

AULAS 24 E 25

Análise de regressão múltipla: inferência

Ernesto F. L. Amaral

05 e 07 de novembro de 2013
Metodologia de Pesquisa (DCP 854B)

Fonte:

Wooldridge, Jeffrey M. “Introdução à econometria: uma abordagem moderna”. São Paulo: Cengage Learning, 2008. Capítulo 4 (pp.110-157).

TRANSFORMAÇÃO É QUESTÃO EMPÍRICA

- Os objetivos de realizar transformações de variáveis independentes e dependente são:
 - Alcançar distribuição normal da variável dependente.
 - Estabelecer correta relação entre variável dependente e independentes.
- Fazer uma transformação de salário, especialmente tomando o log, produz uma distribuição que está mais próxima da normal.
- Sempre que y assume apenas alguns valores, não podemos ter uma distribuição próxima de uma distribuição normal.
- “Essa é uma questão empírica.” (Wooldridge, 2008: 112)

EXEMPLOS DE TRANSFORMAÇÕES

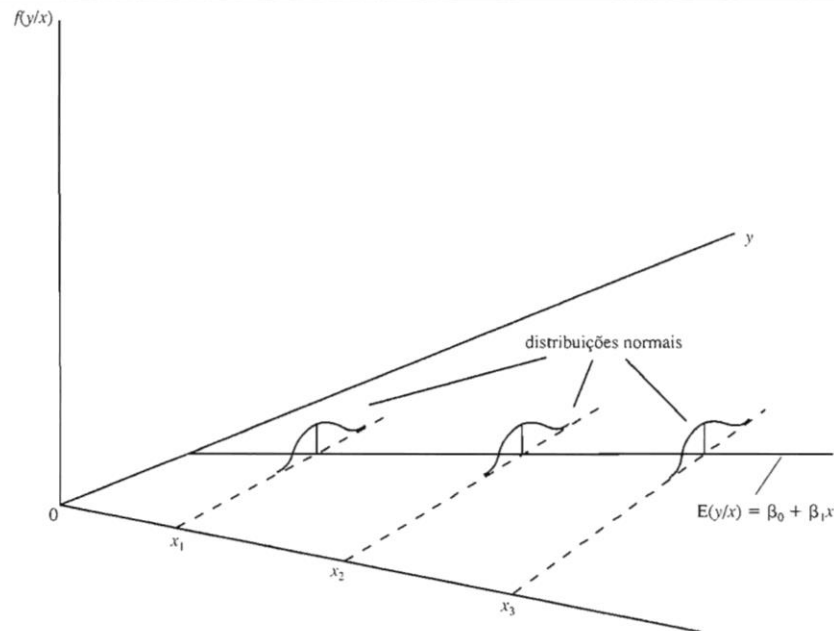
- **Variável dependente em alguns modelos:**
- Lineares (MQO): deve ter nível de mensuração de razão (contínua) e distribuição normal (logaritmo reduz concentração à esquerda de variáveis com valores positivos diferentes de zero).
- Logísticos e probit: variável dicotômica.
- Multinomiais: variável nominal com mais de duas categorias.
- Poisson: variável é contagem com concentração em zero.
- **Variável independente:**
- Se for contínua, deve ter distribuição normal (logaritmo).
- Se for contínua, também podemos calcular o quadrado (x^2) e incluir junto com variável independente original (x).
- Se for categórica, buscamos distribuição uniforme entre categorias, mas nem sempre é possível (categoria de referência geralmente possui vários casos).

MODELO LINEAR CLÁSSICO

- As hipóteses BLUE, adicionadas à hipótese da normalidade (erro não-observado é normalmente distribuído na população), são conhecidas como hipóteses do modelo linear clássico (MLC).
- Distribuição normal homoscedástica com uma única variável explicativa:

Figura 4.1

A distribuição normal homoscedástica com uma única variável explicativa.



TESTES DE HIPÓTESE

- Podemos fazer testes de hipóteses sobre um único parâmetro da função de regressão populacional.
- Os β_j são características desconhecidas da população.
- Na maioria das aplicações, nosso principal interesse é testar a hipótese nula ($H_0: \beta_j = 0$).
- Como β_j mede o efeito parcial de x_j sobre o valor esperado de y , após controlar todas as outras variáveis independentes, a hipótese nula significa que, uma vez que x_1, x_2, \dots, x_k foram considerados, x_j não tem nenhum efeito sobre o valor esperado de y .
- O teste de hipótese na regressão múltipla é semelhante ao teste de hipótese para a média de uma população normal.
- É difícil obter os coeficientes, erros-padrão e valores críticos, mas os programas econométricos (nosso amigo Stata) calculam estas estimativas automaticamente.

TESTE t

- A estatística t é a razão entre o coeficiente estimado (β_j) e seu erro padrão: $ep(\beta_j)$.
- O erro padrão é sempre positivo, então a razão t sempre terá o mesmo sinal que o coeficiente estimado.
- Valor estimado de beta distante de zero é evidência contra a hipótese nula, mas devemos ponderar pelo erro amostral.
- Como o erro-padrão de β_j é uma estimativa do desvio-padrão de β_j , **o teste t mede quantos desvios-padrão estimados β_j está afastado de zero.**
- Isso é o mesmo que testar se a média de uma população é zero, usando a estatística t padrão.
- A regra de rejeição depende da hipótese alternativa e do nível de significância escolhido do teste.
- Sempre testamos hipótese sobre parâmetros populacionais, e não sobre estimativas de uma amostra particular.

p -VALORES DOS TESTES t

- Dado o valor observado da estatística t , qual é o menor nível de significância ao qual a hipótese nula seria rejeitada?
- Não há nível de significância “correto”.
- O p -valor é a probabilidade da hipótese nula não ser rejeitada:
 - p -valores pequenos são evidências contra hipótese nula.
 - p -valores grandes fornecem pouca evidência contra H_0 .
- Se α é o nível de significância do teste, então H_0 é rejeitada se $p\text{-valor} < \alpha$.
- H_0 não é rejeitada ao nível de $100^*\alpha\%$.

TESTE: HIPÓTESES ALTERNATIVAS UNILATERAIS

$$H_1: \beta_j > 0 \quad \text{OU} \quad H_1: \beta_j < 0$$

- Devemos decidir sobre um nível de significância (geralmente de 5%).
- Corremos o risco de rejeitar erroneamente H_0 , quando ela é verdadeira, em 5% das vezes (erro tipo I igual ao α).
- Um valor suficientemente grande de t , com um nível de significância de 5%, é o 95^o percentil de uma distribuição t com $n-k-1$ graus de liberdade (ponto c).
- **Regra de rejeição** é que H_0 é rejeitada em favor de H_1 , se $t > c$ ($H_1: \beta_j > 0$) ou $t < -c$ ($H_1: \beta_j < 0$), em um nível específico.
- Quando os graus de liberdade da distribuição t ficam maiores, a distribuição t aproxima-se da distribuição normal padronizada.
- Para graus de liberdade maiores que 120, pode-se usar os valores críticos da distribuição normal padronizada.

REGRA DE REJEIÇÃO DE H_0 (UNILATERAL)

Figura 4.2

Regra de rejeição a 5% para a hipótese alternativa $H_1: \beta_j > 0$ com 28 gl.

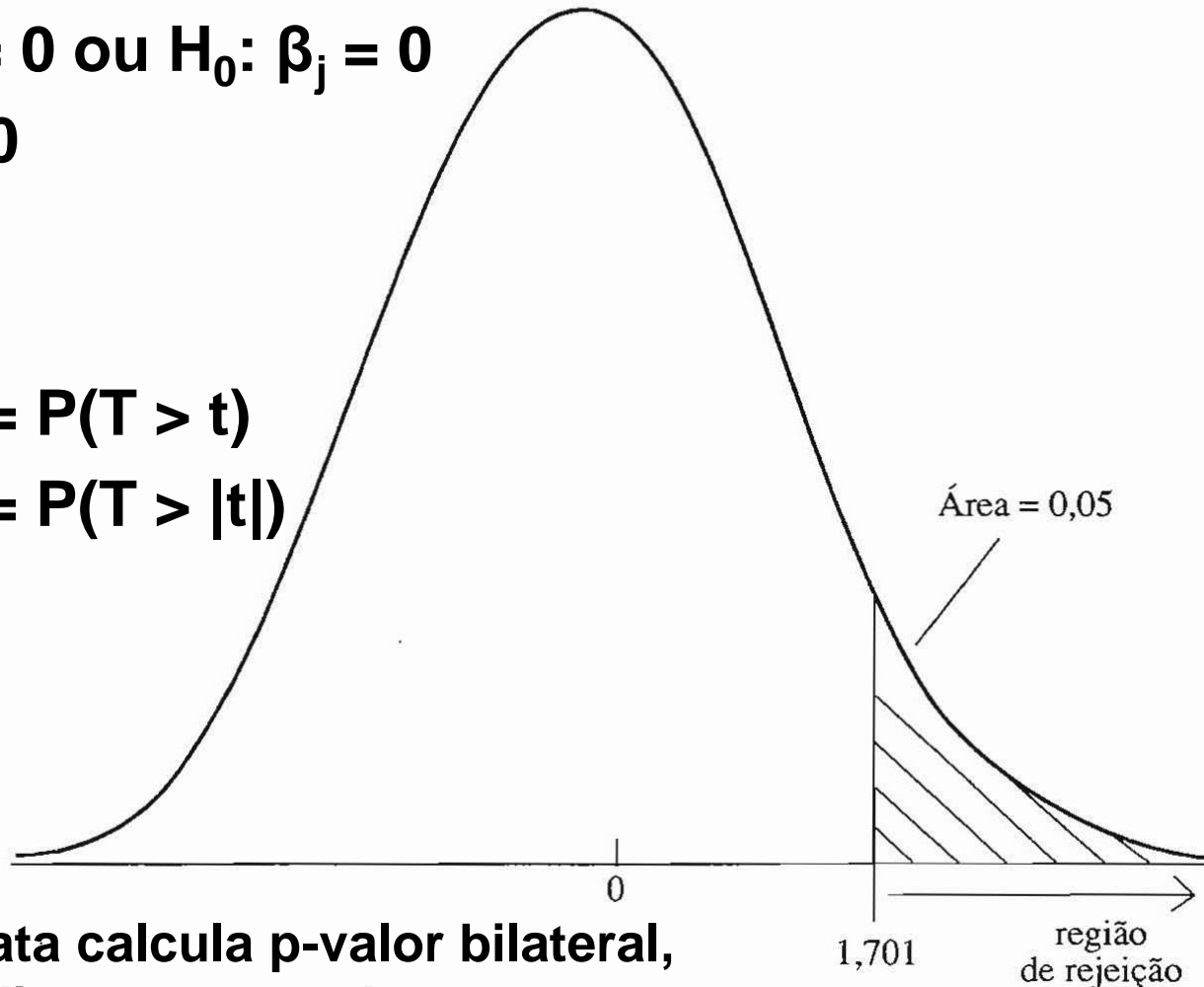
$$H_0: \beta_j \leq 0 \text{ ou } H_0: \beta_j = 0$$

$$H_1: \beta_j > 0$$

$$t_{\beta_j} > c$$

$$\text{p-valor} = P(T > t)$$

$$\text{p-valor} = P(T > |t|)$$



Como Stata calcula p-valor bilateral, é só dividir por 2 para obter o p-valor unilateral.

REGRA DE REJEIÇÃO DE H_0 (UNILATERAL)

Figura 4.3

Regra de rejeição a 5% para a hipótese alternativa $H_1: (\beta_j) < 0$, com 18 gl.

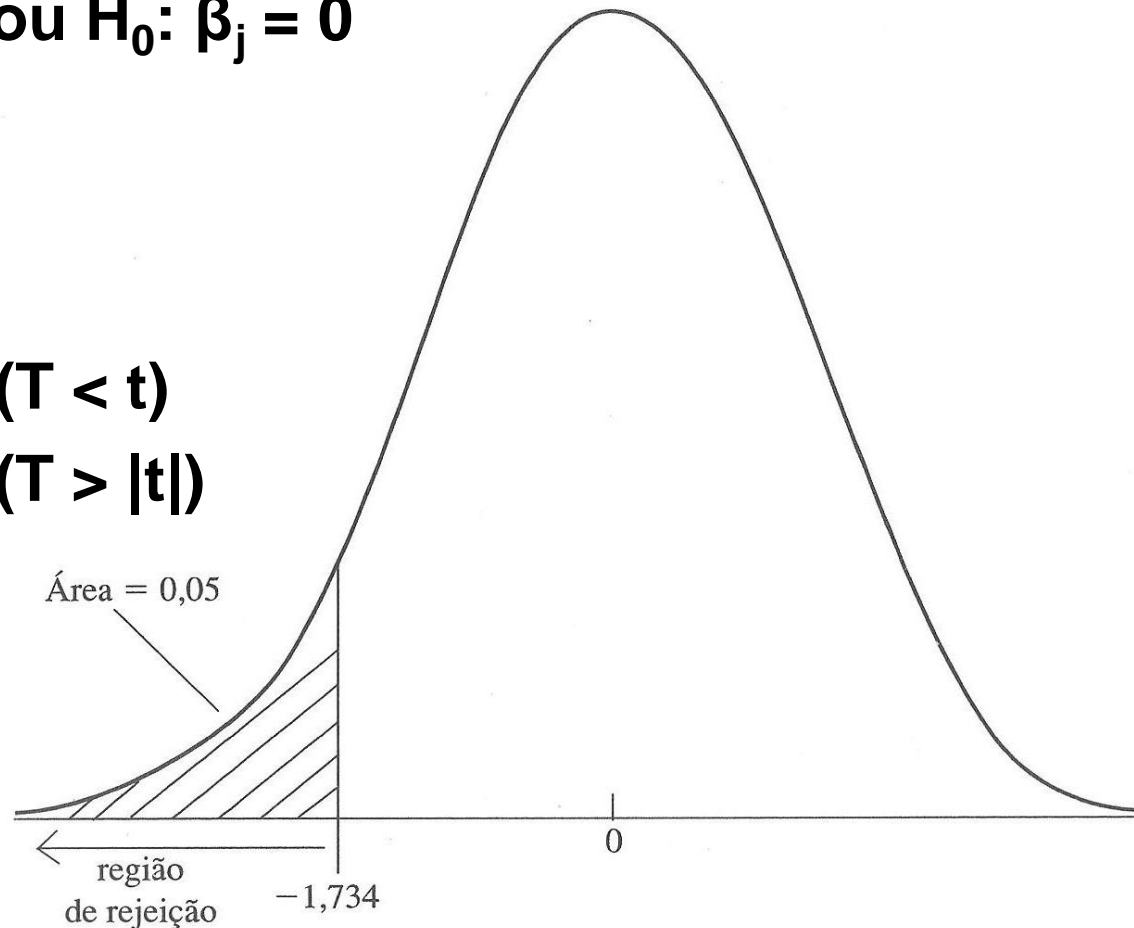
$$H_0: \beta_j \geq 0 \text{ ou } H_0: \beta_j = 0$$

$$H_1: \beta_j < 0$$

$$t_{\beta_j} < -c$$

$$\text{p-valor} = P(T < t)$$

$$\text{p-valor} = P(T > |t|)$$



Como Stata calcula p-valor bilateral, é só dividir por 2 para obter o p-valor unilateral.

TESTE: HIPÓTESES ALTERNATIVAS BILATERAIS

$$H_1: \beta_j \neq 0$$

- Essa hipótese é relevante quando o sinal de β_j não é bem determinado pela teoria.
- Usar as estimativas da regressão para nos ajudar a formular as hipóteses nula e alternativa não é permitido, porque a inferência estatística clássica pressupõe que formulamos as hipóteses nula e alternativa sobre a população antes de olhar os dados.
- Quando a alternativa é bilateral, estamos interessados no valor absoluto da estatística t . $|t| > c$.
- Para um nível de significância de 5% e em um teste bicaudal, c é escolhido de forma que a área em cada cauda da distribuição t seja igual a 2,5%.
- Se H_0 é rejeitada, x_j é estatisticamente significativa (ou estatisticamente diferente de zero) ao nível de 5%.

REGRA DE REJEIÇÃO DE H_0 (BILATERAL)

Figura 4.4

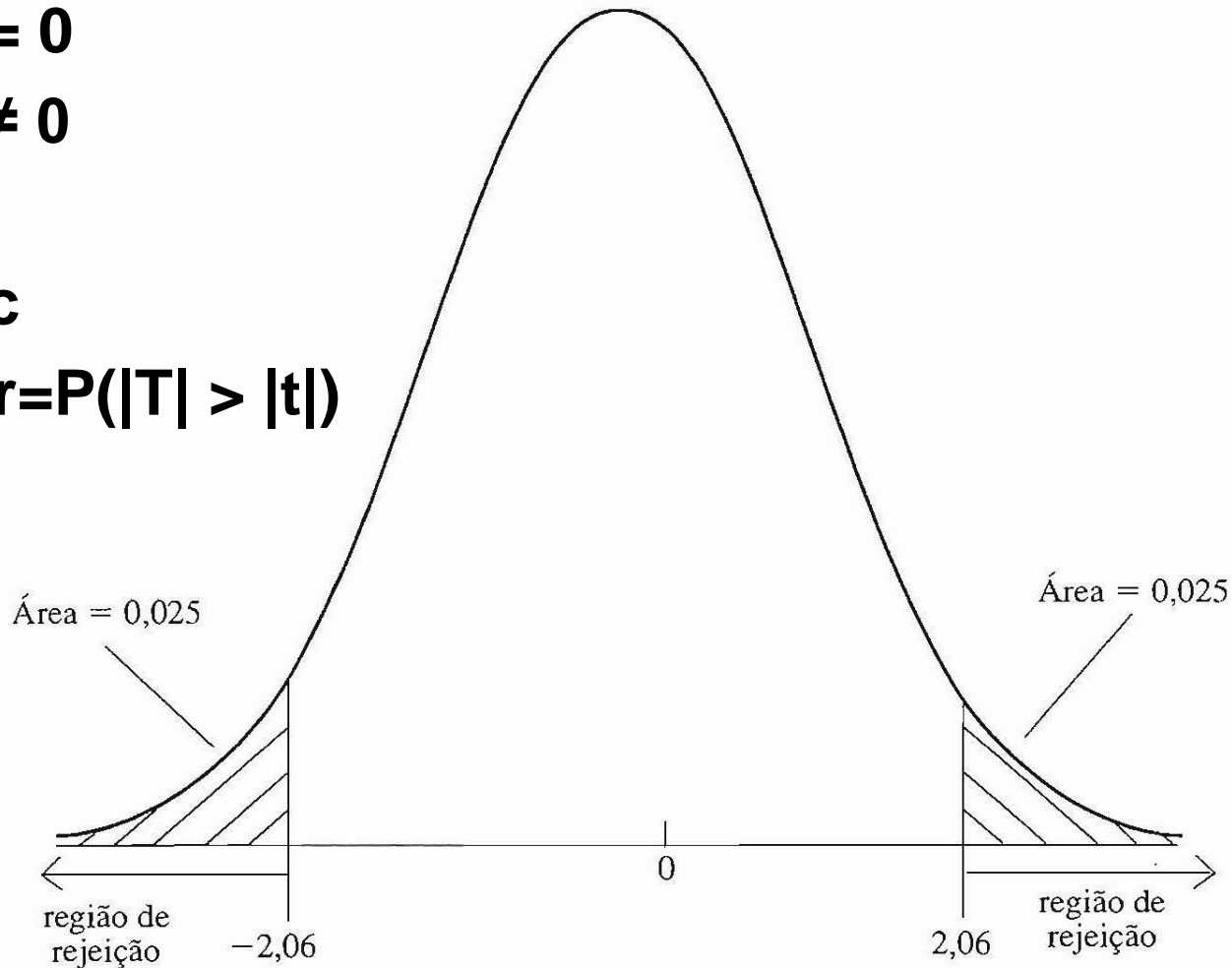
Regra de rejeição a 5% para a hipótese alternativa $H_1: \beta_j \neq 0$ com 25 gl.

$$H_0: \beta_j = 0$$

$$H_1: \beta_j \neq 0$$

$$|t_{\beta_j}| > c$$

$$\text{p-valor} = P(|T| > |t|)$$



EXEMPLO DE NÃO-REJEIÇÃO DE H_0 (BILATERAL)

Figura 4.6

Obtendo o p -valor contra uma alternativa bilateral, quando $t = 1,85$ e $gl = 40$.

p-valor

$$= P(|T| > |t|)$$

$$= P(|T| > 1,85)$$

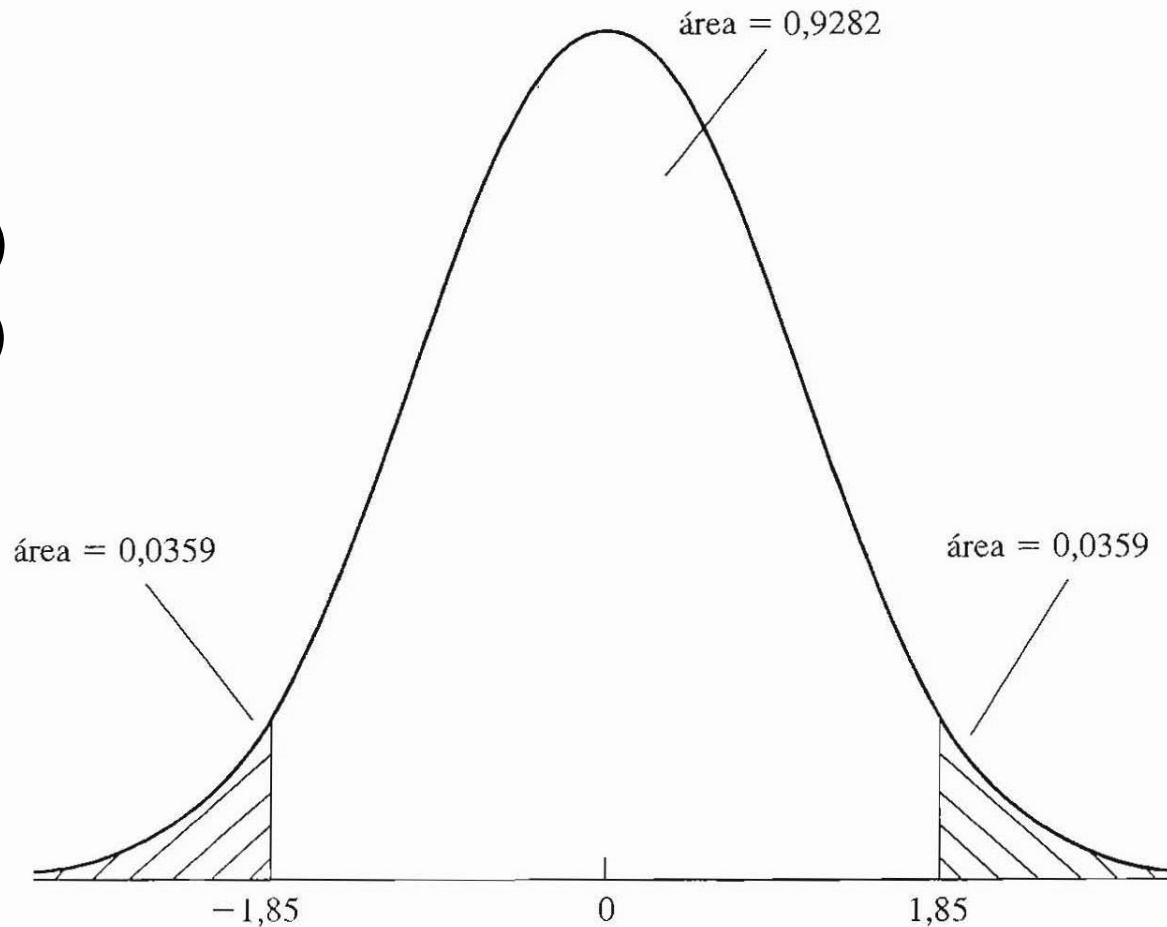
$$= 2P(T > 1,85)$$

$$= 2(0,0359)$$

$$= 0,0718$$

p-valor $> \alpha$

$$0,0718 > 0,05$$



$H_0 : \beta_j = 0$ não é rejeitada

TESTES DE OUTRAS HIPÓTESES SOBRE β_j

- Poderíamos supor que uma variável dependente (log do número de crimes) necessariamente será relacionada positivamente com uma variável independente (log do número de estudantes matriculados na universidade).
- A hipótese alternativa testará se o aumento de 1% nas matrículas aumentará o crime em mais de 1%:

$$H_0: \beta_j = 1$$

$$H_1: \beta_j > 1$$

- $t = (\text{estimativa} - \text{valor hipotético}) / (\text{erro-padrão})$
- Neste exemplo, $t = (\beta_j - 1) / \text{ep}(\beta_j)$
- Observe que adicionar 1 na hipótese nula, significa subtrair 1 no teste t .
- Rejeitamos H_0 se $t > c$, em que c é o valor crítico unilateral.

DECISÃO SOBRE HIPÓTESES

| Hipóteses | $p < \alpha$ | $p > \alpha$ |
|-----------------------------------|--------------|--------------|
| Hipótese nula (H_0) | Rejeita | Não rejeita |
| Hipótese alternativa (H_1) | Aceita | Não aceita |

– ***p-valor***: é a probabilidade de não rejeitar a hipótese nula.

– Como Stata calcula *p-valor* bilateral, divide por 2 para obter *p-valor* unilateral.

| Nível de significância (α) | Nível de confiança (NC) |
|--|----------------------------|
| 0,10 (10%) | 90% |
| 0,05 (5%) | 95% |
| 0,01 (1%) | 99% |
| 0,001 (0,1%) | 99,9% |

ERROS TIPO I E TIPO II

- Ao testar H_0 , chegamos a uma conclusão de rejeitá-la ou de deixar de rejeitá-la.
- Tais conclusões podem estar corretas ou erradas.

| | | Estado verdadeiro da natureza | |
|---------|--------------------------------------|--|---|
| | | A hipótese nula é verdadeira | A hipótese nula é falsa |
| Decisão | Decidimos rejeitar a hipótese nula. | Erro tipo I (rejeitar uma hipótese nula verdadeira) α | Decisão Correta |
| | Deixamos de rejeitar a hipótese nula | Decisão Correta | Erro tipo II (deixar de rejeitar uma hipótese nula falsa) β |

- α : probabilidade de erro tipo I (probabilidade de rejeitar hipótese nula quando ela é verdadeira).
- β : probabilidade de erro tipo II (probabilidade de deixar de rejeitar hipótese nula quando ela é falsa).

INTERVALOS DE CONFIANÇA

- Os intervalos de confiança (IC), ou estimativas de intervalo, permitem avaliar uma extensão dos valores prováveis do parâmetro populacional, e não somente estimativa pontual:
 - Valor inferior: $\beta_j - c \cdot ep(\beta_j)$
 - Valor superior: $\beta_j + c \cdot ep(\beta_j)$
- A constante c é o 97,5º percentil de uma distribuição t_{n-k-1} .
- Quando $n-k-1 > 120$, podemos usar a distribuição normal para construir um IC de 95% ($c=1,96$).
- Se amostras aleatórias fossem repetidas, então valor populacional estaria dentro do IC em 95% das amostras.
- Esperamos ter uma amostra que seja uma das 95% de todas amostras em que estimativa de intervalo contém beta.
- Se a hipótese nula for $H_0: \beta_j = a_j$, H_0 é rejeitada contra $H_1: \beta_j \neq a_j$, ao nível de significância de 5%, se a_j não está no IC.

SIGNIFICÂNCIA ECONÔMICA X ESTATÍSTICA

- É importante levar em consideração a magnitude das estimativas dos coeficientes, além do tamanho das estatísticas t .
- A **significância estatística** de uma variável x_j é determinada completamente pelo tamanho do teste t .
- A **significância econômica** (ou significância prática) da variável está relacionada ao tamanho e sinal do coeficiente beta estimado.
- Colocar muita ênfase sobre a significância estatística pode levar à conclusão falsa de que uma variável é importante para explicar y embora seu efeito estimado seja moderado.
- Com amostras grandes, os erros-padrão são pequenos, o que resulta em significância estatística.
- Erros-padrão grandes podem ocorrer por alta correlação entre variáveis independentes (multicolinearidade).

DISCUTINDO AS SIGNIFICÂNCIAS

- Verifique a **significância econômica**, lembrando que as unidades das variáveis independentes e dependente mudam a interpretação dos coeficientes beta.
- Verifique a **significância estatística**, a partir do teste t de cada variável.
- Se: (1) sinal esperado e (2) teste t grande, a variável é **significante economicamente e estatisticamente**.
- Se: (1) sinal esperado e (2) teste t pequeno, podemos aceitar p -valor maior, quando amostra é pequena (mas é arriscado, pois pode ser problema no desenho amostral).
- Se: (1) sinal não esperado e (2) teste t pequeno, variável **não significativa economicamente e estatisticamente**.
- Se: (1) sinal não esperado e (2) teste t grande, é **problema sério em variáveis importantes (falta incluir variáveis ou há problema nos dados)**.

DESCRIÇÃO DOS RESULTADOS DA REGRESSÃO

- Informar os **coeficientes** estimados de MQO (betas).
- Interpretar **significância econômica** (prática) dos coeficientes das variáveis fundamentais, levando em consideração as unidades de medida.
- Interpretar **significância estatística**, ao incluir erros-padrão entre parênteses abaixo dos coeficientes (ou estatísticas t , ou p -valores, ou asteriscos).
 - Erro padrão é preferível, pois podemos: (1) testar hipótese nula quando parâmetro populacional não é zero; (2) calcular intervalos de confiança.
- Informar o **R-quadrado**: (1) grau de ajuste; (2) cálculo de F .
- **Número de observações** usado na estimação (n).
- Apresentar resultados em **equações** ou **tabelas** (indicar variável dependente, além de independentes na 1ª coluna).
- Mostrar **SQR** e **erro-padrão** (Root MRE), mas não é crucial.

EXEMPLOS COM PNAD DE MINAS GERAIS DE 2007

- O banco de dados de pessoas possui informações de:
 - Anos de escolaridade (anest).
 - Idade (idpia).
 - Idade ao quadrado (idquad).
 - Raça preta/parda (negra), em comparação com branca.
 - Sexo (mulher).
 - Rendimento no trabalho principal (renpri).
 - Logaritmo do rendimento no trabalho principal (lnrenpri).

EXEMPLO 1: PNAD DE MINAS GERAIS DE 2007

– Variável dependente: rendimento em reais

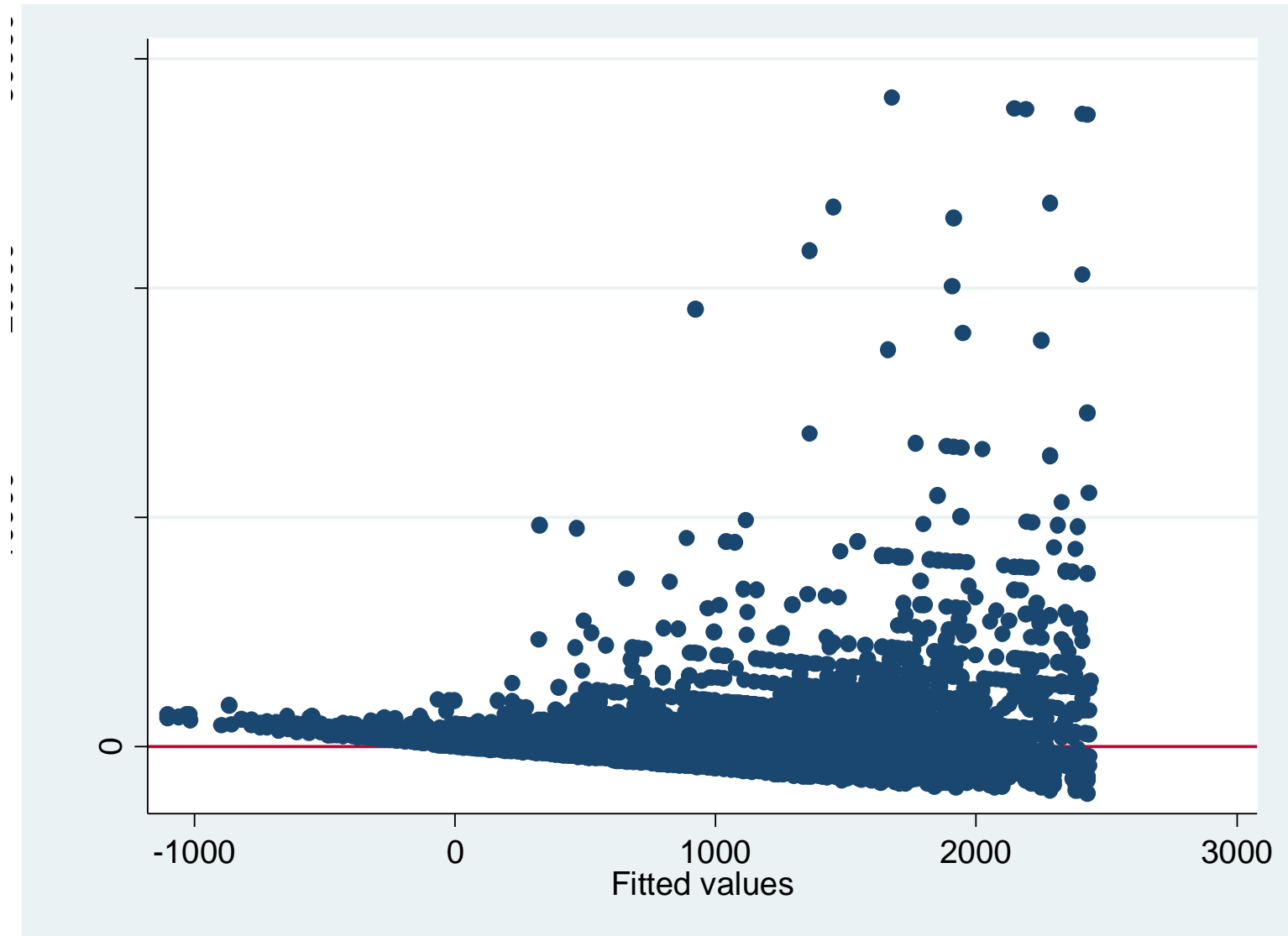
```
. reg renpri idpia idquad anest negra mulher [aweight=v4729]
(sum of wgt is 8,4198e+06)
```

| Source | SS | df | MS | Number of obs = | 15620 |
|----------|------------|-------|------------|-----------------|--------|
| Model | 4,8305e+09 | 5 | 966097989 | F(5, 15614) = | 747,58 |
| Residual | 2,0178e+10 | 15614 | 1292306,36 | Prob > F = | 0,0000 |
| Total | 2,5009e+10 | 15619 | 1601162,78 | R-squared = | 0,1932 |
| | | | | Adj R-squared = | 0,1929 |
| | | | | Root MSE = | 1136,8 |

| renpri | Coef. | Std. Err. | t | P> t | [95% Conf. Interval] | |
|--------|-----------|-----------|--------|-------|----------------------|-----------|
| idpia | 56,91032 | 4,607963 | 12,35 | 0,000 | 47,87817 | 65,94246 |
| idquad | -,402666 | ,0601803 | -6,69 | 0,000 | -,5206263 | -,2847056 |
| anest | 117,3971 | 2,375815 | 49,41 | 0,000 | 112,7402 | 122,0539 |
| negra | -176,1501 | 18,78247 | -9,38 | 0,000 | -212,966 | -139,3343 |
| mulher | -461,3267 | 18,80184 | -24,54 | 0,000 | -498,1805 | -424,473 |
| _cons | -1315,827 | 86,21179 | -15,26 | 0,000 | -1484,812 | -1146,841 |

EXEMPLO 1: PNAD DE MINAS GERAIS DE 2007

– Resíduos por rendimento predito em reais:



EXEMPLO 2: PNAD DE MINAS GERAIS DE 2007

– Variável dependente: logaritmo do rendimento

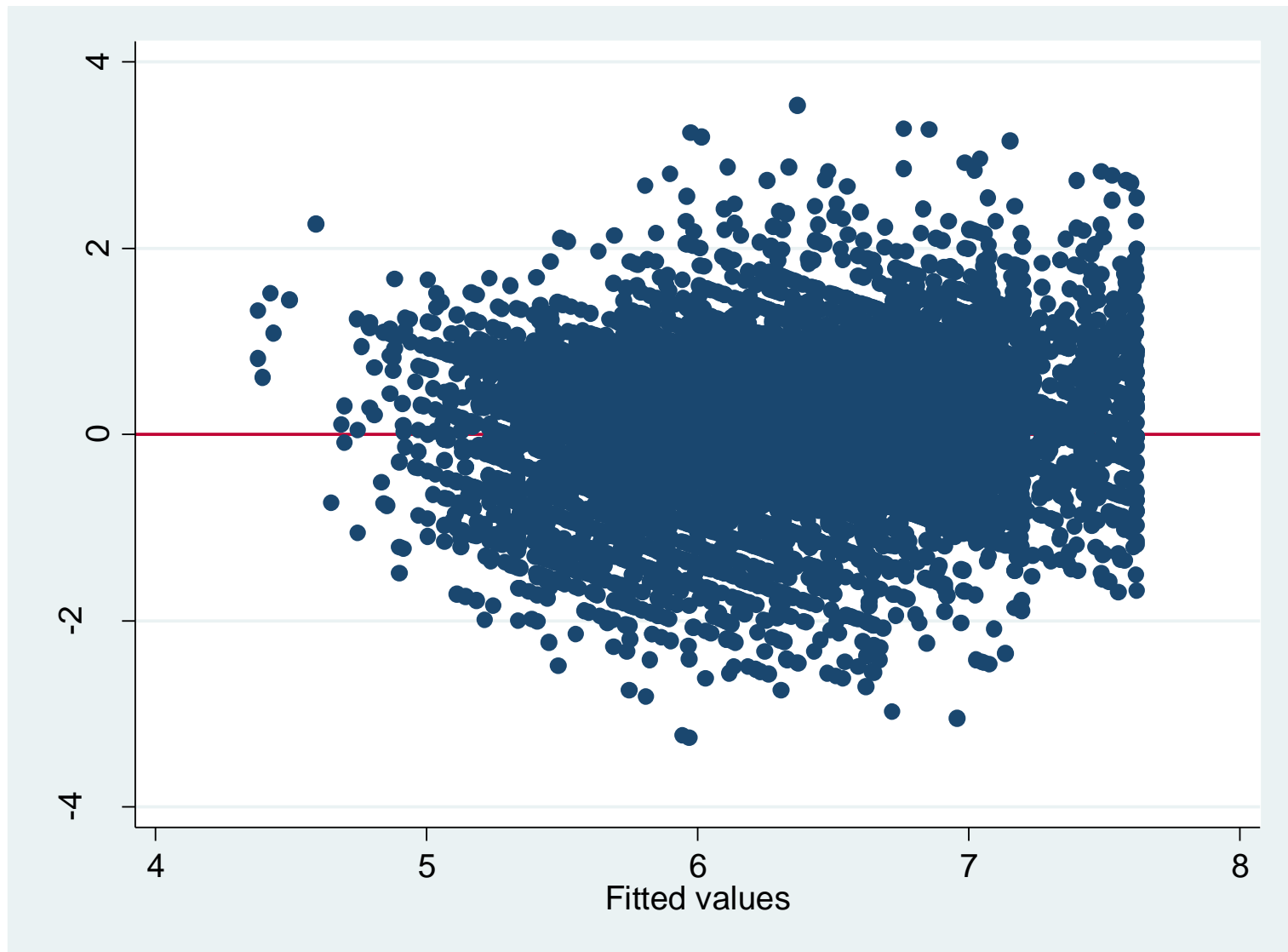
```
. reg lnrenpri idpia idquad anest negra mulher [aweight=v4729]
(sum of wgt is      8,4198e+06)
```

| Source | SS | df | MS | | | |
|----------|------------|-------|------------|-----------------|----------|--|
| Model | 4332,2922 | 5 | 866,458439 | Number of obs = | 15620 | |
| Residual | 6807,29008 | 15614 | ,43597349 | F(5, 15614) = | 1987,41 | |
| Total | 11139,5823 | 15619 | ,713207137 | Prob > F | = 0,0000 | |
| | | | | R-squared | = 0,3889 | |
| | | | | Adj R-squared | = 0,3887 | |
| | | | | Root MSE | = ,66028 | |

| lnrenpri | Coef. | Std. Err. | t | P> t | [95% Conf. Interval] | |
|----------|-----------|-----------|--------|-------|----------------------|-----------|
| idpia | ,088968 | ,0026764 | 33,24 | 0,000 | ,0837219 | ,0942141 |
| idquad | -,0008933 | ,000035 | -25,56 | 0,000 | -,0009618 | -,0008248 |
| anest | ,1067622 | ,0013799 | 77,37 | 0,000 | ,1040573 | ,109467 |
| negra | -,1368042 | ,0109094 | -12,54 | 0,000 | -,1581878 | -,1154205 |
| mulher | -,5440937 | ,0109206 | -49,82 | 0,000 | -,5654994 | -,522688 |
| _cons | 3,805854 | ,0500742 | 76,00 | 0,000 | 3,707703 | 3,904005 |

EXEMPLO 2: PNAD DE MINAS GERAIS DE 2007

– Resíduos por logaritmo do rendimento predito:



Coeficientes estimados por modelos de mínimos quadrados ordinários para explicação do logaritmo do rendimento no trabalho principal (variável dependente), Minas Gerais, 2007.

| Variáveis independentes | Modelo 1 | Modelo 2 | Modelo 3 | Modelo 4 |
|-------------------------|--------------------------|--------------------------|--------------------------|--------------------------|
| Constante | 4,5830*** (0,0590) | 3,6660*** (0,0532) | 3,7810*** (0,0539) | 3,8060*** (0,0501) |
| Idade | 0,0858*** (0,0033) | 0,0831*** (0,0029) | 0,0832*** (0,0029) | 0,0890*** (0,0027) |
| Idade ao quadrado | -0,0010*** (4,31e-05) | -0,0008*** (3,78e-05) | -0,0008*** (3,76e-05) | -0,0009*** (3,50e-05) |
| Anos de escolaridade | | 0,0996*** (0,0014) | 0,0956*** (0,0015) | 0,1070*** (0,0014) |
| Cor/raça | | | | |
| Branca | | | ref. | ref. |
| Negra (preta e parda) | | | -0,1360*** (0,0117) | -0,1370*** (0,0109) |
| Sexo | | | | |
| Homem | | | | ref. |
| Mulher | | | | -0,5440*** (0,0109) |
| R ² | 0,0643 | 0,2860 | 0,2920 | 0,3890 |
| R ² ajustado | 0,0640 | 0,2850 | 0,2920 | 0,3890 |
| Observações | 15.620 | 15.620 | 15.620 | 15.620 |

Obs.: Erros padrão em parênteses.

* Significativo ao nível de confiança de 90%; ** Significativo ao nível de confiança de 95%; *** Significativo ao nível de confiança de 99%.

Fonte: Pesquisa Nacional por Amostra de Domicílios (PNAD) de 2007.

TESTE *F*: TESTE DE RESTRIÇÕES DE EXCLUSÃO

- Testar se um grupo de variáveis não tem efeito sobre a variável dependente.
- A hipótese nula é que um conjunto de variáveis não tem efeito sobre y (β_3 , β_4 e β_5 , por exemplo), já que outro conjunto de variáveis foi controlado (β_1 e β_2 , por exemplo).
- Esse é um exemplo de restrições múltiplas.
- $H_0: \beta_3=0, \beta_4=0, \beta_5=0$.
- $H_1: H_0$ não é verdadeira.
- Quando pelo menos um dos betas for diferente de zero, rejeitamos a hipótese nula.

ESTATÍSTICA F (OU RAZÃO F)

- Precisamos saber o quanto SQR aumenta, quando retiramos as variáveis que estamos testando.
- Modelo restrito terá β_0 , β_1 e β_2 .
- Modelo irrestrito terá β_0 , β_1 , β_2 , β_3 , β_4 e β_5 .
- A estatística F é definida como:

$$F \equiv \frac{(SQR_r - SQR_{ir})/q}{SQR_{ir}/(n - k - 1)}$$

- SQR_r é a soma dos resíduos quadrados do modelo restrito.
- SQR_{ir} é a soma dos resíduos quadrados do modelo irrestrito.
- q é o número de variáveis independentes retiradas (neste caso temos três: β_3 , β_4 e β_5), ou seja, $q = gl_r - gl_{ir}$.

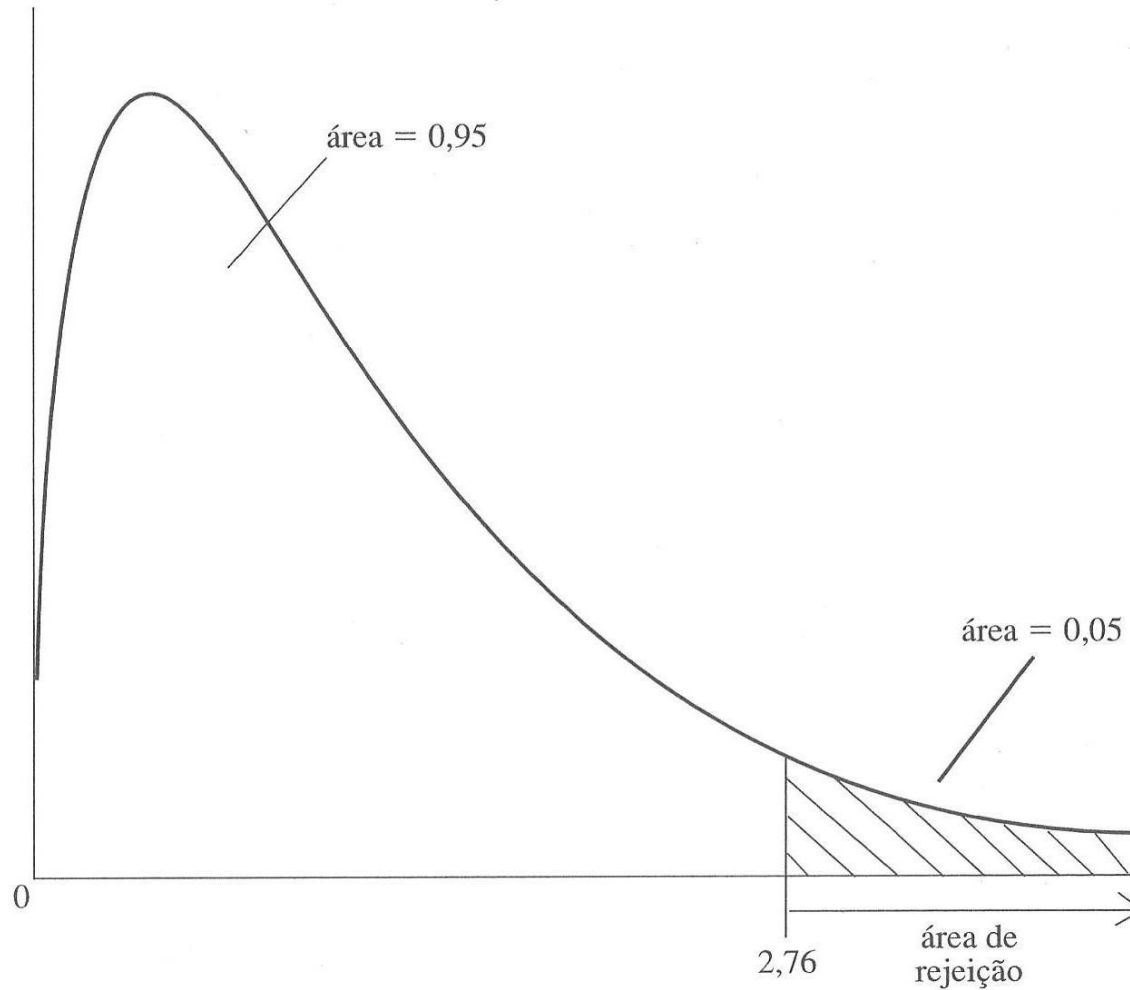
REGRAS DE REJEIÇÃO DE F

- O valor crítico (c) depende de:
 - Nível de significância (10%, 5% ou 1%, por exemplo).
 - Graus de liberdade do numerador ($q=gl_r-gl_{ir}$).
 - Graus de liberdade do denominador ($n-k-1$).
 - Quando os gl do denominador chegam a 120, a distribuição F não é mais sensível a eles (usar $gl=\infty$).
- Uma vez obtido c , rejeitamos H_0 , em favor de H_1 , ao nível de significância escolhido se: $F > c$.
- Se H_0 ($\beta_3=0, \beta_4=0, \beta_5=0$) é rejeitada, β_3, β_4 e β_5 são **estatisticamente significantes conjuntamente**.
- Se H_0 ($\beta_3=0, \beta_4=0, \beta_5=0$) não é rejeitada, β_3, β_4 e β_5 são **conjuntamente não significantes**.

CURVA DA DISTRIBUIÇÃO F

Figura 4.7

O valor crítico de 5% e a região de rejeição em uma distribuição $F_{3,60}$.



RELAÇÃO ENTRE ESTATÍSTICAS F E t

- A estatística F para testar a exclusão de uma única variável é igual ao quadrado da estatística t correspondente.
- As duas abordagens levam ao mesmo resultado, desde que a hipótese alternativa seja bilateral.
- A estatística t é mais flexível para testar uma única hipótese, porque pode ser usada para testar alternativas unilaterais.
- As estatísticas t são mais fáceis de serem obtidas do que o teste F .

FORMA R-QUADRADO DA ESTATÍSTICA F

- O teste F pode ser calculado usando os R-quadrados dos modelos resitrito e irrestrito.
- É mais fácil utilizar números entre zero e um (R^2) do que números que podem ser muito grandes (SQR).
- Como $SQR_r = SQT(1 - R_r^2)$, $SQR_{ir} = SQT(1 - R_{ir}^2)$ e:

$$F \equiv \frac{(SQR_r - SQR_{ir})/q}{SQR_{ir}/(n - k - 1)}$$

- ... os termos SQT são cancelados:

$$F \equiv \frac{(R_{ir}^2 - R_r^2)/q}{(1 - R_{ir}^2)/(n - k - 1)}$$

CÁLCULO DOS p -VALORES PARA TESTES F

$$p\text{-valor} = P(\mathcal{F} > F)$$

- O p -valor é a probabilidade de observarmos um valor de F pelo menos tão grande (\mathcal{F}) quanto aquele valor real que encontramos (F), dado que a hipótese nula é verdadeira.
- **Um p -valor pequeno é evidência para rejeitar H_0** , porque a probabilidade de observarmos um valor de F tão grande quanto aquele para o qual a hipótese nula é verdadeira é muito baixa.
- **Um p -valor alto é evidência para NÃO rejeitar H_0** , porque a probabilidade de observarmos um valor de F tão grande quanto aquele para o qual a hipótese nula é verdadeira é muito alta.

TESTE F PARA SIGNIFICÂNCIA GERAL DA REGRESSÃO

- No modelo com k variáveis independentes, podemos escrever a hipótese nula como:
 - H_0 : x_1, x_2, \dots, x_k não ajudam a explicar y .
 - H_0 : $\beta_1 = \beta_2 = \dots = \beta_k = 0$.
- Modelo restrito: $y = \beta_0 + u$.
- Modelo irrestrito: $y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_k x_k + u$.
- Número de variáveis independentes retiradas ($q =$ graus de liberdade do numerador) é igual ao próprio número de variáveis independentes (k):

$$F \equiv \frac{R^2 / k}{(1 - R^2) / (n - k - 1)}$$

- Mesmo com R^2 pequeno, podemos ter teste F significativo para o conjunto, por isso não podemos olhar somente o R^2 .

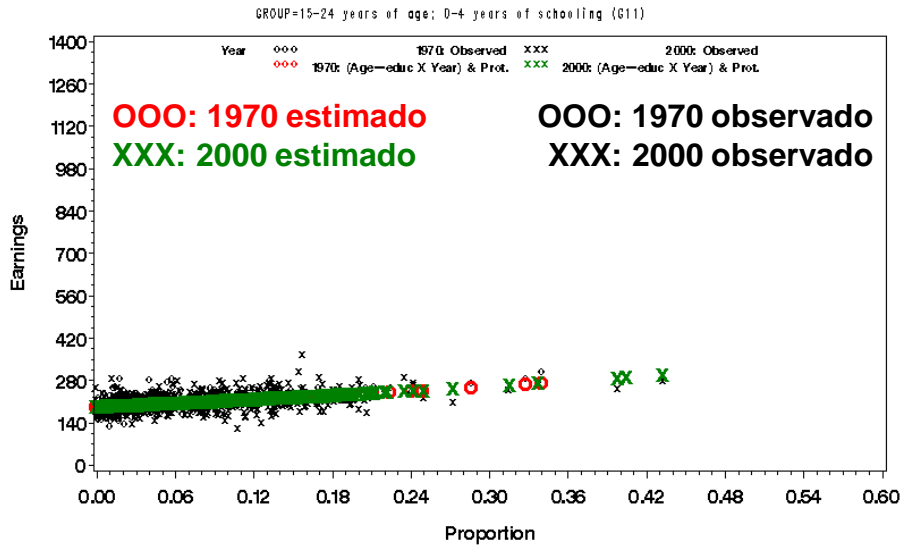
EXEMPLOS DE VALORES PREDITOS EM GRÁFICOS

IMPACTO ECONÔMICO DA RELIGIÃO

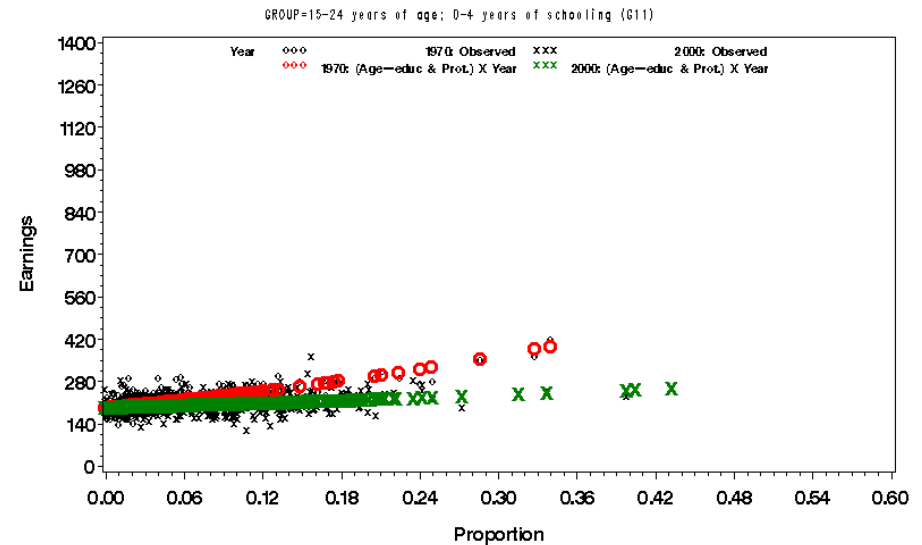
- Unidade de análise: quatro grupos de idade (15-24, 25-34, 35-49, 50-64) e três grupos de escolaridade (0-4, 5-8, 9+) geram doze grupos de idade-escolaridade.
- Dados: informações para 502 microrregiões e quatro anos censitários (1970, 1980, 1991, 2000).
- Variável dependente: logaritmo da renda média do grupo de idade-escolaridade em cada microrregião e ano.
- Variáveis independentes: variáveis dicotômicas dos grupos de idade-escolaridade, proporção de protestantes em cada grupo de idade-escolaridade, efeitos fixos de microrregião e ano censitário.

IDADE 15-24 / ESCOLARIDADE 0-4

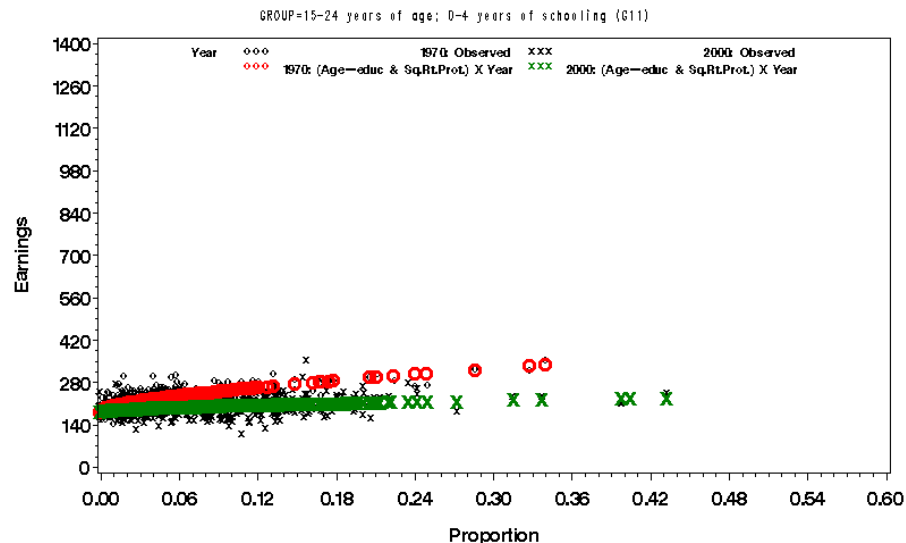
Prop. protestantes



Prop. protestantes * Ano

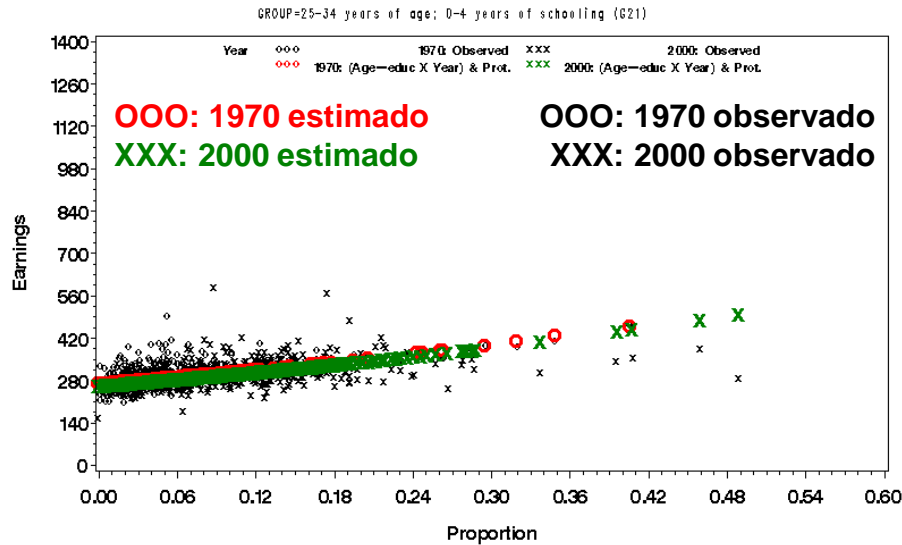


Raiz quadrada(Prop. protestantes) * Ano

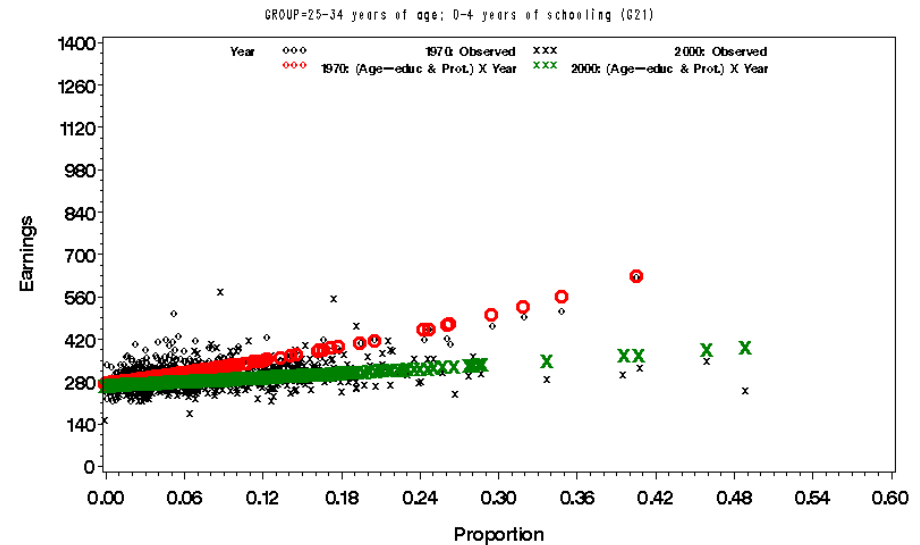


IDADE 25-34 / ESCOLARIDADE 0-4

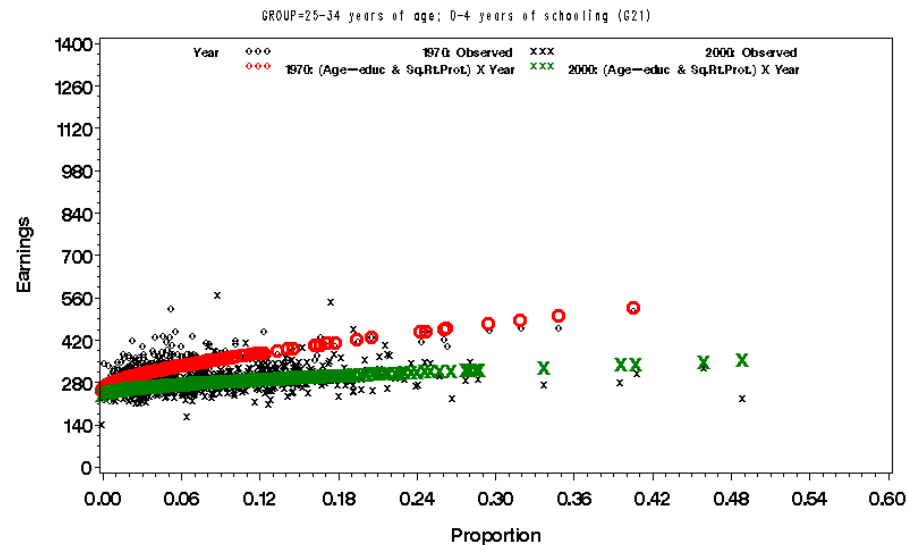
Prop. protestantes



Prop. protestantes * Ano

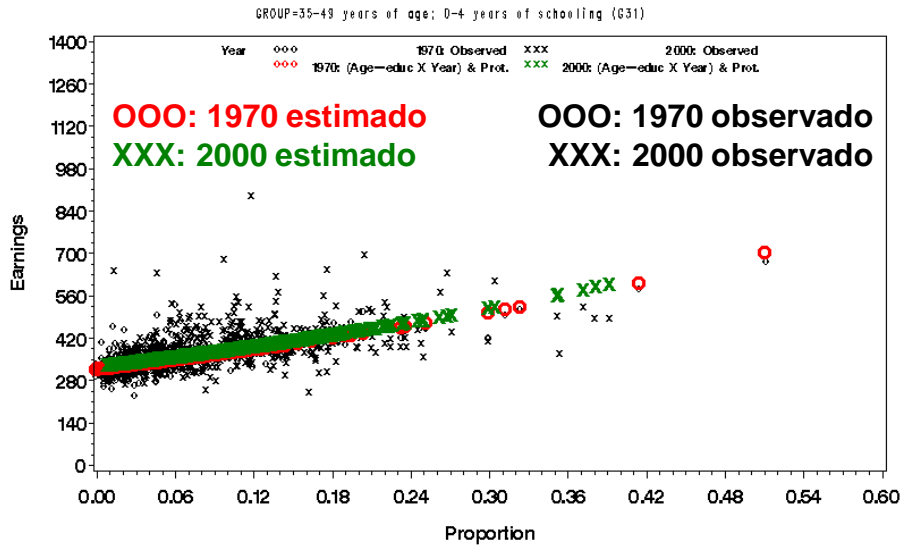


Raiz quadrada(Prop. protestantes) * Ano

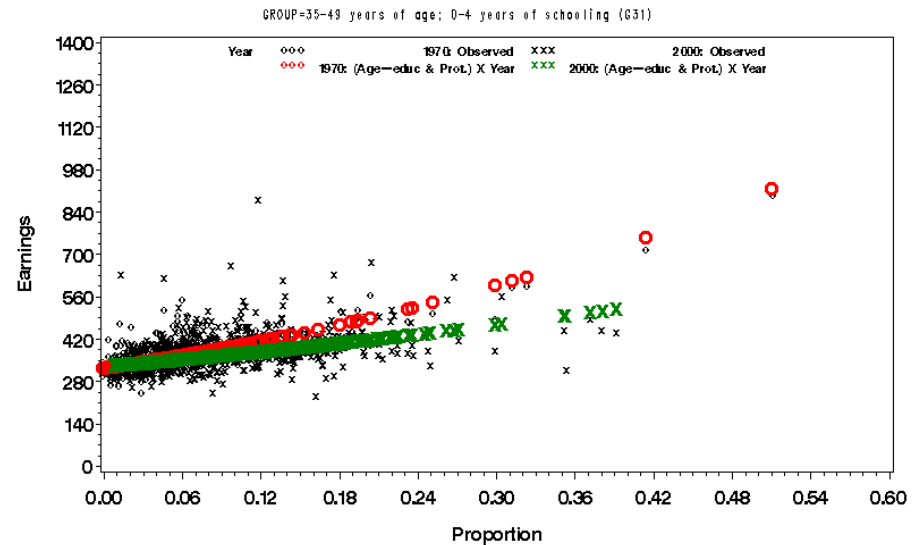


IDADE 35-49 / ESCOLARIDADE 0-4

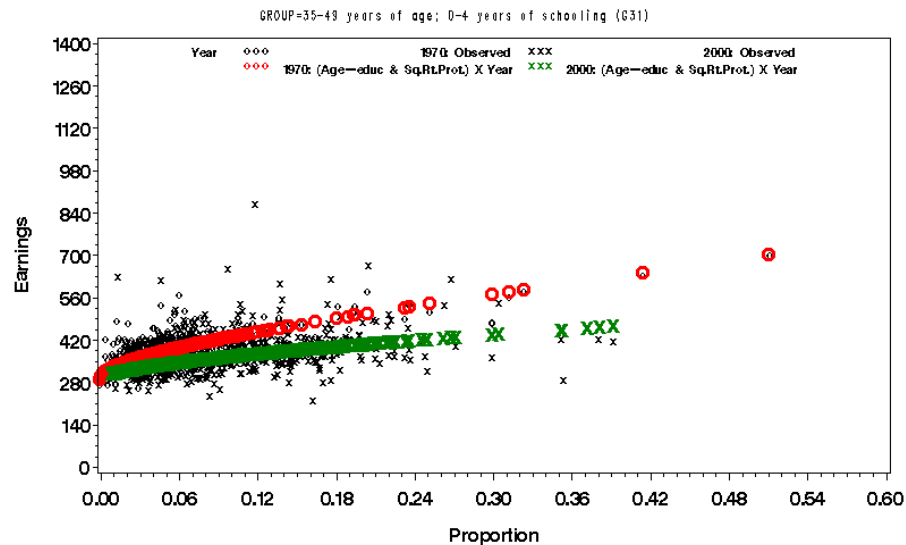
Prop. protestantes



Prop. protestantes * Ano



Raiz quadrada(Prop. protestantes) * Ano

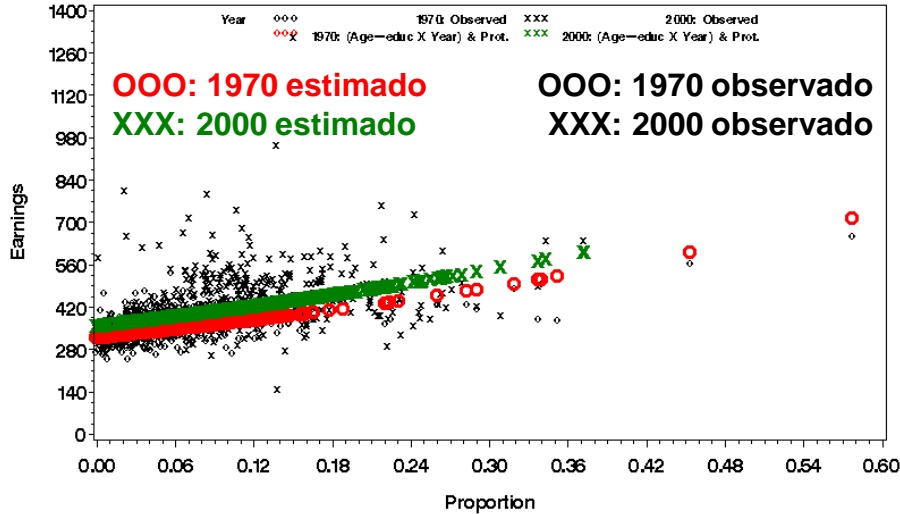


IDADE 50-64 / ESCOLARIDADE 0-4

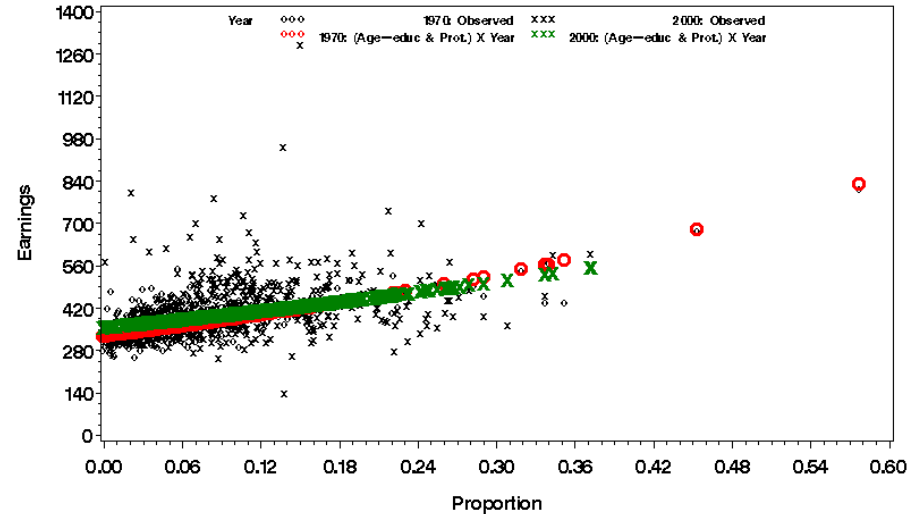
Prop. protestantes

Prop. protestantes * Ano

GROUP=50-64 years of age; 0-4 years of schooling (G41)

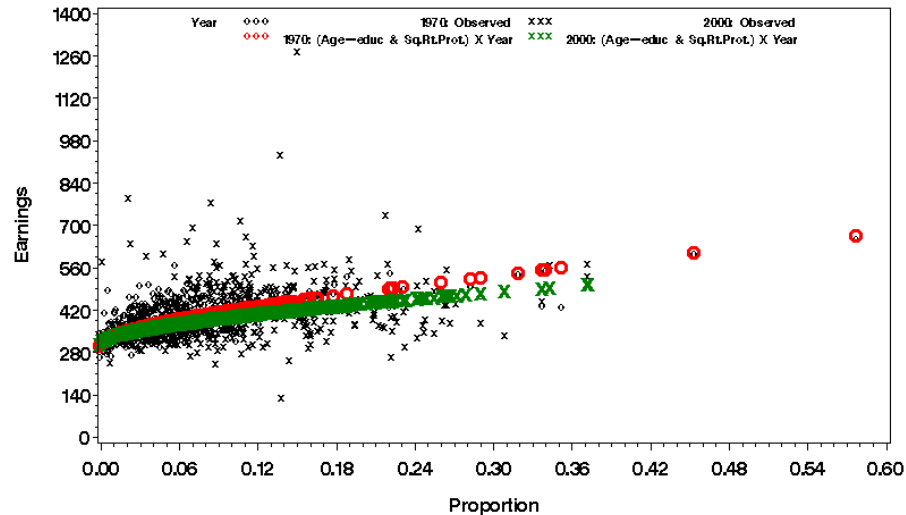


GROUP=50-64 years of age; 0-4 years of schooling (G41)



Raiz quadrada(Prop. protestantes) * Ano

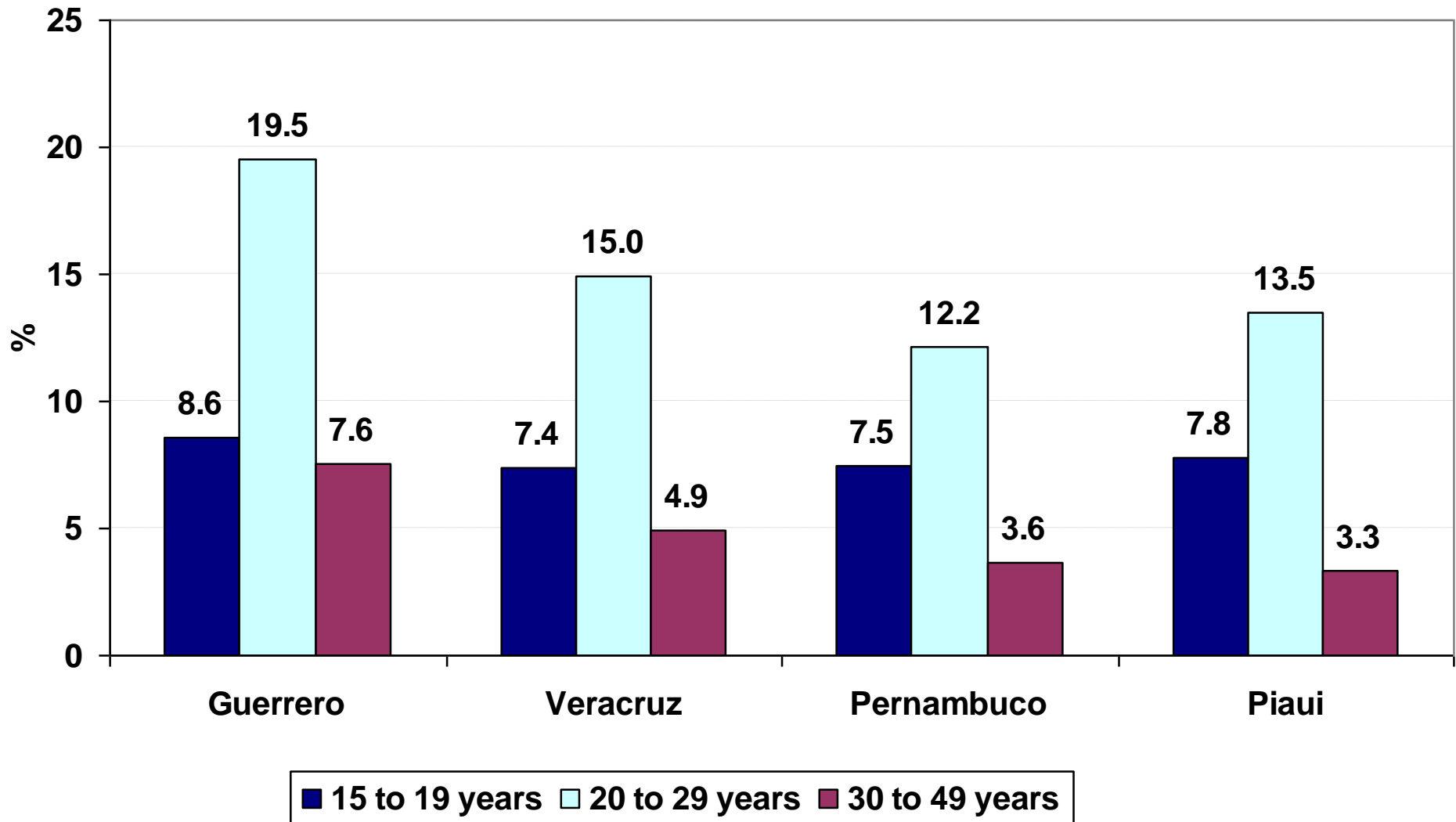
GROUP=50-64 years of age; 0-4 years of schooling (G41)



DIFERENCIAIS DE FECUNDIDADE POR ESCOLARIDADE

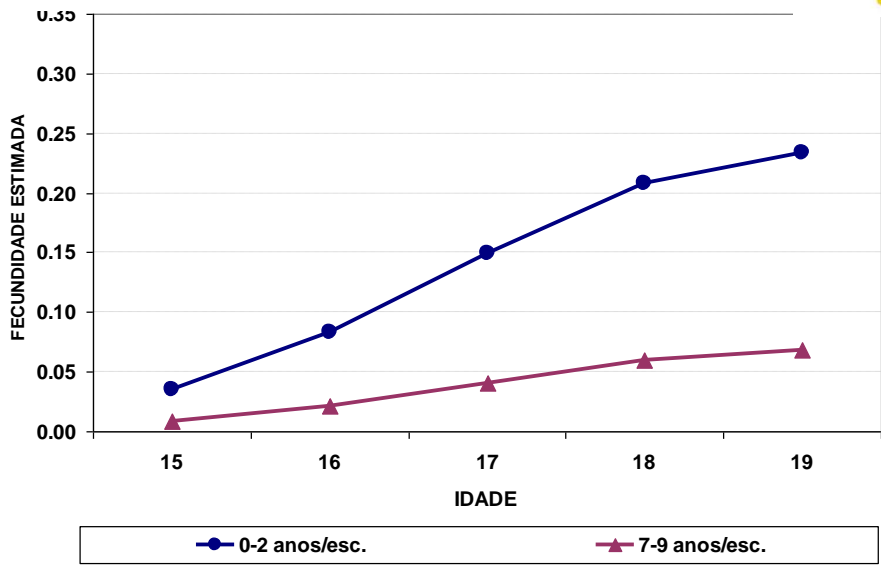
- Unidade de análise: mulheres de 15 a 49 anos em quatro Estados brasileiros (Piauí, Pernambuco, Espírito Santo, Rio Grande do Sul) e quatro Estados mexicanos (Guerrero, Veracruz, Nuevo León, Tamaulipas).
- Dados: censos demográficos de 2000 dos dois países.
- Variável dependente: informação se teve filho nascido vivo no último ano (variável binária).
- Variáveis independentes: idade, idade ao quadrado, grupos de escolaridade (0-2, 3-6, 7-9, 10+), origem indígena e características do domicílio.
- Modelo logístico para três grupos de idade (15-19, 20-29, 30-49) e para cada Estado de residência.

MULHERES COM FILHO NASCIDO VIDO NO ÚLTIMO ANO, MÉXICO E BRASIL - 2000

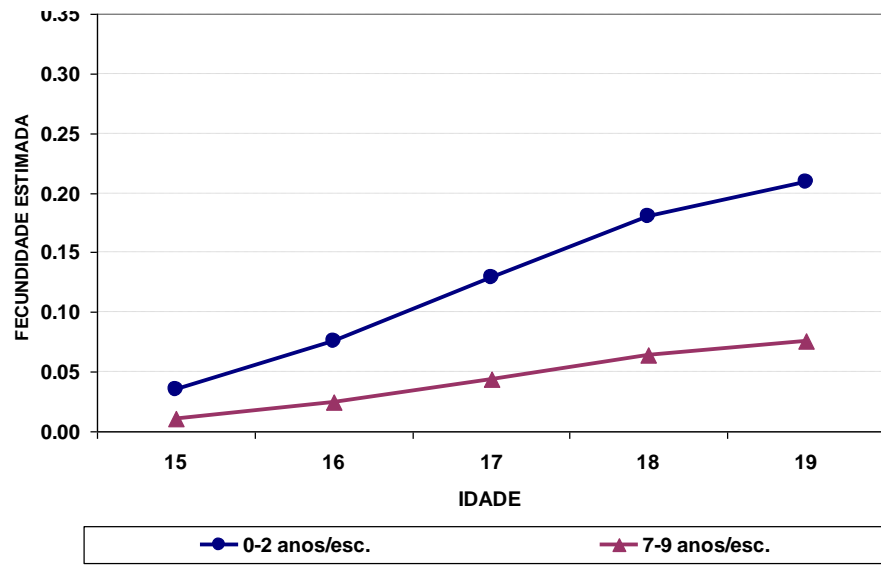




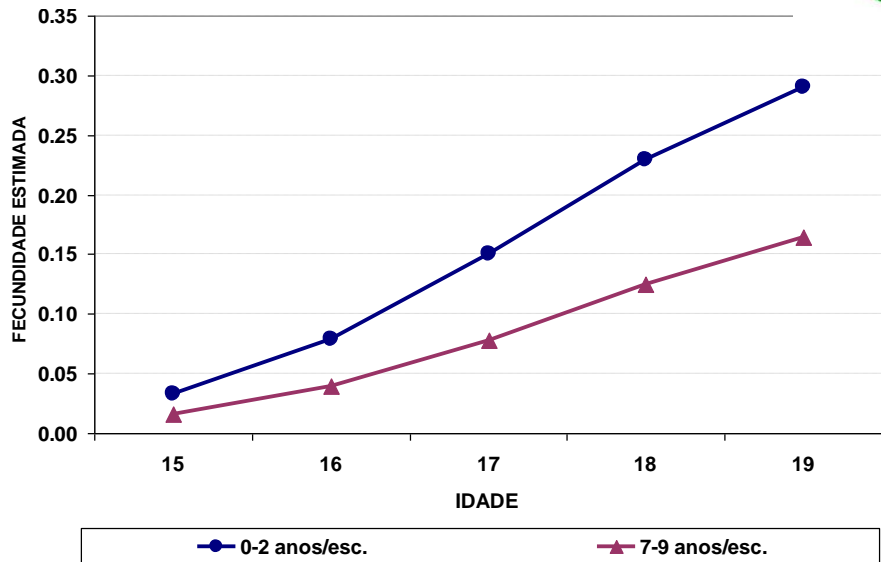
PIAUI - BRASIL



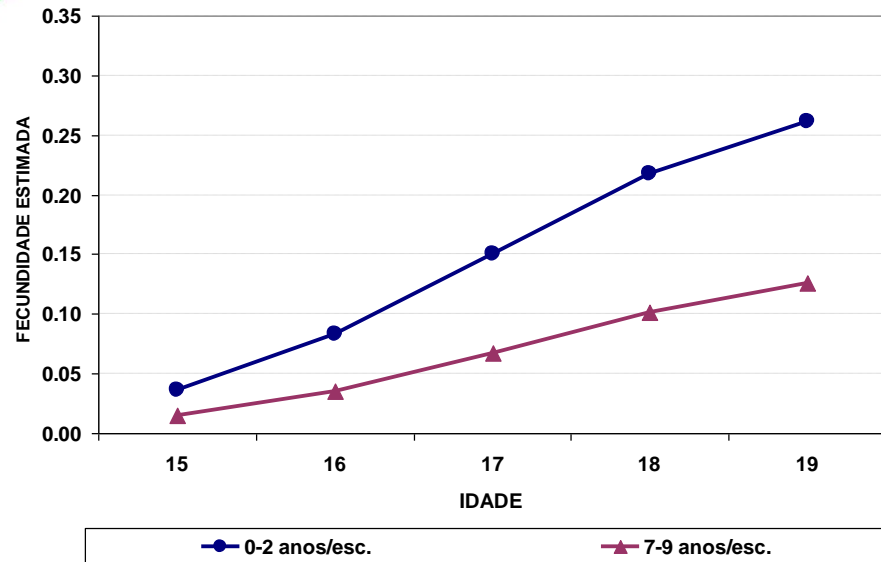
PERNAMBUCO - BRASIL



GUERRERO - MÉXICO



VERACRUZ - MÉXICO

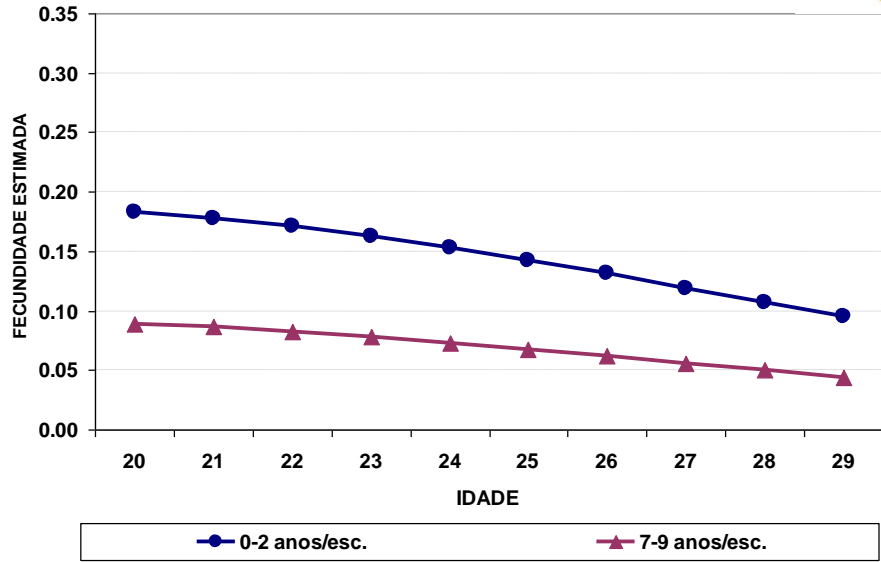


MULHERES DE 20-29 ANOS

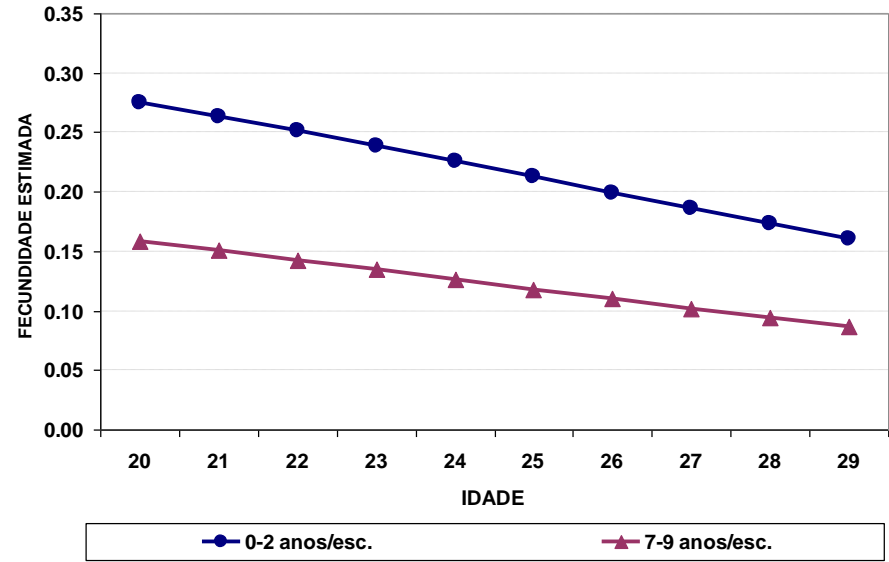


MULHERES COM 3 FILHOS OU MAIS⁴⁴

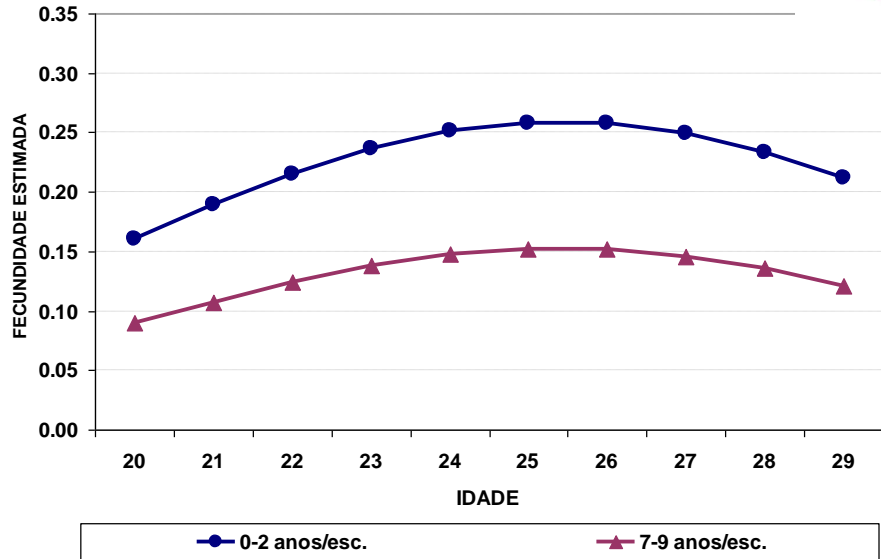
PIAUI - BRASIL



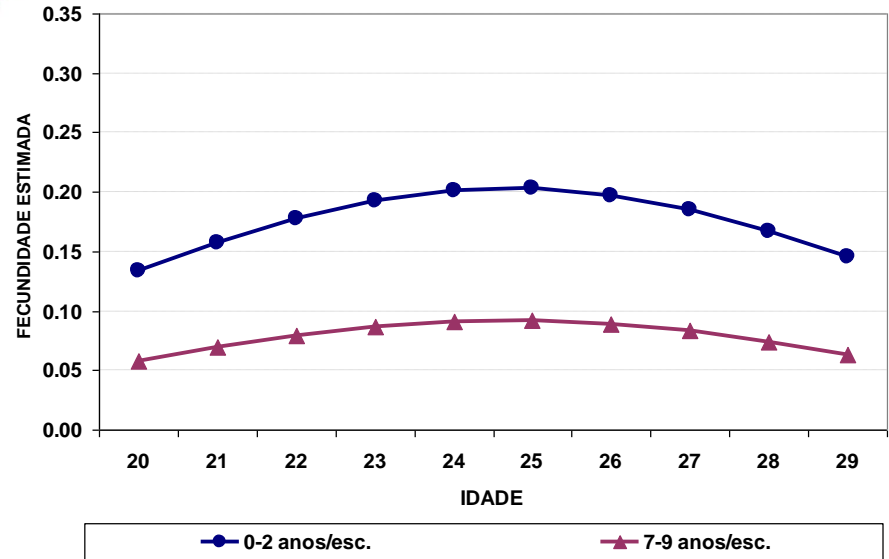
PERNAMBUCO - BRASIL



GUERRERO - MÉXICO



VERACRUZ - MÉXICO

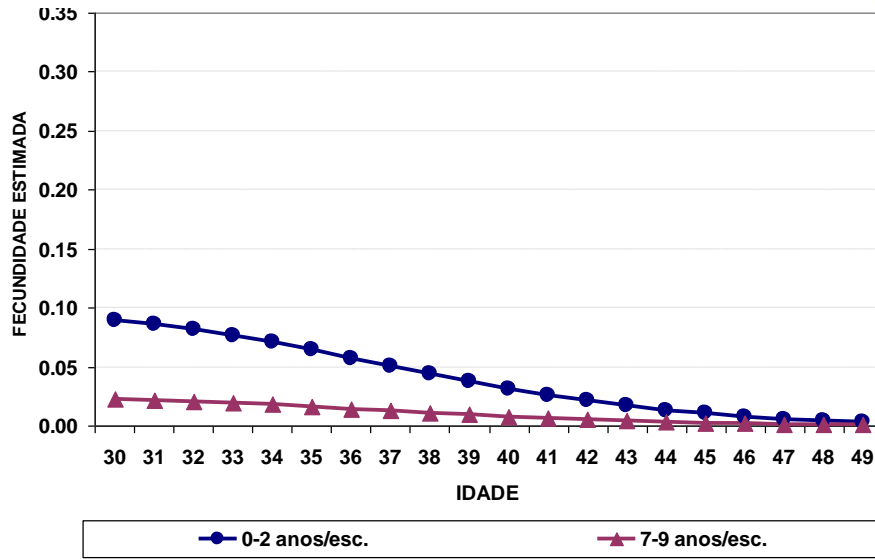


MULHERES DE 30-49 ANOS

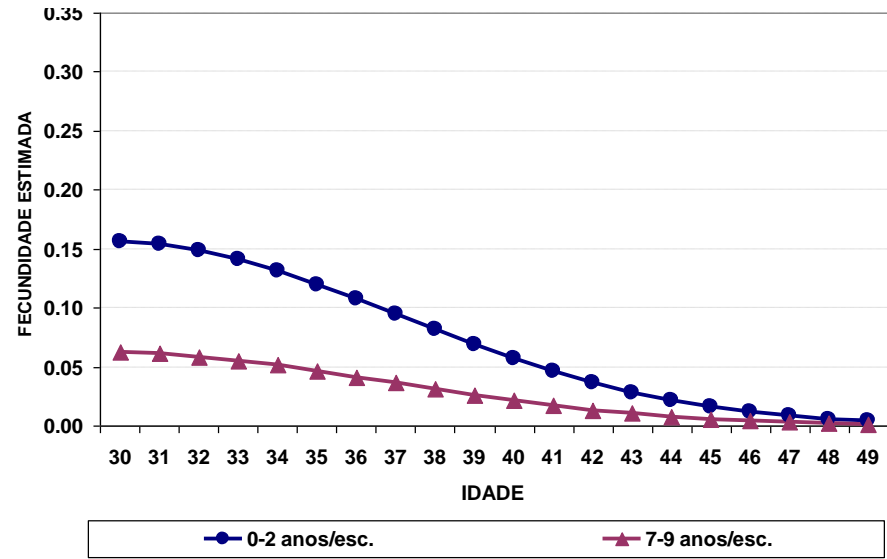


MULHERES COM 3 FILHOS OU MAIS

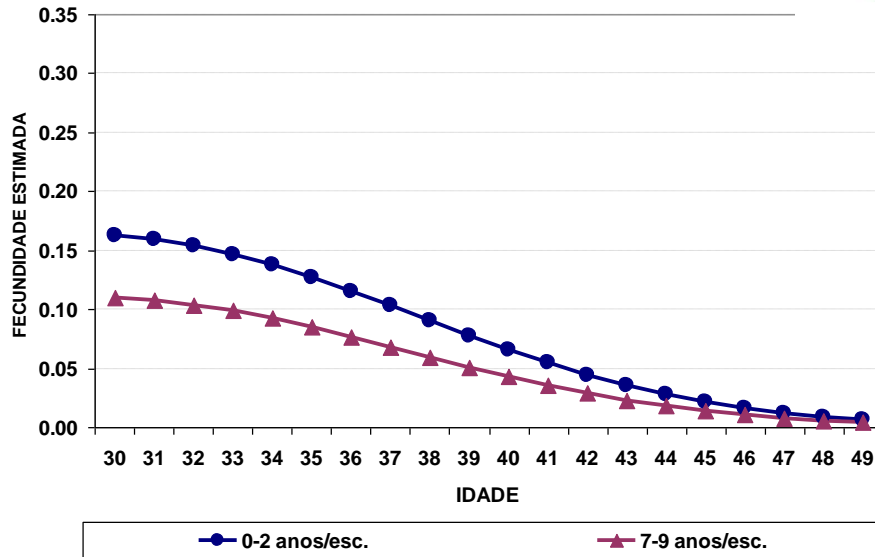
PIAUI - BRASIL



PERNAMBUCO - BRASIL



GUERRERO - MÉXICO



VERACRUZ - MÉXICO

