

## Преобразования переменных в парной регрессии

### Что будет в этой лекции

- Ключевые точки (начало координат)
- Кривая или прямая
- Форма криволинейной зависимости
- Вспомогательные экономические показатели (скорость и темп роста, эластичность)
- Уточнение формы (экстремумы, пределы)
- Сравнение функциональных форм

За пределами этой лекции темы: разбиение выборки на части, структурные сдвиги, лаги, сложные формы нелинейных зависимостей (не сводящиеся к линейным)

### Этапы построения модели регрессии

#### Этапы построения модели

1. Выбор теоретических предпосылок
2. Формализация предпосылок
3. Математический вывод зависимости
4. Анализ построенной модели

### Почему нужны нелинейные эконометрические модели

Пример: Анализ роста

Теоретический феномен - экономический рост

Анализ предпосылок: прирост пропорционален  
накопленному потенциалу

Формализация предпосылок:

$$dY = \beta Y \Rightarrow \frac{dY}{Y} = \beta \Rightarrow \ln Y = \alpha + \beta t$$

Интерпретация и анализ: коэффициент регрессии «бета» - годовой темп роста, возможно сопоставление с реальными данными

## Альтернативные функциональные формы

### Правила выбора формы зависимости

- 1) Исходить из экономической теории
- 2) Оценивать формальное качество
- 3) Дополнительно проверять по нескольким содержательным критериям

### Линейные формы: интерпретация регрессии

#### Линейные формы

$$Y_i = \alpha + \beta X_i + u$$

Интерпретация коэффициента регрессии - предельный эффект независимого фактора

$$\beta = \frac{\Delta Y}{\Delta X}$$

Для полученных оценок уравнения регрессии

$$Y = a + bX$$

$$b = \frac{\Delta Y}{\Delta X} \quad \Delta X = 1 \quad b = \Delta Y \quad a = \bar{Y} - b\bar{X}$$

Коэффициент регрессии показывает прирост результирующей переменной при изменении независимого фактора на единицу

### Интерпретация регрессии от времени

#### Линейные формы

$$Y_i = \alpha + \beta t_i + u$$

Интерпретация коэффициента регрессии от времени - ежегодный прирост зависимой переменной

$$\beta = \frac{\Delta Y}{\Delta t}$$

### Вычисление эластичности для линейной регрессии

#### Линейные формы

$$Y_i = \alpha + \beta t_i + u$$

Вычисление эластичности

$$e = \frac{\Delta Y / Y}{\Delta X / X} = \frac{\Delta Y}{\Delta X} \cdot \frac{X}{Y} = \beta \cdot \frac{X}{Y}$$

Пример: *LS HOUS C DPI*  
*GENR E=C(2)\*DPI/HOUS*  
*PLOT E*  
*=@MEAN(E)*

Двойная логарифмическая форма

(Двойная) логарифмическая форма

$$Y_i = \alpha' X_i^\beta u'$$

Преобразование переменных, приводящее к  
линейной регрессии

$$\ln Y_i = \alpha + \beta \ln X_i + u$$

Пример: *GENR LGHOUS=LOG(HOUS)*  
*GENR LGDPI=LOG(DPI)*  
*LS LGHOUS C LGDPI*

Коэффициенты лог. регрессии - эластичности

(Двойная) логарифмическая форма

$$\ln Y_i = \alpha + \beta \ln X_i + u$$

Интерпретация коэффициента регрессии -  
эластичность результирующей переменной по  
независимой переменной

$$\frac{dY}{Y} = \beta \frac{dX}{X} \Rightarrow \beta = \frac{dY/Y}{dX/X}$$

Коэффициент при независимой переменной  
показывает, на сколько процентов возрастает  $Y$   
при возрастании  $X$  на один процент

Двойную логарифмическую следует использовать там, где  
есть основание предполагать постоянство эластичности

Предельный эффект в логарифмической регрессии

(Двойная) логарифмическая форма

$$\ln Y_i = \alpha + \beta \ln X_i + u$$

Вычисление коэффициента наклона (скорости роста)

$$\frac{dY}{dX} = \beta \frac{Y}{X}$$

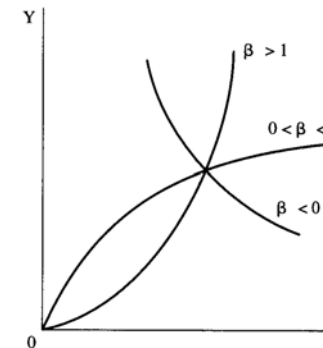
Наклон постоянно меняется с изменением номера наблюдения

Дважды логарифмические кривые

(Двойная) логарифмическая форма

$$\ln Y_i = \alpha + \beta \ln X_i + u$$

Формы зависимости, выражаемые логарифмической  
формой зависимости



### Полулогарифмические формы

#### Полулогарифмические формы

1) Линейно-логарифмическая форма  
(логарифм при независимой переменной)

2) Логарифмически-линейная форма  
(логарифм при зависимой переменной)

### Линейно-логарифмическая форма

#### Линейно-логарифмическая форма

$$Y_i = \alpha + \beta \ln X_i + u$$

Интерпретация коэффициента регрессии

$$dY = \beta \frac{dX}{X} \Rightarrow \beta \cdot = \frac{dY}{dX / X} \Rightarrow \beta / 100 = \frac{dY}{(dX / X) \cdot 100}$$

Коэффициент при независимой переменной  
показывает на сколько единиц возрастает  $Y$   
при возрастании  $X$  на один процент

При интерпретации коэффициент следует делить на 100

Если  $X$  увеличится на 1%, то прирост  $Y$  составит  $\beta / 100$  единиц (в которых измеряется  $Y$ ).

### Область применения линейно-логарифмической формы

#### Линейно-логарифмическая форма

$$Y_i = \alpha + \beta \ln X_i + u$$

Расчет эластичности

$$dY = \beta \frac{dX}{X} \Rightarrow e = \frac{dY}{dX} \cdot \frac{X}{Y} = \beta \frac{1}{X} \cdot \frac{X}{Y} = \beta \frac{1}{Y}$$

Эластичность убывает с ростом  $Y$

Это указывает на класс зависимостей, где стоит применять эту функциональную форму

Логарифм при  $X$  снижает влияние роста  $X$  (*степень влияния  $X$  снижается с ростом  $X$* ). Моделирование эффектов насыщения на уровне скорости роста: «возрастание с убывающей скоростью»

Пример: кривые Энгеля

### Логарифмически-линейная форма

#### Логарифмически-линейная форма

$$\ln Y_i = \alpha + \beta X_i + u$$

Интерпретация коэффициента регрессии

$$\frac{dY}{Y} = \beta dX \Rightarrow \frac{\beta}{dX} \cdot = \frac{dY}{Y} \Rightarrow (dX = 1) \Rightarrow \beta \cdot 100\% = \frac{dY}{Y} 100\%$$

Коэффициент при независимой переменной  
показывает на сколько процентов возрастает  $Y$   
при возрастании  $X$  на одну единицу

При интерпретации коэффициент следует умножать на 100

Область применения логарифмически-линейной формы

### Логарифмически-линейная форма

$$\ln Y_i = \alpha + \beta X_i + u_i$$

Расчет эластичности

$$\frac{dY}{Y} = \beta dX \Rightarrow \frac{dY}{dX} = \beta Y \Rightarrow e = \frac{dY}{dX} \frac{X}{Y} = \beta \frac{YX}{Y} = \beta X$$

Эластичность растет с ростом  $Y$

Это указывает на класс зависимостей, где стоит применять эту функциональную форму

Моделирование эффектов насыщения на уровне скорости роста: «возрастание с возрастающей скоростью»

Примеры: кривые Энгеля для товаров роскоши и товаров, спрос на которые проявляется при большом доходе, моделирование оплаты труда (процентная надбавка за стаж или опыт).

Лог.-линейная форма как модель темпа роста

### Логарифмически-линейная форма по времени

$$\ln Y_i = \alpha + \beta t_i + u_i$$

Вид уравнения

$$Y_i = e^{\alpha} e^{\beta t_i} e^{u_i}$$

Интерпретация

$$\frac{dY}{Y} = \beta t$$

Коэффициент при переменной времени выражает темп прироста (часто говорят «темп роста»). Он показывает на сколько процентов (если умножить его на 100) возрастает  $Y$  ежегодно

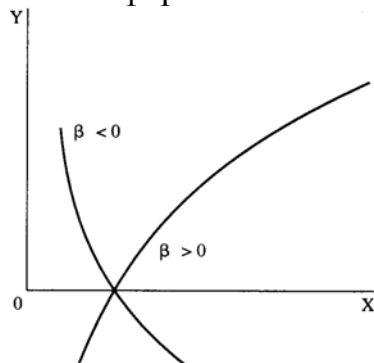
Эту функциональную форму удобно использовать для моделирования процессов экономического роста

Логарифмически-линейные кривые

### Логарифмически-линейная форма

$$\ln Y_i = \alpha + \beta t_i + u_i$$

Формы зависимости, выражаемые логарифмически-линейной формой зависимости



Обратные зависимости

### Обратные зависимости

$$Y_i = \alpha + \beta_1 \frac{1}{X_i} + u_i$$

Вычисление эластичности

$$e = \frac{\Delta Y / Y}{\Delta X / X} = \beta \cdot \left( -\frac{1}{XY} \right)$$

С ростом  $X$  зависимая переменная приближается к некоторому числу (моделирование эффекта насыщения)

Пример: Моделирование потребления товаров первой необходимости (быстрое достижение насыщения)

## Сводка формул для нелинейных моделей регрессии

### Сводка результатов для альтернативных функциональных форм в парной регрессии

Функциональная форма	Уравнение (без учета других факторов)	Наклон $\frac{\Delta Y}{\Delta X}$	Эластичность $\frac{\Delta Y}{\Delta X} \cdot \frac{X}{Y}$
Линейная	$Y_i = \alpha + \beta X_i + u$	$\beta$	$\beta \left( \frac{X_i}{Y_i} \right)$
Двойная логарифмическая	$\ln Y_i = \alpha + \beta \ln X_i + u$	$\beta \left( \frac{Y_i}{X_i} \right)$	$\beta$
Линейно-логарифмическая (lnX)	$Y_i = \alpha + \beta \ln X_i + u$	$\beta \left( \frac{1}{X_i} \right)$	$\beta \left( \frac{1}{Y_i} \right)$
Логарифмически-линейная (lnY)	$\ln Y_i = \alpha + \beta X_i + u$	$\beta Y_i$	$\beta X_i$
Обратная	$Y_i = \alpha + \beta \frac{1}{X_i} + u$	$-\beta \left( \frac{1}{X_i^2} \right)$	$-\beta \left( \frac{1}{X_i Y_i} \right)$

1

## Сравнение различных моделей

- 1) Содержательный анализ
- 2) Формальный анализ
  - \* Метод Зарембки
  - \* Преобразование Бокса-Кокса

1

### Идея метода Зарембки

## Метод Зарембки

Применим для выбора из двух форм моделей (несравнимых непосредственно), в одной из которых зависимая переменная входит с логарифмом, а в другой - нет

Метод позволяет сравнить линейную и логарифмическую регрессии и оценить значимость наблюдаемых различий

1

### Алгоритм метода Зарембки

## Метод Зарембки

1. Вычисляем среднее геометрическое значений зависимой переменной и все ее значения делятся на это среднее

$$Y_i^* = Y_i / \sqrt[n]{Y_1 Y_2 \dots Y_n} = Y_i / e^{\frac{1}{n}(\ln Y_1 + \ln Y_2 + \dots + \ln Y_n)}$$

2. Рассчитываются линейная и логарифмическая регрессии и сравниваются значения их суммы квадратов остатков (SSR)

$$Y_i^* = \alpha_1 + \beta_1 X_i + u_i ; SSR_1 \quad \ln Y_i^* = \alpha_2 + \beta_2 \ln X_i + u_i ; SSR_2$$

3. Вычисляем  $\chi^2$ -статистику для оценки значимости различий

$$\chi^2 = \left( \frac{n}{2} \right) \cdot \left| \ln \frac{SSR_1}{SSR_2} \right|$$

4. Сравниваем с критическим значением  $\chi^2$ -распределения с одной степенью свободы, различия значимы, если  $\chi^2 > \chi^2_{\text{крит}}$

1

### Метод Бокса-Кокса

## Метод Бокса-Кокса (Вох-Сох)

Идея метода: переменная

$$\frac{Y^\lambda - 1}{\lambda}$$

при  $\lambda=1$  превращается в линейную функцию

$$\frac{Y^1 - 1}{1}$$

а при  $\lambda \rightarrow 0$  переходит в логарифм

$$\frac{Y^\lambda - 1}{\lambda} \rightarrow \ln Y$$

Плавно изменяя  $\lambda$ , можно постепенно перейти от линейной регрессии к логарифмической, все время сравнивая качество

### Алгоритм метода Бокса-Кокса

## Метод Бокса-Кокса (Вох-Сох)

1. Преобразуем зависимую переменную по методу Зарембки

$$Y_i^* = Y_i / \sqrt[n]{Y_1 Y_2 \dots Y_n} = Y_i / e^{\frac{1}{n}(\ln Y_1 + \ln Y_2 + \dots + \ln Y_n)}$$

2. Рассчитываем новые переменные (преобразование Бокса-Кокса) при значениях  $\lambda$  от 1 до 0.

$$Y_{i(B-C)} = (Y_i^{*\lambda} - 1) / \lambda \quad \text{и} \quad X_{i(B-C)} = (X_i^\lambda - 1) / \lambda$$

3. Рассчитываем регрессии для новых переменных при значениях

$$\lambda \text{ от 1 до 0.} \quad Y_{i(B-C)} = \alpha + \beta X_{i(B-C)} + u_i$$

4. Выбираем минимальное значение суммы квадратов остатков (SSR), выбираем одну из крайних регрессий, к которой ближе точка минимума

*Конец лекции*