

AULAS 22 E 23

Análise de regressão múltipla: estimação

Ernesto F. L. Amaral

29 e 31 de outubro de 2013
Metodologia de Pesquisa (DCP 854B)

Fonte:

Cohen, Ernesto, e Rolando Franco. 2000. “Avaliação de Projetos Sociais”. São Paulo, SP: Editora Vozes. Capítulo 7 (pp.118-136).

Wooldridge, Jeffrey M. “Introdução à econometria: uma abordagem moderna”. São Paulo: Cengage Learning, 2008. Capítulo 3 (pp.64-109).

CAPÍTULO 7 - COHEN & FRANCO

MODELOS PARA A AVALIAÇÃO DE IMPACTOS

DESENHO DE PESQUISA DE AVALIAÇÃO DE IMPACTO

- Os métodos de estimação de impacto dependem do desenho da avaliação, isto é, se há dados para grupos de tratamento (beneficiários) e controle (comparação).

GRUPO	ANTES	POLÍTICA	DEPOIS
Tratamento	T_0	X	T_1
Controle	C_0		C_1

- “Diferença em diferenças” ou “dupla diferença” (DD) estima:
 - 1) Diferença dentro de cada grupo (tratamento e controle).
 - 2) Diferença dessas duas médias.

$$DD = (T_1 - T_0) - (C_1 - C_0)$$

DESENHOS EXPERIMENTAIS

- Atribuição aleatória, dentre determinados grupos, da oportunidade de participar em programas, definindo grupos de tratamento e controle:
 - Por exemplo, realização de pesquisa para averiguar as regiões pobres.
 - Seleção aleatória de regiões incluídas na política e daquelas que serão o controle.
 - Única diferença entre grupos é o ingresso no programa.
- Avaliação sistemática e mensuração dos resultados em distintos momentos da implementação do programa.
- Se a seleção é aleatória, pode-se dispensar a avaliação anterior à política para ambos os grupos.

	X	T₁
		C₁

DESENHOS QUASE-EXPERIMENTAIS

- O controle é construído com base na propensão do indivíduo de ingressar no programa.
- Busca-se obter grupo de comparação que corresponda ao grupo de beneficiários:
 - Com base em certas características (sociais, econômicas...) estima-se a probabilidade de um indivíduo de participar do programa.
 - Com base nessa propensão (exercício de emparelhamento), constitui-se o grupo de controle.
- Estima-se os efeitos na comparação entre o grupo de tratamento e o grupo de controle, antes e depois do programa.

T_0	X	T_1
C_0		C_1

DESENHOS NÃO-EXPERIMENTAIS

- Ausência de grupos de controle torna mais difícil isolar causas que geram impactos na variável de interesse.
- Pode ser realizada análise reflexiva para estimar efeitos dos programas, com comparação dos resultados obtidos pelos beneficiários antes e depois do programa.
- Modelo antes-depois:

T_0	X	T_1

- Modelo somente depois com grupo de comparação:

	X	T_1	T_2
		C_1	C_2

- Modelo somente depois:

	X	T_1	T_2

DESENHO DA AVALIAÇÃO	MÉTODO DE ESTIMAÇÃO DE IMPACTO
EXPERIMENTAL	COMPARAÇÃO DE MÉDIAS
QUASE-EXPERIMENTAL	REGRESSÃO MÚLTIPLA & DIFERENÇA EM DIFERENÇAS
NÃO-EXPERIMENTAL	REGRESSÃO MÚLTIPLA

CAPÍTULO 3 - WOOLDRIDGE
ANÁLISE DE REGRESSÃO MÚLTIPLA:
ESTIMAÇÃO

MODELO DE REGRESSÃO MÚLTIPLA

- A desvantagem de usar análise de **regressão simples** é o fato de ser difícil que todos os outros fatores que afetam y não estejam correlacionados com x .
- Análise de **regressão múltipla** possibilita *ceteris paribus* (outros fatores constantes), pois permite controlar muitos outros fatores que afetam a variável dependente simultaneamente.
- Isso auxilia no teste de teorias e hipóteses, quando possuímos dados não-experimentais.
- Ao utilizar mais fatores na explicação de y , uma maior variação de y será explicada pelo modelo.
- Este é o modelo mais utilizado nas ciências sociais.
- O método de MQO é usado para estimar os parâmetros do modelo de regressão múltipla.

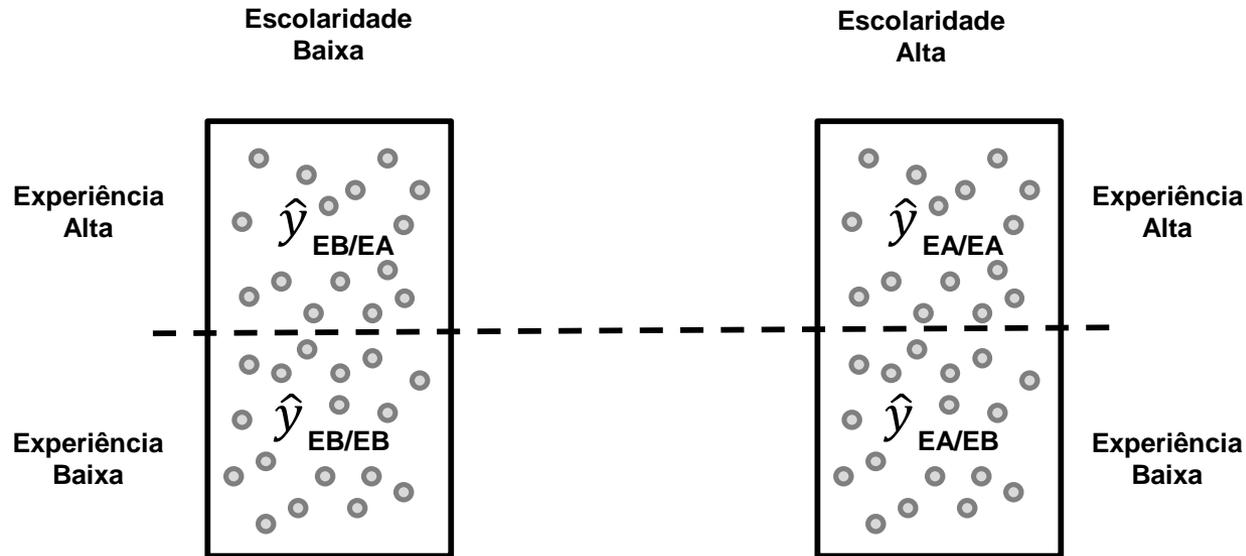
MODELO COM DUAS VARIÁVEIS INDEPENDENTES

$$\textit{salário}_h = \beta_0 + \beta_1 \textit{escol} + \beta_2 \textit{exper} + u$$

- Salário é determinado por escolaridade, experiência e outros fatores não-observáveis (Equação Minceriana).
- β_1 mede o efeito de escolaridade sobre salário, mantendo todos os outros fatores fixos (*ceteris paribus*).
- β_2 mede o efeito de experiência sobre salário, mantendo todos os outros fatores fixos.
- Como experiência foi inserida na equação, podemos medir o efeito de escolaridade sobre salário, mantendo experiência fixa.
- Na regressão simples, teríamos que assumir que experiência não é correlacionada com escolaridade, o que é uma hipótese fraca.

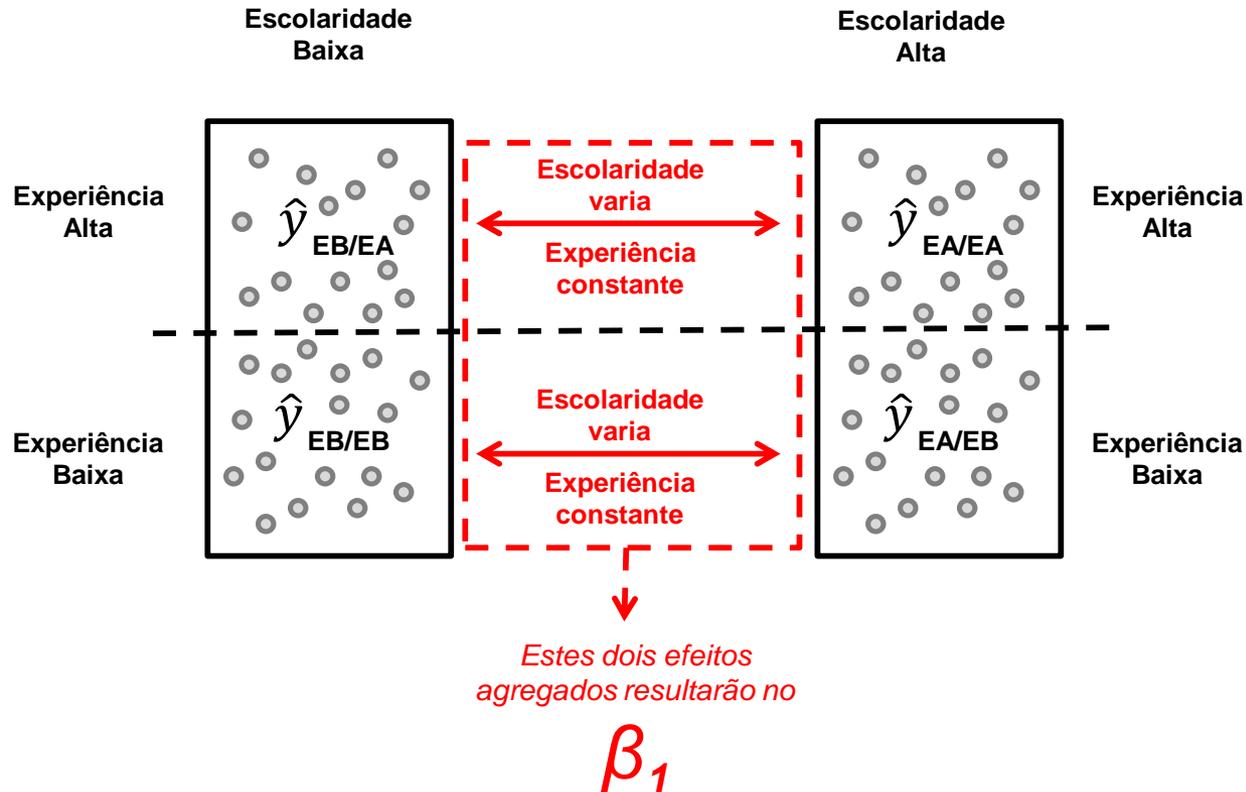
ENTENDENDO ANÁLISE *CETERIS PARIBUS* NA REGRESSÃO MÚLTIPLA

$$salário_{ih} = \beta_0 + \beta_1 escol + \beta_2 exper + u$$



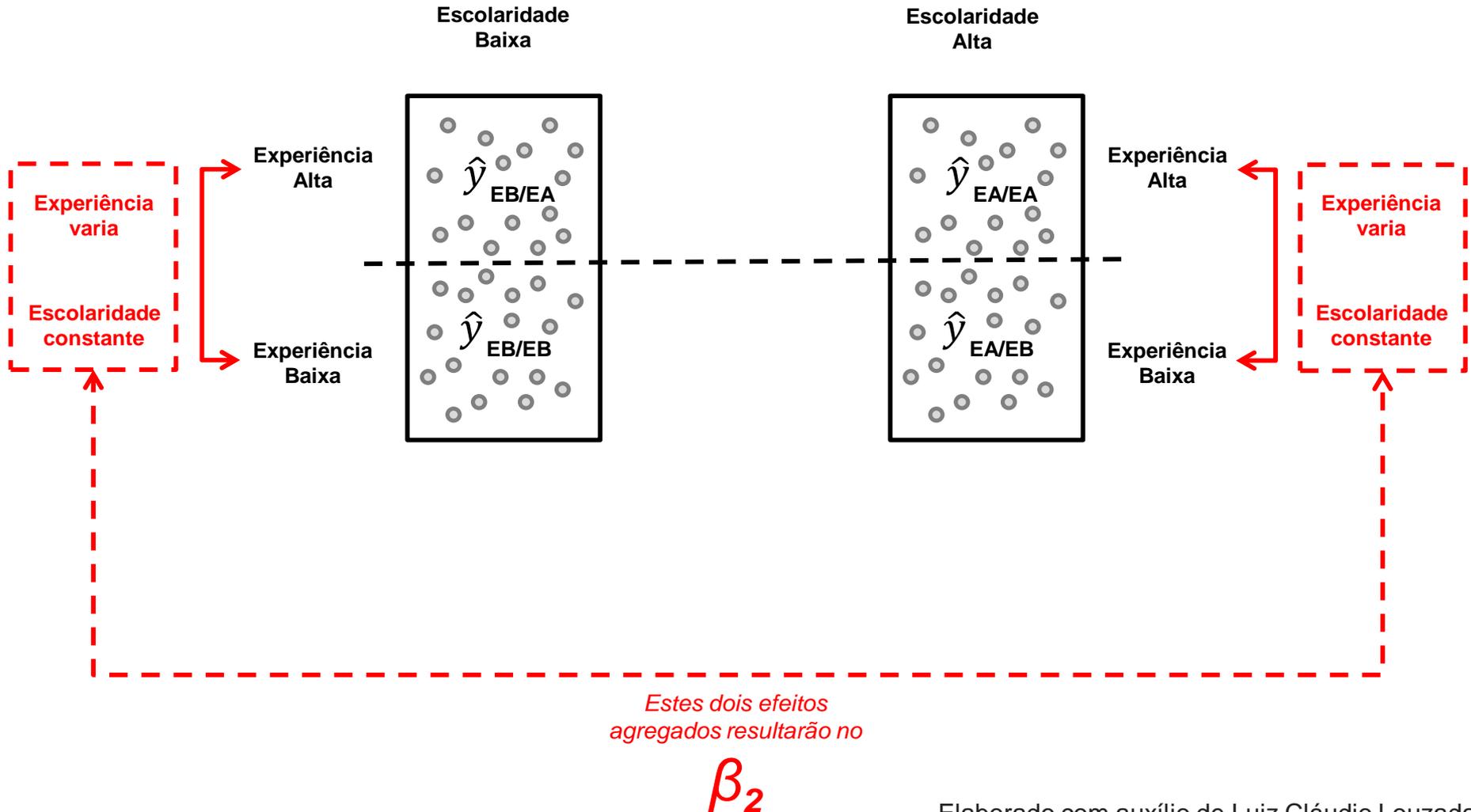
ENTENDENDO ANÁLISE *CETERIS PARIBUS* NA REGRESSÃO MÚLTIPLA

$$salário_{ih} = \beta_0 + \beta_1 escol + \beta_2 exper + u$$



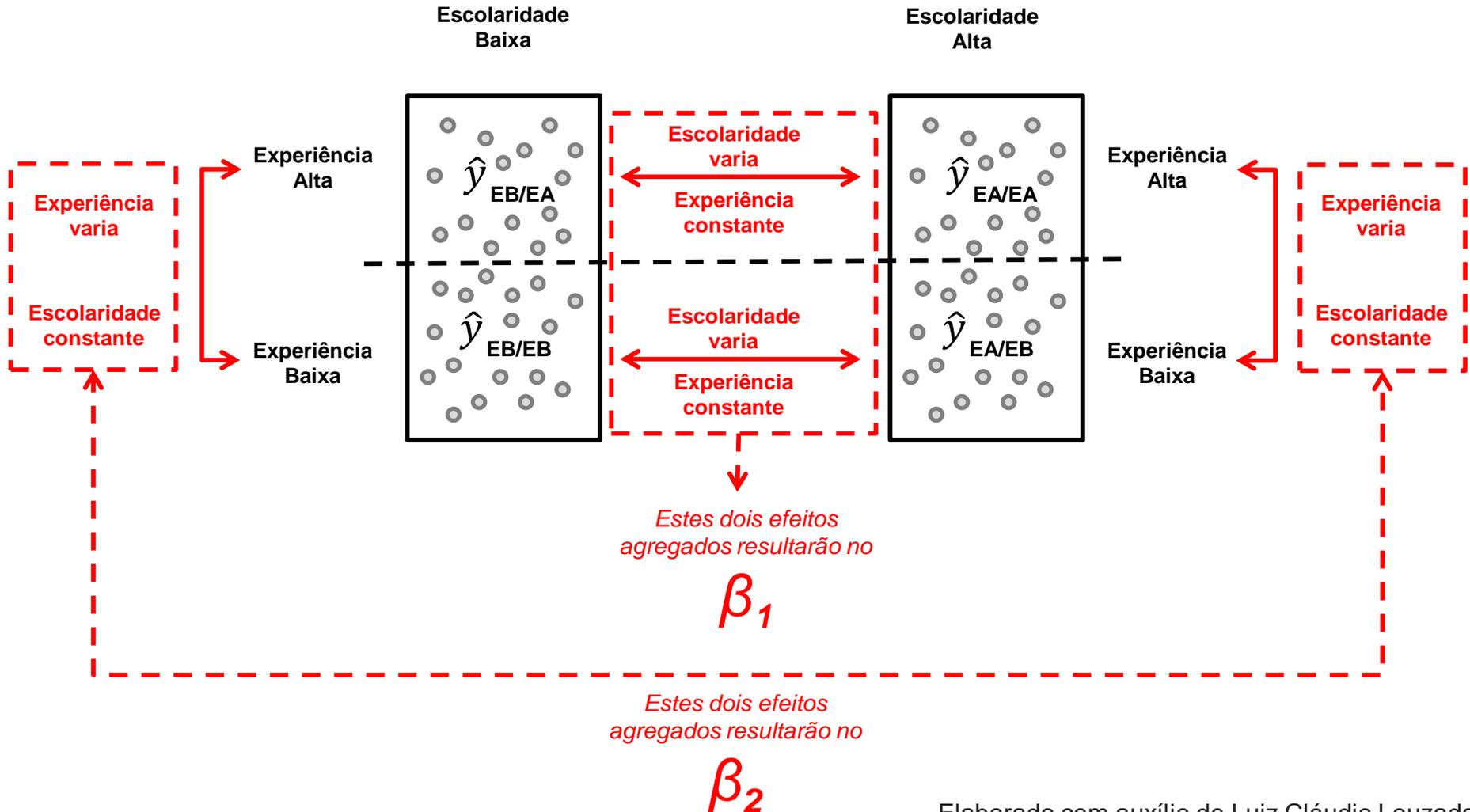
ENTENDENDO ANÁLISE *CETERIS PARIBUS* NA REGRESSÃO MÚLTIPLA

$$salário_{ih} = \beta_0 + \beta_1 escol + \beta_2 exper + u$$



ENTENDENDO ANÁLISE *CETERIS PARIBUS* NA REGRESSÃO MÚLTIPLA

$$\text{salário}_{ih} = \beta_0 + \beta_1 \text{escol} + \beta_2 \text{exper} + u$$



EXEMPLOS COM PNAD DE MINAS GERAIS DE 2007

- O banco de dados de pessoas possui informação de anos de escolaridade (anest), idade (idpia), rendimento no trabalho principal (renpri), logaritmo do rendimento no trabalho principal (lnrenpri) e peso da pessoa (v4729):

	anest	idpia	renpri	lnrenpri	v4729
1	4	42	380	5,940171	613
2	4	62	530	6,272877	613
3	11	33	800	6,684612	613
4	6	25	350	5,857933	613
5	11	33	1600	7,377759	613
6	11	45	743	6,610696	613
7	11	38	500	6,214608	613
8	14	36	580	6,363028	613
9	4	39	380	5,940171	613
10	11	25	400	5,991465	613
11	11	31	8000	8,987197	612
12	8	33	459	6,12905	613
13	8	33	380	5,940171	613
14	0	50	120	4,787492	612
15	8	46	600	6,39693	612
16	8	40	550	6,309918	612
17	8	34	600	6,39693	612
18	10	27	400	5,991465	613
19	4	39	380	5,940171	613
20	4	33	380	5,940171	613

EXEMPLO 1: PNAD DE MINAS GERAIS DE 2007

– Escolaridade e idade explicando rendimento:

```
. reg renpri anest idpia [aweight=v4729]
(sum of wgt is 8.4521e+06)
```

Source	SS	df	MS			
Model	3.9215e+09	2	1.9608e+09	Number of obs =	15682	
Residual	2.1184e+10	15679	1351081.24	F(2, 15679) =	1451.25	
Total	2.5105e+10	15681	1600989.85	Prob > F =	0.0000	
				R-squared =	0.1562	
				Adj R-squared =	0.1561	
				Root MSE =	1162.4	

renpri	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
anest	113.8647	2.322679	49.02	0.000	109.312	118.4175
idpia	26.9488	.7925765	34.00	0.000	25.39526	28.50234
_cons	-1071.595	39.02647	-27.46	0.000	-1148.091	-995.0986

EXEMPLO 2: PNAD DE MINAS GERAIS DE 2007

– Escolaridade e idade explicando logaritmo do rendimento:

```
. reg lnrenpri anest idpia [aweight=v4729]
(sum of wgt is 8.4521e+06)
```

Source	SS	df	MS			
Model	2962.15421	2	1481.07711	Number of obs =	15682	
Residual	8237.31092	15679	.525372212	F(2, 15679) =	2819.10	
Total	11199.4651	15681	.714206054	Prob > F =	0.0000	
				R-squared =	0.2645	
				Adj R-squared =	0.2644	
				Root MSE =	.72483	

lnrenpri	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interva]	
anest	.1014244	.0014484	70.03	0.000	.0985854	.1042634
idpia	.0217022	.0004942	43.91	0.000	.0207335	.022671
_cons	4.687027	.0243362	192.60	0.000	4.639325	4.734729

MODELO GERAL DE DUAS VARIÁVEIS INDEPENDENTES

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

- β_0 é o intercepto.
- β_1 mede a variação em y com relação a x_1 , mantendo os outros fatores constantes.
- β_2 mede a variação em y com relação a x_2 , mantendo os outros fatores constantes.

RELAÇÕES FUNCIONAIS ENTRE VARIÁVEIS

- A regressão múltipla é útil para generalizar relações funcionais entre variáveis.
- Por exemplo:

$$cons = \beta_0 + \beta_1 rend + \beta_2 rend^2 + u$$

- Variação no consumo decorrente de variação na renda é:

$$\frac{\Delta cons}{\Delta rend} \approx \beta_1 + 2\beta_2 rend$$

- O efeito marginal da renda sobre o consumo depende tanto de β_2 como de β_1 e do nível de renda.
- A definição das variáveis independentes é sempre importante na interpretação dos parâmetros.
- Sempre existe um valor positivo de x , no qual o efeito de x sobre y é zero, chamado de ponto crítico: $x^* = |\beta_1 / (2\beta_2)|$.

HIPÓTESE SOBRE u EM RELAÇÃO A x_1 E x_2

$$E(u/x_1, x_2) = 0$$

- Para qualquer valor de x_1 e x_2 na população, o fator não-observável médio é igual a zero.
- Isso implica que outros fatores que afetam y não estão, em média, relacionados com as variáveis explicativas.
- Os níveis médios dos fatores não-observáveis devem ser os mesmos nas combinações das variáveis independentes.
- A esperança igual a zero significa que a relação funcional entre as variáveis explicada e as explicativas está correta.
- No exemplo da renda ao quadrado, não é preciso incluir $rend^2$, já que ela é conhecida quando se conhece $rend$:

$$E(u/rend) = 0$$

EXEMPLO 3: PNAD DE MINAS GERAIS DE 2007

– Idade e idade ao quadrado explicando rendimento:

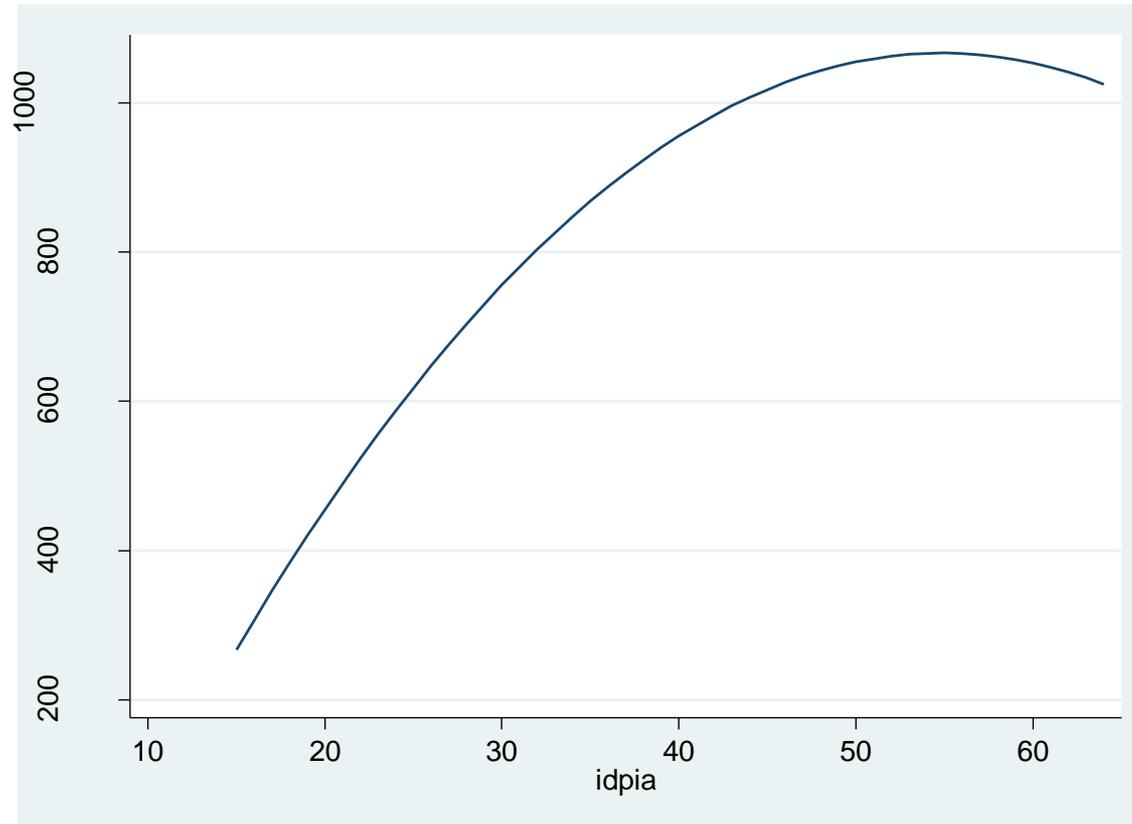
```
. reg renpri idpia idquad [aweight=v4729]
(sum of wgt is 8.4521e+06)
```

Source	SS	df	MS			
Model	765311134	2	382655567	Number of obs =	15682	
Residual	2.4340e+10	15679	1552382.85	F(2, 15679) =	246.50	
Total	2.5105e+10	15681	1600989.85	Prob > F =	0.0000	
				R-squared =	0.0305	
				Adj R-squared =	0.0304	
				Root MSE =	1245.9	

renpri	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
idpia	55.13908	5.037051	10.95	0.000	45.26588	65.01228
idquad	-.5022615	.0656772	-7.65	0.000	-.6309963	-.3735267
_cons	-446.5655	89.82328	-4.97	0.000	-622.6295	-270.5015

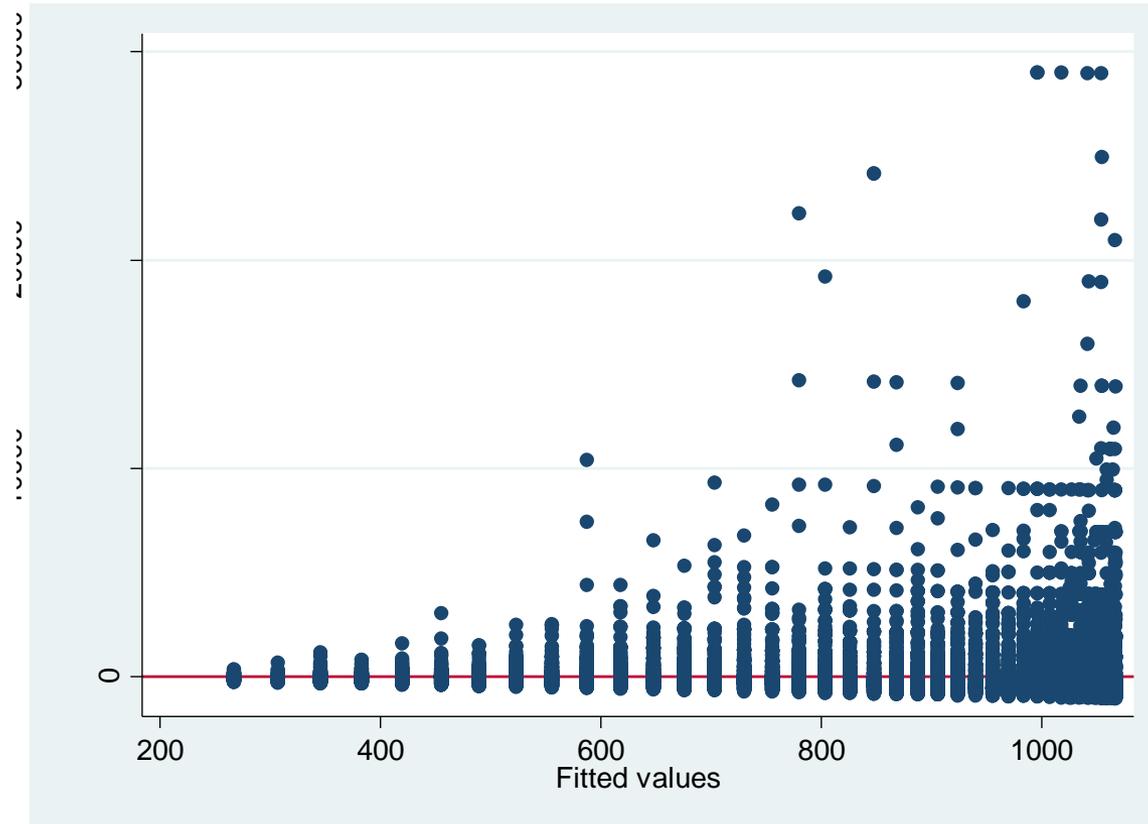
EXEMPLO 3: PNAD DE MINAS GERAIS DE 2007

– Renda predita por idade:



EXEMPLO 3: PNAD DE MINAS GERAIS DE 2007

– Resíduos por renda predita:



EXEMPLO 4: PNAD DE MINAS GERAIS DE 2007

– Idade e idade ao quadrado explicando logaritmo do rendimento:

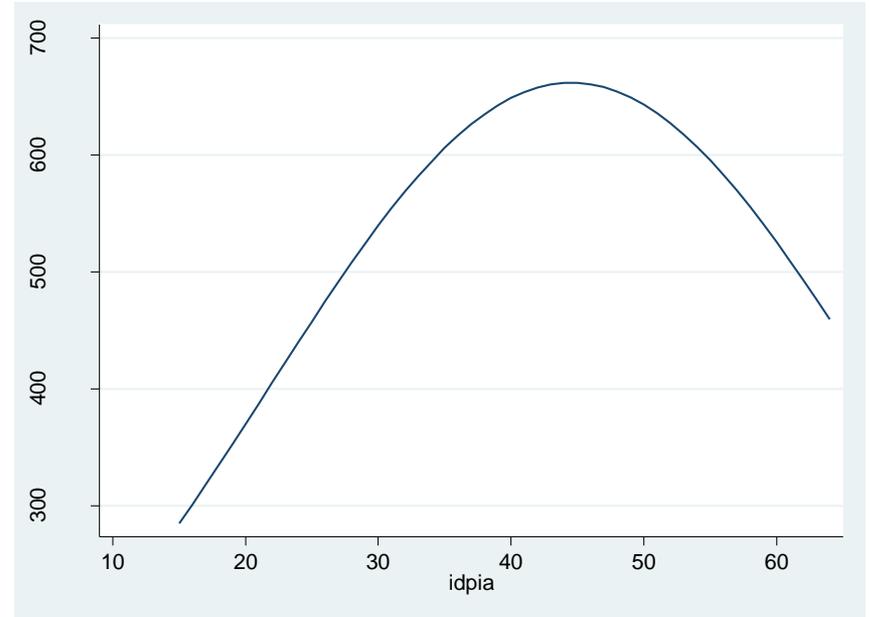
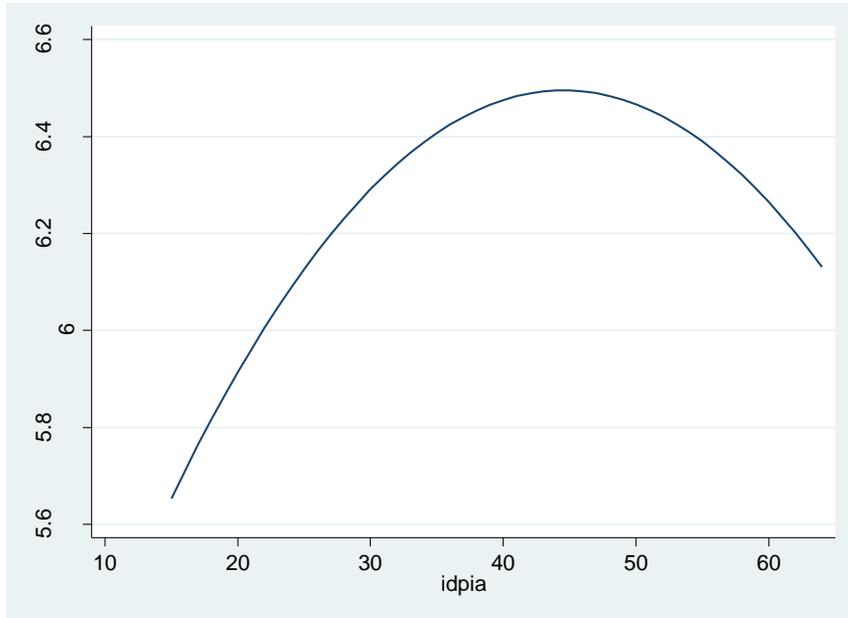
```
. reg lnrenpri idpia idquad [aweight=v4729]
(sum of wgt is 8.4521e+06)
```

Source	SS	df	MS			
Model	720.724017	2	360.362009	Number of obs =	15682	
Residual	10478.7411	15679	.668329684	F(2, 15679) =	539.20	
Total	11199.4651	15681	.714206054	Prob > F =	0.0000	
				R-squared =	0.0644	
				Adj R-squared =	0.0642	
				Root MSE =	.81751	

lnrenpri	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
idpia	.0859434	.003305	26.00	0.000	.0794652	.0924216
idquad	-.0009645	.0000431	-22.38	0.000	-.001049	-.0008801
_cons	4.580841	.0589366	77.72	0.000	4.465319	4.696364

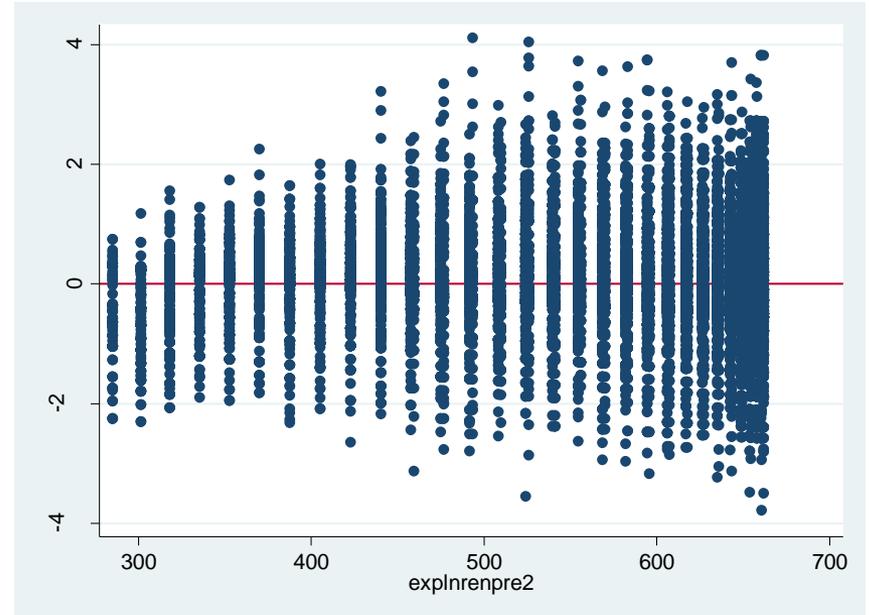
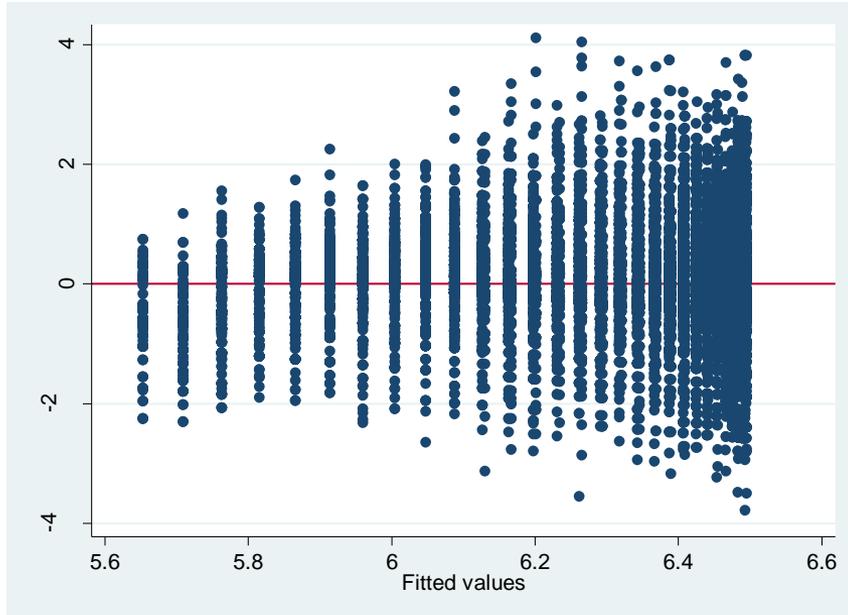
EXEMPLO 4: PNAD DE MINAS GERAIS DE 2007

– Renda predita por idade:



EXEMPLO 4: PNAD DE MINAS GERAIS DE 2007

– Resíduos por renda predita:



MODELO COM k VARIÁVEIS INDEPENDENTES

$$y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \beta_3 x_3 + \cdots + \beta_k x_k + u$$

- Esse é o modelo de regressão linear múltipla geral ou, simplesmente, modelo de regressão múltipla.
- Há $k + 1$ parâmetros populacionais desconhecidos, já que temos k variáveis independentes e um intercepto.
- Os parâmetros β_1 a β_k são chamados de parâmetros de inclinação, mesmo que eles não tenham exatamente este significado.
- **A regressão é “linear” porque é linear nos β_j , mesmo que seja uma relação não-linear entre a variável dependente e as variáveis independentes:**

$$y = \beta_0 + \beta_1 \log(x_1) + \beta_2 x_2 + \beta_3 x_2^2 + u$$

OBTENÇÃO DAS ESTIMATIVAS DE MQO

- Reta de regressão de MQO ou função de regressão amostral (FRA):

$$\hat{y} = \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 x_1 + \hat{\beta}_2 x_2 + \dots + \hat{\beta}_k x_k$$

- O método de mínimos quadrados ordinários escolhe as estimativas que minimizam a soma dos resíduos quadrados.
- Dadas n observações de y , x_1 , x_2 , ... e x_k , as estimativas dos parâmetros são escolhidas para fazer com que a expressão abaixo tenha o menor valor possível:

$$\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{\beta}_0 - \hat{\beta}_1 x_{i1} - \dots - \hat{\beta}_k x_{ik})^2$$

INTERPRETAÇÃO DA EQUAÇÃO DE REGRESSÃO

- Novamente a reta de regressão de MQO:

$$\hat{y} = \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 x_1 + \hat{\beta}_2 x_2 + \cdots + \hat{\beta}_k x_k$$

- O intercepto é o valor previsto de y quando todas as variáveis independentes são iguais a zero.
- As estimativas dos demais parâmetros têm interpretações de efeito parcial (*ceteris paribus*).
- Da equação acima, temos:

$$\Delta \hat{y} = \hat{\beta}_1 \Delta x_1 + \hat{\beta}_2 \Delta x_2 + \cdots + \hat{\beta}_k \Delta x_k$$

- O coeficiente de x_1 mede a variação em y devido a um aumento de uma unidade em x_1 , mantendo todas as outras variáveis independentes constantes:

$$\Delta \hat{y} = \hat{\beta}_1 \Delta x_1, \text{ sendo: } \Delta x_2 = \cdots = \Delta x_k = 0$$

SIGNIFICADO DE “MANTER OUTROS FATORES FIXOS”

- Regressão múltipla permite interpretação *ceteris paribus* mesmo que dados não sejam coletados de maneira *ceteris paribus*.
- Os dados são coletados por amostra aleatória que não estabelece restrições sobre os valores a serem obtidos das variáveis independentes.
- Ou seja, a regressão múltipla permite simular situação de outros fatores constantes, sem restringir a coleta de dados.
- Essa modelagem permite realizar em ambientes não-experimentais o que cientistas naturais realizam em experimentos de laboratório (mantendo outros fatores fixos).
- A **avaliação de impacto de políticas** pode ser realizada com regressão múltipla, mensurando relação entre variáveis independentes e dependente, com noção de *ceteris paribus*.

COMPARAÇÃO DAS ESTIMATIVAS

- Relação entre parâmetros da regressão simples e múltipla.
- Tomemos como exemplo de regressão simples:

$$\tilde{y} = \tilde{\beta}_0 + \tilde{\beta}_1 x_1$$

- ... e de regressão múltipla:

$$\hat{y} = \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 x_1 + \hat{\beta}_2 x_2$$

- Relação entre os β_1 :

$$\tilde{\beta}_1 = \hat{\beta}_1 + \hat{\beta}_2 \tilde{\delta}_1$$

- $\tilde{\delta}_1$: coeficiente de inclinação da regressão de x_{i2} sobre x_{i1} .
- Os parâmetros são iguais ($\tilde{\beta}_1 = \hat{\beta}_1$), quando:

- 1) Efeito parcial de x_2 sobre y estimado é zero na amostra:

$$\hat{\beta}_2 = 0$$

- 2) x_1 e x_2 são não-correlacionados na amostra:

$$\tilde{\delta}_1 = 0$$

GRAU DE AJUSTE

- O R^2 nunca diminui quando outra variável independente é adicionada na regressão.
- Isso ocorre porque a soma dos resíduos quadrados nunca aumenta quando variáveis explicativas são acrescentadas ao modelo.
- Essa característica faz de R^2 um teste fraco para decidir pela inclusão de variáveis no modelo.
- O efeito parcial da variável independente (β_k) sobre y é o que deve definir se a variável deve ser inserida no modelo.
- R^2 é um grau de ajuste geral do modelo, assim como um teste para indicar o quanto um grupo de variáveis explica variações em y .

REGRESSÃO ATRAVÉS DA ORIGEM

- Em alguns modelos, pode-se avaliar que o ideal seria ter β_0 igual a zero:

$$\tilde{y} = \tilde{\beta}_1 x_1 + \tilde{\beta}_2 x_2 + \cdots + \tilde{\beta}_k x_k$$

- R^2 pode ser negativo, o que significa que a média amostral de y “explica” mais da variação em y_i do que as variáveis independentes.
- Nesse caso, devemos incluir um intercepto ou procurar novas variáveis explicativas.
- Se β_0 for diferente de zero na população, a regressão através da origem gera estimadores dos parâmetros de inclinação (β_k) viesados.
- Se β_0 for igual a zero na população, a regressão com intercepto gera maiores variâncias dos estimadores de inclinação.

VARIÂNCIAS AMOSTRAIS DOS ESTIMADORES β_j (p.91-95)

$$\text{Var}(\hat{\beta}_j) = \frac{\sigma^2}{SQT_j(1 - R_j^2)} = \frac{\sigma^2}{\sum_{i=1}^n (x_{ij} - \bar{x}_j)^2 (1 - R_j^2)}$$

- $j = 1, 2, \dots, k$ (cada variável independente do modelo).
- σ^2 é a variância do erro populacional.
- SQT_j é a variação amostral total em x_j .
- R_j^2 é o R-quadrado da regressão de cada x_j sobre todas as outras independentes.
- Vamos discutir cada termo desta fórmula...

VARIÂNCIA DO ERRO (σ^2)

- Uma variância do erro maior significa variâncias maiores dos estimadores de MQO.
- Um maior erro populacional torna mais difícil estimar o efeito parcial das variáveis independentes sobre y , o que é refletido em maiores variâncias dos estimadores de inclinação.
- Visto que σ^2 é uma característica da população, ela não tem nada a ver com o tamanho da amostra.
- Este é o componente desconhecido da fórmula da variância amostral do estimador de inclinação de MQO.
- Há somente uma maneira de reduzir a variância do erro, que é adicionar mais variáveis explicativas à equação (retirar alguns fatores do termo de erro).

VARIÂNCIA AMOSTRAL TOTAL EM x_j (SQT_j)

- Mesmo não sendo possível escolher os valores amostrais das variáveis independentes, a variância amostral (SQT_j) aumenta ao aumentar o tamanho da amostra.
- Por outro lado, se temos uma amostra pequena, não haverá muita variação de x_{ij} em relação à sua média.
- Portanto, SQT_j aumenta sem limite quando o tamanho da amostra aumenta, o que diminui o erro padrão do beta estimado, aumentando a significância estatística (teste t).

$$Var(\hat{\beta}_j) = \frac{\sigma^2}{SQT_j(1 - R_j^2)}$$

RELAÇÕES LINEARES ENTRE AS INDEPENDENTES (R_j^2)

- Este R-quadrado é distinto do R-quadrado da regressão de y sobre x_1, x_2, \dots, x_k .
- O R_j^2 é obtido de uma regressão em que cada x_j desempenha o papel de variável dependente, tomando as demais variáveis como independentes.
- Quando R_j^2 cresce, a variância amostral do estimador de inclinação torna-se maior.

$$Var(\hat{\beta}_j) = \frac{\sigma^2}{SQT_j(1 - R_j^2)}$$

- Ou seja, um grau elevado de relação linear entre as variáveis independentes pode levar a variâncias grandes dos estimadores de inclinação de MQO.

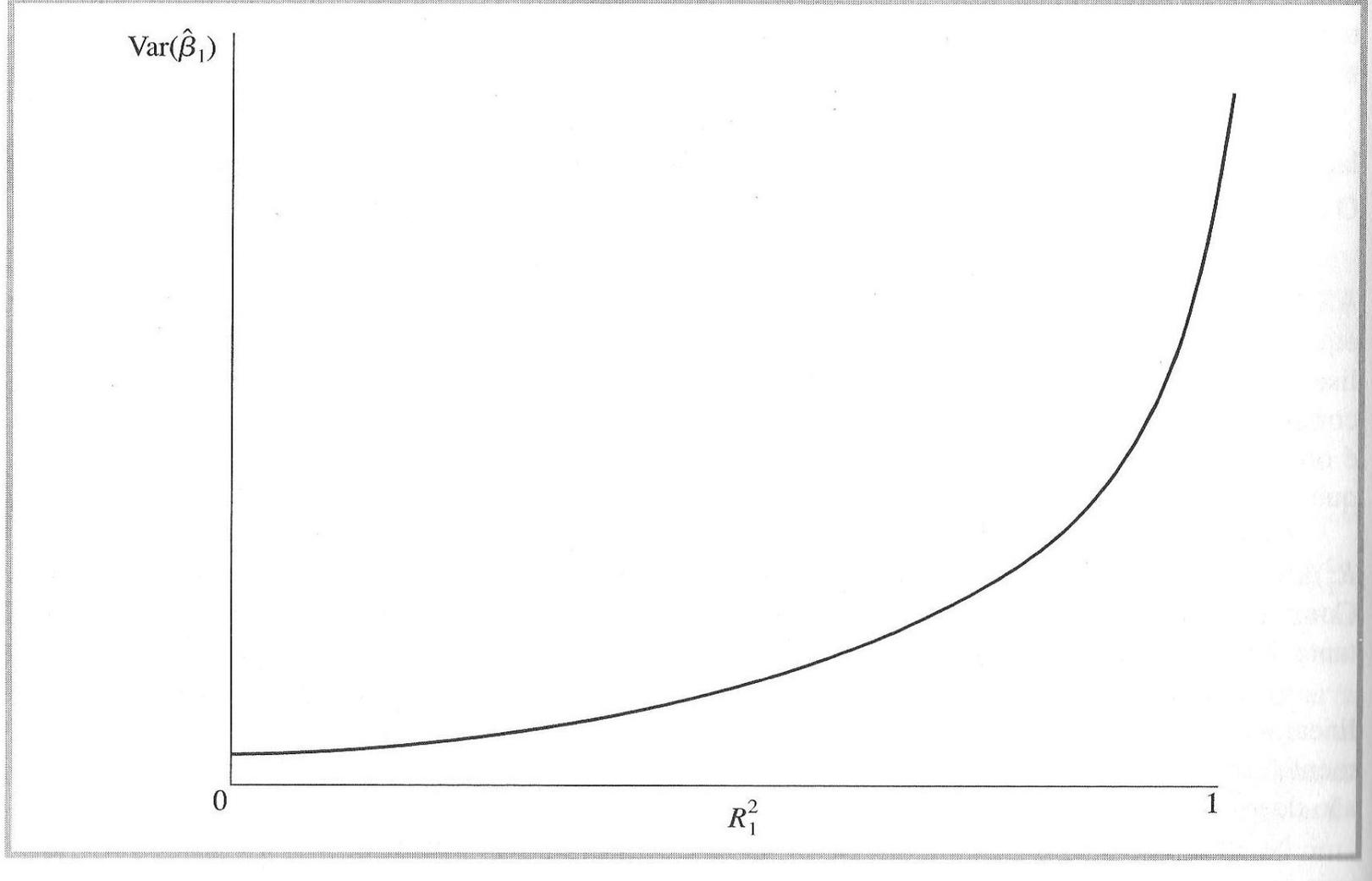
DIFERENTES VALORES DE R_j^2

- R_j^2 é a proporção da variação total de x_j que pode ser explicada pelas outras variáveis independentes.
- Para dados σ^2 e SQT_j , a menor variância estimada de β_j é obtida quando x_j tem correlação amostral zero com as demais variáveis independentes ($R_j^2=0$).
- Se $R_j^2=1$, x_j é uma **combinação linear perfeita** de algumas variáveis independentes da regressão.
- Quando R_j^2 está próximo de um, há correlação alta (mas não perfeita) entre duas ou mais variáveis independentes, o que denota **multicolinearidade** no modelo.
- Não há um valor definido de R_j^2 para concluir que a multicolinearidade é um problema em nosso modelo.
- O fato de R_j^2 ser alto, somente ocasionará uma variância grande do estimador de inclinação, em combinação com valores específicos de σ^2 e SQT_j .

VARIÂNCIA DO ESTIMADOR DE INCLINAÇÃO POR R_j^2

Figura 3.1

$\text{Var}(\hat{\beta}_j)$ como uma função de R_j^2 .



VALOR ESPERADOS DOS ESTIMADORES DE MQO

HIPÓTESE RLM.1 (LINEAR NOS PARÂMETROS)

- Modelo na população pode ser escrito como:

$$y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \beta_3 x_3 + \cdots + \beta_k x_k + u$$

- $\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_k$ são parâmetros desconhecidos (constantes) de interesse, e u é um erro aleatório não-observável ou um termo de perturbação aleatória.

HIPÓTESE RLM.2 (AMOSTRAGEM ALEATÓRIA)

- Temos uma amostra aleatória de n observações do modelo populacional acima.

HIPÓTESE RLM.3 (MÉDIA CONDICIONAL ZERO)

- O erro u tem um valor esperado igual a zero, dados quaisquer valores das variáveis independentes:

$$E(u|x_1, x_2, \dots, x_k) = 0$$

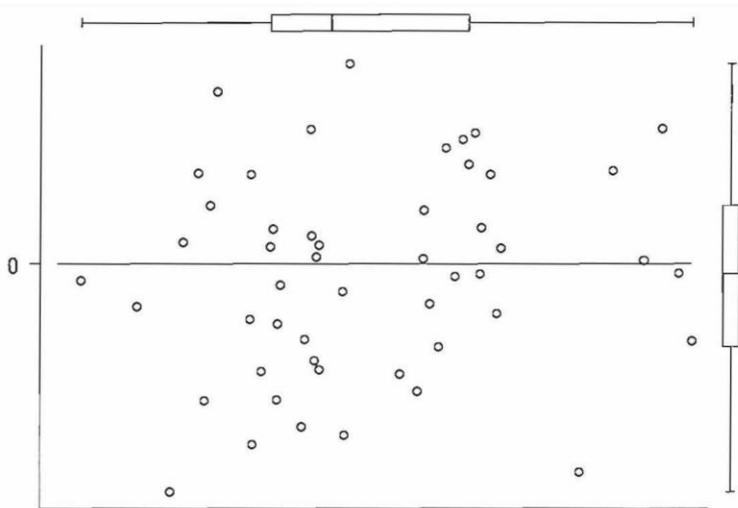
HIPÓTESE RLM.4 (COLINEARIDADE NÃO PERFEITA)

- Na amostra e na população, nenhuma das variáveis independentes é constante, e não há relações lineares exatas entre as variáveis independentes.
- As variáveis independentes devem ser correlacionadas entre si, mas não deve haver **colinearidade perfeita** (por exemplo, uma variável não pode ser múltiplo de outra).
- Altos graus de correlação entre variáveis independentes e tamanho pequeno da amostra aumentam variância de beta.
- Correlação alta (mas não perfeita) entre duas ou mais variáveis não é desejável (**multicolinearidade**).
- Por outro lado, **se a correlação for nula**, não é necessário regressão múltipla, mas sim regressão simples, já que o termo de erro englobaria todos fatores não-observáveis e não-relacionados com as variáveis independentes.

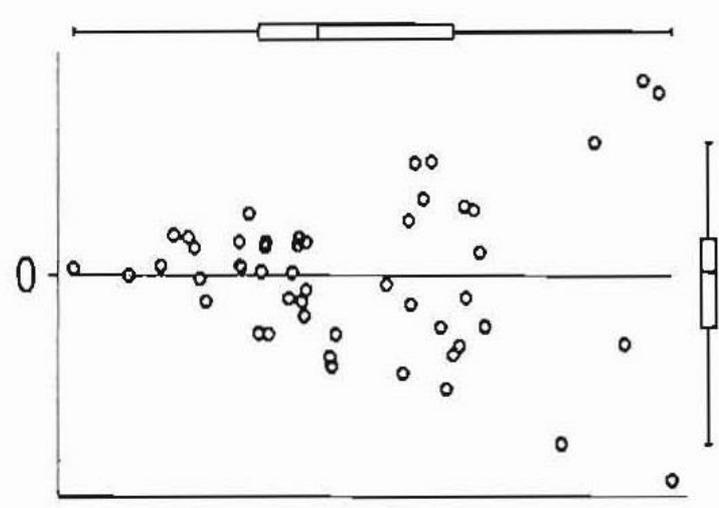
HIPÓTESE RLM.5 (HOMOSCEDASTICIDADE)

- A variância do termo erro (u), condicionada às variáveis explicativas, é a mesma para todas as combinações de resultados das variáveis explicativas.
- Se essa hipótese é violada, o modelo exibe heteroscedasticidade.

HOMOSCEDASTICIDADE



HETEROSCEDASTICIDADE



Fonte: Hamilton, 1992: 52-53.

TEOREMA DE GAUSS-MARKOV

- Sob as hipóteses RLM.1 a RLM.5, os parâmetros estimados do intercepto e de inclinação são os melhores estimadores lineares não-viesados dos parâmetros populacionais:

Best Linear Unbiased Estimators (BLUEs)

- Em outras palavras, os estimadores de mínimos quadrados ordinários (MQO) são os melhores estimadores lineares não-viesados.