

Desenvolvimento Econômico

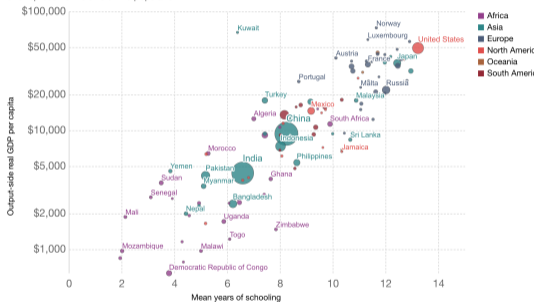
Retornos à Educação

Ricardo Dahis

Educação e desenvolvimento

Correlation between mean years of schooling and GDP per capita, 2010

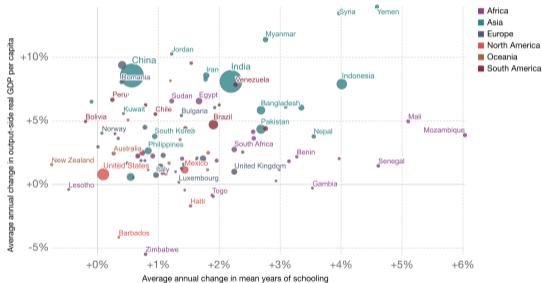
Mean years of schooling for those aged 15+ and GDP per capita in inflation-adjusted international dollars. Bubble size represents the size of the population.



Source: Feenstra et al. (2015) Penn World Tables version 9.1, Lee and Lee (2016), Population (Gapminder, HYDE(2016) & UN (2019)) OurWorldInData.org/global-rise-of-education-01d - CC BY

Correlation between mean years of schooling and GDP per capita, 2000 to 2010

Mean years of schooling for those aged 15+ and GDP per capita in inflation-adjusted international dollars. Bubble size represents the size of the population.



Source: Feenstra et al. (2015) Penn World Tables version 9.1, Lee and Lee (2016), Population (Gapminder, HYDE(2016) & UN (2019)) OurWorldInData.org/global-rise-of-education-01d - CC BY

Educação e desenvolvimento

- ▶ Educação parece importar na perspectiva macro.
 - ▶ Capital humano recebe peso $2/3$ em modelos Cobb-Douglas.
- ▶ Levanta uma série de perguntas
 - ▶ Fontes dessa correlação forte no macro (em nível e crescimento).
 - ▶ Se educação é tão importante, precisamos entender mais sobre retornos, determinantes de qualidade, quem deveria pagar, a forma ótima de pagamento, etc.

Educação e desenvolvimento

- ▶ Educação parece importar na perspectiva macro.
 - ▶ Capital humano recebe peso $2/3$ em modelos Cobb-Douglas.
- ▶ Levanta uma série de perguntas
 - ▶ Fontes dessa correlação forte no macro (em nível e crescimento).
 - ▶ Se educação é tão importante, precisamos entender mais sobre retornos, determinantes de qualidade, quem deveria pagar, a forma ótima de pagamento, etc.

Tópicos em economia da educação

- ▶ Retorno à educação
 - ▶ Modelo *benchmark* de educação (e.g. [Mincer, 1958](#)) e retorno de educação
 - ▶ Estimando o retorno à educação
 - ▶ Externalidades da educação
 - ▶ Percepção sobre retornos afetam decisões de educação?
 - ▶ Retornos em valor presente afetam decisões de educação?
- ▶ Determinantes de qualidade da educação
 - ▶ Absenteísmo de professores
 - ▶ Incentivos a professores
 - ▶ Tamanho de turmas
 - ▶ Currículos, pedagogia, acompanhamento, etc.
 - ▶ Escolha de escola

Tópicos em economia da educação

- ▶ Retorno à educação
 - ▶ Modelo *benchmark* de educação (e.g. [Mincer, 1958](#)) e retorno de educação
 - ▶ Estimando o retorno à educação
 - ▶ Externalidades da educação
 - ▶ Percepção sobre retornos afetam decisões de educação?
 - ▶ Retornos em valor presente afetam decisões de educação?
- ▶ Determinantes de qualidade da educação
 - ▶ Absenteísmo de professores
 - ▶ Incentivos a professores
 - ▶ Tamanho de turmas
 - ▶ Currículos, pedagogia, acompanhamento, etc.
 - ▶ Escolha de escola

Hoje: Educação

- ▶ Modelo básico de retorno à educação
- ▶ Estimando retornos
 - ▶ Duflo (2001)
 - ▶ Jensen (2010)
- ▶ Perguntas guias ao longo da aula:
 1. Como estimar retornos à educação empiricamente? Qual forma funcional usar?
 - ▶ Qual é a importância de *crenças* sobre retornos?
 2. Retornos individuais à educação explicam a relação macro entre educação e crescimento?
 3. Externalidades de educação importam?

Hoje: Educação

- ▶ Modelo básico de retorno à educação
- ▶ Estimando retornos
 - ▶ Duflo (2001)
 - ▶ Jensen (2010)
- ▶ Perguntas guias ao longo da aula:
 1. Como estimar retornos à educação empiricamente? Qual forma funcional usar?
 - ▶ Qual é a importância de *crenças* sobre retornos?
 2. Retornos individuais à educação explicam a relação macro entre educação e crescimento?
 3. Externalidades de educação importam?

Modelo *benchmark* de educação

- ▶ Considere um indivíduo decidindo quantos anos de educação s obter.
- ▶ Com s anos de educação, assumimos que o indivíduo i ganha $y_i = a_i e^{\gamma s_i}$, onde a_i é a habilidade no *baseline*, e γ é o retorno de educação.
- ▶ Modelo simples: assumimos que educação é grátis. O custo é somente renda não-ganha enquanto na escola. Taxa de juros r . Vive até o período T .
- ▶ Então a renda na vida é
$$\int_s^T e^{-rt} a_i e^{\gamma s_i} dt$$
- ▶ Assumimos não existir restrições a crédito à taxa r : decisões de consumo e educação são separáveis.

Modelo *benchmark* de educação

- ▶ Considere um indivíduo decidindo quantos anos de educação s obter.
- ▶ Com s anos de educação, assumimos que o indivíduo i ganha $y_i = a_i e^{\gamma s_i}$, onde a_i é a habilidade no *baseline*, e γ é o retorno de educação.
- ▶ Modelo simples: assumimos que educação é grátis. O custo é somente renda não-ganha enquanto na escola. Taxa de juros r . Vive até o período T .
- ▶ Então a renda na vida é
$$\int_s^T e^{-rt} a_i e^{\gamma s_i} dt$$
- ▶ Assumimos não existir restrições a crédito à taxa r : decisões de consumo e educação são separáveis.

Modelo *benchmark* de educação

- ▶ Considere um indivíduo decidindo quantos anos de educação s obter.
- ▶ Com s anos de educação, assumimos que o indivíduo i ganha $y_i = a_i e^{\gamma s_i}$, onde a_i é a habilidade no *baseline*, e γ é o retorno de educação.
- ▶ Modelo simples: assumimos que educação é grátis. O custo é somente renda não-ganha enquanto na escola. Taxa de juros r . Vive até o período T .

- ▶ Então a renda na vida é

$$\int_s^T e^{-rt} a_i e^{\gamma s_i} dt$$

- ▶ Assumimos não existir restrições a crédito à taxa r : decisões de consumo e educação são separáveis.

Modelo *benchmark* de educação

- ▶ Considere um indivíduo decidindo quantos anos de educação s obter.
- ▶ Com s anos de educação, assumimos que o indivíduo i ganha $y_i = a_i e^{\gamma s_i}$, onde a_i é a habilidade no *baseline*, e γ é o retorno de educação.
- ▶ Modelo simples: assumimos que educação é grátis. O custo é somente renda não-ganha enquanto na escola. Taxa de juros r . Vive até o período T .

- ▶ Então a renda na vida é

$$\int_s^T e^{-rt} a_i e^{\gamma s_i} dt$$

- ▶ Assumimos não existir restrições a crédito à taxa r : decisões de consumo e educação são separáveis.

Modelo *benchmark* de educação

- ▶ Considere um indivíduo decidindo quantos anos de educação s obter.
- ▶ Com s anos de educação, assumimos que o indivíduo i ganha $y_i = a_i e^{\gamma s_i}$, onde a_i é a habilidade no *baseline*, e γ é o retorno de educação.
- ▶ Modelo simples: assumimos que educação é grátis. O custo é somente renda não-ganha enquanto na escola. Taxa de juros r . Vive até o período T .
- ▶ Então a renda na vida é
$$\int_s^T e^{-rt} a_i e^{\gamma s_i} dt$$
- ▶ Assumimos não existir restrições a crédito à taxa r : decisões de consumo e educação são separáveis.

Modelo *benchmark* de educação

- ▶ O indivíduo resolve o problema

$$\max_{c_t} \int_0^T e^{-\delta t} U(c_t) dt \text{ s.a. } \int_0^T e^{-rt} c_t dt \leq \int_s^T e^{-rt} a e^{\gamma s} dt$$

- ▶ Como indivíduos podem livremente tomar empréstimos e poupar, e não recebem utilidade direta de educação, podemos focar só na restrição orçamentária para resolver para educação.

$$\max_s \int_s^T e^{-rt} a e^{\gamma s} dt$$

Modelo *benchmark* de educação

- ▶ O indivíduo resolve o problema

$$\max_{c_t} \int_0^T e^{-\delta t} U(c_t) dt \text{ s.a. } \int_0^T e^{-rt} c_t dt \leq \int_s^T e^{-rt} a e^{\gamma s} dt$$

- ▶ Como indivíduos podem livremente tomar empréstimos e poupar, e não recebem utilidade direta de educação, podemos focar só na restrição orçamentária para resolver para educação.

$$\max_s \int_s^T e^{-rt} a e^{\gamma s} dt$$

Modelo *benchmark* de educação

- ▶ A condição de primeira ordem (CPO) com regra de Leibniz:

$$\underbrace{-e^{-rs}ae^{\gamma s}}_{\text{renda perdida obtendo educação agora}} + \underbrace{\gamma ae^{\gamma s} \int_s^T e^{-rt} dt}_{\text{ganho em renda futura total}} = 0$$

$$\Rightarrow -e^{-rs} + \gamma \int_s^T e^{-rt} dt = 0$$

$$\Rightarrow -\frac{r}{\gamma}e^{-rs} - [e^{-rT} - e^{rs}] = 0$$

$$\Rightarrow e^{-rs} \left[1 - \frac{r}{\gamma} \right] = e^{-rT}$$

$$\Rightarrow s^* = \frac{1}{r} \ln \left(1 - \frac{r}{\gamma} \right) + T$$

Modelo *benchmark* de educação

- ▶ A condição de primeira ordem (CPO) com regra de Leibniz:

$$\underbrace{-e^{-rs}ae^{\gamma s}}_{\text{renda perdida obtendo educação agora}} + \underbrace{\gamma ae^{\gamma s} \int_s^T e^{-rt} dt}_{\text{ganho em renda futura total}} = 0$$

$$\Rightarrow -e^{-rs} + \gamma \int_s^T e^{-rt} dt = 0$$

$$\Rightarrow -\frac{r}{\gamma}e^{-rs} - [e^{-rT} - e^{rs}] = 0$$

$$\Rightarrow e^{-rs} \left[1 - \frac{r}{\gamma} \right] = e^{-rT}$$

$$\Rightarrow s^* = \frac{1}{r} \ln \left(1 - \frac{r}{\gamma} \right) + T$$

Modelo *benchmark* de educação

- ▶ A condição de primeira ordem (CPO) com regra de Leibniz:

$$\underbrace{-e^{-rs}ae^{\gamma s}}_{\text{renda perdida obtendo educação agora}} + \underbrace{\gamma ae^{\gamma s} \int_s^T e^{-rt} dt}_{\text{ganho em renda futura total}} = 0$$

$$\Rightarrow -e^{-rs} + \gamma \int_s^T e^{-rt} dt = 0$$

$$\Rightarrow -\frac{r}{\gamma}e^{-rs} - [e^{-rT} - e^{rs}] = 0$$

$$\Rightarrow e^{-rs} \left[1 - \frac{r}{\gamma} \right] = e^{-rT}$$

$$\Rightarrow s^* = \frac{1}{r} \ln \left(1 - \frac{r}{\gamma} \right) + T$$

Modelo *benchmark* de educação

- ▶ A condição de primeira ordem (CPO) com regra de Leibniz:

$$\underbrace{-e^{-rs}ae^{\gamma s}}_{\text{renda perdida obtendo educação agora}} + \underbrace{\gamma ae^{\gamma s} \int_s^T e^{-rt} dt}_{\text{ganho em renda futura total}} = 0$$

$$\implies -e^{-rs} + \gamma \int_s^T e^{-rt} dt = 0$$

$$\implies -\frac{r}{\gamma}e^{-rs} - [e^{-rT} - e^{rs}] = 0$$

$$\implies e^{-rs} \left[1 - \frac{r}{\gamma} \right] = e^{-rT}$$

$$\implies s^* = \frac{1}{r} \ln \left(1 - \frac{r}{\gamma} \right) + T$$

Modelo *benchmark* de educação

- ▶ A condição de primeira ordem (CPO) com regra de Leibniz:

$$\underbrace{-e^{-rs}ae^{\gamma s}}_{\text{renda perdida obtendo educação agora}} + \underbrace{\gamma ae^{\gamma s} \int_s^T e^{-rt} dt}_{\text{ganho em renda futura total}} = 0$$

$$\implies -e^{-rs} + \gamma \int_s^T e^{-rt} dt = 0$$

$$\implies -\frac{r}{\gamma}e^{-rs} - [e^{-rT} - e^{rs}] = 0$$

$$\implies e^{-rs} \left[1 - \frac{r}{\gamma} \right] = e^{-rT}$$

$$\implies s^* = \frac{1}{r} \ln \left(1 - \frac{r}{\gamma} \right) + T$$

Escolha ótima de educação

$$s^* = \frac{1}{r} \ln \left(1 - \frac{r}{\gamma} \right) + T$$

- ▶ Implicações do modelo:

$$\frac{\partial s^*}{\partial \gamma} \geq 0 \quad \frac{\partial s^*}{\partial T} \geq 0 \quad \frac{\partial s^*}{\partial r} \leq 0$$

- ▶ Note que habilidade a cancela nesse modelo. Como podemos fazer com que ela importe?
 - ▶ Como tudo é multiplicativo com $y_i = a_i e^{\gamma s_i}$, habilidade afeta custos e benefícios igualmente.
 - ▶ O que aconteceria se tipos de alta habilidade gostassem mais de educação? (pensem em vocês)

Escolha ótima de educação

$$s^* = \frac{1}{r} \ln \left(1 - \frac{r}{\gamma} \right) + T$$

- ▶ Implicações do modelo:

$$\frac{\partial s^*}{\partial \gamma} \geq 0 \quad \frac{\partial s^*}{\partial T} \geq 0 \quad \frac{\partial s^*}{\partial r} \leq 0$$

- ▶ Note que habilidade a cancela nesse modelo. Como podemos fazer com que ela importe?
 - ▶ Como tudo é multiplicativo com $y_i = a_i e^{\gamma s_i}$, habilidade afeta custos e benefícios igualmente.
 - ▶ O que aconteceria se tipos de alta habilidade gostassem mais de educação? (pensem em vocês)

Retornos à educação em equilíbrio

- ▶ O modelo acima tomou γ e a forma funcional de y como dados.
- ▶ Assuma agora que o mercado de trabalho tem um grande número de indivíduos idênticos em T, r, a .
- ▶ Não conhecemos a forma funcional de renda e educação, então escrevemos $y(s)$.
- ▶ Como todos indivíduos são idênticos e só observamos variação em s , eles devem ser indiferentes entre níveis de educação. Logo

$$\int_s^T r^{-rt} y(s) dt = \int_{s'}^T r^{-rt} y(s') dt$$

$$\frac{y(s)}{y(s')} = \frac{\int_{s'}^T r^{-rt} dt}{\int_s^T r^{-rt} dt} \implies \frac{y(s)}{y(s')} = \frac{e^{-rT} - e^{-rs'}}{e^{-rT} - e^{-rs}}$$

Retornos à educação em equilíbrio

- ▶ O modelo acima tomou γ e a forma funcional de y como dados.
- ▶ Assuma agora que o mercado de trabalho tem um grande número de indivíduos idênticos em T, r, a .
- ▶ Não conhecemos a forma funcional de renda e educação, então escrevemos $y(s)$.
- ▶ Como todos indivíduos são idênticos e só observamos variação em s , eles devem ser indiferentes entre níveis de educação. Logo

$$\int_s^T r^{-rt} y(s) dt = \int_{s'}^T r^{-rt} y(s') dt$$

$$\frac{y(s)}{y(s')} = \frac{\int_{s'}^T r^{-rt} dt}{\int_s^T r^{-rt} dt} \implies \frac{y(s)}{y(s')} = \frac{e^{-rT} - e^{-rs'}}{e^{-rT} - e^{-rs}}$$

Retornos à educação em equilíbrio

- ▶ O modelo acima tomou γ e a forma funcional de y como dados.
- ▶ Assuma agora que o mercado de trabalho tem um grande número de indivíduos idênticos em T, r, a .
- ▶ Não conhecemos a forma funcional de renda e educação, então escrevemos $y(s)$.
- ▶ Como todos indivíduos são idênticos e só observamos variação em s , eles devem ser indiferentes entre níveis de educação. Logo

$$\int_s^T r^{-rt} y(s) dt = \int_{s'}^T r^{-rt} y(s') dt$$

$$\frac{y(s)}{y(s')} = \frac{\int_{s'}^T r^{-rt} dt}{\int_s^T r^{-rt} dt} \implies \frac{y(s)}{y(s')} = \frac{e^{-rT} - e^{-rs'}}{e^{-rT} - e^{-rs}}$$

Retornos à educação em equilíbrio

- ▶ O modelo acima tomou γ e a forma funcional de y como dados.
- ▶ Assuma agora que o mercado de trabalho tem um grande número de indivíduos idênticos em T, r, a .
- ▶ Não conhecemos a forma funcional de renda e educação, então escrevemos $y(s)$.
- ▶ Como todos indivíduos são idênticos e só observamos variação em s , eles devem ser indiferentes entre níveis de educação. Logo

$$\int_s^T r^{-rt} y(s) dt = \int_{s'}^T r^{-rt} y(s') dt$$

$$\frac{y(s)}{y(s')} = \frac{\int_{s'}^T r^{-rt} dt}{\int_s^T r^{-rt} dt} \implies \frac{y(s)}{y(s')} = \frac{e^{-rT} - e^{-rs'}}{e^{-rT} - e^{-rs}}$$

Retornos à educação em equilíbrio

- ▶ O modelo acima tomou γ e a forma funcional de y como dados.
- ▶ Assuma agora que o mercado de trabalho tem um grande número de indivíduos idênticos em T, r, a .
- ▶ Não conhecemos a forma funcional de renda e educação, então escrevemos $y(s)$.
- ▶ Como todos indivíduos são idênticos e só observamos variação em s , eles devem ser indiferentes entre níveis de educação. Logo

$$\int_s^T r^{-rt} y(s) dt = \int_{s'}^T r^{-rt} y(s') dt$$

$$\frac{y(s)}{y(s')} = \frac{\int_{s'}^T r^{-rt} dt}{\int_s^T r^{-rt} dt} \implies \frac{y(s)}{y(s')} = \frac{e^{-rT} - e^{-rs'}}{e^{-rT} - e^{-rs}}$$

Retornos à educação em equilíbrio

$$\frac{y(s)}{y(s')} = \frac{e^{-rT} - e^{-rs'}}{e^{-rT} - e^{-rs}}$$

- ▶ Se T é grande, então obtemos

$$\frac{y(s)}{y(s')} = \frac{e^{-rs'}}{e^{-rs}} = e^{-r(s'-s)}$$

- ▶ Em equilíbrio, $y(s) = ae^{rs}$, ou $\ln y(s) = k + rs$.
- ▶ Ou seja, nessa formulação simples
 - ▶ Log renda é linear em anos de educação.
 - ▶ E retornos marginais a educação, em qualquer nível de s , são iguais à taxa de desconto r .

Retornos à educação em equilíbrio

$$\frac{y(s)}{y(s')} = \frac{e^{-rT} - e^{-rs'}}{e^{-rT} - e^{-rs}}$$

- ▶ Se T é grande, então obtemos

$$\frac{y(s)}{y(s')} = \frac{e^{-rs'}}{e^{-rs}} = e^{-r(s'-s)}$$

- ▶ Em equilíbrio, $y(s) = ae^{rs}$, ou $\ln y(s) = k + rs$.
- ▶ Ou seja, nessa formulação simples
 - ▶ Log renda é linear em anos de educação.
 - ▶ E retornos marginais a educação, em qualquer nível de s , são iguais à taxa de desconto r .

Retornos à educação em equilíbrio

$$\frac{y(s)}{y(s')} = \frac{e^{-rT} - e^{-rs'}}{e^{-rT} - e^{-rs}}$$

- ▶ Se T é grande, então obtemos

$$\frac{y(s)}{y(s')} = \frac{e^{-rs'}}{e^{-rs}} = e^{-r(s'-s)}$$

- ▶ Em equilíbrio, $y(s) = ae^{rs}$, ou $\ln y(s) = k + rs$.
- ▶ Ou seja, nessa formulação simples
 - ▶ Log renda é linear em anos de educação.
 - ▶ E retornos marginais a educação, em qualquer nível de s , são iguais à taxa de desconto r .

Retornos à educação em equilíbrio

- ▶ Em um contexto mais complexo, outros fatores também afetam retorno de educação.
 - ▶ Horizonte de tempo T finito
 - ▶ Heterogeneidade de taxas de desconto na população
 - ▶ Não estarmos em estado estacionário
 - ▶ Custos de educação
 - ▶ Diferenças de habilidade
 - ▶ Restrições de crédito
 - ▶ Etc
- ▶ Mas esse modelo simples nos dá uma forma funcional e sugere que o retorno à educação deve ser próximo à taxa de desconto em equilíbrio.

Estimando o retorno à educação

- ▶ **Mincer (1958)** lançou uma literatura extensa que tenta estimar γ . Estima uma versão mais geral da equação acima que permite diferenças em educação e experiência.

$$y_i = a + bs_i + ce_i + \varepsilon_i$$

- ▶ Note que retornos sociais podem diferir dos privados:
 - ▶ Custos
 - ▶ Externalidades
- ▶ Estimar essa regressão dos microdados é fácil, mas problemas:
 - ▶ Forma funcional: log linear? convexa? côncava?
 - ▶ Variáveis omitidas
- ▶ Literatura em Economia do Trabalho busca instrumentos para educação: afetando decisões de educação sem afetar renda diretamente.

Estimando o retorno à educação

- ▶ **Mincer (1958)** lançou uma literatura extensa que tenta estimar γ . Estima uma versão mais geral da equação acima que permite diferenças em educação e experiência.

$$y_i = a + bs_i + ce_i + \varepsilon_i$$

- ▶ Note que retornos sociais podem diferir dos privados:
 - ▶ Custos
 - ▶ Externalidades
- ▶ Estimar essa regressão dos microdados é fácil, mas problemas:
 - ▶ Forma funcional: log linear? convexa? côncava?
 - ▶ Variáveis omitidas
- ▶ Literatura em Economia do Trabalho busca instrumentos para educação: afetando decisões de educação sem afetar renda diretamente.

Estimando o retorno à educação

- ▶ **Mincer (1958)** lançou uma literatura extensa que tenta estimar γ . Estima uma versão mais geral da equação acima que permite diferenças em educação e experiência.

$$y_i = a + bs_i + ce_i + \varepsilon_i$$

- ▶ Note que retornos sociais podem diferir dos privados:
 - ▶ Custos
 - ▶ Externalidades
- ▶ Estimar essa regressão dos microdados é fácil, mas problemas:
 - ▶ Forma funcional: log linear? convexa? côncava?
 - ▶ Variáveis omitidas
- ▶ Literatura em Economia do Trabalho busca instrumentos para educação: afetando decisões de educação sem afetar renda diretamente.

Estimando o retorno à educação

- ▶ **Mincer (1958)** lançou uma literatura extensa que tenta estimar γ . Estima uma versão mais geral da equação acima que permite diferenças em educação e experiência.

$$y_i = a + bs_i + ce_i + \varepsilon_i$$

- ▶ Note que retornos sociais podem diferir dos privados:
 - ▶ Custos
 - ▶ Externalidades
- ▶ Estimar essa regressão dos microdados é fácil, mas problemas:
 - ▶ Forma funcional: log linear? convexa? côncava?
 - ▶ Variáveis omitidas
- ▶ Literatura em Economia do Trabalho busca instrumentos para educação: afetando decisões de educação sem afetar renda diretamente.

O quasi-experimento INPRES

- ▶ **Duflo (2001)** é um exemplo clássico usando DD e IV.
- ▶ *Setup* empírico de DD: coortes e regiões.
 - ▶ Programa de construção de escolas na Indonésia começando em 1973.
 - ▶ Mais escolas construídas em regiões inicialmente atrasadas em matrícula.
- ▶ Diferenças-em-diferenças básico estima efeito em anos de educação (primeiro estágio) e em log salários (forma reduzida).
 - ▶ Coortes tratadas: aqueles com 2-6 anos em 1974.
 - ▶ Coortes controle: aqueles com 12-17 anos em 1974.
 - ▶ Grupo de tratamento são coortes tratadas em regiões de alta intensidade do programa.

O quasi-experimento INPRES

- ▶ **Duflo (2001)** é um exemplo clássico usando DD e IV.
- ▶ *Setup* empírico de DD: coortes e regiões.
 - ▶ Programa de construção de escolas na Indonésia começando em 1973.
 - ▶ Mais escolas construídas em regiões inicialmente atrasadas em matrícula.
- ▶ Diferenças-em-diferenças básico estima efeito em anos de educação (primeiro estágio) e em log salários (forma reduzida).
 - ▶ Coortes tratadas: aqueles com 2-6 anos em 1974.
 - ▶ Coortes controle: aqueles com 12-17 anos em 1974.
 - ▶ Grupo de tratamento são coortes tratadas em regiões de alta intensidade do programa.

O quasi-experimento INPRES

- ▶ **Duflo (2001)** é um exemplo clássico usando DD e IV.
- ▶ *Setup* empírico de DD: coortes e regiões.
 - ▶ Programa de construção de escolas na Indonésia começando em 1973.
 - ▶ Mais escolas construídas em regiões inicialmente atrasadas em matrícula.
- ▶ Diferenças-em-diferenças básico estima efeito em anos de educação (primeiro estágio) e em log salários (forma reduzida).
 - ▶ Coortes tratadas: aqueles com 2-6 anos em 1974.
 - ▶ Coortes controle: aqueles com 12-17 anos em 1974.
 - ▶ Grupo de tratamento são coortes tratadas em regiões de alta intensidade do programa.

Diferenças-em-diferenças

- ▶ Indivíduo i pertence a grupo tratado $G = 1$ ou controle $G = 0$, e é observado em dois períodos (ou coortes) $A = 1$ (pós) e $A = 0$ (pré).
- ▶ Grupo $G = 1$ é tratado quando $A = 1$ mas não quando $A = 0$. Grupo $G = 0$ nunca é tratado.
- ▶ Estimador de DD para Y :

$$\tau_{DD} = [E(Y_i|G = 1, A = 1) - E(Y_i|G = 1, A = 0)] \\ - [E(Y_i|G = 0, A = 1) - E(Y_i|G = 0, A = 0)]$$

- ▶ Com dados em painel (e indivíduo i observado duas vezes)

$$\tau_{DD} = E(\Delta Y_i|G = 1) - E(\Delta Y_i|G = 0)$$

Diferenças-em-diferenças

- ▶ Indivíduo i pertence a grupo tratado $G = 1$ ou controle $G = 0$, e é observado em dois períodos (ou coortes) $A = 1$ (pós) e $A = 0$ (pré).
- ▶ Grupo $G = 1$ é tratado quando $A = 1$ mas não quando $A = 0$. Grupo $G = 0$ nunca é tratado.
- ▶ Estimador de DD para Y :

$$\begin{aligned}\tau_{DD} = & [E(Y_i|G = 1, A = 1) - E(Y_i|G = 1, A = 0)] \\ & - [E(Y_i|G = 0, A = 1) - E(Y_i|G = 0, A = 0)]\end{aligned}$$

- ▶ Com dados em painel (e indivíduo i observado duas vezes)

$$\tau_{DD} = E(\Delta Y_i|G = 1) - E(\Delta Y_i|G = 0)$$

Diferenças-em-diferenças

- ▶ Indivíduo i pertence a grupo tratado $G = 1$ ou controle $G = 0$, e é observado em dois períodos (ou coortes) $A = 1$ (pós) e $A = 0$ (pré).
- ▶ Grupo $G = 1$ é tratado quando $A = 1$ mas não quando $A = 0$. Grupo $G = 0$ nunca é tratado.
- ▶ Estimador de DD para Y :

$$\begin{aligned}\tau_{DD} = & [E(Y_i|G = 1, A = 1) - E(Y_i|G = 1, A = 0)] \\ & - [E(Y_i|G = 0, A = 1) - E(Y_i|G = 0, A = 0)]\end{aligned}$$

- ▶ Com dados em painel (e indivíduo i observado duas vezes)

$$\tau_{DD} = E(\Delta Y_i|G = 1) - E(\Delta Y_i|G = 0)$$

Hipótese de identificação

- ▶ Hipótese: o resultado potencial $Y_i(0)$ pode ser escrito como

$$Y_i(0) = \alpha + \beta T_i + \gamma G_i + \varepsilon_i$$

com $\varepsilon \perp (T, G)$. Isto é, o erro não-observável é independente do indicador de grupo, e sua distribuição é invariante no tempo.

- ▶ Então $Y_i(1) = Y_i(0) + \tau_{DD}$.
- ▶ Em palavras, qual é a hipótese de identificação?

Hipótese de identificação

- ▶ Hipótese: o resultado potencial $Y_i(0)$ pode ser escrito como

$$Y_i(0) = \alpha + \beta T_i + \gamma G_i + \varepsilon_i$$

com $\varepsilon \perp (T, G)$. Isto é, o erro não-observável é independente do indicador de grupo, e sua distribuição é invariante no tempo.

- ▶ Então $Y_i(1) = Y_i(0) + \tau_{DD}$.
- ▶ Em palavras, qual é a hipótese de identificação?

Estimador de diferenças-em-diferenças

- ▶ Equivalência na amostra

$$\hat{\tau}_{DD} = (\bar{Y}_{11} - \bar{Y}_{10}) - (\bar{Y}_{01} - \bar{Y}_{00})$$

onde $\bar{Y}_{gt} = \frac{1}{N_{gt}} \sum_{G_i=g, T_i=t} Y_i$.

- ▶ Ou, em formato de regressão

$$Y_i = \alpha + \beta T_i + \gamma G_i + \tau_{DD} T_i G_i + \varepsilon_i$$

- ▶ Sob a hipótese de identificação, é fácil mostrar que $\hat{\tau}_{DD} \rightarrow \tau_{DD}$ (efeito médio de tratamento).

Estimador de diferenças-em-diferenças

- ▶ Equivalência na amostra

$$\hat{\tau}_{DD} = (\bar{Y}_{11} - \bar{Y}_{10}) - (\bar{Y}_{01} - \bar{Y}_{00})$$

onde $\bar{Y}_{gt} = \frac{1}{N_{gt}} \sum_{G_i=g, T_i=t} Y_i$.

- ▶ Ou, em formato de regressão

$$Y_i = \alpha + \beta T_i + \gamma G_i + \tau_{DD} T_i G_i + \varepsilon_i$$

- ▶ Sob a hipótese de identificação, é fácil mostrar que $\hat{\tau}_{DD} \rightarrow \tau_{DD}$ (efeito médio de tratamento).

Variação em exposição ao programa INPRES

▶ Ano de nascimento

- ▶ Nascidos em 1962 ou antes: 12 ou mais em 1974. Não expostos ao programa. *Velhos*
- ▶ Nascidos em 1967: 7 em 1974, 12 em 1979. Alguma exposição. *Novos*
- ▶ Nascidos em 1972: 2 em 1974, 7 em 1979. Exposição total. *Novos*
- ▶ E se comparássemos educação dos nascidos antes e depois de 1962?

▶ Região de nascimento

- ▶ Diferente intensidade de construção entre regiões.
- ▶ Por que região de *nascimento* ao invés de onde a pessoa viveu durante a educação básica?

Variação em exposição ao programa INPRES

▶ Ano de nascimento

- ▶ Nascidos em 1962 ou antes: 12 ou mais em 1974. Não expostos ao programa. *Velhos*
- ▶ Nascidos em 1967: 7 em 1974, 12 em 1979. Alguma exposição. *Novos*
- ▶ Nascidos em 1972: 2 em 1974, 7 em 1979. Exposição total. *Novos*
- ▶ E se comparássemos educação dos nascidos antes e depois de 1962?

▶ Região de nascimento

- ▶ Diferente intensidade de construção entre regiões.
- ▶ Por que região de *nascimento* ao invés de onde a pessoa viveu durante a educação básica?

Calculando as diferenças

	Alta	Baixa	Diferença
Novos	\bar{Y}_{11}	\bar{Y}_{10}	$\bar{Y}_{11} - \bar{Y}_{10}$
Velhos	\bar{Y}_{01}	\bar{Y}_{00}	$\bar{Y}_{01} - \bar{Y}_{00}$
Diferença	$\bar{Y}_{11} - \bar{Y}_{01}$	$\bar{Y}_{10} - \bar{Y}_{00}$	$(\bar{Y}_{11} - \bar{Y}_{10}) - (\bar{Y}_{01} - \bar{Y}_{00})$

- ▶ Primeira coluna: diferença entre novos e velhos em região de alta intensidade.
- ▶ Segunda coluna: diferença entre novos e velhos em região de baixa intensidade. (efeito coorte)
- ▶ Dupla diferença: novos vs. velhos em alta vs. baixa.
- ▶ Como cancelamos efeitos de região? Com $\bar{Y}_{01} - \bar{Y}_{00}$.

Calculando as diferenças

	Alta	Baixa	Diferença
Novos	\bar{Y}_{11}	\bar{Y}_{10}	$\bar{Y}_{11} - \bar{Y}_{10}$
Velhos	\bar{Y}_{01}	\bar{Y}_{00}	$\bar{Y}_{01} - \bar{Y}_{00}$
Diferença	$\bar{Y}_{11} - \bar{Y}_{01}$	$\bar{Y}_{10} - \bar{Y}_{00}$	$(\bar{Y}_{11} - \bar{Y}_{10}) - (\bar{Y}_{01} - \bar{Y}_{00})$

- ▶ Primeira coluna: diferença entre novos e velhos em região de alta intensidade.
- ▶ Segunda coluna: diferença entre novos e velhos em região de baixa intensidade. (efeito coorte)
- ▶ Dupla diferença: novos vs. velhos em alta vs. baixa.
- ▶ Como cancelamos efeitos de região? Com $\bar{Y}_{01} - \bar{Y}_{00}$.

Calculando as diferenças

	Alta	Baixa	Diferença
Novos	\bar{Y}_{11}	\bar{Y}_{10}	$\bar{Y}_{11} - \bar{Y}_{10}$
Velhos	\bar{Y}_{01}	\bar{Y}_{00}	$\bar{Y}_{01} - \bar{Y}_{00}$
Diferença	$\bar{Y}_{11} - \bar{Y}_{01}$	$\bar{Y}_{10} - \bar{Y}_{00}$	$(\bar{Y}_{11} - \bar{Y}_{10}) - (\bar{Y}_{01} - \bar{Y}_{00})$

- ▶ Primeira coluna: diferença entre novos e velhos em região de alta intensidade.
- ▶ Segunda coluna: diferença entre novos e velhos em região de baixa intensidade. (efeito coorte)
- ▶ Dupla diferença: novos vs. velhos em alta vs. baixa.
- ▶ Como cancelamos efeitos de região? Com $\bar{Y}_{01} - \bar{Y}_{00}$.

Calculando as diferenças

	Alta	Baixa	Diferença
Novos	\bar{Y}_{11}	\bar{Y}_{10}	$\bar{Y}_{11} - \bar{Y}_{10}$
Velhos	\bar{Y}_{01}	\bar{Y}_{00}	$\bar{Y}_{01} - \bar{Y}_{00}$
Diferença	$\bar{Y}_{11} - \bar{Y}_{01}$	$\bar{Y}_{10} - \bar{Y}_{00}$	$(\bar{Y}_{11} - \bar{Y}_{10}) - (\bar{Y}_{01} - \bar{Y}_{00})$

- ▶ Primeira coluna: diferença entre novos e velhos em região de alta intensidade.
- ▶ Segunda coluna: diferença entre novos e velhos em região de baixa intensidade. (efeito corte)
- ▶ Dupla diferença: novos vs. velhos em alta vs. baixa.
- ▶ Como cancelamos efeitos de região? Com $\bar{Y}_{01} - \bar{Y}_{00}$.

Calculando as diferenças

	Alta	Baixa	Diferença
Novos	\bar{Y}_{11}	\bar{Y}_{10}	$\bar{Y}_{11} - \bar{Y}_{10}$
Velhos	\bar{Y}_{01}	\bar{Y}_{00}	$\bar{Y}_{01} - \bar{Y}_{00}$
Diferença	$\bar{Y}_{11} - \bar{Y}_{01}$	$\bar{Y}_{10} - \bar{Y}_{00}$	$(\bar{Y}_{11} - \bar{Y}_{10}) - (\bar{Y}_{01} - \bar{Y}_{00})$

- ▶ Primeira coluna: diferença entre novos e velhos em região de alta intensidade.
- ▶ Segunda coluna: diferença entre novos e velhos em região de baixa intensidade. (efeito corte)
- ▶ Dupla diferença: novos vs. velhos em alta vs. baixa.
- ▶ Como cancelamos efeitos de região? Com $\bar{Y}_{01} - \bar{Y}_{00}$.

Resultados do DD

TABLE 3—MEANS OF EDUCATION AND LOG(WAGE) BY COHORT AND LEVEL OF PROGRAM CELLS

	Years of education			Log(wages)		
	Level of program in region of birth			Level of program in region of birth		
	High (1)	Low (2)	Difference (3)	High (4)	Low (5)	Difference (6)
<i>Panel A: Experiment of Interest</i>						
Aged 2 to 6 in 1974	8.49 (0.043)	9.76 (0.037)	-1.27 (0.057)	6.61 (0.0078)	6.73 (0.0064)	-0.12 (0.010)
Aged 12 to 17 in 1974	8.02 (0.053)	9.40 (0.042)	-1.39 (0.067)	6.87 (0.0085)	7.02 (0.0069)	-0.15 (0.011)
Difference	0.47 (0.070)	0.36 (0.038)	0.12 (0.089)	-0.26 (0.011)	-0.29 (0.0096)	0.026 (0.015)
<i>Panel B: Control Experiment</i>						
Aged 12 to 17 in 1974	8.02 (0.053)	9.40 (0.042)	-1.39 (0.067)	6.87 (0.0085)	7.02 (0.0069)	-0.15 (0.011)
Aged 18 to 24 in 1974	7.70 (0.059)	9.12 (0.044)	-1.42 (0.072)	6.92 (0.0097)	7.08 (0.0076)	-0.16 (0.012)
Difference	0.32 (0.080)	0.28 (0.061)	0.034 (0.098)	0.056 (0.013)	0.063 (0.010)	0.0070 (0.016)

Notes: The sample is made of the individuals who earn a wage. Standard errors are in parentheses.

Hipótese de identificação

- ▶ Sob quais hipóteses o estimador de DD é consistente para o efeito do programa?
 - ▶ Ausência de tendências por coorte em regiões de alta intensidade, a não ser aquelas induzidas pelo programa.
 - ▶ Exemplo de violação: melhorias em saúde infantil cujo alvo foi regiões de alta intensidade (mais pobres).
- ▶ Não podemos testar a hipótese de identificação para as coortes estudadas. Mas podemos examinar se tendências entre coortes diferem em regiões de alta intensidade para *coortes mais velhas*.
 - ▶ Experimento *placebo*, ou de *falsificação*: repetir o DD comparando “velhos” com “muito velhos”.
 - ▶ Nenhum dos dois grupos se beneficiou do programa. O que esperamos se a hipótese é satisfeita?

Hipótese de identificação

- ▶ Sob quais hipóteses o estimador de DD é consistente para o efeito do programa?
 - ▶ Ausência de tendências por coorte em regiões de alta intensidade, a não ser aquelas induzidas pelo programa.
 - ▶ Exemplo de violação: melhorias em saúde infantil cujo alvo foi regiões de alta intensidade (mais pobres).
- ▶ Não podemos testar a hipótese de identificação para as coortes estudadas. Mas podemos examinar se tendências entre coortes diferem em regiões de alta intensidade para *coortes mais velhas*.
 - ▶ Experimento *placebo*, ou de *falsificação*: repetir o DD comparando “velhos” com “muito velhos”.
 - ▶ Nenhum dos dois grupos se beneficiou do programa. O que esperamos se a hipótese é satisfeita?

Resultados do placebo

TABLE 3—MEANS OF EDUCATION AND LOG(WAGE) BY COHORT AND LEVEL OF PROGRAM CELLS

	Years of education			Log(wages)		
	Level of program in region of birth			Level of program in region of birth		
	High (1)	Low (2)	Difference (3)	High (4)	Low (5)	Difference (6)
<i>Panel A: Experiment of Interest</i>						
Aged 2 to 6 in 1974	8.49 (0.043)	9.76 (0.037)	-1.27 (0.057)	6.61 (0.0078)	6.73 (0.0064)	-0.12 (0.010)
Aged 12 to 17 in 1974	8.02 (0.053)	9.40 (0.042)	-1.39 (0.067)	6.87 (0.0085)	7.02 (0.0069)	-0.15 (0.011)
Difference	0.47 (0.070)	0.36 (0.038)	0.12 (0.089)	-0.26 (0.011)	-0.29 (0.0096)	0.026 (0.015)
<i>Panel B: Control Experiment</i>						
Aged 12 to 17 in 1974	8.02 (0.053)	9.40 (0.042)	-1.39 (0.067)	6.87 (0.0085)	7.02 (0.0069)	-0.15 (0.011)
Aged 18 to 24 in 1974	7.70 (0.059)	9.12 (0.044)	-1.42 (0.072)	6.92 (0.0097)	7.08 (0.0076)	-0.16 (0.012)
Difference	0.32 (0.080)	0.28 (0.061)	0.034 (0.098)	0.056 (0.013)	0.063 (0.010)	0.0070 (0.016)

Notes: The sample is made of the individuals who earn a wage. Standard errors are in parentheses.

Estimativas de IV

- ▶ IV binária simples é chamada de estimador de *Wald*.
- ▶ $\hat{\beta}_{Wald} = \frac{\text{impacto em salários}}{\text{impacto em educação}} = \frac{0.026}{0.12} \approx 0.22$.
- ▶ Quais são as hipóteses de identificação? Acreditamos nelas?

Usando mais da variação

- ▶ O estimador de Wald joga fora muito da variação, com a dicotomia binária de intensidade do programa e grupos de idade.
- ▶ Usando tudo da variação regional via uma medida contínua de intensidade na região P_j

$$S_{ijk} = c_1 + \alpha_{1j} + \beta_{1k} + (P_j B_k) \gamma_1 + (C_j B_k) \delta_1 + \varepsilon_{ijk}$$

onde B_k é *dummy* para coorte, α_{1j} são efeitos fixos de região, β_{1k} são efeitos fixos de coorte, e C_j são controles a nível de região.

- ▶ Verificação extra para identificação: padrão de efeitos para todas as coortes.

Resultados

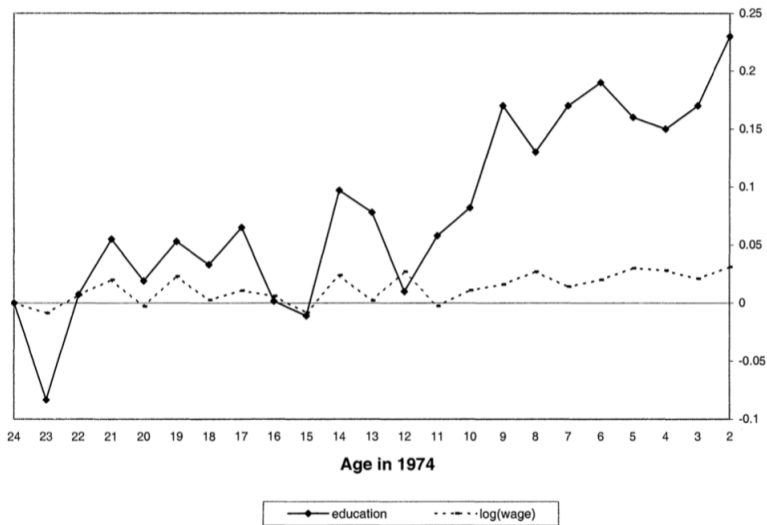


FIGURE 3. COEFFICIENTS OF THE INTERACTIONS AGE IN 1974* PROGRAM INTENSITY IN THE REGION OF BIRTH IN THE WAGE AND EDUCATION EQUATIONS

Estimativas de IV

- ▶ O que podemos usar de instrumento para além do DD binário?
- ▶ Poderíamos ter 23 instrumentos para cada uma das coortes $P_j B_k$.
- ▶ Duflo restringe as coortes anteriores para efeito zero \implies mais precisão.
- ▶ Quais outras restrições poderíamos impor?
- ▶ Qual é a interpretação da estimativa? Quais são os anos de educação que estamos estimando retornos para? Quem são os *compliers*?

TABLE 7—EFFECT OF EDUCATION ON LABOR MARKET OUTCOMES: OLS AND 2SLS ESTIMATES

Method	Instrument	(1)	(2)	(3)	(4)
<i>Panel A: Sample of Wage Earners</i>					
<i>Panel A1: Dependent variable: log(hourly wage)</i>					
OLS		0.0776 (0.000620)	0.0777 (0.000621)	0.0767 (0.000646)	
2SLS	Year of birth dummies*program intensity in region of birth	0.0675 (0.0280) [0.96]	0.0809 (0.0272) [0.9]	0.106 (0.0222) [0.93]	0.0908 (0.0541) [0.9]
2SLS	(Aged 2–6 in 1974)*program intensity in region of birth	0.0752 (0.0338) (0.0338)	0.0862 (0.0336) (0.0336)	0.104 (0.0304) (0.0304)	
<i>Panel A2: Dependent variable: log(monthly earnings)</i>					
OLS		0.0698 (0.000601)	0.0698 (0.000602)	0.0689 (0.000628)	
2SLS	Year of birth dummies*program intensity in region of birth	0.0756 (0.0280) [0.73]	0.0925 (0.0278) [0.63]	0.0913 (0.0219) [0.58]	0.134 (0.0631) [0.7]
<i>Panel B: Whole Sample</i>					
<i>Panel B1: Dependent variable: participation in the wage sector</i>					
OLS		0.0328 (0.00311)	0.0327 (0.000311)	0.0337 (0.000319)	
2SLS	Year of birth dummies*program intensity in region of birth	0.101 (0.0210) [0.66]	0.118 (0.0197) [0.93]	0.0892 (0.0162) [1.12]	
<i>Panel B2: Dependent variable: log(monthly earnings), imputed for self-employed individuals</i>					
OLS		0.0539 (0.000354)	0.0539 (0.000354)	0.0539 (0.000355)	
2SLS	Year of birth dummies*program intensity in region of birth	0.0509 (0.0157) [0.68]	0.0745 (0.0136) [0.58]	0.0346 (0.0138) [1.16]	
Control variables:					
	Year of birth*enrollment rate in 1971	No	Yes	Yes	Yes
	Year of birth*water and sanitation program	No	No	Yes	No
	Propensity score, propensity score squared	No	No	No	Yes

Notes: Year of birth dummies, region of birth dummies, and the interactions between year of birth dummies and the number of children in the region of birth in 1971 are included in the regressions. Standard errors are in parentheses. *F*-statistics of the test of overidentification restrictions are in square brackets.

Reconciliando estimativas micro e macro

- ▶ Retornos à educação estimados de regressões Mincerianas variam entre 2.7% e 15.4% (média 9% e SD 2.2%). Em geral OLS \approx IV. (Card, 1999)
- ▶ **Enigma 1:** Disparidades em educação podem explicar disparidades em PIB entre países?
 - ▶ Países no topo da distribuição tem \approx 8 anos a mais de educação vs os de baixo.
 - ▶ Eles deveriam ter PIB não mais do que o dobro se retornos individuais fossem a história inteira.
 - ▶ Na verdade eles tem PIB \approx 15 vezes maior (Acemoglu and Angrist, 2001).
- ▶ **Enigma 2:**
 - ▶ Efeito de nível de educação em crescimento econômico não segue do *framework* Minceriano. Como explicar então?
- ▶ Potencial solução para os dois enigmas: externalidades.

Reconciliando estimativas micro e macro

- ▶ Retornos à educação estimados de regressões Mincerianas variam entre 2.7% e 15.4% (média 9% e SD 2.2%). Em geral OLS \approx IV. (Card, 1999)
- ▶ **Enigma 1:** Disparidades em educação podem explicar disparidades em PIB entre países?
 - ▶ Países no topo da distribuição tem \approx 8 anos a mais de educação vs os de baixo.
 - ▶ Eles deveriam ter PIB não mais do que o dobro se retornos individuais fossem a história inteira.
 - ▶ Na verdade eles tem PIB \approx 15 vezes maior (Acemoglu and Angrist, 2001).
- ▶ **Enigma 2:**
 - ▶ Efeito de nível de educação em crescimento econômico não segue do *framework* Minceriano. Como explicar então?
- ▶ Potencial solução para os dois enigmas: externalidades.

Reconciliando estimativas micro e macro

- ▶ Retornos à educação estimados de regressões Mincerianas variam entre 2.7% e 15.4% (média 9% e SD 2.2%). Em geral OLS \approx IV. (Card, 1999)
- ▶ **Enigma 1:** Disparidades em educação podem explicar disparidades em PIB entre países?
 - ▶ Países no topo da distribuição tem \approx 8 anos a mais de educação vs os de baixo.
 - ▶ Eles deveriam ter PIB não mais do que o dobro se retornos individuais fossem a história inteira.
 - ▶ Na verdade eles tem PIB \approx 15 vezes maior (Acemoglu and Angrist, 2001).
- ▶ **Enigma 2:**
 - ▶ Efeito de nível de educação em crescimento econômico não segue do *framework* Minceriano. Como explicar então?
- ▶ Potencial solução para os dois enigmas: externalidades.

Reconciliando estimativas micro e macro

- ▶ Retornos à educação estimados de regressões Mincerianas variam entre 2.7% e 15.4% (média 9% e SD 2.2%). Em geral OLS \approx IV. (Card, 1999)
- ▶ **Enigma 1:** Disparidades em educação podem explicar disparidades em PIB entre países?
 - ▶ Países no topo da distribuição tem \approx 8 anos a mais de educação vs os de baixo.
 - ▶ Eles deveriam ter PIB não mais do que o dobro se retornos individuais fossem a história inteira.
 - ▶ Na verdade eles tem PIB \approx 15 vezes maior (Acemoglu and Angrist, 2001).
- ▶ **Enigma 2:**
 - ▶ Efeito de nível de educação em crescimento econômico não segue do *framework* Minceriano. Como explicar então?
- ▶ Potencial solução para os dois enigmas: externalidades.

Estimando externalidades

- ▶ O mesmo experimento pode ser usado para se estimar os "retornos sociais" de educação.
- ▶ Esperamos que externalidades sejam positivas ou negativas? Por quê?
- ▶ Gostaríamos de estimar algo como

$$y_i = \alpha + \beta s_i + \gamma \bar{s}_i + \varepsilon_i$$

- ▶ Precisamos de dois instrumentos, para s_i e \bar{s}_i (Acemoglu and Angrist, 2001).
- ▶ Considere uma coorte com 12 anos ou mais em 1973, não afetada pelo programa.
- ▶ Até 1979, ninguém no mercado de trabalho era educado nas programas.
- ▶ Começando em 1979, fluxo de graduandos das novas escolas. Gráfico

Estimando externalidades

- ▶ O mesmo experimento pode ser usado para se estimar os "retornos sociais" de educação.
- ▶ Esperamos que externalidades sejam positivas ou negativas? Por quê?
- ▶ Gostaríamos de estimar algo como

$$y_i = \alpha + \beta s_i + \gamma \bar{s}_i + \varepsilon_i$$

- ▶ Precisamos de dois instrumentos, para s_i e \bar{s}_i (Acemoglu and Angrist, 2001).
- ▶ Considere uma coorte com 12 anos ou mais em 1973, não afetada pelo programa.
- ▶ Até 1979, ninguém no mercado de trabalho era educado nas programas.
- ▶ Começando em 1979, fluxo de graduandos das novas escolas. [Gráfico](#)

Estimando externalidades

- ▶ O mesmo experimento pode ser usado para se estimar os "retornos sociais" de educação.
- ▶ Esperamos que externalidades sejam positivas ou negativas? Por quê?
- ▶ Gostaríamos de estimar algo como

$$y_i = \alpha + \beta s_i + \gamma \bar{s}_i + \varepsilon_i$$

- ▶ Precisamos de dois instrumentos, para s_i e \bar{s}_i (Acemoglu and Angrist, 2001).
- ▶ Considere uma coorte com 12 anos ou mais em 1973, não afetada pelo programa.
- ▶ Até 1979, ninguém no mercado de trabalho era educado nas programas.
- ▶ Começando em 1979, fluxo de graduandos das novas escolas. Gráfico

Estratégia empírica (Duflo, 2004)

- ▶ Fixe a coorte, deixe variar os anos.
- ▶ Dummies de Ano \times Região são instrumentos para \bar{s}_j .
- ▶ Resultados pouco claros. Se tanto, efeitos de equilíbrio são negativos.

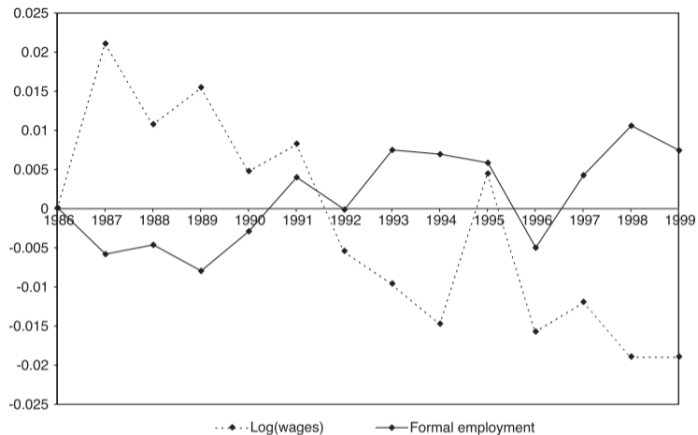


Fig. 4. (a) Coefficients of the interactions of program intensity and survey year dummies. Dependent variables: log(wage) and formal sector employment (individuals born before 1962 and aged less than 60). Sample: urban and rural regions. (b) Coefficients of the interactions of program intensity and survey year dummies. Dependent variables: average log(wage) and average formal sector employment among individuals born before 1962 and aged less than 60. Sample: rural regions.

Retornos percebidos afetam educação?

- ▶ Lembrem que

$$s^* = \frac{1}{r} \ln \left(1 - \frac{r}{\gamma} \right) + T$$

- ▶ Nesse modelo o que importa para s^* é crenças sobre γ .
- ▶ Como poderíamos testar isso?

Retornos percebidos afetam educação?

- ▶ **Jensen (2010)** testa essa ideia.
- ▶ **Contexto**
 - ▶ República Dominicana: 85% de formaturas para educação primária (até 8a série), mas só 30% para ensino médio.
 - ▶ Alunos tem elicítadas suas crenças sobre salários de quem se forma com educação primária vs. média.
 - ▶ No *baseline*, retornos percebidos eram $\approx 2\%$ por ano, com 9% de aumento indo da 8a para a 12a série.
- ▶ **Experimento aleatorizado**
 - ▶ Alunos em escolas tratadas foram simplesmente informados do retorno “verdadeiro” Minceriano (10% por ano, ou 40% indo da 8a para a 12a série).
 - ▶ Mostra que grupos tratados atualizam suas crenças.
 - ▶ E investiga o impacto da intervenção.

Retornos percebidos afetam educação?

- ▶ **Jensen (2010)** testa essa ideia.
- ▶ **Contexto**
 - ▶ República Dominicana: 85% de formaturas para educação primária (até 8a série), mas só 30% para ensino médio.
 - ▶ Alunos tem elicítadas suas crenças sobre salários de quem se forma com educação primária vs. média.
 - ▶ No *baseline*, retornos percebidos eram $\approx 2\%$ por ano, com 9% de aumento indo da 8a para a 12a série.
- ▶ **Experimento aleatorizado**
 - ▶ Alunos em escolas tratadas foram simplesmente informados do retorno “verdadeiro” Minceriano (10% por ano, ou 40% indo da 8a para a 12a série).
 - ▶ Mostra que grupos tratados atualizam suas crenças.
 - ▶ E investiga o impacto da intervenção.

Balanço de covariadas

TABLE I
MEANS, STANDARD DEVIATIONS, AND TEST OF TREATMENT-CONTROL
COVARIATE BALANCE

	All	Control	Treatment	Difference
Age	14.3 [0.79]	14.3 [0.79]	14.4 [0.79]	0.02 (0.04)
School performance	2.64 [1.45]	2.66 [1.46]	2.62 [1.45]	-0.04 (0.06)
Father finished secondary	0.38 [0.49]	0.39 [0.49]	0.38 [0.49]	-0.01 (0.05)
Log (income per capita)	8.16 [0.32]	8.17 [0.31]	8.15 [0.32]	-0.04 (0.05)
Round 1 expected earnings (self)				
Primary (only)	3,516 [884]	3,548 (116)	3,484 (124)	-64 (165)
Secondary (only)	3,845 [1,044]	3,884 (132)	3,806 (145)	-78 (191)
Implied perceived returns (self)	329 [403]	336 (25)	322 (27)	-14 (36)
Round 1 expected earnings (others)				
Primary (only)	3,478 [863]	3,509 (112)	3,447 (120)	-62 (160)
Secondary (only)	3,765 [997]	3,802 (126)	3,728 (143)	-73 (185)
Implied perceived returns (other)	287 [373]	293 (23)	281 (29)	-12 (36)

TABLE V
EFFECTS OF THE INTERVENTION ON EXPECTED RETURNS AND SCHOOLING

	Full sample				Poor households				Least poor households			
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)	(11)	(12)
	Returned next year	Finished school	Years of schooling	Perceived returns	Returned next year	Finished school	Years of schooling	Perceived returns	Returned next year	Finished school	Years of schooling	Perceived returns
Treatment	0.041*	0.023	0.20**	367***	0.006	-0.01	0.037	344***	0.072*	0.054*	0.33***	386***
	(0.023)	(0.020)	(0.082)	(28)	(0.034)	(0.026)	(0.11)	(41)	(0.038)	(0.031)	(0.12)	(41)
Log (inc. per capita)	0.095**	0.23***	0.79***	29.0	0.054	0.26***	0.69***	188**	0.047	0.10	0.51	23
	(0.040)	(0.044)	(0.16)	(47)	(0.068)	(0.062)	(0.23)	(87)	(0.12)	(0.13)	(0.45)	(133)
School performance	0.011	0.019**	0.086**	0.74	0.001	0.015	0.064	-9.5	0.025*	0.024*	0.10**	8.2
	(0.010)	(0.009)	(0.034)	(14)	(0.014)	(0.012)	(0.048)	(13.5)	(0.013)	(0.012)	(0.048)	(22)
Father finished sec.	0.074**	0.050*	0.26**	-24	0.056	0.019	0.16	-29.1	0.096**	0.096**	0.36**	-3.8
	(0.030)	(0.030)	(0.12)	(32)	(0.045)	(0.043)	(0.18)	(62)	(0.038)	(0.038)	(0.14)	(40)
Age	-0.010	0.004	-0.006	-42*	-0.042	0.002	-0.071	-46	0.005	0.005	0.025	-35
	(0.016)	(0.015)	(0.059)	(21)	(0.030)	(0.019)	(0.088)	(32)	(0.025)	(0.035)	(0.087)	(29)
R ²	.016	.040	.049	.090	.007	.019	.014	.094	.020	.020	.029	.090
Observations	2,241	2,205	2,074	1,859	1,055	1,055	1,007	920	1,056	1,056	1,002	939

- ▶ Aumentou anos de educação em 0.2.
- ▶ Efeitos maiores para alunos mais ricos. Efeito zero para pobres. Sugere que restrições a crédito ou custo de estudar podem ser relevantes também.

E os retornos verdadeiros à educação?

- ▶ Externalidades não estão dando conta da relação macro.
 - ▶ Variáveis omitidas
 - ▶ Endogeneidade: crescimento futuro de renda motiva pessoas a investirem em educação hoje (Bils and Klenow, 2000).
- ▶ Outras evidências
 - ▶ Jensen (2012) conduz um RCT de recrutamento para *call-centers/back-office* e encontra que um prospecto de trabalhos aumenta matrículas escolares.
 - ▶ Atkin (2016) encontra que crescimento de exportações de firmas no México aumenta abandono escolar. Esses são trabalhos pouco qualificados, então estaria diminuindo γ .
 - ▶ Jayachandran and Lleras-Muney (2009) acham que aumento da expectativa de vida T aumenta educação para meninas no Sri Lanka.

Conclusão

- ▶ Modelos simples nos sugerem formas funcionais e o que importa para escolhas educacionais.
- ▶ Sempre precisamos de IVs para estimar o retorno à educação γ (e.g. [Duflo, 2001](#)).
- ▶ Porém escolaridade não explica inteiramente a relação macro.
 - ▶ Mais a ser feito.
- ▶ Próxima aula
 - ▶ Qualidade da educação: *Tracking* e *peer effects*.

Anos de educação vs qualidade (Hanushek and Wößmann, 2007)

Table 4.1: Education as Determinant of Growth of Income per Capita, 1960-2000

	(1)	(2)	(3) ^a	(4)
GDP per capita 1960	-0.379 (4.24)	-0.302 (5.54)	-0.277 (4.43)	-0.351 (6.01)
Years of schooling 1960	0.369 (3.23)	0.026 (0.34)	0.052 (0.64)	0.004 (0.05)
Test score (mean)		1.980 (9.12)	1.548 (4.96)	1.265 (4.06)
Openness				0.508 (1.39)
Protection against expropriation				0.388 (2.29)
Constant	2.785 (7.41)	-4.737 (5.54)	-3.701 (3.32)	-4.695 (5.09)
N	50	50	50	47
R ² (adj.)	0.252	0.728	0.741	0.784

Dependent variable: average annual growth rate in GDP per capita, 1960-2000. *t*-statistics in parentheses. ^a Regression includes five regional dummies.

Referências I

- Acemoglu, Daron and Joshua D. Angrist**, “How Large are Human-Capital Externalities? Evidence from Compulsory-Schooling Laws,” in Ben S. Bernanke and Kenneth Rogoff, eds., *NBER Macroeconomics Annual*, Vol. 15 2001, pp. 9–74.
- Atkin, David**, “Endogenous skill acquisition and export manufacturing in Mexico,” *American Economic Review*, 2016, 106 (8), 2046–2085.
- Bils, Mark and Peter J. Klenow**, “Does Schooling Cause Growth?,” *American Economic Review*, 2000, 90 (5), 1160–1183.
- Card, David**, “The Causal Effect of Education on Earnings,” in “Handbook of Labor Economics,” Vol. 3A, Elsevier Masson SAS, 1999, chapter 30, pp. 1801–1863.
- Duflo, Esther**, “Schooling and Labor Market Consequences of School Construction in Indonesia: Evidence from an Unusual Policy Experiment,” *American Economic Review*, 2001, 91 (4), 795–813.
- , “The medium run effects of educational expansion: Evidence from a large school construction program in Indonesia,” *Journal of Development Economics*, 2004, 74 (1), 163–197.

Referências II

- Hanushek, Eric A. and Ludger Wößmann**, “The Role of Education Quality in Economic Growth,” 2007.
- Jayachandran, Seema and Adriana Lleras-Muney**, “Life Expectancy and Human Capital Investments: Evidence from Maternal Mortality Declines,” *Quarterly Journal of Economics*, 2009, 124 (1), 349–397.
- Jensen, Robert**, “The (Perceived) Returns to Education and the Demand for Schooling,” *Quarterly Journal of Economics*, 2010, 125 (2), 515–548.
- , “Do Labor Market Opportunities Affect Young Women’s Work and Family Decisions? Experimental Evidence from India,” *Quarterly Journal of Economics*, 2012, 127 (2), 753–792.
- Mincer, Jacob**, “Investment in Human Capital and Personal Income Distribution,” *Journal of Political Economy*, 1958, 66 (4), 281–302.

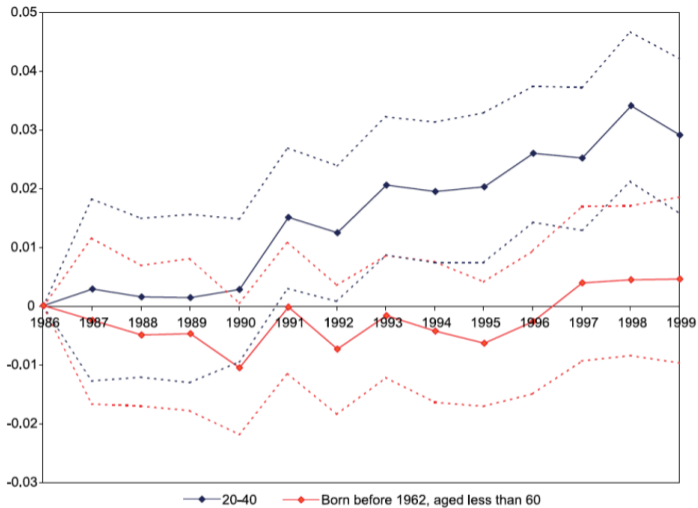


Fig. 2. Coefficients of the interactions of program intensity and survey year dummies. Dependent variable: % of primary school graduates.

Table 6
2SLS estimates of the impact of average education on individual wages

	Independent variable: % of primary school graduates in the 20–40 sample		Independent variable: % of primary school graduates in the 20–60 sample	
	Sample: rural and urban areas	Sample: rural areas only	Sample: rural and urban areas	Sample: rural areas only
	(1)	(2)	(3)	(4)
<i>Panel A: years 1986–1999</i>				
Log (wage)	– 0.204 (0.443)	– 0.834 (0.701)	– 0.208 (0.615)	– 0.871 (0.837)
Log (wage) residual	– 0.292 (0.355)	– 0.633 (0.431)	– 0.379 (0.512)	– 0.994 (0.556)
Skill premium	– 0.434 (0.916)	– 0.982 (1.408)	– 0.596 (1.197)	– 0.636 (1.645)
Formal employment	0.441 (0.159)	0.454 (0.203)	0.661 (0.238)	0.745 (0.352)
Formal employment among educated workers	0.432 (0.197)	0.501 (0.259)	0.543 (0.264)	0.713 (0.406)
Formal employment among uneducated workers	0.379 (0.203)	0.409 (0.232)	0.510 (0.354)	0.318 (0.318)
<i>Panel B: years 1986–1997</i>				
Log (wage)	– 0.358 (0.493)	– 0.710 (0.821)	– 0.451 (0.716)	– 0.480 (0.801)
Log (wage) residual	– 0.330 (0.412)	– 0.588 (0.529)	– 0.437 (0.618)	– 0.902 (0.602)
Skill premium	– 0.225 (1.033)	– 0.635 (1.461)	– 0.291 (1.488)	0.536 (1.576)
Formal employment	0.463 (0.183)	0.442 (0.233)	0.716 (0.282)	0.694 (0.379)
Formal employment among educated workers	0.428 (0.229)	0.473 (0.301)	0.530 (0.317)	0.622 (0.479)
Formal employment among uneducated workers	0.478 (0.249)	0.449 (0.277)	0.624 (0.415)	0.263 (0.319)

Men aged 20–60 and born before 1962.

1. Survey year dummies, region dummies, interactions between survey year dummies and the enrollment rate in 1971, and interactions between survey year dummies and the number of children are included in the regressions.
2. Regression run using kabupaten-year averages, weighted by the number of observations in each kabupaten-year cell.
3. The instruments are interactions between survey year dummies and the program intensity.
4. The standard errors are corrected for auto-correlation within kabupaten.