фішера, X
1971	67,5	19,5
1972	19,2	8,5
1973	-35,2	-29,3
1974	-42,0	-26,5
1975	63,7	61,9
1976	19,3	45,5
1977	3,6	9,5
1978	20,0	14,0
1979	40,3	35,3
1980	37,5	31,0

Чи можна бути впевненим в тому, що модель (4.1.11), а не (4.1.10) є правильною, особливо, якщо врахувати той факт, що не існує сильної попередньої довіри до гіпотези, яка стверджує, що коефіцієнт α_i дорівнює нулю? Це можна перевірити, якщо використовувати модель регресії (4.1.10). За цією моделлю ми одержуємо такі результати:

$$\begin{aligned}
 \hat{Y}_i &= 1,2645 + 1,0714X_i \\
 &\quad (7,6838) \quad (0,2387) \\
 t &= (0,1643) \quad (4,4880) \quad R^2 = 0,7157 \quad (4.1.13) \\
 p &= (0,873566) \quad (0,002034)
 \end{aligned}$$

Із цих результатів випливає, що ми не можемо відкидати гіпотезу про рівність нулю коефіцієнта β_1 . Це виправдовує використання моделі (4.1.1) – регресії, що проходить через початок координат. Порівняння результатів регресійного аналізу (4.1.12) і (4.1.13) показує, що між ними немає істотної різниці. Слід відзначити лише меншу величину стандартної похибки для коефіцієнта β_i . Це підтримує існуючу думку про більш точне обчислення коефіцієнта β для моделі, що проходить через початок координат. Використовуючи ці дані, можна перевірити, що 95%-й довірчий інтервал для (4.1.12) є (0,6566; 1,5232), а для моделі (4.1.13) цей інтервал є (0,52093; 1,622). Другий довірчий інтервал вужчий, ніж перший, що свідчить про більшу точність визначення коефіцієнта β_1 за моделлю (4.1.12).

6.2. Масштабування й одиниці вимірювання

Для того щоб зрозуміти суть питання, розглянемо дані, наведені в табл. 4.2.

Таблиця 4.2

Валові внутрішні приватні інвестиції (GPDI) і валовий національний продукт (GNP) у цінах 1972 р. у доларах США, 1974–1983 рр.

Рік	GPDI, млрд дол	GPDI, млн дол	GNP, млрд. дол	GNP, млн. дол
1974	195,5	195500	1246,3	1246300
1975	154,8	154800	1231,6	1231600
1976	184,5	184500	1298,2	1298200
1977	214,2	214200	1369,7	1369700
1978	236,7	136700	1438,6	1438600
1979	236,3	136300	1479,4	1479400
1980	208,5	208500	1475,0	1475000
1981	230,9	230900	1512,2	1512200
1982	194,3	194300	1480,0	1480000
1983	221,0	221000	1534,7	1534700

Припустимо, що в регресії GPDI за GNP один дослідник використовує дані, що обчислюються в мільярдах, а інший – у мільйонах доларів. Чи будуть результати регресійного аналізу однаковими в обох випадках? Якщо ні, то який результат слід використовувати? Інакше, чи впливають одиниці, в яких вимірюються Y і X , на результати регресійного аналізу?

Щоб відповісти на це запитання, зробимо так. Хай

$$Y_i = \beta_1 + \beta_2 X_i + \hat{u}_i, \quad (4.2.1)$$

де Y_i – GPDI, X_i – GNP.

Визначимо

$$Y_i^* = w_1 Y_i, \quad (4.2.2)$$

$$X_i^* = w_2 X_i, \quad (4.2.3)$$

де w_1 і w_2 – константи, що називаються масштабними чинниками. w_1 і w_2 можуть збігатися, а можуть бути різними.

З рівнянь (4.2.2) і (4.2.3) зрозуміло, що Y_i^* і X_i^* змінюють шкалу вимірювань Y_i і X_i . Так, якщо Y_i і X_i вимірюються в мільярдах доларів, а ми хочемо перейти до вимірювання в мільйонах доларів, то

$$Y_i^* = 1000 Y_i,$$

$$X_i^* = 1000 X_i.$$

У цьому випадку $w_1 = w_2 = 1000$.

Тепер розглянемо регресію, застосовуючи змінні Y_i^* і X_i^* :

$$Y_i^* = \beta_1^* + \beta_2^* X_i + \hat{u}_i^*, \quad (4.2.4)$$

де $Y_i^* = w_1 Y_i$, $X_i^* = w_2 X_i$ і $\hat{u}_i^* = w_1 \hat{u}_i$.

Ми можемо отримати зв'язок між парами:

$$\beta_1 \text{ і } \beta_1^*,$$

$$\beta_2 \text{ і } \beta_2^*,$$

$$\text{var}(\beta_1) \text{ і } \text{var}(\beta_1^*),$$

$$\text{var}(\beta_2) \text{ і } \text{var}(\beta_2^*),$$

$$\mu^2 \text{ і } \mu^{*2},$$

$$r_{xy}^2 \text{ і } r_{x^*y^*}^2.$$

За методом найменших квадратів ми маємо

$$\beta_1 = \bar{Y} - \bar{X} \beta_2, \quad (4.2.5)$$

$$\beta_2 = \frac{\sum x_i y_i}{\sum x_i^2}, \quad (4.2.6)$$

$$\text{var}(\beta_1) = \frac{\sum X_i^2}{n \sum x_i^2} \sigma^2, \quad (4.2.7)$$

$$\text{var}(\beta_2) = \frac{\sigma^2}{\sum x_i^2}, \quad (4.2.8)$$

$$\mu^2 = \frac{\sum \hat{u}_i^2}{n - 2}. \quad (4.2.9)$$

Застосовуючи МНК до (6.2.4), одержуємо

$$\beta_1^* = \bar{Y}^* - \bar{X}^* \beta_2^*, \quad (4.2.10)$$

$$\beta_2^* = \frac{\sum x_i^* y_i^*}{\sum x_i^{*2}}, \quad (4.2.11)$$

$$\text{var}(\beta_1^*) = \frac{\sum X_i^{*2}}{n \sum x_i^{*2}} \sigma^{*2}, \quad (4.2.12)$$

$$\text{var}(\beta_2^*) = \frac{\sigma^{*2}}{\sum x_i^{*2}}, \quad (4.2.13)$$

$$\mu^{*2} = \frac{\sum \hat{u}_i^{*2}}{n - 2}. \quad (4.2.14)$$

З цієї рівності легко отримати співвідношення між двома наборами оцінок параметрів. Усе, що для цього потрібно, так це застосувати рівності: $Y_i^* = w_1 Y_i$ (або $y_i^* = w_1 y_i$); $X_i^* = w_2 X_i$ (або $x_i^* = w_2 x_i$); $\hat{u}_i^* = w_1 \hat{u}_i$; $\bar{Y}_i^* = w_1 \bar{Y}_i$; $\bar{X}_i^* = w_2 \bar{X}_i$. Застосовуючи ці співвідношення, нескладно отримати рівності, що цікавлять нас:

$$\beta_2^* = \frac{\sum w_1 \frac{1}{w_2} \beta_2}{\sum w_2 \frac{1}{w_2} \beta_2}, \quad (4.2.15)$$

$$\beta_1^* = w_1 \beta_1, \quad (4.2.16)$$

$$\sigma^2 = w_1^2 \sigma^2, \quad (4.2.17)$$

$$\text{var}(\beta_1^*) = w_1^2 \text{var}(\beta_1), \quad (4.2.18)$$

$$\text{var}(\beta_2^*) = \frac{\sum w_1 \frac{1}{w_2} \beta_2^2}{\sum w_2 \frac{1}{w_2} \beta_2^2} \text{var}(\beta_2), \quad (4.2.19)$$

$$r_{xy}^2 = r_{x^*y^*}^2. \quad (4.2.20)$$

Із цих формул зрозуміло, як за наслідками регресійного аналізу в одних одиницях вимірювання перейти до інших одиниць вимірювання при заданих значеннях масштабного чинника.

Числовий приклад. Співвідношення між GPDI і GNP в США

Наведемо результати регресійного аналізу за даними табл. 4.2.

GPDI і GNP вимірюються в мільярдах доларів:

$$\hat{Y}_i = -37,0015205 + 0,17395 X_i$$

(76,261127) (0,05406) $R^2=0,5641$

GPDI і GNP вимірюються в мільйонах доларів:

$$\hat{Y}_i = -37,0015205 + 0,17395 X_i$$

(76261,1278) (0,05406) $R^2=0,5641$

GPDI – в мільярдах доларів, а GNP – мільйонах доларів:

$$\hat{Y}_i = -37,0015205 + 0,00017395 X_i$$

(76,261127) (0,00005406) $R^2=0,5641$

GPDI – в мільйонах доларів, а GNP – мільярдах доларів:

$$\hat{Y}_i = -37001,5205 + 173,95 X_i$$

(76261,127) (54,06) $R^2=0,5641$

6.3. Функціональний вид регресійної моделі

Як ми відзначали раніше, розглядувані нами регресійні моделі повинні бути лінійні за параметрами. При цьому вони можуть і не бути лійними за змінними. У наступних розділах буде приділена увага широко застосовуваним регресійним моделям, які можуть бути нелійними за змінними, але лійними за параметрами. Зокрема, розглядатимуться такі моделі:

- 1) лінійно-логарифмічна;
- 2) напівлогарифмічна;
- 3) зворотні.

ТЕМА 7. ГЕТЕРОСКЕДАСТИЧНІСТЬ

Вивчена раніше регресійна модель із двома змінними часто виявляється на практиці неадекватною. Наприклад, у нашому випадку моделі “споживання – дохід” передбачалося, що дохід X впливає на витрати Y . Але економічна теорія рідко буває настільки простою, оскільки окрім доходу чимала кількість інших змінних може впливати на витрати й споживання. Очевидним прикладом є заощадження покупця. Іншим прикладом є залежність попиту на товар не тільки від ціни цього товару, але й від ціни конкуруючих товарів, доходу покупця, його соціального статусу і т.д. Отже, ми повинні поширити нашу просту модель з двома змінними на випадок з великою кількістю змінних. Додавання додаткових змінних приводить нас до обговорення множинної регресійної моделі, тобто такої моделі, у якій залежна змінна, або регресант Y залежить від двох або більше змінних.

Найпростішою з таких моделей є модель із трьома змінними – однією пояснюваною і двома пояснювальними. Перейдемо до вивчення цієї моделі. При цьому ми вважатимемо, що множинна регресійна модель лінійна за параметрами, хоча може бути нелінійною за змінними.

7.1. Модель із трьома змінними. Позначення і гіпотези

Узагальнюючи функцію PRF з двома змінними, ми можемо записати її для трьох змінних таким чином:

$$Y_i = \beta_1 + \beta_2 X_{2i} + \beta_3 X_{3i} + u_i, \quad (5.1.1)$$

де Y – залежна змінна; X_2 і X_3 – пояснювальні змінні, або регресори; u – стохастичний збурююча складова; i – спостереження; для випадку тимчасових рядів замість індексу i використовується індекс t .

У (5.1.1) β_1 – складова, що визначає точку перетину. Як завжди, він має середню дію на Y всіх змінних, виключених із моделі, хоча його механічна інтерпретація є середня величина Y при X_2 і X_3 , що дорівнюють нулю. Коефіцієнти β_1 і β_2 зазвичай називають частинними регресійними коефіцієнтами.

Ми продовжуватимемо оперувати в рамках схеми класичної лінійної регресійної моделі (CLRM). Зокрема, ми припускаємо, що:

- середня величина u_i дорівнює нулю:

$$E(u_i / X_{2i}, X_{3i}) = 0 \text{ для всіх } i; \quad (5.1.2)$$

- серійна кореляція відсутня:

$$\text{cov}(u_i, u_j) = 0, \quad i \neq j; \quad (5.1.3)$$

- має місце гомоскедастичність:

$$D(u_i) = \sigma^2; \quad (5.1.4)$$

- коваріація u_i і кожної змінної X дорівнюють нулю:

$$\text{cov}(u_i X_{2i}) = \text{cov}(u_i X_{3i}) = 0; \quad (5.1.5)$$

- модель коректно специфікована;

$$(5.1.6)$$

- відсутня точна колінеарність між змінними X , тобто

$$\text{відсутній точний лінійний зв'язок між } X_2 \text{ і } X_3. \quad (5.1.7)$$

Крім того, ми припускаємо, що множинна регресійна модель лінійна за параметрами, величини регресорів фіксовані в повторних вибірках і регресори змінюються достатньою мірою.

Логічна обґрунтованість гіпотез (5.1.2) – (5.1.6) та ж, що була наведена в розд. 3.2. Гіпотеза (5.1.7) про відсутність точного лінійного зв'язку між X_2 і X_3 , відома як гіпотеза про відсутність колінеарності або мультиколінеарності, якщо є можливість існування більше ніж одного лінійного співвідношення, є новою і потребує деякого пояснення.

Відсутність колінеарності означає, що ніяка з пояснювальних змінних не може бути зображена у вигляді лінійної комбінації решти змінних. Це можна пояснити на прикладі діаграми (рис.5.1).

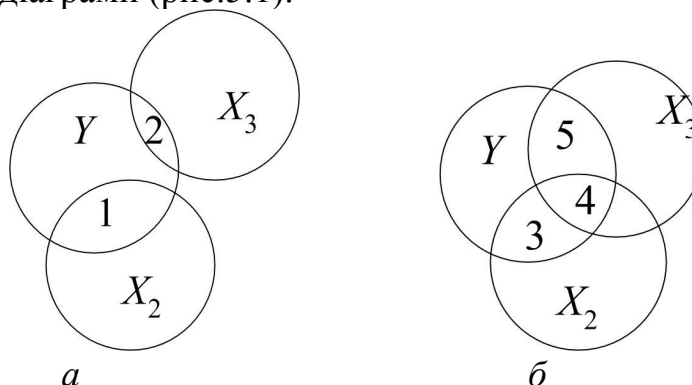


Рис. 5.1. Діаграма, що демонструє відсутність (а) і наявність колінеарності (б)

На рис.5.1 коло Y зображає варіацію залежної змінної Y , а кола X_2 і X_3 зображають, відповідно, варіації регресорів X_2 і X_3 . На рис.5.1, а область 1 зображає варіацію в Y , пояснену за рахунок X_2 , а область 2 – варіацію в Y , пояснену за рахунок X_3 . Области 3 і 4 (рис.5.1, б) зображають варіацію в Y , пояснену через X_2 , а області 4 і 5 – пояснену через X_3 . Але, оскільки область 4 є загальною для X_2 і X_3 , ми не можемо назвати *a priori*, яка частина 4 належить X_2 , а яка – X_3 . Загальна область 4 представляє випадок колінеарності. Гіпотеза відсутності колінеарності вимагає відсутності перекриття між X_2 і X_3 , тобто загальна область 4 повинна бути нульовою. Іншими словами, ми хочемо мати справу із ситуацією, зображеною на рис.5.1, а.

Формально відсутність колінеарності означає, що немає таких чисел λ_2 і λ_3 , які одночасно не є нулями, що

$$\lambda_2 X_{2i} + \lambda_3 X_{3i} = 0. \quad (5.1.8)$$

Якщо ж подібне лінійне співвідношення виконується, тоді говорять, що X_2 і X_3 колінеарні або лінійно залежні. Якщо ж (5.1.8) виконується тільки при $\lambda_2 = 0$ і $\lambda_3 = 0$, то говорять, що X_2 і X_3 лінійно незалежні.

Так, якщо

$$X_{2i} = -4X_{3i} \text{ або } X_{2i} + 4X_{3i} = 0, \quad (5.1.9)$$

то дві змінні лінійно залежні, і якщо обидві вони включені в регресійну модель, ми матимемо точну колінеарність або точну лінійну залежність між двома змінними.

Припустимо тепер, що $X_{3i} = X_{2i}^2$. Чи буде при цьому порушена гіпотеза відсутності колінеарності? Ні, оскільки зв'язок між регресорами нелінійний і не порушується вимога про відсутність лінійного зв'язку між регресорами.

Пояснимо обґрунтованість гіпотези відсутності колінеарності на прикладі. Припустимо, що в (5.1.1) Y , X_2 і X_3 представляють витрати на споживацькі товари, дохід і заощадження покупця відповідно. Постулюючи лінійний зв'язок між споживацькими витратами, доходом і заощадженнями, економічна теорія припускає, що дохід і заощадження мають деякий незалежний вплив на витрати. Якщо це не так, то не має сенсу включати їх у модель по окремоті. На противагу цьому, якщо існує точна лінійна залежність між доходом і накопиченням, то ми маємо всього одну незалежну змінну, а не дві, і немає способу оцінити роздільний вплив на витрати доходу і заощаджень. Для більшої виразності покладемо $X_{3i} = 2X_{2i}$ в регресійній моделі «витрати-прибуток-заощадження». Тоді (5.1.1) можна подати у вигляді

$$\begin{aligned} Y_i &= \beta_1 + \beta_2 X_{2i} + \beta_3 (2X_{2i}) + u_i = \\ &= \beta_1 + (\beta_2 + 2\beta_3) X_{2i} + u_i = \beta_1 + \alpha X_{2i} + u_i, \end{aligned} \quad (5.1.10)$$

де $\alpha = \beta_2 + 2\beta_3$. Тобто ми фактично маємо регресійну модель із двома змінними, а не з трьома. Крім того, якщо ми застосовуємо (5.1.10) і отримуємо α , то не зможемо оцінити роздільний вплив $X_2 (= \beta_2)$ і $X_3 (= \beta_3)$ на Y .

Підводячи підсумки зазначимо, що гіпотеза про відсутність мультиколінеарності вимагає, щоб у функцію PRF включали тільки ті змінні, які не є лінійними функціями деяких інших змінних моделі.

7.2. Інтерпретація рівняння множинної регресії

Із гіпотез класичної моделі регресії витікає, що якщо узяти математичне сподівання від обох частин рівності (5.1.1), то отримаємо

$$E(Y_i | X_{2i}, X_{3i}) = \beta_1 + \beta_2 X_{2i} + \beta_3 X_{3i}. \quad (5.2.1)$$

Рівність (5.2.1) дає математичне сподівання Y при фіксованих значеннях змінних X_2 і X_3 . Отже, як і у випадку з двома змінними, множинний регресійний аналіз є регресійним аналізом за умови фіксованості пояснювальних змінних, у результаті ми отримуємо середнє значення Y для фіксованих змінних X .

7.3. Значення частинних коефіцієнтів регресії

Значення частинних коефіцієнтів полягає в такому: β_2 є мірою зміни середньої величини Y , $E(Y|X_2, X_3)$ при одиничній зміні X_2 за умови того, що X_3 не змінюється. Іншими словами, β_2 дає степінь нахилу $E(Y|X_2, X_3)$ по відношенню до X_2 , коли X_3 не змінюється. Зазначимо також, що β_1 і β_2 є частинними похідними $E(Y|X_2, X_3)$ по X_2 і X_3 відповідно. Аналогічно β_3 є мірою зміни середньої величини Y при одиничній зміні X_3 , коли X_2 не змінюється. Тобто він дає «прямий», або «нетто», ефект одиничної зміни X_3 на середню величину Y за вирахуванням впливу X_2 .

Яке точне значення терміна «залишаючи постійною»? Щоб зрозуміти це, припустимо, що Y характеризує випуск продукції, а X_2 і X_3 – трудовитрати й капітал відповідно. Припустимо далі, що для виробництва Y потрібні і X_2 , і X_3 , і що пропорція, у якій вони можуть бути використані у виробництві Y , може варіюватися. Тепер припустимо, що ми збільшили на одиницю трудовитрати, очевидно, це приведе до деякого збільшення випуску продукції. Ми не можемо пояснювати результуючу зміну випуску продукції виключно збільшенням витрат X_2 , бо в такому разі збільшиться внесок X_2 в Y , оскільки X_2 одержує кредит за частину зміни в Y внаслідок збільшення капіталу. Отже, щоб оцінити «істинний внесок» X_2 в зміну Y , ми повинні контролювати вплив від X_3 .

Процедура подібного контролю така. Припустимо, що ми хочемо контролювати лінійний вплив капіталу X_3 на випуск продукції, при зміні трудовитрат X_2 на одиницю. Здійснюємо це в три етапи.

1. Регресуємо Y тільки за X_3 таким чином:

$$Y_i = b_1 + b_{13}X_{3i} + \hat{u}_{1i}. \quad (5.3.1)$$

Рівняння (5.3.1) являє собою рівняння двовимірної регресії. При цьому індекс 1 стосується змінної Y , а \hat{u}_{1i} позначає залишкову складову за наслідками вибірки.

2. Регресуємо X_2 тільки за змінною X_3 :

$$X_{2i} = b_2 + b_{23}X_{3i} + \hat{u}_{2i}, \quad (5.3.2)$$

де \hat{u}_{2i} – залишкова складова. Маємо

$$\hat{u}_{1i} = Y_i - b_1 - b_{13}X_{3i} = Y_i - \hat{Y}_i; \quad (5.3.3)$$

$$\hat{u}_{2i} = X_{2i} - b_2 - b_{23}X_{3i} = X_{2i} - \hat{X}_{2i}, \quad (5.3.4)$$

де \hat{Y}_i і \hat{X}_{2i} – оцінені величини з регресійних моделей (5.3.1) і (5.3.2) відповідно.

Яке значення залишків \hat{u}_{1i} і \hat{u}_{2i} ? Складова \hat{u}_{1i} позначає величину Y_i після вилучення лінійного впливу на неї X_3 . Аналогічно \hat{u}_{2i} позначає величину X_{2i}

після вилучення впливу на неї X_3 . Отже, \hat{u}_{1i} і \hat{u}_{2i} – «звільнені від впливу X_3 величини» Y_i і X_{2i} .

3. Отже, якщо ми проведемо регресійний аналіз \hat{u}_{1i} і \hat{u}_{2i} у вигляді

$$\hat{u}_{1i} = a_0 + a_1 \hat{u}_{2i} + \hat{u}_{3i}, \quad (5.3.5)$$

де \hat{u}_{3i} – залишкова складова по вибірці, то a_1 повинен дати оцінку «істинного, або звільненого, ефекту» від одиничної зміни X_2 на Y або істинний нахил Y по відношенню до X_2 , тобто оцінку β_2 .

За МНК a_1 можна подати у вигляді

$$a_1 = \frac{\sum (\hat{u}_{1i} - \bar{\hat{u}}_1)(\hat{u}_{2i} - \bar{\hat{u}}_2)}{\sum (\hat{u}_{2i} - \bar{\hat{u}}_2)^2} = \frac{\sum \hat{u}_{1i}\hat{u}_{2i}}{\sum \hat{u}_{2i}^2}.$$

Оскільки $\bar{\hat{u}}_1 = \bar{\hat{u}}_2 = 0$, то рівняння (5.3.1) і (5.3.2) можна переписати у вигляді

$$y_i = b_{13}x_{3i} + \hat{u}_{1i};$$

$$x_{2i} = b_{23}x_{3i} + \hat{u}_{2i},$$

де малі букви використовуються для позначення величин у формі відхилень. Отримаємо з цих рівнянь \hat{u}_{1i} і \hat{u}_{2i} :

$$\hat{u}_{1i} = y_i - b_{13}x_{3i};$$

$$\hat{u}_{2i} = x_{2i} - b_{23}x_{3i}$$

і підставимо їх у вирази для a_1 :

$$\begin{aligned} a_1 &= \frac{\sum \hat{u}_{1i}\hat{u}_{2i}}{\sum \hat{u}_{2i}^2} = \frac{\sum (y_i - b_{13}x_{3i})(x_{2i} - b_{23}x_{3i})}{\sum (x_{2i} - b_{23}x_{3i})^2} = \\ &= \frac{\sum y_i x_{2i} - b_{23} \sum y_i x_{3i} - b_{13} \sum x_{2i} x_{3i} + b_{13} b_{23} \sum x_{3i}^2}{\sum x_{2i}^2 + b_{23}^2 \sum x_{3i}^2 - 2b_{23} \sum x_{2i} x_{3i}}. \end{aligned}$$

Враховуючи, що

$$b_{23} = \frac{\sum x_{2i} x_{3i}}{\sum x_{3i}^2}, \quad b_{13} = \frac{\sum y_i x_{3i}}{\sum x_{3i}^2},$$

одержуємо

$$a_1 = \frac{(\sum y_i x_{2i})(\sum x_{3i}^2) - (\sum y_i x_{3i})(\sum x_{2i} x_{3i})}{(\sum x_{2i}^2)(\sum x_{3i}^2) - (\sum x_{2i} x_{3i})^2}.$$

Як буде показано в наступному параграфі, цей вираз збігається з оцінкою β_2 за МНК. Таким чином, на практиці немає необхідності здійснювати всі розрахунки, оскільки a_1 обчислюється за достатньо простими формулами.

ТЕМА 8. АВТОКОРЕЛЯЦІЯ

8.1. Проста регресія в контексті множинної регресії

Припущення (5.1.6) класичної лінійної регресії стверджує, що модель регресії коректно специфікована, тобто помилка зсуву внаслідок неправильної специфікації відсутня. Наведені в попередніх розділах відомості дозволяють пояснити це твердження.

Припустимо, що (5.5.7) є “істинна” модель, що пояснює рівень дійсної інфляції за допомогою рівня безробіття й рівня очікуваної інфляції. Водночас припустимо, що хтось застосовує таку модель регресії:

$$Y_t = b_1 + b_{12}X_{2t} + \hat{u}_{1t}, \quad (5.6.1)$$

де Y_t – дійсний на момент часу t рівень інфляції; X_{2t} – рівень безробіття на той же момент часу; \hat{u}_{1t} – залишковий складова. Кутовий коефіцієнт b_{12} визначає зміну середнього рівня інфляції, викликану одиничною зміною рівня безробіття.

Оскільки «істинною моделлю» є (5.6.1), та рівність (5.6.1) має помилку специфікації, яка полягає у відсутності в моделі змінної X_3 очікуваного рівня інфляції.

Ми знаємо, що $\hat{\beta}_2$ у множинній регресії (5.5.7) є незміщеною оцінкою β_2 , тобто $E(\hat{\beta}_2) = \beta_2$. Чи може коефіцієнт b_{12} простої регресії Y по X_2 також бути незміщеною оцінкою β_2 ? Тобто чи виконуватиметься $E(b_{12}) = \beta_2$? У термінах нашого прикладу це питання можна сформулювати таким чином. Чи буде коефіцієнт рівня безробіття в (5.6.1) давати незміщену оцінку істинного впливу на рівень інфляції, якщо ми знаємо, що в рівняння не включена змінна X_3 (очікуваний рівень інфляції)? У загальному випадку відповідь звучить так: b_{12} не буде незміщеною оцінкою β_2 . Крім того, $\text{var}(b_{12})$ може бути зміщеною оцінкою $\text{var}(\hat{\beta}_2)$. Можна показати, що насправді виконується рівність

$$b_{12} = \beta_2 + \beta_3 b_{32} + \text{похибка}, \quad (5.6.2)$$

де b_{32} – кутовий коефіцієнт у регресії X_3 за X_2 , тобто

$$X_{3t} = b_2 + b_{32}X_{2t} + \hat{u}_{2t}. \quad (5.6.3)$$

Із (5.6.2) можна отримати рівність

$$E(b_{12}) = \beta_2 + \beta_3 b_{32}. \quad (5.6.4)$$

За даними вибірки b_{32} обчислюється за формулою

$$b_{32} = \frac{\sum x_{3i}x_{2i}}{\sum x_{2i}^2}.$$

Як бачимо з рівняння (5.6.3), у випадку $\beta_3 b_{32} \neq 0$ коефіцієнт b_{12} є зміщеною оцінкою β_2 . Якщо $\beta_3 b_{32} > 0$, то зсув буде у бік завищення, а у випадку $\beta_3 b_{32} < 0$ – у бік заниження.

Із цього випливає, що згідно з (5.6.2), коефіцієнт простої регресії b_{12} враховує не тільки «прямий», або «нетто», вплив X_2 на Y (при фіксованому значенні впливу X_3), але й непрямий вплив на Y через невиключену змінну X_3 . Коротше кажучи, b_{12} визначає «загальний ефект» (прямий + непрямий) X_2 на Y , тоді як $\hat{\beta}_2$ позначає тільки прямий ефект впливу X_2 на Y , оскільки вплив X_3 зберігається фіксованим.

Зі сказаного вище робимо висновок: загальний ефект X_2 на Y ($=b_{12}$) складається з прямого ($=\beta_2$) та непрямого ($=\beta_3 b_{32}$) ефекту X_2 на Y .

У визначеннях нашого прикладу це звучить таким чином. Загальний вплив одиничної зміни рівня безробіття на дійсний рівень інфляції складається з прямого впливу (при фіксованому рівні очікуваної інфляції) і непрямого ефекту через дію безробіття на очікуваний рівень інфляції. Цей результат може бути пояснений за допомогою діаграми (рис.5.2).



Рис. 5.2. Прямий і непрямий ефекти X_2 на Y

Проілюструємо теоретичне міркування на прикладі кривої Філіпса. Використовуючи дані табл.5.1, одержуємо для моделі (5.6.1) такі результати:

$$\begin{aligned} \hat{Y}_t &= 6,1272 + 0,2448X_{2t} \\ &\quad (4,2853) \quad (0,6304) \\ t &= (1,4298) \quad (0,3885) \quad R^2=0,135. \end{aligned} \tag{5.6.5}$$

Несподіваним в (5.6.5) є те, що $b_{12}=0.2448$ не тільки має позитивний знак (позитивний кутовий коефіцієнт кривої Філіпса), але також мало відрізняється від нуля. Водночас у (5.6.2) ми бачимо, що $\hat{\beta}_2 = -1,3925$ не тільки має очікуваний негативний знак, але й статистично значно відрізняється від нуля, що пояснюється непрямим ефектом доданку $\beta_3 b_{32}$ з (5.6.4). Із (5.5.8) ми знаємо, що $\hat{\beta}_3 = 1,4700$. Для знаходження b_{32} виконаємо регресію (5.6.2) за наявними даними:

$$\begin{aligned} X_{3t} &= 0,7252 + 1,1138X_{2t} \\ &\quad (2,7267) \quad (0,4011) \\ t &= (-0,2659) \quad (2,7769), \quad r=0,4120. \end{aligned} \quad (5.6.6)$$

Значення $b_{32}=1,1138$ позначає, що збільшення X_2 на одиницю приводить до зростання (в середньому) X_3 приблизно на 1,11 одиниць. Але якщо на цю величину зросте X_3 , то її дія на Y буде $\hat{\beta}_3 b_{32} = 1,4700 \cdot 1,1138 = 1,6373$. Отже, з (5.6.2) ми маємо остаточно

$$\hat{\beta}_2 + \hat{\beta}_3 b_{32} = -1,3925 + 1,6373 = 0,2448 = b_{12}.$$

Із наведених міркувань можна зробити такий висновок. Якщо з якоїсь причини ухвалити рішення про застосування моделі тривимірної регресії, не слід звертатися до найпростішої двовимірної регресії. У більш загальному випадку це звучить так. Якщо ви віддали перевагу конкретній моделі регресії і вважаєте її «істинною», то не слід модифікувати її шляхом виключення з моделі якої-небудь змінної. Якщо ви знехтуєте цією рекомендацією, то отримаєте зміщені оцінки параметрів. Крім того, ви можете отримати хибне значення σ^2 і некоректні довірчі інтервали для параметрів регресії. Звернемо увагу, що стандартна похибка коефіцієнта $\hat{\beta}_2$ в моделі (5.5.8) набагато менша (у порівнянні з величиною $\hat{\beta}_2$), ніж у моделі (5.6.5). Тому довірчі інтервали й перевірка гіпотез на підставі (5.5.8) мають більший ступінь довіри, ніж за моделлю (5.6.5).

8.2. R^2 і скорегований R^2

Коефіцієнт детермінації R^2 є неспадна функція від кількості пояснювальних змінних або регресорів у моделі. При збільшенні кількості регресорів R^2 майже неминуче зростає і ніколи не спадає. Інакше кажучи, додавання змінної X до моделі не зменшить R^2 . Щоб переконатися в цьому, пригадаємо визначення коефіцієнта детермінації:

$$R^2 = 1 - \frac{\sum \hat{u}_i^2}{\sum y_i^2}. \quad (5.7.1)$$

Величина $\sum y_i^2$ не залежить від кількості змінних X у моделі, оскільки це просто $\sum (Y_i - \bar{Y})^2$. Величина $RSS \sum \hat{u}_i^2$, проте, залежить від кількості присутніх у моделі регресорів. Зрозуміло, що при зростанні кількості змінних X величина

$\sum \hat{u}_i^2$ повинна спадати (принаймні не зростати). Отже, R^2 зростатиме. Враховуючи це, при порівнянні двох моделей регресії з однаковою залежною змінною, але різною кількістю змінних X , потрібно бути дуже обережними з наданням переваги моделі з більш високим R^2 .

Порівнюючи два коефіцієнти детермінації R^2 , потрібно обов'язково враховувати кількість регресорів X , присутніх у моделі. Це можна зробити, якщо скористатися визначенням альтернативного коефіцієнта детермінації, обчислюваного за такою формулою:

$$\bar{R}^2 = 1 - \frac{\sum \hat{u}_i^2 / (n - k)}{\sum y_i^2 / (n - 1)}, \quad (5.7.2)$$

де k – кількість параметрів у моделі (для моделі з трьома змінними $k=3$). Визначений таким чином коефіцієнт детермінації називається скоректованим R^2 і позначається \bar{R}^2 . Термін «скорегований» позначає скоректованість за кількістю степенів вільності, пов'язаних із сумами квадратів, що входять в (5.7.2). $\sum \hat{u}_i^2$ має $(N-k)$ степенів вільності. У разі моделі з трьома змінними ми знаємо, що $\sum \hat{u}_i^2$ має $(N-3)$ степенів вільності.

Рівняння (5.7.2) можна також переписати у вигляді

$$\bar{R}^2 = 1 - \frac{\hat{\sigma}^2}{S_y^2}, \quad (5.7.3)$$

де $\hat{\sigma}^2$ – дисперсія залишків, а S_y^2 – вибіркова дисперсія Y : $S_y^2 = \frac{\sum (Y_i - \bar{Y})^2}{n - 1}$.

Легко показати, що R^2 і \bar{R}^2 пов'язані між собою співвідношенням

$$\bar{R}^2 = 1 - (1 - R^2) \frac{n - 1}{n - k}. \quad (5.7.4)$$

Цю рівність можна отримати, якщо підставити (5.7.1) у (5.7.2). Із (5.7.4) бачимо, що для $k > 1$ $\bar{R}^2 < R^2$, а це означає, що при збільшенні змінних X \bar{R}^2 зростає меншою мірою, ніж R^2 . Крім того, \bar{R}^2 може набувати й негативних значень, тоді як R^2 завжди позитивний. У прикладних задачах у випадках, коли \bar{R}^2 виявляється негативним, його вважають таким, що дорівнює нулю. Для розглянутого нами прикладу кривої Філіпса маємо $R^2 = 0,8766$, а $\bar{R}^2 = 0,8519$.

Порівняння величин R^2

У першу чергу дуже важливо відзначити, що при порівнянні моделей на основі значень коефіцієнтів детермінації, як нескоректованих, так і

скоректованих, повинні бути однаковими об'єми вибірки N і одними й тими ж залежні змінні. Пояснювальні змінні можуть бути будь-якого вигляду. Так, для моделей

$$\ln Y_i = \beta_1 + \beta_2 X_{2i} + \beta_3 X_{3i} + u_i; \quad (5.7.5)$$

$$Y_i = \alpha_1 + \alpha_2 X_{2i} + \alpha_3 X_{3i} + u_i \quad (5.7.6)$$

не можна порівнювати підраховані R^2 . Причина полягає в тому, що за визначенням R^2 визначає частину дисперсії залежної змінної, поясненої за рахунок пояснювальних змінних, отже, в (5.7.5) R^2 виміряє частину в дисперсії $\ln Y_i$, пояснену за рахунок X_2 і X_3 , а в (5.7.6) це частина в дисперсії Y_i , пояснена тими ж змінними. Зрозуміло, що це різні речі. Раніше ми відзначали, що змінювання $\ln Y_i$ дає відносно змінювання Y , тоді як змінювання Y є абсолютним змінюванням. Отже, $\text{var} \hat{Y}_i / \text{var} Y_i$ не одне й те ж, що $\text{var}(\ln \hat{Y}_i) / \text{var}(\ln Y_i)$. Тому коефіцієнти детермінації (5.7.5) і (5.7.6) не можна порівнювати.

Якщо ми звернемося до функції попиту на каву (2.7.1):

$$\hat{Y}_t = 2,6911 - 0,4795 X_t;$$

$$D(\hat{\beta}_1) = 0,0148, \sigma(\hat{\beta}_1) = 0,1216;$$

$$D(\hat{\beta}_2) = 0,0129, \sigma(\hat{\beta}_2) = 0,0114, \hat{\sigma}^2 = 0,01656;$$

$$r^2 = 0,6628, r = -0,8141,$$

що являє собою лінійну модель, і функції попиту (6.4.5):

$$\ln Y_t = 0,7774 - 0,2530 \ln X_t \quad R^2 = 0,7448$$

$$(0,0152) \quad (0,0494) \quad F_{1,9} = 26,27$$

$$t = (51,0045) \quad (-5,1251),$$

що представляє Log-Lin – модель, то порівнювати їх коефіцієнти детермінації безпосередньо не можна. Як же все-таки порівнювати величини R^2 для моделей вигляду (3.7.1) і (6.4.5)? Покажемо це на прикладі функції попиту на каву.

Для порівняння коефіцієнтів детермінації, отриманих із моделей із різним видом залежної змінної, як, наприклад, у моделях (3.7.1) і (6.4.5), можна застосувати два способи.

1. За відомим значенням $\ln \hat{Y}_t$ у моделі (6.4.5) знаходимо \hat{Y}_t , а потім підраховуємо R^2 між \hat{Y}_t і Y_t за формулою (2.5.14):

$$R^2 = \frac{(\sum y_i \hat{y}_i)^2}{\sum y_i^2 \sum \hat{y}_i^2}.$$

Підрахований таким чином R^2 можна порівнювати з коефіцієнтом детермінації з моделі (6.4.5).

2. Підраховуємо за відомими \hat{Y}_t з моделі (3.7.1) $\ln \hat{Y}_t$ і $\ln Y_t$, обчислюємо R^2 між ними. Цей коефіцієнт детермінації можна порівнювати з R^2 із моделі (6.4.5).

Припустимо, що ми спочатку вирішили порівнювати величину R^2 лінійної моделі (3.7.1) з величиною R^2 подвійної логарифмічної моделі (6.4.5). Використаємо значення \hat{Y}_i моделі (3.7.1) і знайдемо за ними $\ln \hat{Y}_t$, а потім за фактичними значеннями Y_i знайдемо $\ln Y_t$. За отриманими значеннями $\ln Y_t$ і $\ln \hat{Y}_t$ ми можемо підрахувати R^2 , наприклад, за формулою

$$R^2 = \frac{(\sum y_i \hat{y}_i)^2}{\sum y_i^2 \sum \hat{y}_i^2}.$$

Використовуючи дані, наведені в (5) і (6) стовпцях табл. 2.1, можна підрахувати за цією формулою величину R^2 . Отримуємо $R^2 = 0,6779$. Цю величину R^2 вже можна порівняти зі значенням $R^2 = 0,7448$ з подвійної логарифмічної моделі. Порівняння цих величин виявляється на користь логарифмічної моделі.

Якщо ж ми хочемо порівняти величину R^2 із подвійної логарифмічної моделі з R^2 із лінійної моделі, то необхідно за значеннями $\ln \hat{Y}_t$ з моделі (6.4.5) обчислити $\hat{Y}_i = \exp(\ln \hat{Y}_i)$, а потім за цими значеннями і Y_i обчислити R^2 . Використовуючи дані (4) і (1) стовпців табл. 2.1, знаходимо $R^2 = 0,7187$. Це значення R^2 вже можна порівнювати зі значенням коефіцієнта детермінації з лінійної моделі $R^2 = 0,6628$. Як і раніше, подвійна логарифмічна модель має високий коефіцієнт детермінації.

На закінчення зробимо таке зауваження. Іноді дослідник прагне збільшити \bar{R}^2 , тобто вибрати ту модель, яка має найвищий \bar{R}^2 . Це не правильно, оскільки в регресійному аналізі нашою метою є не отримання за будь-яку ціну високого \bar{R}^2 , а отримання надійних оцінок істинних коефіцієнтів популяцій регресії, що дають можливість зробити статистичні висновки. В емпіричному аналізі часто виникає ситуація, коли \bar{R}^2 має високі значення, а при цьому деякі коефіцієнти регресії виявляються статистично незначущими або ж мають знак, протилежний очікуваному. Отже, дослідник повинен більше зосереджуватися на логічному або теоретичному зв'язку між пояснюваним і пояснювальними змінними та їх статистичній значущості. Якщо при цьому ми отримаємо високе значення \bar{R}^2 , то тим краще. Однак, якщо \bar{R}^2 малий, то це не означає, що наша модель обов'язково погана.

8.3. Частинні коефіцієнти кореляції

Раніше ми розглядали коефіцієнт кореляції R , що дає міру степеня лінійної асоційованості між двома змінними. Для моделі регресії з трьома змінними можемо підрахувати вже три коефіцієнти кореляції: R_{12} (кореляція між Y і X_2), R_{13} (між Y і X_3) і R_{23} (між X_2 і X_3). Відзначимо, що індекс 1 ми відносимо до Y , а 2 і 3 до X_2 і X_3 відповідно. Ці кореляційні коефіцієнти називаються простими кореляційними коефіцієнтами, або коефіцієнтами нульового порядку. Їх можна підрахувати за відомою формулою

$$r_{xy} = \frac{\sum (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})}{\sqrt{\sum (X_i - \bar{X})^2} \sqrt{\sum (Y_i - \bar{Y})^2}} = \frac{\sum x_i y_i}{\sqrt{\sum x_i^2} \sqrt{\sum y_i^2}}.$$

Розглянемо тепер, чи дійсно, скажімо, R_{12} дає “істинний” степінь лінійної асоційованості між Y і X_2 , коли третя змінна X_3 асоційована з ними. Припустимо, що істинна модель регресії задається рівністю

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

Ми не включатимемо в модель змінну X_{3i} і побудуємо регресію Y тільки за X_2 з кутовим коефіцієнтом b_{12} . Чи буде цей коефіцієнт дорівнювати “істинному” коефіцієнту β_2 . У загальному випадку R_{12} не відображає істинний степінь асоційованості між Y і X_2 у присутності X_3 . Як ми пізніше покажемо, він дає спотворене уявлення про природу асоціативності між Y і X_2 . Отже, нам потрібен такий коефіцієнт кореляції, який не залежав би від впливу X_3 ні на X_2 , ні на Y . Такий кореляційний коефіцієнт можна отримати, і він називається частинним коефіцієнтом кореляції. Концептуально він аналогічний частинному коефіцієнту регресії. Частинні коефіцієнти кореляції вводяться таким чином:

- $r_{12.3}$ – частинний коефіцієнт кореляції між Y і X_2 при постійному значенні X_3 ;
- $r_{13.2}$ – частинний коефіцієнт кореляції між Y і X_3 при постійному значенні X_2 ;
- $r_{23.1}$ – частинний коефіцієнт кореляції між X_2 і X_3 при постійному значенні Y .

Один із шляхів визначення частинних коефіцієнтів кореляції полягає в такому. Регресуємо Y за X_3 таким чином:

$$Y_i = b_1 + b_{13} X_{3i} + \hat{u}_{1i}.$$

Проводимо регресію X_2 за X_3 :

$$X_{2i} = b_2 + b_{23} X_{3i} + \hat{u}_{2i}.$$

Звернемо увагу на те, що залишки \hat{u}_{1i} є величиною Y_i після «звільнення» її від впливу змінної X_3 . Аналогічно \hat{u}_{2i} – величина X_{2i} після «звільнення» її від впливу змінної X_3 . Тепер ми можемо регресувати \hat{u}_{1i} за \hat{u}_{2i} і тим самим знайти простий коефіцієнт кореляції $r_{12.3}$, оскільки значення X_3 залишається постійним. Одержуємо

$$r_{12.3} = r_{\hat{u}_1 \hat{u}_2} \frac{\sum (\hat{u}_{1i} - \bar{\hat{u}}_1)(\hat{u}_{2i} - \bar{\hat{u}}_2)}{\sqrt{\sum (\hat{u}_{1i} - \bar{\hat{u}}_1)^2} \sqrt{\sum (\hat{u}_{2i} - \bar{\hat{u}}_2)^2}} = \frac{\sum \hat{u}_{1i} \hat{u}_{2i}}{\sqrt{\sum \hat{u}_{1i}^2} \sqrt{\sum \hat{u}_{2i}^2}}. \quad (5.8.1)$$

При цьому ми врахували, що $\bar{\hat{u}}_1 = \bar{\hat{u}}_2 = 0$.

Із вищезазначеного зрозуміло, що частинний коефіцієнт кореляції між Y і X_2 при постійному X_3 є простий (нульового порядку) коефіцієнт кореляції між залишками від регресії Y за X_3 і X_2 за X_3 відповідно. Аналогічним чином інтерпретуються коефіцієнти кореляції $r_{13.2}$ і $r_{23.1}$.

На практиці, проте, немає необхідності проводити цю процедуру, що складається з трьох етапів. Для обчислення частинних коефіцієнтів кореляції можна застосувати формули, що виражають їх через прості коефіцієнти кореляції:

$$r_{12.3} = \frac{r_{12} - r_{13}r_{23}}{\sqrt{(1 - r_{13}^2)(1 - r_{23}^2)}}; \quad (5.8.2)$$

$$r_{13.2} = \frac{r_{13} - r_{12}r_{23}}{\sqrt{(1 - r_{12}^2)(1 - r_{23}^2)}}; \quad (5.8.3)$$

$$r_{23.1} = \frac{r_{23} - r_{12}r_{13}}{\sqrt{(1 - r_{13}^2)(1 - r_{12}^2)}}. \quad (5.8.4)$$

Визначені таким чином величини називаються коефіцієнтами кореляції першого порядку. Під порядком ми маємо на увазі кількість індексів, що стоять після крапки. Так $r_{12.34}$ – другого порядку, а $r_{12.345}$ – третього. Як наголошувалося раніше, r_{12} і r_{13} – прості або нульового порядку. Інтерпретація, скажімо, $r_{12.34}$ така, що існує коефіцієнт кореляції між Y і X_2 при постійних значеннях X_3 і X_4 .

Інтерпретація простого і частинного коефіцієнтів кореляції

У разі моделі з двома змінними R мав чітке визначення, він визначав степінь лінійної зв'язаності між залежною змінною Y і єдиною пояснювальною змінною X . Якщо ж ми виходимо за рамки моделі з двома змінними, нам потрібно приділити увагу простому коефіцієнту кореляції. З рівності (5.8.2), наприклад, бачимо, що:

1. Якщо навіть $r_{12} = 0$, то $r_{12.3}$ не буде нульовим за умови, що не дорівнюють нулю r_{13} і r_{23} (або обидва вони дорівнюють нулю).
2. Якщо $r_{12} = 0$, а r_{13} і r_{23} ненульові і мають однакові знаки, то $r_{12.3}$ буде негативним, якщо ж вони мають протилежні знаки, він буде позитивним. Приклад допоможе краще зрозуміти це. Нехай Y позначає урожай сільгоспкультури, X_2 – опади, а X_3 – температуру. Припустимо, що $r_{12} = 0$, тобто немає зв'язку між урожаєм і опадами. Припустимо далі, що $r_{13} > 0$ і $r_{23} < 0$. Тоді,

як бачимо з (5.8.2), $r_{12.3} > 0$. Тобто при незмінній температурі існує позитивний зв'язок між урожаєм і опадами. Цей, здавалося б, парадоксальний результат, відповідає дійсності, оскільки температура X_3 впливає і на урожай Y і на опади X_2 . Для знаходження істинного співвідношення між урожаєм і опадами необхідно виключити вплив температури. На цьому прикладі показано, як можна помилятися, використовуючи простий коефіцієнт кореляції.

3. Значення $r_{12.3}$ і r_{12} не обов'язково повинні мати однакові знаки. Це зауваження стосується й інших коефіцієнтів кореляції.
4. Для двовимірної регресії, як нам відомо, величина R^2 лежить між 0 і 1. Ця властивість залишається справедливою і для квадратів частинних коефіцієнтів кореляції. Спираючись на цей факт, можна перевірити справедливість властивості

$$0 \leq r_{12}^2 + r_{13}^2 + r_{23}^2 - 2r_{12}r_{13}r_{23} \leq 1. \quad (5.8.5)$$

5. Припустимо, що $r_{13} = r_{23} = 0$. Чи означає це, що й $r_{12} = 0$? Відповідь очевидна з (5.8.5). Некорельованість Y і X_3 , а також X_2 і X_3 , не спричиняє корельованості Y і X_2 .

Побіжно відзначимо, що вираз $r_{12.3}^2$ можна назвати коефіцієнтом частинної детермінації й інтерпретувати його як частину варіації Y , пояснену не за рахунок змінної X_3 , а через включену в модель змінну X_2 . Таке трактування $r_{12.3}^2$ стає зрозумілим, якщо застосувати формулу

$$r_{12.3}^2 = \frac{R^2 - r_{13}^2}{1 - r_{13}^2}.$$

Відзначимо також співвідношення між R^2 , простими коефіцієнтами кореляції та частинними кореляційними коефіцієнтами:

$$R^2 = \frac{r_{12}^2 + r_{13}^2 - 2r_{12}r_{13}r_{23}}{1 - r_{23}^2}, \quad (5.8.6)$$

$$R^2 = r_{12}^2 + (1 - r_{12}^2)r_{13.2}^2; \quad (5.8.7)$$

$$R^2 = r_{13}^2 + (1 - r_{13}^2)r_{12.3}^2. \quad (5.8.8)$$

Відзначимо на закінчення таке. Раніше мова йшла про те, що R^2 не спадає при включенні в модель додаткових пояснювальних змінних. Це зрозуміло з рівності (5.8.7), яка також показує, що частина варіації Y , поясненої спільно змінними X_2 і X_3 , має 2 складники: частина, пояснена тільки X_2 (це r_{12}^2), і частина,

непояснена X_2 (це $1 - r_{12}^2$), помножена на пояснену змінною X_3 частину при постійному значенні X_2 . Оскільки $r_{13.2}^2 > 0$, то $R^2 > r_{12}^2$. У крайньому випадку при $r_{13.2}^2 = 0$ маємо $R^2 = r_{12}^2$.

ТЕМА 9. МЕТОД ІНСТРУМЕНТАЛЬНИХ ЗМІННИХ

Перевірка гіпотез множинної регресії має декілька нових форм, відмінних від найпростішої двовимірної моделі регресії. До них належать:

1. Перевірка гіпотез про частинні коефіцієнти регресії.
2. Перевірка загальної значущості оціненої множинної моделі регресії, тобто чи можуть перетворюватися в нуль одночасно всі частинні кутові коефіцієнти регресії.
3. Перевірка того, що два або більше кутових коефіцієнти дорівнюють один одному.
4. Перевірка того, що частинний коефіцієнт регресії задовольняє певне обмеження.
5. Перевірка стабільності оціненої моделі регресії за часом.
6. Перевірка функціонального виду моделі регресії.

Оскільки перераховані питання зустрічаються на практиці достатньо часто, розглянемо кожне з них окремо.

9.1. Перевірка гіпотези про частинний коефіцієнт регресії

Якщо ми приймаємо гіпотезу про те, що $u_i \sim N(0, \sigma^2)$, тоді, як було відзначено раніше, ми можемо скористатися t -тестом для перевірки гіпотези щодо будь-якого частинного коефіцієнта регресії. Для ілюстрації механізму розглянемо наш числовий приклад. Припустимо, ми постулювали

$$H_0: \beta_2 = 0 \text{ і } H_1: \beta_2 \neq 0.$$

Нульова гіпотеза твердить, що зберігаючи постійним значення X_3 , особистий дохід не має лінійного впливу на особисті витрати на споживання. Для перевірки нульової гіпотези використовуємо t -тест, визначений рівністю (6.1.4). Відповідно до нашої методики ми перевіряємо, чи перевершує значення t -тесту критичне значення t -величини при вибраному нами рівні значущості. Якщо це так, то ми відкидаємо нульову гіпотезу, а в протилежному випадку – залишаємо. Для нашого прикладу, застосовуючи (6.1.4) і враховуючи, що згідно з нульовою гіпотезою $\beta_2 = 0$, одержуємо

$$t = \frac{0,7266}{0,0487} = 14,92. \quad (7.1.1)$$

Якщо ми візьмемо $\alpha=0,05$, $t_{\alpha/2}=2,179$ для $DF=12$. Оскільки підрахована величина значно перевершує критичне значення $t_{кр}=2,179$, ми можемо відкинути нульову гіпотезу і стверджувати, що $\hat{\beta}_2$ статистично значиме, тобто значно відрізняється від нуля. Більше того, як показано у (6.1.5), отримана за (7.1.1) відповідна p -величина вкрай мала. На рис. 7.1. описана вище процедура проілюстрована графічно.

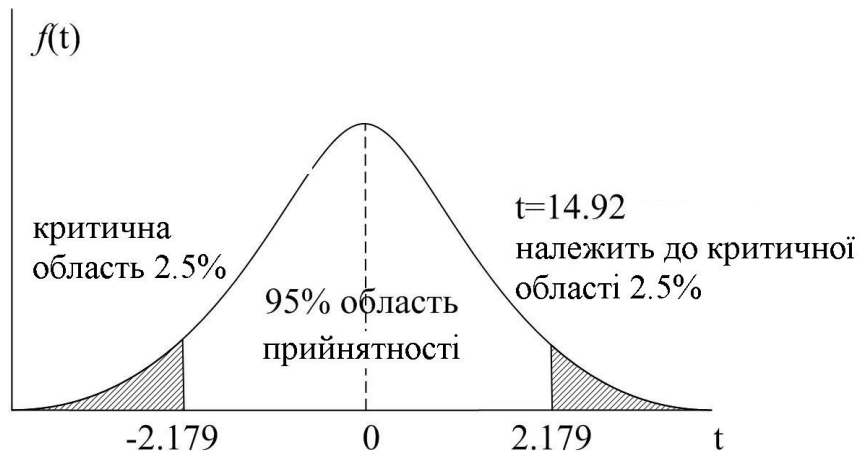


Рис. 7.1.

Раніше ми встановили тісний зв'язок між перевіркою гіпотез і оціненими довірчими інтервалами. Для нашого прикладу 95%-й довірчий інтервал для β_2 визначається нерівністю

$$\hat{\beta}_2 - t_{\alpha/2} \text{se}(\hat{\beta}_2) \leq \beta_2 \leq \hat{\beta}_2 + t_{\alpha/2} \text{se}(\hat{\beta}_2).$$

Одержуємо

$$0,6205 \leq \beta_2 \leq 0,8327 \quad (7.1.2)$$

Таким чином, β_2 лежить між 0,6205 і 0,8327 з 95% вірогідністю. Так, якщо 100 вибірок обсягом 15 одиниць дозволяють побудувати 100 довірчих інтервалів вигляду $\hat{\beta}_2 \pm t_{\alpha/2} \text{se}(\hat{\beta}_2)$, то 95 із них повинні містити істинне значення параметра β_2 . Оскільки значення β_2 , постулюємо нульовою гіпотезою, не потрапляє в інтервал (7.1.2), ми приходимо до висновку про відхилення нульової гіпотези. Це очевидно, враховуючи зв'язок між t -тестом і довірчими інтервалами.

Дотримуючись аналогічної процедури, ми можемо перевірити й інші гіпотези, що стосуються параметрів моделі (6.4), якщо скористатися результатами регресійного аналізу (6.5). Наприклад, ми можемо відкинути гіпотези про рівність нулю решти коефіцієнтів регресії з $\alpha=0,05$.

9.2. Перевірка вибіркової регресії на загальну значущість

У попередньому підрозділі ми зосередили свою увагу на перевірці на значущість окремих оцінених частинних коефіцієнтів регресії, тобто перевірялася гіпотеза, що окремо взятий коефіцієнт регресії дорівнює нулю. Зараз ми розглянемо гіпотезу

$$H_0: \beta_2 = \beta_3 = 0. \quad (7.2.1)$$

Дана нульова гіпотеза припускає, що коефіцієнти β_2 і β_3 одночасно дорівнювати нулю. Перевірка подібної гіпотези називається перевіркою на загальну значущість оціненої лінії регресії, тобто перевіркою на зв'язок Y і змінних X_2 і X_3 .

Чи можна замінити перевірку гіпотези (7.2.1) перевіркою на значущість кожного окремого коефіцієнта β_2 і β_3 ? Відповідь на це питання негативна з таких причин.

При перевірці на індивідуальну значущість отриманих частинних коефіцієнтів регресії ми неявно припускали, що кожен тест на значущість ґрунтується на незалежній вибірці. Так, при перевірці на значущість коефіцієнта $\hat{\beta}_2$ при нульовій гіпотезі $\beta_2 = 0$ неявно передбачається, що тестування ґрунтується на даних іншої вибірки стосовно вибірки, що використовується для перевірки гіпотези про $\beta_3 = 0$. Але для перевірки спільної гіпотези (7.2.1) при використанні даних табл. 6.1 ми порушуємо припущення, на якому ґрунтується процедура тестування. Ми можемо розглядати це питання й інакше. Нерівність (7.1.2) задає 95%-й довірчий інтервал для коефіцієнта β_2 . Але якщо ми використовуємо ті ж вибіркові дані для знаходження 95%-го довірчого інтервалу для коефіцієнта β_3 , то ми не можемо стверджувати, що обидва коефіцієнти β_2 і β_3 лежать усередині відповідних довірчих інтервалів із вірогідністю $(1-\alpha) \times (1-\alpha) = 0,90$.

Іншими словами, хоча твердження

$$\Pr\left[\hat{\beta}_2 - t_{\alpha/2} \text{se}(\hat{\beta}_2) \leq \beta_2 \leq \hat{\beta}_2 + t_{\alpha/2} \text{se}(\hat{\beta}_2)\right] = 1 - \alpha ;$$

$$\Pr\left[\hat{\beta}_3 - t_{\alpha/2} \text{se}(\hat{\beta}_3) \leq \beta_3 \leq \hat{\beta}_3 + t_{\alpha/2} \text{se}(\hat{\beta}_3)\right] = 1 - \alpha$$

індивідуально справедливі, однак несправедливе твердження про те, що вірогідність одночасного потрапляння коефіцієнтів β_2 і β_3 в інтервали $\hat{\beta}_2 \pm t_{\alpha/2} \text{se}(\hat{\beta}_2)$, $\hat{\beta}_3 \pm t_{\alpha/2} \text{se}(\hat{\beta}_3) \in (1-\alpha)^2$, оскільки ці інтервали можуть не бути незалежними при використуванні однакових даних при їх знаходженні.

Перевірка на загальну значущість множинної регресії на підставі аналізу дисперсії. F-тестування

Ми вже говорили, що t -тест не дозволяє судити про загальну значущість множинної регресії. Для цього застосовується підхід, який базується на аналізі дисперсії (ANOVA), розглянутий нами раніше для моделі з двома змінними. Даний підхід застосовується і в разі множинної регресії.

Пригадаємо, що

$$\sum y_i^2 = \hat{\beta}_2 \sum y_i x_{2i} + \hat{\beta}_3 \sum y_i x_{3i} + \sum \hat{u}_i^2 ; \quad (7.2.2)$$

$$\text{TSS} = \text{ESS} + \text{RSS}.$$

Як уже раніше наголошувалося, TSS має $(n-1)$ степенів вільності, RSS – $(n-3)$, а ESS – 2 степені. Повторюючи знайому нам процедуру аналізу дисперсії, складаємо таку ANOVA-таблицю:

Таблиця 7.1

ANOVA-таблиця для регресії з трьома змінними

Джерело дисперсії	Сума квадратів	DF	Середня сума квадратів
-------------------	----------------	----	------------------------

За регресією (ESS)	$\hat{\beta}_2 \sum y_i x_{2i} + \hat{\beta}_3 \sum y_i x_{3i}$	2	$(\hat{\beta}_2 \sum y_i x_{2i} + \hat{\beta}_3 \sum y_i x_{3i})/2$
За залишками (RSS)	$\sum \hat{u}_i^2$	$N-3$	$\hat{\sigma}^2 = \frac{\sum \hat{u}_i^2}{n-3}$
Загальна	$\sum y_i^2$	$N-1$	

Можна показати, що при припущенні нормальності розподілу залишків u_i і нульовій гіпотезі $\beta_2 = \beta_3 = 0$ змінна

$$F = \frac{(\hat{\beta}_2 \sum y_i x_{2i} + \hat{\beta}_3 \sum y_i x_{3i})/2}{\sum \hat{u}_i^2 / (n-3)} = \frac{ESS / df}{RSS / df} \quad (7.2.3)$$

підкоряється закону F -розподілу з 2 і $(n-3)$ степенями вільності.

При припущенні, що $u_i \sim N(0, \sigma^2)$, справедлива рівність

$$E\left(\frac{\sum \hat{u}_i^2}{n-3}\right) = E(\hat{\sigma}^2) = \sigma^2. \quad (7.2.4)$$

Додатково припустивши, що $\beta_2 = \beta_3 = 0$, можна також показати, що

$$E\left(\frac{\hat{\beta}_2 \sum y_i x_{2i} + \hat{\beta}_3 \sum y_i x_{3i}}{2}\right) = \sigma^2. \quad (7.2.5)$$

Отже, якщо нульова гіпотеза виконується, то обидві рівності (7.2.4) і (7.2.5) дають ідентичні оцінки для σ^2 . Оскільки через зв'язок, існуючий між Y , X_2 і X_3 , єдиним джерелом дисперсії Y є випадкова складова u_i . Якщо ж нульова гіпотеза несправедлива, тобто X_2 і X_3 безумовно впливають на y , еквівалентність між (7.2.4) і (7.2.5) виконуватися не буде. У такому випадку величина ESS буде порівняно більша, ніж RSS, враховуючи кількість їх степенів вільності. Отже, величина F , визначувана рівністю (7.2.3), може служити тестом на перевірку нульової гіпотези про те, що кутові коефіцієнти β_i одночасно перетворюються в нуль. Якщо підрахована за (7.2.3) величина F більша, ніж визначене за таблицею критичне для вибраного рівня значущості значення, то ми відкидаємо гіпотезу H_0 , в іншому випадку – не відкидаємо. Альтернативою служить використання p -величини. Якщо отримане з використанням F значення p -величини достатньо мале, ми можемо відхилити гіпотезу H_0 .

Наведемо дані аналізу дисперсії для нашого прикладу (табл. 7.2).

Таблиця 7.2

Джерело дисперсії	Сума квадратів	DF	Середнє значення
За регресією	65965.1003	2	32982,5502

За зали- шками	77.1690	12	6,4308
Усього	66042.2693	14	

За даними з табл.7.2 знаходимо

$$F = \frac{32982,5502}{6,4308} = 5128,8181. \quad (7.2.6)$$

Якщо ми візьмемо $\alpha=0.05$, то критичне значення F для 2 і 12 степенів вільності буде $F_{0.05}(2, 12)=3,88529$. Очевидно що підрахована величина F значуща і ми можемо, отже, відхилити нульову гіпотезу. Якщо вибрати рівень значущості $\alpha=0.01$, то $F_{0.01}(2, 12)=6.9266$. Підрахована нами величина F залишається значно перевершуючою це критичне значення. Ми, як і раніше, відхиляємо нульову гіпотезу. Побіжно зазначимо, що p -величина, відповідна значенню F , у край мала (2.545×10^{-18}).

Описану процедуру F -тестування можна узагальнити на випадок множинної регресії з k змінними.

Хай задана розглянута модель з k змінними

$$Y_i = \hat{\beta}_1 + \hat{\beta}_2 X_{2i} + \hat{\beta}_3 X_{3i} + \dots + \hat{\beta}_k X_{ki} + \hat{u}_i.$$

Для перевірки гіпотези

$$H_0: \beta_2 = \beta_3 = \dots = \beta_k = 0$$

і альтернативної гіпотези

H_1 : не всі кутові коефіцієнти одночасно дорівнюють нулю
підрахуємо

$$F = \frac{ESS/df}{RSS/df} = \frac{ESS/(k-1)}{RSS/(n-k)}. \quad (7.2.7)$$

Якщо $F > F_{\alpha}(k-1, n-k)$, відхиляємо гіпотезу H_0 ; у протилежному випадку – не відхиляємо. Тут $F_{\alpha}(k-1, n-k)$ – критичне значення величини F для заданого рівня значущості α , $(k-1)$ – кількість степенів вільності в чисельнику і $(n-k)$ – кількість степенів вільності в знаменнику. За альтернативним підходом, якщо відповідна F величина p достатньо мала, відхиляємо гіпотезу H_0 .

Зв'язок між R^2 і F

Існує внутрішній зв'язок між коефіцієнтом детермінації R^2 і F -тестуванням, що використовується в аналізі дисперсії. Припускаючи нормальний закон розподілу збурень u_i і приймаючи нульову гіпотезу про те, що $\beta_2 = \beta_3 = 0$, ми бачимо, що

$$F = \frac{ESS/2}{RSS/(n-3)} \quad (7.2.8)$$

розподілена за законом F -розподілу з 2 і $(n-3)$ степенями вільності.

Для загального випадку моделі з k змінними, припускаючи нормальний закон розподілу залишків і приймаючи нульову гіпотезу

$$H_0 : \beta_2 = \beta_3 = \dots = \beta_k = 0 \quad (7.2.9)$$

отримуємо, що

$$F = \frac{ESS/(k-1)}{RSS/(n-k)} \quad (7.2.10)$$

розподілене за законом F -розподілу з $(k-1)$ і $(n-k)$ степенями вільності. Перетворивши (7.2.10), отримаємо

$$\begin{aligned} F &= \frac{n-k}{k-1} \frac{ESS}{RSS} = \frac{n-k}{k-1} \frac{ESS}{TSS - ESS} = \frac{n-k}{k-1} \frac{ESS/TSS}{1 - ESS/TSS} = \\ &= \frac{n-k}{k-1} \frac{R^2}{1 - R^2} = \frac{R^2/(k-1)}{(1-R^2)(n-k)}. \end{aligned} \quad (7.2.11)$$

При цьому ми спиралися на той факт, що $R^2 = ESS/TSS$. Із рівняння (7.2.11) бачимо, що величини F і R^2 пов'язані безпосередньо. Якщо $R^2=0$, то й $F=0$. Чим більше R^2 , тим більше F . У межі при $R^2 \rightarrow 1$, $F \rightarrow \infty$.

Для випадку моделі з трьома змінними (7.2.11) набуває вигляду

$$F = \frac{R^2/2}{(1-R^2)(n-3)}. \quad (7.2.12)$$

Враховуючи тісний зв'язок між F і R^2 , ANOVA-таблиця може бути перетворена до вигляду табл. 7.3.

Таблиця 7.3
ANOVA-таблиця в термінах R^2

Джерело дисперсії	SS	DF	MSS
За регресією	$R^2 \left(\sum y_i^2 \right)$	2	$R^2 \left(\sum y_i^2 \right) / 2$
За залишками	$(1 - R^2) \sum y_i^2$	$N-3$	$(1 - R^2) \sum y_i^2 / (n-3)$
Загальна	$\sum y_i^2$	$N-1$	

Наведемо правило перевірки на загальну значущість множинної регресії в термінах R^2 .

Правило ухвалення рішення. Хай задана модель регресії з k змінними

$$Y_i = \hat{\beta}_1 + \hat{\beta}_2 X_{2i} + \hat{\beta}_3 X_{3i} + \dots + \hat{\beta}_k X_{ki} + \hat{u}_i.$$

Для перевірки гіпотези

$$H_0: \beta_2 = \beta_3 = \dots = \beta_k = 0$$

і альтернативної їй гіпотези

H_1 : не всі кутові коефіцієнти одночасно дорівнюють нулю
підраховуємо

$$F = \frac{R^2 / (k - 1)}{(1 - R^2)(n - k)}. \quad (7.2.13)$$

Якщо $F > F_{\alpha}(k-1, n-k)$, відхиляємо гіпотезу H_0 , у протилежному випадку можна прийняти H_0 . Можна скористатися підходом, що базується на обчисленні p -величини. Якщо отримана відповідно до (7.2.13) p -величина достатньо мала, ми відхиляємо гіпотезу H_0 .

Додатковий або граничний внесок пояснювальної змінної

Повернемося до ілюстрованого прикладу. З (7.2.2) ми знаємо, що коефіцієнти при X_2 (дохід) і при X_3 (тренд) значущо відрізняються від нуля на основі роздільних t -тестів. Ми також бачили, що на підставі F -тестів (7.2.7) і (7.2.13) сама лінія регресії також значуща. Припустимо тепер, що ми вводимо X_2 і X_3 послідовно, тобто ми спочатку проводимо регресію Y за X_2 і оцінюємо її значущість, а потім додаємо до моделі X_3 і визначаємо, наскільки її внесок виявляється істотним (зрозуміло, що порядок, у якому змінні вводяться в модель, може бути змінений на протилежний). Під внеском ми розуміємо таке: Чи приводить додавання змінної до моделі до зростання ESS (і R^2) значущо в порівнянні з RSS. Цей внесок можна назвати додатковим або граничним внеском пояснювальної змінної.

Дослідження питання про додатковий внесок змінної має важливе практичне значення. У більшості емпіричних досліджень може бути не зовсім зрозуміло, чи варто додавати до моделі змінну X крім інших змінних, включених в модель. Не слід включати в модель змінну, внесок якої в ESS незначний, і виключати з моделі змінну, що має в ESS істотний внесок. Як же визначити, наскільки істотно змінна X зменшує RSS? Розвиток техніки аналізу дисперсій дозволяє легко відповісти на це питання.

Припустимо, що ми спочатку проводимо регресію Y (особисті витрати на споживання) за X_2 (особистий дохід) і одержуємо таку регресію:

$$\begin{aligned} \hat{Y}_i &= 12,762 + 0,8812X_{2i} \\ &\quad (4,6818) \quad (0,0114) \\ t &= (2,7259) \quad (77,2982) \end{aligned} \quad (7.2.14)$$

$$R^2 = 0,9978, \quad \bar{R}^2 = 0,9977$$

Згідно з нульовою гіпотезою $\beta_{12} = 0$, а отже $t=77.2982$. Очевидно, що β_{12} значущо відрізняється від нуля як при 5%-му рівні значущості, так і при 1%-му рівні. Таким чином, X_2 значущо впливає на Y . Таблиця ANOVA регресії (7.2.14) подана нижче.

Таблиця 7.4
ANOVA-таблиця для регресії (7.2.14)

Джерело дисперсії	SS	DF	MSS
ESS	65898,2353	1	65898,2353
RSS	144,0340	13	11,0800
Загальна	66042,2693	14	

Припускаючи нормальність закону розподілу збурень u_i і нульову гіпотезу $\beta_{12} = 0$, ми маємо, що $F=5947.494$ згідно із законом F -розподілу з 1 і 13 степенями вільності.

Очевидно, що знайдене значення F свідчить про значущість β_{12} при загальноприйнятих рівнях значущості. Таким чином, так як і раніше, ми можемо відхилити гіпотезу про $\beta_{12} = 0$. Побіжно зазначимо, що $T^2=(77.2982)^2=5947.494$. Цей результат очікуваний, оскільки ми знаємо, що при однаковій нульовій гіпотезі й однаковому рівні значущості квадрат величини t з $(n-2)$ степенями вільності рівний величині F з 1 і $(n-2)$ степенями вільності.

Припустимо, що після отримання регресії (7.2.14) ми ви рішили додати до моделі змінну X_3 (тренд) і отримали множинну регресію (7.2.2). При цьому слід отримати відповіді на такі питання. Який додатковий внесок у модель змінної X_3 в порівнянні з моделлю (7.2.14)? Чи є отримана в порівнянні з моделлю (7.2.14), добавка статистично значущою? Який критерій для включення в модель додаткових змінних? Відповіді на ці питання можна отримати на підставі аналізу дисперсій. Для цього розглянемо табл. 7.5.

Таблиця 7.5
ANOVA-таблиця для оцінки додаткового внеску змінної.

Джерело дисперсії	SS	DF	MSS
ESS унаслідок X_2	$Q_1 = \hat{\beta}_{12}^2 \sum x_{2i}^2$	1	$Q_1/1$
ESS унаслідок X_3	$Q_2=Q_3-Q_1$	1	$Q_2/1$
ESS унаслідок X_2 і X_3	$Q_3 = \hat{\beta}_2 \sum y_i x_{2i} + \hat{\beta}_3 \sum y_i x_{3i}$	2	$Q_3/2$
RSS	$Q_4=Q_5-Q_3$	$N-3$	$Q_4/(N-3)$
Загальна	$Q_5 = \sum y_i^2$	$N-1$	

Для даного прикладу одержуємо такі результати (табл. 7.6).

Таблиця 7.6

Джерело дисперсії	SS	DF	MSS
ESS унаслідок X_2	$Q_1=65898,2353$	1	65898,2353
ESS унаслідок X_3	$Q_2=66,8647$	1	66,8647
ESS унаслідок X_2 і X_3	$Q_3=65965,100$	2	32892,55
RSS	$Q_4=77,1693$	12	6,4302
Загальна	$Q_5=66042,2693$	14	

Для отримання оцінки додаткового внеску від X_3 до вже врахованої змінної X_2 підраховуємо

$$F' = \frac{Q_2 / DF}{Q_4 / DF} = \frac{(ESS_H - ESS_C) / m}{RSS_H / (n - k)} = \frac{Q_2 / 1}{Q_4 / (15 - 3)}, \quad (7.2.15)$$

де ESS_H – оцінена сума квадратів нової моделі (тобто після додавання нових регресорів); ESS_C – оцінена сума квадратів старої моделі (Q_1); RSS_H – сума квадратів залишків (Q_4); m – кількість нових регресорів; k – кількість параметрів у новій моделі.

Для нашого прикладу одержуємо

$$F=10,3973. \quad (7.2.16)$$

Тепер при звичайних припущеннях про нормальність u_i і нульовій гіпотезі $\beta_3 = 0$ можна показати, що підрахована за (7.2.15) величина F підкоряється закону F -розподілу з 1 і 12 степенями вільності.

Побіжно відзначимо, що величину F з (7.2.15) можна подати тільки через значення R^2 , як це було зроблено в (7.2.13). Одержуємо вираз

$$F = \frac{(R_H^2 - R_C^2) / DF}{(1 - R_H^2) / DF} = \frac{(R_H^2 - R_C^2) / m}{(1 - R_H^2) / (n - k)}. \quad (7.2.17)$$

Для нашого прикладу, застосовуючи (7.2.2) і (7.2.14), отримуємо

$$R_H^2 = 0,9988, R_C^2 = 0,9978.$$

Отже,

$$F=10,973. \quad (7.2.18)$$

Таким чином, на підставі будь-якого з F -тестів, ми можемо відкинути нульову гіпотезу і зробити висновок, що додавання в модель X_3 значущо підвищує ESS і, отже, R^2 . Висновок: змінну тренда X_3 слід додати в модель.

Пригадаємо, що в (7.2.2) ми отримали $t=3,246$ для коефіцієнта при X_3 при гіпотезі $H_0: \beta_3 = 0$. Зазначимо, що $t^2=10,973=F$. Це співвідношення очевидне, якщо врахувати зв'язок між F і t^2 , згадуваний раніше.

Описана процедура F -теста дає формальний метод ухвалення рішення про те, чи варто включати додаткову змінну в модель регресії. Часто дослідники стикаються із задачею вибору найкращої з моделей, що мають однакову пояснювану змінну, але різні пояснювальні. Багато хто як критерій вибору використовує величину \bar{R}^2 , тобто вибирають модель із найбільшим \bar{R}^2 . Отже, включення змінної спричиняє зростання \bar{R}^2 , вона зберігається в моделі, хоча й не зменшує RSS значущо в статистичному значенні. У такому разі виникає питання: коли \bar{R}^2 зростає? Можна показати, що \bar{R}^2 зростатиме, якщо величина t для коефіцієнта при новій доданій в модель змінній за абсолютною величиною більше 1, де t – статистика, підрахована при нульовій гіпотезі про рівність нулю відповідного коефіціє-

нта. Наведений критерій може бути сформульований й інакше. \bar{R}^2 зростатиме з додаванням нової пояснювальної змінної, якщо $F (=t^2)$ цієї змінної більше 1.

За цим критерієм змінна тренда X_3 з $t=3.2246$ або $F=10.3973$ повинна приводити до зростання \bar{R}^2 , що насправді й відбувається. З її додаванням \bar{R}^2 зростає з 0,9977 до 0,9986.

Чи можна поширити наведений критерій на групу коефіцієнтів, що додаються? Відповідь очевидна з (7.2.17). Якщо додавання до моделі групи змінних дає величину F більше 1, то \bar{R}^2 при цьому зростає.

9.3. Перевірка на рівність двох коефіцієнтів регресії

Припустимо, що в множинній регресії

$$Y_i = \beta_1 + \beta_2 X_{2i} + \beta_3 X_{3i} + \beta_4 X_{4i} + u_i \quad (7.3.1)$$

ми хочемо перевірити гіпотези

$$H_0: \beta_3 = \beta_4 \text{ або } \beta_3 - \beta_4 = 0, \quad (7.3.2)$$

$$H_1: \beta_3 \neq \beta_4 \text{ або } \beta_3 - \beta_4 \neq 0$$

про рівність двох кутових коефіцієнтів.

Подібна гіпотеза має важливе практичне значення. Наприклад, хай у моделі (7.3.1) представлена функція попиту на товар. У ній Y – величина попиту на товар, X_2 – ціна товару, X_3 – дохід покупця, X_4 – статки покупця. Нульова гіпотеза в цьому випадку означає, що коефіцієнти з доходу й статків збігаються. Або якщо Y_i і змінні X виражені в логарифмічному вигляді

$$\ln Y_i = \beta_1 + \beta_2 \ln X_{2i} + \beta_3 \ln X_{3i} + \beta_4 \ln X_{4i} + u_i,$$

то нульова гіпотеза (7.3.2) припускає, що еластичності за доходом і статками однакові.

Як перевірити цю гіпотезу? Можна показати, що при виконанні звичайних класичних припущень величина

$$t = \frac{(\hat{\beta}_3 - \hat{\beta}_4) - (\beta_3 - \beta_4)}{\text{se}(\hat{\beta}_3 - \hat{\beta}_4)} \quad (7.3.3)$$

впливає із закону t -розподілу з $(n-4)$ степенями вільності, оскільки (7.3.1) являє собою модель із 4 змінними. У загальному випадку моделі з k параметрами кількість степенів вільності дорівнює $(n-k)$. Величина $\text{se}(\hat{\beta}_3 - \hat{\beta}_4)$, що входить в (7.3.3) обчислюється за формулою

$$\text{se}(\hat{\beta}_3 - \hat{\beta}_4) = \sqrt{D(\hat{\beta}_3) + D(\hat{\beta}_4) - 2\text{cov}(\hat{\beta}_3, \hat{\beta}_4)}. \quad (7.3.4)$$

З урахуванням нульової гіпотези можна подати (7.3.3) у вигляді

$$t = \frac{(\hat{\beta}_3 - \hat{\beta}_4) - (\beta_3 - \beta_4)}{\sqrt{D(\hat{\beta}_3) + D(\hat{\beta}_4) - 2\text{cov}(\hat{\beta}_3, \hat{\beta}_4)}} \quad (7.3.5)$$

Процедура використання t -статистики за (7.3.5) нічим не відрізняється від уже нам відомої. Якщо визначена за (7.3.5) величина t перевищує критичне значення для вибраного рівня значущості і відповідної кількості степенів вільності, то ми відхиляємо нульову гіпотезу; в протилежному випадку гіпотеза не відхиляється. Можна застосувати після визначення t за (7.3.5) і підхід на підставі p -величини.

Розглянемо приклад, до якого ми зверталися раніше, кубічної функції вартості:

$$\hat{Y}_i = 141,7667 + 63,4777X_i - 12,9615X_i^2 + 0,9396X_i^3$$

$$\text{Se} = (6,3753) \quad (4,7786) \quad (0,9857) \quad (0,0591)$$

$$\text{cov}(\hat{\beta}_3, \hat{\beta}_4) = -0,0576, R^2 = 0,9983,$$

де Y – загальні витрати; X – обсяг продукції, що випускається.

Припустимо, ми хочемо перевірити гіпотезу про те, що коефіцієнти при X_2 і X_3 у функції вартості збігаються, тобто $\beta_3 = \beta_4$ або $\beta_3 - \beta_4 = 0$. За наведеними даними підрахуємо значення t :

$$t = -13.3130.$$

Легко перевірити, що для $DF=6$ отримане значення t перевершує критичне значення навіть при $\alpha=0,002$ (або 0,2%). Отже, ми можемо відхиляти гіпотезу про рівність у кубічній функції вартості коефіцієнтів при X_2 і X_3 .

ТЕМА 10. МОДЕЛІ РОЗПОДІЛЕННОГО ЛАГУ

10.1. Перевірка лінійних обмежень

Бувають випадки, коли економічна теорія припускає, що коефіцієнти в рівнянні регресії задовольняють деяким, лінійним обмеженням. Розглянемо, наприклад, продуктивну функцію Коба–Дугласа

$$Y_i = \beta_1 X_{2i}^{\beta_2} X_{3i}^{\beta_3} e^{u_i}, \quad (7.4.1)$$

де Y_i – вироблена продукція; X_2 – трудовитрати; X_3 – капіталозатрати; u_i – стохастичний збурюючий складова. Після переходу до логарифмічних змінних, одержуємо

$$\ln Y_i = \beta_0 + \beta_2 \ln X_{2i} + \beta_3 \ln X_{3i} + u_i, \quad (7.4.2)$$

де $\beta_0 = \ln \beta_1$.

Економічна теорія припускає, що

$$\beta_2 + \beta_3 = 1. \quad (7.4.3)$$

Рівність (7.4.3) являє собою приклад лінійного обмеження.

Для перевірки постійного зростання доходу, тобто справедливості обмеження (7.4.3) можна застосовувати два підходи.

Перший підхід ґрунтується на t -тесті. При цьому спочатку проводиться оцінка рівняння (7.4.2) без урахування обмеження (7.4.3). Називатимемо цю регресію регресією без обмежень. Отримавши оцінки $\hat{\beta}_2$ і $\hat{\beta}_3$ за МНК, проведемо перевірку виконання гіпотези (7.4.3) на підставі t -тесту (див. 7.3.5):

$$t = \frac{(\hat{\beta}_3 - \hat{\beta}_4) - 1}{\sqrt{D(\hat{\beta}_3) + D(\hat{\beta}_4) - 2 \text{cov}(\hat{\beta}_3, \hat{\beta}_4)}}. \quad (7.4.4)$$

Згідно з процедурою перевірки гіпотези порівняємо (7.4.4) з критичним значенням t -розподілу для $(n-k)$ степенів вільності (у нашому випадку $n-3$) і вибраного рівня значущості α , якщо t з (7.4.4) перевершує критичне значення, то гіпотеза відкидається, у протилежному випадку – не відкидається.

Описана процедура має ту особливість, що спочатку проводиться регресія, а перевірка лінійного обмеження (7.4.3) здійснюється на підставі результатів регресії без обмежень. Можливий інший підхід, коли лінійне обмеження в (7.4.3) враховується із самого початку. У нашому випадку подамо (7.4.3) у вигляді

$$\beta_2 = 1 - \beta_3 \quad (7.4.5)$$

або

$$\beta_3 = 1 - \beta_2. \quad (7.4.6)$$

Застосовуючи одне з цих рівнянь, можна виключити один з коефіцієнтів регресії в рівнянні (7.4.2). Якщо застосувати (7.4.5), то можна подати виробничу функцію (7.4.2) у вигляді

$$\begin{aligned}\ln Y_i &= \beta_0 + (1 - \beta_3) \ln X_{2i} + \beta_3 \ln X_{3i} + u_i = \\ &= \beta_0 + \ln X_{2i} + \beta_3 (\ln X_{3i} - \ln X_{2i}) + u_i\end{aligned}$$

або

$$\ln Y_i - \ln X_{2i} = \beta_0 + \beta_3 (\ln X_{3i} - \ln X_{2i}) + u_i; \quad (7.4.7)$$

$$\ln \left(\frac{Y_i}{X_{2i}} \right) = \beta_0 + \beta_3 \ln \left(\frac{X_{3i}}{X_{2i}} \right) + u_i, \quad (7.4.8)$$

де $\frac{Y_i}{X_{2i}}$ – відношення обсягу продукції до трудовитрат, а $\frac{X_{3i}}{X_{2i}}$ – коефіцієнт відношення капіталу до трудовитрат.

Звернемо увагу на те, як змінилося початкове рівняння (7.4.2). Якщо ми проведемо оцінку β_3 з (7.4.8), то ми легко можемо знайти β_2 за рівністю (7.4.5). Зайве говорити, що подібна процедура гарантує дорівнюваність одиниці суми коефіцієнтів регресії. Описана процедура називається регресією з обмеженнями. Цей метод може бути поширений на моделі, що містять будь-яку кількість пояснювальних змінних і більш ніж одну умову типу (7.4.3).

Як ми можемо порівняти результати регресії без обмежень з обмеженими? Іншими словами, як визначити чи виконується лінійне обмеження (7.4.3)? На це питання можна відповісти після проведення F -тесту.

Введемо деякі позначення:

- $\sum \hat{u}_{UR}^2$ – сума квадратів залишків регресії (7.4.2) без обмежень;
- $\sum \hat{u}_R^2$ – сума квадратів залишків регресії з обмеженнями (7.4.8);
- m – кількість лінійних обмежень (у нашому випадку $m=1$);
- n – кількість спостережень.

Обчислимо

$$F = \frac{\left(\sum \hat{u}_R^2 - \sum \hat{u}_{UR}^2 \right) / m}{\sum \hat{u}_{UR}^2 / (n - k)}. \quad (7.4.9)$$

Можна показати, що обчислена величина підкоряється закону F -розподілу з m і $(n-k)$ степенями вільності.

Наведений вище F -тест можна виразити і в R^2 . У такому випадку маємо вираз

$$F = \frac{\left(R_{UR}^2 - R_R^2 \right) / m}{\left(1 - R_{UR}^2 \right) / (n - k)}. \quad (7.4.10)$$

Тут R_{UR}^2 і R_R^2 позначають коефіцієнти детермінації регресії без обмежень (7.4.2) і з обмеженнями (7.4.8) відповідно. Побіжно зазначимо, що

$$R_{UR}^2 \geq R_R^2, \quad \sum \hat{u}_{URi}^2 \leq \sum \hat{u}_{Ri}^2.$$

Нагадаємо також, що оскільки в регресії без обмежень і з обмеженнями залежні змінні не збігаються, то не можна безпосередньо порівнювати коефіцієнти детермінації R_{UR}^2 і R_R^2 .

Приклад. Виробнича функція Коба–Дугласа для агросектору Тайваню в 1958–1972 рр.

Проілюструємо викладений вище підхід прикладом виробничої функції для агросектора Тайваню в 1958–1972 рр. (див. табл. 5.3).

Результати регресії за моделлю без обмежень подані формулами (7.10.4). Тепер припустимо, що ми накладаємо обмеження $\beta_2 + \beta_3 = 1$ і застосовуємо модель (7.4.8). У результаті одержуємо

$$\ln_3 \frac{\hat{Y}_i}{X_{2i}} = 1,7086 + 0,61298 \ln_3 \frac{X_{3i}}{X_{2i}} \quad (7.4.11)$$

(0,4159) (0,0933)

$$R^2 = 0,7685, \quad \bar{R}^2 = 0,7507.$$

Відзначимо, що величини R^2 в (7.10.4) і (7.4.11) не можна порівнювати, оскільки праві частини рівнянь мають різний вигляд. Для їх порівняння потрібно виконати процедуру, описану в розд. 5. Якщо застосувати даний прийом, то для моделі (7.4.13) ми одержуємо $R^2=0,8489$, що виявляється менше, ніж $R^2=0,8890$ в моделі (7.12.4) без обмежень.

Отже, з (7.10.4) ми отримали $R_{UR}^2 = 0,8890$, а з (7.4.13) – $R_R^2 = 0,8489$. Тепер ми можемо застосувати F -тест (7.4.10):

$$F = \frac{(R_{UR}^2 - R_R^2) / m}{(1 - R_{UR}^2) / (n - k)} = 4,3587. \quad (7.4.12)$$

Дана величина F підкоряється закону F -розподілу з 1 і 12 степенями вільності. Із таблиць розподілу Фішера знаходимо, що $F_{0.05}(1, 12)=4,75$, але $F_{0.1}(1, 12)=3,18$. Таким чином, значення $F=4,3587$ не є значущим при $\alpha=0,05$, але є таким при $\alpha=0,1$. Якщо при дослідженні ми встановимо $\alpha=0,05$, то гіпотезу $\beta_2 + \beta_3 = 1$ ми відхилити не зможемо, а це означає, що період дослідження $\hat{\beta}_2 + \hat{\beta}_3 = 1,9887$ не відрізняється значущо від 1. Цей приклад показує, наскільки важливо проводити формальну перевірку гіпотези, а не покладатися тільки на величину оцінених коефіцієнтів регресії. Даний випадок також нагадує, що ми повинні встановлю-

вати рівень значущості до початку перевірки гіпотези, а не після її проведення. Як згадувалося раніше, доцільно наводити значення p -величини. У даному прикладі $p=0,0588$. Звідси бачимо, що $F=4,3587$ значуща для $\alpha \approx 0,06$.

Узагальнений F-тест

Формули (7.4.9), (7.4.10) представляють загальний метод перевірки гіпотез щодо параметрів моделі регресії з k змінними

$$Y_i = \beta_1 + \beta_2 X_{2i} + \beta_3 X_{3i} + \beta_4 X_{4i} + u_i. \quad (7.4.13)$$

F -тест (7.2.16) або t -тест (8.3.3) є не що інше, як спеціальний випадок (7.4.10). Наприклад, такі гіпотези, як

$$H_0 : \beta_2 = \beta_3; \quad (7.4.14)$$

$$H_0 : \beta_3 + \beta_4 + \beta_5 = 3, \quad (7.4.15)$$

що накладають декілька лінійних зв'язків на параметри моделі з k параметрами, або гіпотеза

$$H_0 : \beta_3 = \beta_4 = \beta_5 = \beta_6 = 0, \quad (7.4.16)$$

стверджуюча, що деякі регресори, відсутні в моделі, можуть бути перевірені за допомогою F -тесту (7.4.10).

Загальна стратегія застосування F -тесту така. Є велика модель, модель без зв'язків (7.4.13), і є менша модель, модель зі зв'язками, яка виходить з більшої шляхом виключення з неї декількох змінних (випадок (7.4.16), або накладанням декількох зв'язків на коефіцієнти великої моделі (випадки (7.4.14) і (7.4.15)).

Виконуємо регресію моделей без обмеження і з обмеженнями й одержуємо коефіцієнти детермінації R_{UR}^2 і R_R^2 відповідно. Кількість степенів вільності в моделі без обмежень $(n-k)$, а в моделі з обмеженнями m – кількість лінійних обмежень, 1 у (7.4.16) або (7.4.17) і 4 у (7.4.18). Потім ми за (7.4.10) підраховуємо F і застосовуємо правило: якщо підраховане F більше $F_\alpha(m, n-k)$, яке є критичним F для вибраного рівня значущості, ми відкидаємо нульову гіпотезу, у протилежному випадку – не відкидаємо.

Приклад. Попит на курятину в США, 1960–1982.

Розглянемо таку модель попиту на курятину:

$$\ln Y_t = \beta_1 + \beta_2 \ln X_{2t} + \beta_3 \ln X_{3t} + \beta_4 \ln X_{4t} + \beta_5 \ln X_{5t} + u_t,$$

де Y – попит на курятину на душу населення; X_2 – реальний дохід, на душу населення, X_3 – роздрібна ціна на курятину за фунт, X_4 – роздрібна ціна на свинину за фунт, X_5 – роздрібна ціна на яловичину за фунт.

У цій моделі $\beta_1, \beta_2, \beta_3, \beta_4$ і β_5 є еластичностями за доходом, власною ціною, крос-ціною (свинина) і крос-ціною (яловичина) відповідно. Згідно з економічною теорією

- $\beta_2 > 0$;
- $\beta_3 < 0$;
- $\beta_4 > 0$, якщо курятина й свинина є конкуруючими продуктами;
- $\beta_4 < 0$, якщо курятина й свинина є взаємодоповнюючими продуктами;
- $\beta_4 = 0$, якщо курятина й свинина є незв'язаними продуктами;
- $\beta_5 > 0$, якщо курятина й яловичина є конкуруючими продуктами;
- $\beta_5 < 0$, якщо курятина й яловичина є взаємодоповнюючими продуктами;
- $\beta_5 = 0$, якщо курятина й яловичина є незв'язаними продуктами.

Припустимо, хтось вважає, що курятина й свинина, курятина й яловичина є незв'язаними продуктами в тому значенні, що на попит курятини не впливають ціни на свинину й яловичину. У прийнятих позначеннях це означає

$$H_0 : \beta_4 = \beta_5 = 0. \quad (7.4.17)$$

З урахуванням цього регресія з обмеженнями набуває вигляду

$$\ln Y_t = \beta_1 + \beta_2 \ln X_{2t} + \beta_3 \ln X_{3t} + u_t. \quad (7.4.18)$$

Зрозуміло, що за нашою термінологією рівняння (7.4.19) є регресія без обмежень.

Якщо скористатися конкретними даними, то можна отримати такі результати.

Регресія без обмежень:

$$\ln \hat{Y}_t = 2,1898 + 0,3425 \ln X_{2t} - 0,5046 \ln X_{3t} + 0,1485 \ln X_{4t} + 0,0911 \ln X_{3t} \quad (7.4.19)$$

(0,1557)
(0,0833)
(0,1109)
(0,0997)
(0,1007)

$$R_{UR}^2 = 0,9823.$$

Регресія з обмеженнями:

$$\ln \hat{Y}_t = 2,0328 + 0,4515 \ln X_{2t} - 0,3772 \ln X_{3t} \frac{n!}{r!(n-r)!} \quad (7.4.20)$$

(0,1162)
(0,0247)
(0,0635)

$$R_{UR}^2 = 0,9801.$$

У дужках указані значення стандартних похибок коефіцієнтів регресії. Зазначимо, що R^2 в (7.4.19) і (7.4.20) можна порівнювати, оскільки залежна змінна в обох моделях однакова.

Для перевірки гіпотези (7.4.17) необхідно підрахувати значення F за формулою (7.4.10):

$$F = \frac{(R_{UR}^2 - R_R^2)/m}{(1 - R_{UR}^2)/(n - k)}.$$

У нашому випадку $m=2$, оскільки є два обмеження. Кількість степенів вільності знаменника дорівнює 18. З урахуванням цього, одержуємо

$$F=1,1224. \quad (7.4.21)$$

При 5%-му рівні значущості це значення не виявляється статистично значимим, оскільки $F_{0.05}(2, 18)=3,55$. Відповідне значення $p=0,3472$. Отже, ми не маємо підстав відхиляти нульову гіпотезу – попит на курятину не залежить від ціни на свинину та яловичину.

Відзначимо, що отримана функція попиту на курятину відповідає нашим апріорним очікуванням, оскільки еластичність за доходом позитивна. Оцінена еластичність за ціною виявляється за абсолютною величиною статистично менше 1, тобто попит на курятину нееластичний за ціною. Еластичність за доходом, хоча й позитивна, так само виявляється статистично менше 1.

10.2. Перевірка структурної стабільності моделей регресії

У табл. 7.7 наведені дані про особисті заощадження й особистий дохід у Великобританії в період 1946–1963 рр.

Таблиця 7.7

Рік	Заощадження, млрд дол.	Дохід, млрд дол.
1946	0,36	8,8
1947	0,21	9,4
1948	0,08	10,0
1949	0,20	10,6
1950	0,10	11,0
1951	0,12	11,9
1952	0,41	12,7
1953	0,50	13,5
1954	0,43	14,3
1955	0,59	15,5
1956	0,90	16,7
1957	0,95	17,7
1958	0,82	18,6
1959	1,04	19,7
1960	1,53	21,1
1961	1,94	22,8
1962	1,75	23,9
1963	1,99	25,2

Припустимо, ми хочемо визначити, як особисті заощадження пов'язані з особистим доходом, тобто ми хотіли б отримати оцінку функції заощаджень. Якщо звернутися до даних з табл. 7.7, то можна відзначити, що характер заощаджень по відношенню до доходу в період 1946–1954 рр., післявоєнний (реконструктивний) період, відрізняється від періоду 1955–1963 рр., який називається

ватимемо постреконструктивним. Інакше кажучи, функція заощаджень зазнає структурних змін між цими двома періодами, у тому розумінні, що її параметри змінюються.

Для перевірки цього факту припустимо, що функція заощаджень для двох періодів має такий вигляд:

- *реконструктивний період*:

$$Y_t = \alpha_1 + \alpha_2 X_t + u_{1t}, t=1, 2, \dots, n_1; \quad (7.5.1)$$

- *постреконструктивний*:

$$Y_t = \beta_1 + \beta_2 X_t + u_{2t}, t=1, 2, \dots, n_2, \quad (7.5.2)$$

де Y – особисті заощадження; X – особистий дохід; u_1 і u_2 – збурюючі складові, а n_1, n_2 – кількість спостережень у першій і другий періоди відповідно. Кількість спостережень в періодах може збігатися або ні.

Структурні зміни функції заощаджень означають, що параметри регресій можуть відрізнитися. Зрозуміло, якщо не спостерігаються структурні зміни, то всі дані можна об'єднати й оцінити на їх підставі одну функцію заощаджень

$$Y_t = \lambda_1 + \lambda_2 X_t + u_t. \quad (7.5.3)$$

Для з'ясування, чи існують насправді структурні зміни функції заощаджень застосовують тест Чоу.

Цей тест ґрунтується на таких двох припущеннях:

- $u_{1t} \sim N(0, \sigma^2)$, $u_{2t} \sim N(0, \sigma^2)$, тобто обидва стохастичні складові розподілені нормально і мають однакові дисперсії;
- u_{1t} і u_{2t} розподілені незалежно.

Тест Чоу складається з чотирьох етапів:

1. Об'єднуємо спостереження n_1 і n_2 , знаходимо оцінку (7.5.3) і підраховуємо суму квадратів залишків RSS, назвемо її s_1 з (n_1+n_2-k) степенями вільності. Тут k – кількість оцінених параметрів у рівнянні регресії (у нашому випадку 2);
2. Виконуємо регресії (7.5.1) і (8.82) і одержуємо їх RSS, скажімо, s_2 і s_3 з (n_1-k) і (n_2-k) кількістю степенів вільності, відповідно. Складаємо ці RSS і знаходимо $s_4=s_2+s_3$ з (n_1+n_2-2k) степенями вільності;
3. Одержуємо $s_5=s_1+s_4$.

Можна показати, що при виконанні згаданих припущень

$$F = \frac{S_5/k}{S_4/(n_1 + n_2 - 2k)} \quad (7.5.4)$$

розподілено за законом F -розподілу з k і (n_1+n_2-2k) степенями вільності. Якщо значення F більше критичного значення для вибраного рівня значення α , то ми відхиляємо гіпотезу про те, що регресії (7.5.1) і (7.5.2) збігаються, тобто гіпотезу

про структурну стабільність. Можна застосувати альтернативний підхід. Якщо відповідна F p -величина мала, то ми відхиляємо гіпотезу про структурну стабільність.

Звернемося до нашого прикладу, врахувавши, що $n_1=n_2=9$.

$$\hat{Y}_t = -1,0821 + 0,1178X_t$$

$$(0,1452) \quad (0,0088) \quad R^2=0,9185$$

$$t = (-7,4548) \quad (13,4316) \quad s_1=0,5722 \quad DF=16.$$

Реконструктивний період:

$$\hat{Y}_t = -0,2622 + 0,0470X_t$$

$$(0,3054) \quad (0,0266) \quad R^2=0,3092$$

$$t = (-0,8719) \quad (1,7700) \quad s_2=0,1396 \quad DF=7.$$

Постреконструктивний період:

$$\hat{Y}_t = -1,7502 + 0,1504X_t$$

$$(0,3576) \quad (0,0175) \quad R^2=0,9131$$

$$t = (-4,8948) \quad (8,5749) \quad s_3=0,1931 \quad DF=7.$$

$$s_4=0,3327, \quad s_5=0,2395, \quad F=5,04.$$

Якщо вибрати 5%-й рівень значущості, то можна визначити, що $F_{2,14}=3,74$. Оскільки значення величини $F=5,04$ більше критичного значення F , то ми маємо підставу відхилити гіпотезу про структурну стабільність функції заощаджень за два періоди. Обчислена величина $p=0,0224$ виявляється достатньо малою.

10.3. Перевірка функціонального виду регресії. Вибір між лінійною моделлю регресії і лінійно-логарифмічною моделлю

Вибір між лінійною моделлю регресії і лінійно-логарифмічною моделлю є постійним питанням емпіричного аналізу. Для вибору між цими моделями можна застосувати MWD-тест.

Розглянемо дві такі гіпотези:

H_0 : лінійна модель: Y – лінійна функція регресорів X .

H_1 : лінійна логарифмічна модель: $\ln Y$ – лінійна функція регресорів $\ln X$.

Етапи MWD-тестування:

1. Проводимо оцінку лінійної моделі й отримаємо оцінену величину Y , назовемо її Y_f , тобто \hat{Y} .
2. Проводимо оцінку лінійної логарифмічної моделі й одержуємо оцінену величину $\ln Y$, назовемо її \ln_f (тобто $\ln \hat{Y}$).
3. Одержуємо $Z_1 = (\ln Y_f - \ln_f)$.
4. Виконуємо регресію Y за X і Z_1 , отриманими на етапі 3. Відхиляємо гіпотезу H_0 , якщо коефіцієнт при Z_1 статистично значимий за звичайним t -тестом.
5. Одержуємо $Z_2 = \exp(\ln Y_f - Y_f)$.

6. Виконуємо регресію Y за $\ln X$ і Z_2 . Відхиляємо гіпотезу H_1 , якщо коефіцієнт при Z_2 статистично значущий за звичайним t -тестом.

ТЕМА 11. АНАЛІЗ ЧАСОВИХ РЯДІВ

11.1. Лінійна модель регресії з k змінними

Поширимо дво- і тривимірні моделі лінійної регресії на випадок моделі з k змінними у функції PRF, що містить залежну змінну Y і $(k-1)$ пояснювальну змінну. Відповідну функцію PRF можна подати у вигляді

$$Y_i = \beta_1 + \beta_2 X_{2i} + \beta_3 X_{3i} + \dots + \beta_k X_{ki} + u_i, \quad (9.1.1)$$

де β_1 – коефіцієнт, що визначає значення Y при нульових значеннях вхідних змінних; $\beta_2, \beta_3, \dots, \beta_k$ – частинні кутові коефіцієнти, u – стохастичний збурюючий складова, i – спостереження, n – розмір вибірки. Рівняння (9.1.1) можна інтерпретувати звичайним способом, а саме: воно дає середнє або очікуване значення величини Y при фіксованих значеннях X_2, X_3, \dots, X_k , тобто $E(Y | X_{2i}, X_{3i}, \dots, X_{ki})$.

Це рівняння є скороченим записом таких рівнянь:

$$\begin{aligned} Y_1 &= \beta_1 + \beta_2 X_{21} + \beta_3 X_{31} + \dots + \beta_k X_{k1} + u_1, \\ Y_2 &= \beta_1 + \beta_2 X_{22} + \beta_3 X_{32} + \dots + \beta_k X_{k2} + u_2, \\ &\dots\dots\dots \\ Y_n &= \beta_1 + \beta_2 X_{2n} + \beta_3 X_{3n} + \dots + \beta_k X_{kn} + u_n. \end{aligned} \quad (9.1.2)$$

Подано цю систему рівнянь у матричному вигляді

$$\begin{bmatrix} Y_1 \\ Y_2 \\ \vdots \\ Y_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & X_{21} & X_{31} & \dots & X_{k1} \\ 1 & X_{22} & X_{32} & \dots & X_{k2} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \cdot & \vdots \\ 1 & X_{2n} & X_{3n} & \dots & X_{kn} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \beta_1 \\ \beta_2 \\ \vdots \\ \beta_k \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} u_1 \\ u_2 \\ \vdots \\ u_n \end{bmatrix} \quad (9.1.3)$$

або

$$\mathbf{Y}_{n \times 1} = \mathbf{X}_{n \times k} \boldsymbol{\beta}_{k \times 1} + \mathbf{u}_{n \times 1}, \quad (9.1.4)$$

де \mathbf{Y} – вектор-стовпець спостережень залежної змінної Y , розміром $n \times 1$; \mathbf{X} – матриця спостережень розміром $n \times k$, перший стовпець якої складається з одиниць, а наступні – дані змінних від X_2 до X_k ; $\boldsymbol{\beta}$ – вектор-стовпець незалежних параметрів $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_k$ розміром $k \times 1$; \mathbf{u} – вектор-стовпець n збурень u_i розміром $n \times 1$.

У випадках, коли не виникає плутанини щодо розмірів або порядків матриці \mathbf{X} і векторів \mathbf{Y} , $\boldsymbol{\beta}$ й \mathbf{u} рівняння (9.1.4) може бути записане в простому вигляді

$$Y = X\beta + u \quad (9.1.5)$$

Для ілюстрації матричного методу розглянемо модель «доходи-витрати на споживання» з двома змінними, вивчену нами раніше (розд. 3):

$$Y_i = \beta_1 + \beta_2 X_i + u_i,$$

де Y_i – витрати на споживання, а X_i – дохід. Використовуючи дані табл. 3.2, отримаємо

$$\begin{bmatrix} 70 \\ 65 \\ 90 \\ 95 \\ 110 \\ 115 \\ 120 \\ 140 \\ 155 \\ 150 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 80 \\ 1 & 100 \\ 1 & 120 \\ 1 & 140 \\ 1 & 160 \\ 1 & 180 \\ 1 & 200 \\ 1 & 220 \\ 1 & 240 \\ 1 & 260 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \beta_1 \\ \beta_2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} u_1 \\ u_2 \\ u_3 \\ u_4 \\ u_5 \\ u_6 \\ u_7 \\ u_8 \\ u_9 \\ u_{10} \end{bmatrix} \quad (9.1.6)$$

Так само, як і у випадках моделей з двома або трьома змінними, нашою метою є проведення оцінювання регресії (9.1.1), складання висновків на підставі наявних даних. Для оцінювання ми можемо, як і раніше, використовувати МНК.

11.2. Припущення класичної лінійної моделі регресії в матричній формі

Припущення, на яких базується класична лінійна модель регресії, наведені в табл. 9.1. Вони подані як у скалярних, так і в матричних позначеннях.

Таблиця 9.1

Припущення класичної лінійної моделі регресії

Скалярне позначення	Матричне позначення
1. $E(u_i) = 0, \forall i$	$E(\mathbf{U})=0$, де \mathbf{U} і 0 є $n \times 1$ вектори-стовпці, 0 – нульовий вектор
2. $E(u_i u_j) = \begin{cases} 0, & i \neq j \\ \sigma^2, & i = j \end{cases}$	$E(\mathbf{u}\mathbf{u}') = \sigma^2 \mathbf{I}$, де \mathbf{I} – $n \times n$ одинична матриця
3. X_2, X_3, \dots, X_k нестохастичні й фіксовані	$n \times k$ матриця \mathbf{X} є нестохастичною, тобто вона складається із сукупності фіксованих чисел

4. Не існує точного лінійного зв'язку між змінними X , тобто немає мультиколінеарності	Ранг матриці \mathbf{X} дорівнює k , де k – кількість стовпців в \mathbf{X} , при чому $k < n$
5. При перевірці гіпотез $u_i \sim N(0, \sigma^2)$	Вектор \mathbf{u} має багатовимірний нормальний розподіл, тобто $\mathbf{u} \sim N(\mathbf{0}, \sigma^2 \mathbf{I})$

Припущення 1 (табл. 9.1) означає, що математичне сподівання збурюючого вектора \mathbf{u} , тобто кожної його компоненти, дорівнює нулю. Більш точно $E(\mathbf{u}) = \mathbf{0}$ означає

$$E(\mathbf{u}) = E \begin{pmatrix} u_1 \\ u_2 \\ \vdots \\ u_n \end{pmatrix} = \begin{bmatrix} E(u_1) \\ E(u_2) \\ \vdots \\ E(u_n) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix}. \quad (9.2.1)$$

Припущення 2 являє собою компактний вираз двох припущень, зображених у скалярному вигляді рівняннями (3.2.5) і (3.2.2). Щоб переконатися в цьому, можна записати

$$E(\mathbf{u}\mathbf{u}') = E \begin{pmatrix} u_1 \\ u_2 \\ \vdots \\ u_n \end{pmatrix} [u_1 \quad u_2 \quad \dots \quad u_n],$$

де \mathbf{u}' – транспонований вектор-стовпець \mathbf{u} , тобто вектор-рядок.

Виконавши перемноження матриць, отримаємо

$$E(\mathbf{u}\mathbf{u}') = E \begin{pmatrix} u_1^2 & u_1u_2 & \dots & u_1u_n \\ u_2u_1 & u_2^2 & \dots & u_2u_n \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ u_nu_1 & u_nu_2 & \dots & u_n^2 \end{pmatrix}$$

або

$$E(\mathbf{u}\mathbf{u}') = \begin{bmatrix} E(u_1^2) & E(u_1u_2) & \dots & E(u_1u_n) \\ E(u_2u_1) & E(u_2^2) & \dots & E(u_2u_n) \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ E(u_nu_1) & E(u_nu_2) & \dots & E(u_n^2) \end{bmatrix}. \quad (9.2.2)$$

Враховуючи гіпотезу про гомоскедастичність і відсутність серійної кореляції, можна подати (9.2.2) у вигляді

$$E(\mathbf{u}\mathbf{u}') = \begin{bmatrix} \sigma^2 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \sigma^2 & \dots & 0 \\ \dots & \dots & \cdot & \dots \\ 0 & 0 & \dots & \sigma^2 \end{bmatrix} = \sigma^2 \mathbf{I}, \quad (9.2.3)$$

де \mathbf{I} – $n \times n$ одинична матриця.

Матриця (9.2.2) називається матрицею варіації збурень u_i ; елементи головної діагоналі цієї матриці позначають дисперсії, а решта елементів – коваріації. Зазначимо, що ця матриця симетрична.

Припущення 3 стверджує, що матриця \mathbf{X} нестохастична, тобто її елементи – фіксовані числа.

Припущення 4 стверджує, що ранг матриці дорівнює k , тобто дорівнює кількості стовпців матриці. Це означає, що стовпці матриці лінійно незалежні, тобто не існує точного лінійного зв'язку між змінними X . Іншими словами, відсутня мультиколінеарність. У скалярних позначеннях це означає, що не існує множини чисел $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_k$, з яких не всі дорівнюють нулю, тобто

$$\lambda_1 X_{1i} + \lambda_2 X_{2i} + \dots + \lambda_k X_{ki} = 0, \quad (9.2.4)$$

де $X_{il} = 1$ для всіх i . У матричних позначеннях (9.2.4) може бути подане у вигляді

$$\boldsymbol{\lambda}'\mathbf{X} = 0, \quad (9.2.5)$$

де $\boldsymbol{\lambda}'$ – $1 \times k$ -вектор-рядок, а \mathbf{X} – $k \times 1$ -вектор-стовпець.

Якщо лінійне співвідношення вигляду (9.2.4) існує, то говорять, що змінні колінеарні. Якщо ж ця рівність можлива тільки при $\lambda_1 = \lambda_2 = \dots = \lambda_k = 0$, то говорять, що змінні X лінійно незалежні.

11.3. Оцінювання за МНК

Щоб отримати оцінку вектора $\boldsymbol{\beta}$ запишемо функцію SRF (вибіркову функцію регресії) з k змінними в матричному вигляді:

$$\mathbf{Y} = \mathbf{X}\hat{\boldsymbol{\beta}} + \hat{\mathbf{u}}. \quad (9.3.1)$$

Так само, як і у разі дво- й тривимірних моделей, МНК для k -вимірної моделі полягає в мінімізації

$$\hat{\mathbf{u}}'\hat{\mathbf{u}} = \sum u_i^2. \quad (9.3.2)$$

Із (9.3.1) ми одержуємо

$$\hat{\mathbf{u}} = \mathbf{Y} - \mathbf{X}\hat{\boldsymbol{\beta}}. \quad (9.3.3)$$

Отже,

$$\hat{\mathbf{u}}' \hat{\mathbf{u}} = \mathbf{Y}'\mathbf{Y} - 2\hat{\boldsymbol{\beta}}'\mathbf{X}'\mathbf{Y} + \hat{\boldsymbol{\beta}}'\mathbf{X}'\mathbf{X}\hat{\boldsymbol{\beta}}. \quad (9.3.4)$$

Тут ми скористалися властивостями транспонування матриць, а саме $(\mathbf{X}\hat{\boldsymbol{\beta}})' = \hat{\boldsymbol{\beta}}'\mathbf{X}'$. Крім того, оскільки $\hat{\boldsymbol{\beta}}'\mathbf{X}'\mathbf{Y}$ є скаляр, то він не змінюється при транспонуванні $\hat{\boldsymbol{\beta}}'\mathbf{X}'\mathbf{Y} = \mathbf{Y}'\mathbf{X}\hat{\boldsymbol{\beta}}'$.

У скалярних позначеннях МНК полягає в оцінюванні $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_k$ таким чином, щоб $\hat{\mathbf{u}}' \hat{\mathbf{u}} = \sum \hat{u}_i^2$ була якомога малою величиною. Це досягається шляхом диференціювання (9.3.4) за $\hat{\beta}_1, \hat{\beta}_2, \dots, \hat{\beta}_k$ і прирівнювання частинних похідних до нуля. Ця процедура приводить до системи k лінійних алгебраїчних рівнянь з k невідомими. Можна показати, що ця система має вигляд

$$(\mathbf{X}'\mathbf{X})\hat{\boldsymbol{\beta}} = \mathbf{X}'\mathbf{Y}. \quad (9.3.5)$$

Відзначимо деякі властивості матриці $\mathbf{X}'\mathbf{X}$:

- 1) вона дає ряд суми квадратів і попарних добутків змінних X . Елементи головної діагоналі являють собою ряд сум квадратів, а елементи зовні головної діагоналі – суму попарних добутків;
- 2) матриця симетрична, оскільки сума добутків X_{ij} і X_{ji} ;
- 3) матриця має порядок $k \times k$.

У (9.3.5) відомими величинами є $\mathbf{X}'\mathbf{X}$ і $\mathbf{X}'\mathbf{Y}$, а невідомою – $\hat{\boldsymbol{\beta}}$. Розв'язуючи рівняння (9.3.5), знаходимо

$$\hat{\boldsymbol{\beta}} = (\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1}\mathbf{X}'\mathbf{Y}. \quad (9.3.6)$$

Рівняння (9.3.6) відображає фундаментальний результат теорії МНК у матричній формі. Воно показує, що оцінка вектора $\hat{\boldsymbol{\beta}}$ може бути проведена за наявними даними.

Ілюстрований приклад

Як ілюстрацію викладеного вище матричного підходу використаємо розглянутий нами раніше приклад “споживання – дохід”, дані щодо якого наведені в (9.1.6). Для випадку моделі з двома змінними маємо

$$\hat{\boldsymbol{\beta}} = \begin{bmatrix} \hat{\beta}_1 \\ \hat{\beta}_2 \end{bmatrix}, \quad \mathbf{X}'\mathbf{X} = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & \dots & 1 \\ X_1 & X_2 & X_3 & \dots & X_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & X_1 \\ 1 & X_2 \\ 1 & X_3 \\ \vdots & \vdots \\ 1 & X_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} n & \sum X_i \\ \sum X_i & \sum X_i^2 \end{bmatrix}.$$

Використовуючи дані, наведені в (9.1.6), одержуємо

$$\mathbf{X}'\mathbf{X} = \begin{bmatrix} 10 & 1700 \\ 1700 & 322000 \end{bmatrix}, \quad \mathbf{X}'\mathbf{Y} = \begin{bmatrix} 1110 \\ 205500 \end{bmatrix}.$$

Застосовуючи правила для знаходження оберненої матриці, можна переконатися, що

$$(\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1} = \begin{bmatrix} \frac{161}{165} & -\frac{17}{3300} \\ -\frac{17}{3300} & \frac{1}{33000} \end{bmatrix}.$$

Ми бачимо, що результати оцінювання, отримані матричним методом, збігаються з отриманими нами раніше.

Матриця варіації $\hat{\beta}$

Матричний метод дає нам можливість легко отримати не тільки дисперсію (варіацію) для кожного елемента $\hat{\beta}$, але й коваріацію між будь-якими двома елементами, скажімо $\hat{\beta}_i$ і $\hat{\beta}_j$. Значення цих величин необхідні нам для отримання статистичних висновків.

За визначенням матриця варіації $\hat{\beta}$ є

$$\text{var-cov}(\hat{\beta}) = E \left\{ \left[\hat{\beta} - E(\hat{\beta}) \right] \left[\hat{\beta} - E(\hat{\beta}) \right]' \right\}.$$

У явному вигляді цю матрицю можна подати так:

$$\text{var-cov}(\hat{\beta}) = \begin{bmatrix} \text{var}(\beta_1) & \text{cov}(\beta_1, \beta_2) & \dots & \text{cov}(\beta_1, \beta_k) \\ \text{cov}(\beta_2, \beta_1) & \text{var}(\beta_2) & \dots & \text{cov}(\beta_2, \beta_k) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \text{cov}(\beta_k, \beta_1) & \text{cov}(\beta_k, \beta_2) & \dots & \text{var}(\beta_k) \end{bmatrix}. \quad (9.3.7)$$

Можна показати, що матриця варіації $\hat{\beta}$ може бути отримана за такою формулою:

$$\text{var-cov}(\hat{\beta}) = \sigma^2 (\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1}, \quad (9.3.8)$$

де σ^2 – гомоскедастична дисперсія залишків u_i .

У лінійних моделях регресії з двома й трьома змінними незміщена оцінка для σ^2 обчислювалася, відповідно, за формулами $\hat{\sigma}^2 = \frac{\sum \hat{u}_i^2}{n-2}$ і $\hat{\sigma}^2 = \frac{\sum \hat{u}_i^2}{n-3}$. У разі моделі з k змінними формула має вигляд

$$\hat{\sigma}^2 = \frac{\sum \hat{u}_i^2}{n-k} = \frac{\hat{\mathbf{u}}' \hat{\mathbf{u}}}{n-k}, \quad (9.3.9)$$

де $(n-k)$ – кількість степенів вільності.

Хоча теоретично $\hat{\mathbf{u}}' \hat{\mathbf{u}}$ може бути підрахована за оцінками залишків, на практиці її зручніше одержувати безпосередньо таким чином.

Пригадавши, що

$$\sum \hat{u}_i^2 = \sum y_i^2 - \hat{\beta}_2 \sum x_i^2,$$

у разі трьох змінних

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

та поширюючи цей принцип на випадок моделі з k змінними, одержуємо формулу

$$\sum \hat{u}_i^2 = \sum y_i^2 - \hat{\beta}_2 \sum y_i x_{2i} - \dots - \hat{\beta}_k \sum y_i x_{ki}, \quad (9.3.10)$$

або в матричних позначеннях

$$TSS = \sum y_i^2 = \mathbf{y}' \mathbf{y} - n \bar{Y}^2; \quad (9.3.11)$$

$$ESS = \hat{\beta}_2 \sum y_i x_{2i} + \dots + \hat{\beta}_k \sum y_i x_{ki} = \hat{\boldsymbol{\beta}}' \mathbf{x}' \mathbf{y} - n \bar{Y}^2, \quad (9.3.12)$$

де складова $n \bar{Y}^2$ відомий як кореляція для середнього.

Отже,

$$\hat{\mathbf{u}}' \hat{\mathbf{u}} = \mathbf{y}' \mathbf{y} - \hat{\boldsymbol{\beta}}' \mathbf{x}' \mathbf{y}. \quad (9.3.13)$$

Оскільки $\hat{\mathbf{u}}' \hat{\mathbf{u}}$ отримана, $\hat{\sigma}^2$ може бути легко підрахована за (9.3.9), а потім можна підрахувати матрицю варіацій (9.3.8).

Для нашого прикладу $\hat{\mathbf{u}}' \hat{\mathbf{u}} = 337.273$. Отже, $\hat{\sigma}^2 = 42.1591$.

Властивості вектора $\boldsymbol{\beta}$

Для випадків моделей із двома й трьома змінними ми знаємо, що оцінки параметрів регресії за МНК є лінійними й незміщеними і в класі лінійних незміщених оцінок вони мають мінімальну дисперсією. Коротше кажучи, оцінки за МНК є якнайкращими лінійними незміщеними оцінками. Ця властивість поширюється й на вектор $\hat{\boldsymbol{\beta}}$, тобто $\hat{\boldsymbol{\beta}}$ – лінійний (кожна з його компонент є лінійна функція від y , залежної змінної). $E(\hat{\boldsymbol{\beta}}) = \boldsymbol{\beta}$, тобто математичне сподівання кожної компоненти вектора $\hat{\boldsymbol{\beta}}$ дорівнює відповідному елементу істинного вектора $\boldsymbol{\beta}$ і в класі всіх лінійних незміщених оцінок $\boldsymbol{\beta}$ МНК-оцінка $\hat{\boldsymbol{\beta}}$ має мінімальну дисперсію.

ТЕМА 12. ЕКОНОМЕТРИЧНІ МОДЕЛІ НА ОСНОВІ СИСТЕМИ СТРУКТУРНИХ РІВНЯНЬ

12.1. Загальна перевірка регресії на значущість. Аналіз дисперсії в матричному позначенні

У розд. 8 була розглянута техніка ANOVA загальної перевірки на значущість оціненої регресії, тобто перевірки нульової гіпотези про те, що істинні кутові коефіцієнти одночасно перетворюються в нуль, і оцінювання додаткового внеску пояснювальної змінної. Цю техніку можна поширити на випадок k змінних. Пригадаємо, що механізм полягає в розкладанні TSS на дві складові: ESS і RSS. Матричні вирази для цих трьох сум квадратів уже наведені в (9.3.10) – (9.3.12). Асоційовані з ними кількості степенів вільності відповідно дорівнюють $(n-1)$, $(k-1)$ і $(n-k)$. За аналогією з табл. 8.2 ми можемо скласти табл. 9.2.

Таблиця 9.2

Матричне формулювання ANOVA-таблиці
для лінійної моделі регресії з k змінними.

Джерело дисперсії	SS	DF	MSS
Унаслідок регресії	$\hat{\beta}'x'y - n\bar{Y}^2$	$k-1$	$\frac{\hat{\beta}'x'y - n\bar{Y}^2}{k-1}$
Унаслідок залишків	$y'y - \hat{\beta}'x'y$	$n-k$	$\frac{y'y - \hat{\beta}'x'y}{n-k}$
Загальна	$y'y - n\bar{Y}^2$	$n-1$	

Припускаючи, що збурення розподілені нормально й нульова гіпотеза є $\beta_2 = \beta_3 = \dots = \beta_k = 0$, як і в розд. 8, можна показати, що

$$F = \frac{(\hat{\beta}'x'y - n\bar{Y}^2)/(k-1)}{(y'y - \hat{\beta}'x'y)/(n-k)} \quad (9.7.1)$$

розподілено за законом F -розподілу з $(k-1)$ і $(n-k)$ степенями вільності.

У розд. 8 ми бачили, що при зроблених вище припущеннях існує тісний зв'язок між F і R^2 , а саме

$$F = \frac{R^2/(k-1)}{(1-R^2)/(n-k)}$$

Отже, табл. 9.2 може бути перетворена до вигляду табл. 9.3.

ANOVA-таблиця для k змінних в термінах R^2

Джерело дисперсії	SS	DF	MSS
Унаслідок регресії	$R^2(y'y - n\bar{Y}^2)$	$k-1$	$\frac{R^2(y'y - n\bar{Y}^2)}{k-1}$
За залишками	$(1 - R^2)(y'y - n\bar{Y}^2)$	$n-k$	$\frac{(1 - R^2)(y'y - n\bar{Y}^2)}{n-k}$
Загальна	$y'y - n\bar{Y}^2$	$n-1$	

Однією з переваг табл. 9.3 в порівнянні з табл. 9.2 є те, що весь аналіз може бути виконаний у термінах R^2 ; немає потреби розглядати складову $y'y - n\bar{Y}^2$, оскільки він випадає з виразу для F .

12.2 Перевірка лінійних обмежень. Загальний F-тест у матричних позначеннях

У розд. 8 ми описали загальний F -тест для перевірки справедливості лінійних обмежень, що накладаються на один або більше параметрів лінійної регресії з k змінними. Відповідний тест визначається рівнянням (7.4.9). Матричний аналог цього рівняння можна отримати дуже легко. Хай

- $\hat{\mathbf{u}}_R$ – вектор залишків регресії з обмеженнями;
- $\hat{\mathbf{u}}_{UR}$ – вектор залишків регресії без обмежень.

Тоді

- $\hat{\mathbf{u}}_R' \hat{\mathbf{u}}_R = \sum \hat{u}_{Ri}^2 = RSS$ з регресії з обмеженнями;
- $\hat{\mathbf{u}}_{UR}' \hat{\mathbf{u}}_{UR} = \sum \hat{u}_{URi}^2 = RSS$ з регресії без урахування обмежень;
- m – кількість лінійних обмежень;
- k – кількість параметрів у регресії без обмежень;
- n – кількість спостережень.

Матричний аналог формули (7.4.9) має вигляд

$$F = \frac{(\hat{\mathbf{u}}_R' \hat{\mathbf{u}}_R - \hat{\mathbf{u}}_{UR}' \hat{\mathbf{u}}_{UR}) / m}{(\hat{\mathbf{u}}_{UR}' \hat{\mathbf{u}}_{UR}) / (n - k)} \quad (9.8.1)$$

У цій формулі F підкоряється закону F -розподілу з $(m, n-k)$ степенями вільності. Як завжди, якщо підрахована величина F більша критичного значення, ми можемо відкинути обмеження на регресію, у протилежному випадку ми їх не відкидаємо.

У розд. 8 ми обговорювали, використовуючи скалярні позначення, як можна застосувати множинну регресію для середнього й індивідуального прогнозів зале-

жної змінної Y при заданих значеннях регресорів X . У цьому розділі ми покажемо, як виразити ці прогнозовані значення в матричному вигляді, та наведемо формули для дисперсій і стандартних похибок прогнозованих величин.

Середній прогноз

Хай

$$\mathbf{X}_0 = [1 \quad X_{02} \quad X_{03} \quad \dots \quad X_{0k}]' \quad (9.9.1)$$

зображає вектор величин X , для яких ми хочемо отримати прогноз \hat{Y}_0 , тобто середній прогноз Y .

Оцінка множинної регресії в скалярному вигляді

$$\hat{Y}_i = \hat{\beta}_1 + \hat{\beta}_2 X_{2i} + \hat{\beta}_3 X_{3i} + \dots + \hat{\beta}_k X_{ki}. \quad (9.9.2)$$

У матричному вигляді ця рівність може бути записана більш компактно:

$$\hat{Y}_i = \mathbf{X}'_i \hat{\boldsymbol{\beta}}, \quad (9.9.3)$$

де $\mathbf{X}'_i = [1 \quad X_{2i} \quad X_{3i} \quad \dots \quad X_{ki}]$, $\hat{\boldsymbol{\beta}}' = [\hat{\beta}_1 \quad \hat{\beta}_2 \quad \dots \quad \hat{\beta}_k]$.

Зрозуміло, що рівняння (9.9.2) і (9.9.3) являють собою прогноз для даного значення \mathbf{X}'_i .

Якщо замінити в (9.9.2) (9.9.3) \mathbf{X}'_i на \mathbf{X}'_0 , то ми отримаємо

$$(\hat{Y}_i | \mathbf{X}'_0) = \mathbf{X}'_0 \hat{\boldsymbol{\beta}}. \quad (9.9.4)$$

Зазначимо, що (9.9.4) дає незміщену оцінку прогнозу $E(\hat{Y}_i | \mathbf{X}'_0)$, оскільки $E(\mathbf{X}'_0 \hat{\boldsymbol{\beta}}) = \mathbf{X}'_0 \boldsymbol{\beta}$.

Індивідуальний прогноз

Як ми пам'ятаємо з розд. 5 і 8, індивідуальний прогноз Y , тобто Y_0 , також задається формулою (9.9.3) або (9.9.4). Тобто

$$(\hat{Y}_0 | \mathbf{X}'_0) = \mathbf{X}'_0 \hat{\boldsymbol{\beta}}. \quad (9.9.5)$$

Як ілюстративний приклад розглянемо випадок з (8.1.1). У матричному формулюванні середній і індивідуальний прогнози визначаються таким чином:

$$\mathbf{X}_0 = \mathbf{X}_{1971} = \begin{bmatrix} 1 \\ 567 \\ 16 \end{bmatrix} \quad \text{і} \quad \hat{\boldsymbol{\beta}} = \begin{bmatrix} 53.1603 \\ 0.7266 \\ 2.7363 \end{bmatrix}.$$

Отже,

$$(\hat{Y}_{1971} | \mathbf{X}'_{1971}) = 508,9297; \quad (9.9.6)$$

$$(Y_{1971} | \mathbf{X}_{1971}) = 508,9297. \quad (9.9.7)$$

Дисперсія для середнього прогнозу

Формула для оцінки дисперсії $(\hat{Y}_0 | \mathbf{X}'_0)$ має такий вигляд

$$\text{var}(\hat{Y}_0 | \mathbf{X}'_0) = \sigma^2 \mathbf{X}'_0 (\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}_0, \quad (9.9.8)$$

де σ^2 – дисперсія залишків u_i , \mathbf{X}'_0 – вектор заданих величин X , у яких ми хочемо отримати прогноз, а $(\mathbf{X}'\mathbf{X})$ – матриця, визначена в (9.3.9), тобто матриця, що застосовується для знаходження коефіцієнтів регресії. Замінюючи σ^2 на її незміщену оцінку $\hat{\sigma}^2$, можемо подати (9.9.8) у вигляді

$$\text{var}(\hat{Y}_0 | \mathbf{X}'_0) = \hat{\sigma}^2 \mathbf{X}'_0 (\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}_0. \quad (9.9.9)$$

Для ілюстративного прикладу з розд. 8 отримуємо такі значення:

$$\hat{\sigma}^2 = 6.4308, \quad (\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1} = \begin{matrix} \text{й} & 26,3858 & -0,0982 & 1,6532 & \text{щ} \\ \text{к} & -0,0982 & 0,0004 & -0,0063 & \text{б} \\ \text{н} & 1,6532 & -0,0063 & 0,1120 & \text{в} \end{matrix}$$

Використовуючи ці дані, за формулою (9.9.9) одержуємо

$$\text{var}(\hat{Y}_{1971} | \mathbf{X}'_{1971}) = 3,6580 \quad (9.9.10)$$

і

$$\text{se}(\hat{Y}_{1971} | \mathbf{X}'_{1971}) = \sqrt{3,6580} = 1,9126. \quad (9.9.11)$$

Тепер, застосовуючи підхід із розд. 5 і 8, можна знайти $100(1-\alpha)\%$ -й довірчий інтервал для середнього прогнозу при заданому \mathbf{X}_0 :

$$\hat{Y}_0 - t_{\alpha/2} \sqrt{\hat{\sigma}^2 \mathbf{X}'_0 (\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}_0} \leq E(Y | \mathbf{X}_0) \leq \hat{Y}_0 + t_{\alpha/2} \sqrt{\hat{\sigma}^2 \mathbf{X}'_0 (\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}_0}. \quad (9.9.12)$$

Дисперсія для індивідуального прогнозу

Формула для обчислення дисперсії для індивідуального прогнозу має такий вигляд:

$$\text{var}(Y_0 | \mathbf{X}_0) = \hat{\sigma}^2 \left[1 + \mathbf{X}'_0 (\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}_0 \right], \quad (9.9.13)$$

де $\text{var}(Y_0 | \mathbf{X}_0) = E(Y_0 - \hat{Y}_0 | \mathbf{X}_0)^2$.

Використовуючи наші дані, одержуємо

$$\text{var}(Y_{1971} | \mathbf{X}_{1971}) = 10,0887 \quad (9.9.14)$$

і

$$se(Y_{1971} | \mathbf{X}_{1971}) = \sqrt{10,0887} = 3,1763. \quad (9.9.15)$$

Якщо ми хочемо визначити $100(1-\alpha)\%$ -й довірчий інтервал для індивідуального прогнозу, то можемо застосувати формулу (9.9.12), у якій стандартна похибка прогнозу визначається з (9.9.13). Очевидно, що стандартна похибка для індивідуального прогнозу більша, ніж для середнього.

РЕКОМЕНДОВАНА ЛІТЕРАТУРА

1. Боровиков В.П., Боровиков И.П. STATISTICA. – М.:Информационно-издательский дом “Филинь”, 2007. – 592с.
2. Доугерти К. Введение в эконометрику. – М.:Инфра-М, 2008. – 402с.
3. Елисеева И.И., Курышева С.В., Грдеенко Н.М., Бабаева И.В., Костеева Т.В., Михайлов Б.А., «Практикум по эконометрике», Изд-во «ФИНАНСЫ И СТАТИСТИКА», Москва, 2007
4. Лук'яненко І., Краснікова Л. Економетрика. – Київ:Знання, 2007. – 493с.
5. Лук'яненко І., Краснікова Л. Економетрика: Практикум. – Київ:Знання, 2006. – 217с.
6. Магнус Я.Р., Катышев П.К., Пересецкий А.А. Эконометрия: Начальный курс:Учеб. –5-е изд. –М.:Дело, 2006. –400 с.
7. Практикум по эконометрике: Учебн. пособие / Под ред. И.И. Елисеевой. – М.: Финансы и статистика, 2007. – 192 с.
8. Прикладная статистика. Основы эконометрики: Учебник для вузов: В 2-х т. – Т. 1 Айвазян С.А., Мхитарян В.С. Теория вероятностей и прикладная статистика. – М: ЮНИТИ-ДАНА, 2007. – 656 с.
9. Тихомиров Н.П., Дорохина Е.Ю., «Учебно-методическое пособие по дисциплине «Эконометрика», Изд-во Рос. экон. акад., Москва, 2006
10. Эконометрика: Учебник / Под ред. И.И. Елисеевой. – М.: Финансы и статистика, 2008. – 344 с.