

Desenvolvimento Econômico

Aula 1: Introdução

Ricardo Dahis
PUC-Rio

9 de março, 2022

Boas-vindas

The consequences for human welfare involved in questions like these are simply staggering: once one starts to think about them, it is hard to think about anything else. (Lucas, 1988)

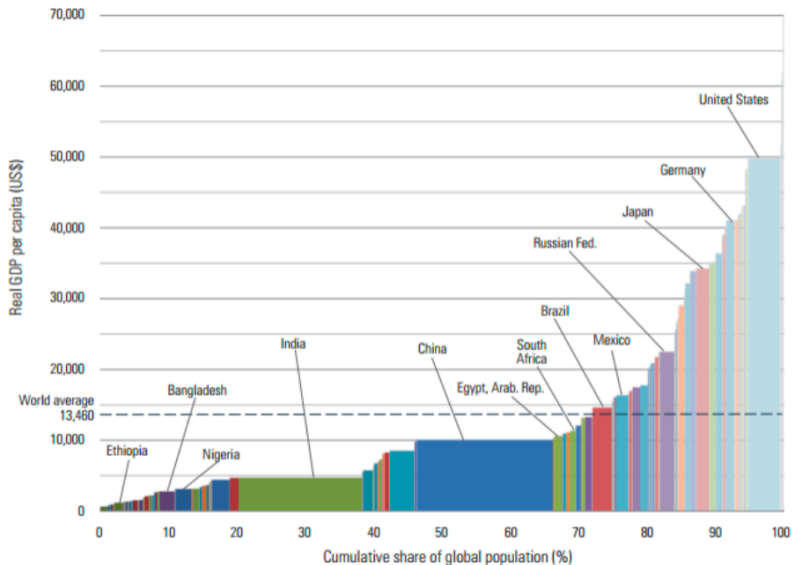
Primeira parte da sequência de desenvolvimento econômico da pós-graduação.

1. Tópicos em desenvolvimento (Ricardo)
2. Economia política (Claudio)

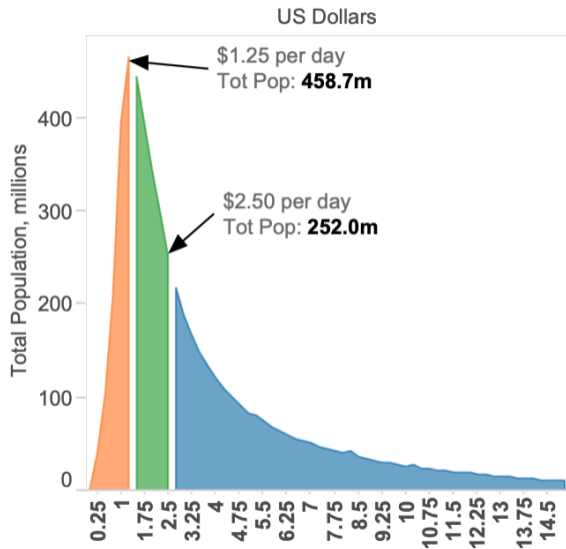
Logística

- ▶ Ementa
- ▶ Estrutura média de cada aula
 - ▶ Ricardo: 80 minutos
 - ▶ Apresentação: 20 minutos
 - ▶ Discussão: 10 minutos
- ▶ Datas relevantes (ver calendário mais atualizado **aqui**)
 - ▶ 30/03: entrega do parecer
 - ▶ 06/04: entrega da proposta inicial de pesquisa
 - ▶ 27/04: entrega da proposta final de pesquisa
- ▶ A fazer até a próxima aula:
 - ▶ Escolha de temas e artigos para apresentação e discussão (**aqui**)
 - ▶ Enviar perguntas sobre leituras **aqui**

A maior parte das pessoas vive com renda < 20% dos EUA



700 milhões vivem com renda < \$2.50 por dia (WDR, 2014)

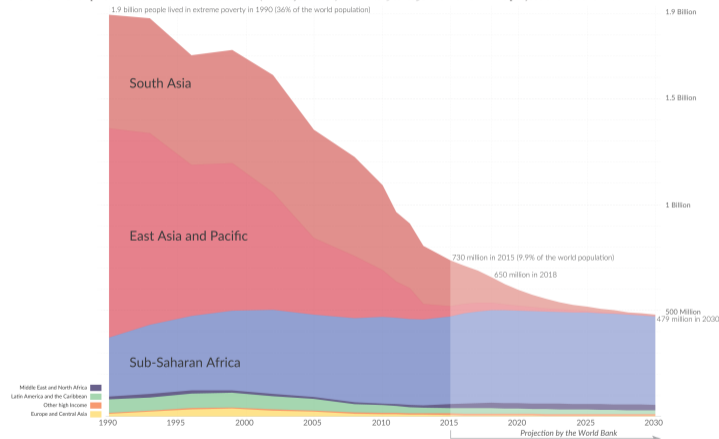


Por um lado, progresso: Pobreza extrema despencou nas últimas décadas

The number of people in extreme poverty – including projections to 2030

Extreme poverty is defined by the 'international poverty line' as living on less than \$1.90/day. This is measured by adjusting for price changes over time and for price differences between countries (PPP adjustment). From 2015 to 2030 the World Bank's projections are shown.

Our World in Data



Data source: World Bank data from 1990 to 2015. The projections from 2015 to 2030 are published in the World Bank report *Poverty and Shared Prosperity 2018*. This is a visualization from [OurWorldinData.org](https://ourworldindata.org), where you find data and research on how the world is changing. Licensed under CC-BY by the author Max Roser.

Por outro, PIB em países pobres não convergiu para países ricos

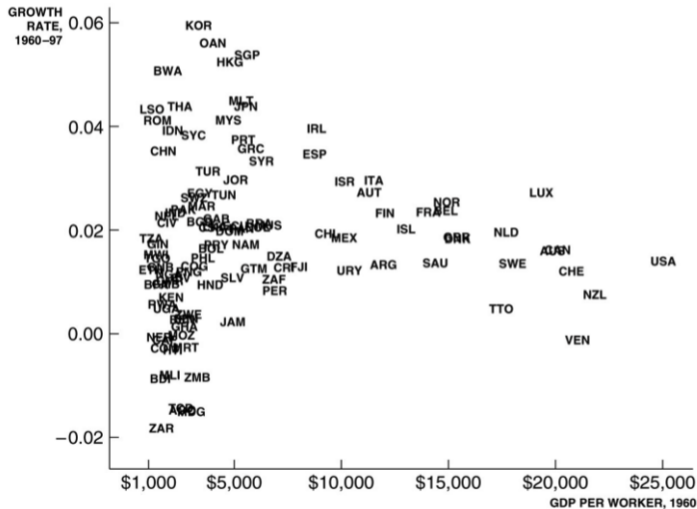


FIGURE 3.6 THE LACK OF CONVERGENCE FOR THE WORLD, 1960-97

Economic Growth, 2nd Edition
Copyright © 2004 W. W. Norton & Company

Quais hipóteses do modelo de Solow estão erradas?

- ▶ Barreiras para K fluir a países pobres (e.g. regulações em mercado de capital, medo de expropriação por governos) e para alocação eficiente de K intra-países.
- ▶ Precisamos considerar L ajustado por capital humano (educação, saúde)
- ▶ Produtividade total dos fatores A varia entre países
 - ▶ Tecnologia
 - ▶ Instituições (e.g. proteção de direitos de propriedade, falta de corrupção)
 - ▶ Geografia

Contabilidade: capital, capital humano, TFP (Hall and Jones, 1999)

TABLE I
PRODUCTIVITY CALCULATIONS: RATIOS TO U. S. VALUES

Country	Y/L	Contribution from		
		$(K/Y)^{\alpha/(1-\alpha)}$	H/L	A
United States	1.000	1.000	1.000	1.000
Canada	0.941	1.002	0.908	1.034
Italy	0.834	1.063	0.650	1.207
West Germany	0.818	1.118	0.802	0.912
France	0.818	1.091	0.666	1.126
United Kingdom	0.727	0.891	0.808	1.011
Hong Kong	0.608	0.741	0.735	1.115
Singapore	0.606	1.031	0.545	1.078
Japan	0.587	1.119	0.797	0.658
Mexico	0.433	0.868	0.538	0.926
Argentina	0.418	0.953	0.676	0.648
U.S.S.R.	0.417	1.231	0.724	0.468
India	0.086	0.709	0.454	0.267
China	0.060	0.891	0.632	0.106
Kenya	0.056	0.747	0.457	0.165
Zaire	0.033	0.499	0.408	0.160

A trindade de Pritchett (2019)

Para gerar bem-estar, um programa/política/projeto deve atender três condições:

1. Instrumentalmente correto

- ▶ Desenho tal que, se implementado fielmente, geraria bem-estar para a população alvo.

2. Administrativamente factível

- ▶ A organização responsável precisa ter capacidade de implementação com os recursos disponíveis.

3. Politicamente apoiado

- ▶ É preciso haver uma coalisão política com poder para autorizar e dar apoio.

⇒ Nós focaremos no ponto 1, na produção de pesquisa e conhecimento.

Fazendo pesquisa em desenvolvimento: macro vs. micro?

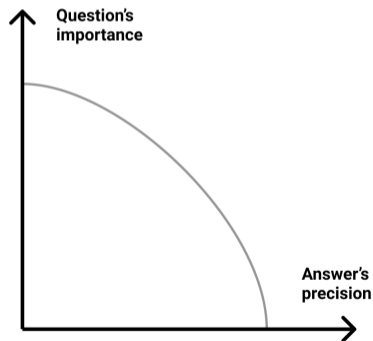
- ▶ Banerjee (2008) e Klenow (2008) discutem:

$$\frac{\partial \text{Welfare}}{\partial \text{Research}} = \frac{\partial \text{Welfare}}{\partial \text{Knowledge}} \bullet \frac{\partial \text{Knowledge}}{\partial \text{Research}}$$

Micro	> 0	Low	High
Macro	$\approx 0?$	High	Low

Esse curso

- ▶ Metodologia: (micro \rightarrow macro)-desenvolvimento orientada a políticas públicas de perguntas grandes mas com identificação cuidadosa.
- ▶ Queremos estar na fronteira entre importância da pergunta e precisão da resposta.



Onde queremos chegar?

- ▶ Objetivo final: *teorias* melhores.
 - ▶ Não precisamos repetir o experimento da maçã para re-testar gravitação.
- ▶ Enquanto isso, queremos *mapear o espaço causal entre intervenções e resultados*.
 - ▶ Requer generalização e extrapolação (Manski, 2007).
- ▶ Estrutura conceitual simples
 - ▶ Y e X são variáveis de interesse. C é um vetor medindo características do *contexto* (e.g. temperatura, cultura, instituições) e P é um vetor medindo características do *protocolo* de um experimento/observação/mensuração.
 - ▶ Assumimos a existência de uma relação desconhecida: $Y = f(X, C, P)$.
 - ▶ O efeito causal de X , contínuo ou discreto, em Y é:

$$EC = \frac{\partial f(X, C, P)}{\partial X} \quad \text{ou} \quad EC = f(X_1, C, P) - f(X_0, C, P)$$

Validade externa e extrapolação

- ▶ Um experimento/estimação nos gera uma estimativa $\widehat{EC}(X, C, P)$.
 - ▶ O efeito de incentivos à performance em notas de alunos é $0.23SD$.
 - ▶ Na verdade, o efeito de incentivos à performance em notas de alunos no contexto $C = (\text{Brasil, 2015-2018, escolas públicas})$ e protocolo $P = (\text{Ricardo Dahis, desenho com 3 tratamentos, financiado pelo J-PAL})$, é $0.23SD$
- ▶ O que podemos dizer do efeito de X em Y quando $C' = (\text{Índia, 2020})$?
 - ▶ Validade externa na medida que $C \approx C'$.
 - ▶ Mensurar e entender C é cada vez mais importante em pesquisa em economia (seção de *institutional background* em artigos).
 - ▶ Prática comum (mas *naïve*) é fazer extrapolação *incondicional* (assumir $EC' = EC$) ou linear ($EC' = aEC + b$).
 - ▶ **Vivaldi (2020)** encontra grande variação entre efeitos de intervenções.

Estimando efeitos causais

- ▶ Dado o cuidado necessário discutido acima, queremos estimar efeitos causais de programas/políticas/projetos.
- ▶ Exemplo: Qual é o efeito de sistemas de incentivos a performance em notas de alunos?
- ▶ Observamos provas depois de escolas adotarem sistemas de performance.
- ▶ Precisamos saber o *contrafactual* do que teria ocorrido se professores não tivessem sido incentivados, *tudo mais constante*.

Desafios enfrentados por pesquisadores

- ▶ Era uma vez... quando se estimavam regressões com controles para "isolar um efeito causal".
 - ▶ Controlar por características observáveis do(a) diretor(a) ou dos alunos.
 - ▶ Considerar status do programa como exógeno, condicional em observáveis.
- ▶ Hoje a barra é bem mais alta para se livrar de não-observáveis viesando estimativas.
 - ▶ Mudanças de políticas públicas são endógenas.
 - ▶ Take-up de programas é endógeno.
 - ▶ Outras fontes de viés de variável omitida (OVV) ou causalidade reversa.
- ▶ Estimativas viesadas → conclusões erradas sobre EC a partir dos dados.

Práticas modernas

- ▶ Fontes de variação e desenhos empíricos usados por pesquisadores:
 - ▶ Experimentos aleatórios (RCTs)
 - ▶ Experimentos naturais
 - ▶ Variável instrumental (IV), regressão em discontinuidade (RDD), diferenças-em-diferenças (DD).
- ▶ Modelo causal de Rubin (1972).
 - ▶ Estrutura para pensarmos sobre efeitos causais.
 - ▶ Aplicado liberalmente: variáveis não precisam ser discretas, mas consideramos esse caso por simplicidade.
- ▶ Referências daqui para frente: Angrist and Pischke (2009) e Cunningham (2021).

Notação

- ▶ Denote o grupo tratado como T e o controle como C .
- ▶ Seja Y_i^T a nota do aluno em uma escola com incentivos a performance.
- ▶ Seja Y_i^C a nota do mesmo aluno se sua escola não tivesse recebido incentivos a performance.
- ▶ Y_i^T e Y_i^C são *resultados potenciais*: eles podem se realizar ou ser meramente hipotéticos.

Efeito causal de tratamento

- ▶ Estamos interessados na diferença

$$Y_i^T - Y_i^C$$

- ▶ **Problema fundamental da inferência causal:** é impossível observar o valor de Y_i^T e Y_i^C para a mesma unidade i , portanto, saber o efeito de T em i .
 - ▶ Não observamos o aluno i com e sem o tratamento na sua escola ao mesmo tempo

Efeito causal médio de tratamento em uma população

- ▶ Solução estatística substitui o efeito causal não-observável de T em uma unidade específica i por um efeito causal estimável de T em uma população.
- ▶ Podemos aprender sobre o efeito médio de incentivos a performance em uma população de estudantes

$$E[Y_i^T - Y_i^C]$$

- ▶ Por simplicidade, assumimos que o efeito de tratamento é constante entre indivíduos: $Y_i^T - Y_i^C = Y_j^T - Y_j^C, \forall i \neq j$.

Hipóteses

- ▶ *SUTVA*: Stable Unit Treatment Value Assumption
 - ▶ O status de tratamento de uma unidade não afeta os resultados de outros, e.g. não há *spillovers*.
- ▶ Tratamento homogêneo
- ▶ Nenhuma das duas hipóteses é estritamente necessária.
 - ▶ Essencialmente significa que precisamos pensar em diferentes tratamentos para o indivíduo i , e.g. com ou sem tratamento para outros se há *spillovers*, ou intensidade alta e baixa se o tipo de tratamento varia.

Medindo efeitos médios em uma população

- ▶ Imagine que temos acesso a dados sobre vários indivíduos em uma área.
- ▶ Algumas escolas adotam incentivos à performance e outras não.
 - ▶ A política é opcional e alguns diretores adotam.
 - ▶ Governos escolhem algumas escolas para rodar um piloto.
- ▶ Podemos calcular as médias de cada grupo e tirar a diferença

$$E[Y_i^T | T] - E[Y_i^C | C]$$

- ▶ Subtraindo e adicionando $E[Y_i^C | T]$ temos

$$\begin{aligned} & E[Y_i^T | T] - E[Y_i^C | T] + E[Y_i^C | T] - E[Y_i^C | C] \\ & = E[Y_i^T - Y_i^C | T] + E[Y_i^C | T] - E[Y_i^C | C] \end{aligned}$$

Comparando tratados com não-tratados

$$E[Y_i^T | T] - E[Y_i^C | C] =$$
$$\underbrace{E[Y_i^T - Y_i^C | T]}_{\text{efeito de tratamento}} + \underbrace{E[Y_i^C | T] - E[Y_i^C | C]}_{\text{viés de seleção}}$$

- ▶ O primeiro termo é o *efeito de tratamento* que queremos isolar.
 - ▶ Qual é o efeito médio de incentivos à performance em notas de alunos?
- ▶ O segundo termo é o *viés de seleção*.
 - ▶ Positivo ou negativo?
 - ▶ Podem haver diversas diferenças sistemáticas entre escolas com o programa e sem.
 - ▶ Renda, perfil da diretoria, presença de sindicatos.
- ▶ E se unidades forem vilas, Y for renda e T for receber microcrédito?
 - ▶ O viés de seleção será positivo ou negativo?

Eliminando o viés de seleção

- ▶ Muito do trabalho empírico é para eliminar esse viés de seleção de estimativas.
- ▶ Escolher um método empírico (“estratégia de identificação” ou “desenho empírico”) que resolva.
 - ▶ Como não podemos testar identificação diretamente, apresentamos testes auxiliares que dão credibilidade à hipótese de não-seleção.
- ▶ Uma solução: aleatorização.
 - ▶ Se alocação de tratamento é aleatória, então $E[Y_i^C | T] - E[Y_i^C | C] = 0$.
 - ▶ Pode ainda haver diferenças por erro de amostragem, é claro.

Outros métodos

- ▶ Variável instrumental (IV)
 - ▶ Ler (Cunningham, 2021, Capítulo 7) [aqui](#).
 - ▶ Conceitos: primeiro estágio, exclusão, compliers/defiers/always-takers/never-takers.
- ▶ Pareamento (Matching)
 - ▶ Ler (Cunningham, 2021, Capítulo 5) [aqui](#).
 - ▶ Conceitos: subclassificação, *propensity score*, KNN.
- ▶ Regressão de discontinuidade (RDD)
 - ▶ Ler (Cunningham, 2021, Capítulo 6) [aqui](#).
 - ▶ Conceitos: *sharp RD*, *fuzzy RD*, testes de validade.
- ▶ Diferenças-em-diferenças (DD)
 - ▶ Ler (Cunningham, 2021, Capítulo 9) [aqui](#).
 - ▶ Conceitos: tendências paralelas, manipulação, *two-way fixed effects*.
- ▶ Controle sintético
 - ▶ Ler (Cunningham, 2021, Capítulo 10) [aqui](#).

Dados para pesquisa em desenvolvimento

- ▶ Fontes no Brasil: Base dos Dados, IBGE, Ipea, BCB
- ▶ Fontes internacionais: Banco Mundial, IPUMS
- ▶ Pesquisas específicas: Demographic and Health Surveys (DHS), World Bank Living Standards Measurement Study Household Surveys (LSMS), COMTRADE, International Peace Research Institute of Oslo (PRIO)
- ▶ Dados sigilosos (no servidor da PUC): RAIS, IBGE, Inep, Receita.
- ▶ **Sejam criativos!**
 - ▶ Arquivos históricos, raspagem de sites, cara de pau.
- ▶ Se precisarem de bases específicas de difícil acesso (R\$, contatos), falem comigo.

Próxima aula

- ▶ Educação
 - ▶ Retornos à educação
 - ▶ *Tracking* e *peer effects*.
- ▶ Tarefas
 - ▶ Preencher **calendário** com opções de apresentação e discussão (duas cada, por pessoa).
 - ▶ Enviar perguntas sobre leituras **aqui**.

Referências I

- Angrist, Joshua D. and Jörn-Steffen Pischke**, *Mostly Harmless Econometrics* 2009.
- Banerjee, Abhijit V.**, “Big answers for big questions: the presumption of growth policy,” *What Works in Development? Thinking Big and Thinking Small*, 2008.
- Cunningham, Scott**, *Causal Inference: The Mixtape*, Yale University Press, 2021.
- Hall, Robert E. and Charles I. Jones**, “Why Do Some Countries Produce So Much More Output per Worker than Others?,” *Quarterly Journal of Economics*, 1999, 114 (1), 83–116.
- Klenow, Peter J.**, “Discussion of “Big Answers for Big Questions: The Presumption of Macro” By Abhijit Banerjee,” 2008.
- Lucas, Robert E.**, “On the mechanics of economic development,” *Journal of Monetary Economics*, 1988, 22 (1), 3–42.
- Manski, Charles F.**, *Identification for Prediction and Decision*, Harvard University Press, 2007.
- Pritchett, Lant**, “Randomizing Development: Method or Madness?,” 2019.
- Rubin, Donald B.**, “Estimating Causal Effects of Treatments in Randomized and Nonrandomized Studies,” *Research Bulletin*, 1972.
- Vivalt, Eva**, “How Much Can We Generalize from Impact Evaluations?,” *Journal of the European Economic Association*, 2020, 18 (6), 3045–3089.