

# Sugestões de Respostas à Lista 1 e Textos da Lista 2

---

Heitor Lima

Microdesenvolvimento Econômico - MPE - 2024

Professor: Rogério Santarrosa

Inspere Instituto de Ensino e Pesquisa

heitoraol@al.insper.edu.br

- Sessão 1 (27/04)
  - Focos principais: literatura de fronteira e bases de dados para pesquisa
  - Foco secundário: discussão sobre a agenda de pesquisa em microdesenvolvimento econômico
- Sessão 2 (11/05)
  - Foco principal: discussão dos papers abordados nas últimas duas aulas
  - Foco secundário: dicas gerais para a lista 1
- Sessão 3 (hoje)
  - Foco principal: sugestões de respostas à Lista 1
  - Foco secundário: discussão de alguns papers para a Lista 2

## **Sugestões de Respostas à Lista 1**

---

## Lista 1: Questão 1a

1. Banerjee et al. (2015) compara áreas que receberam (aleatoriamente) uma instituição de microcrédito contra áreas em que a mesma instituição não entrou.

a) Por que só podemos estimar o efeito médio sobre todos os indivíduos da área e não o efeito individual de se receber um financiamento?

**Resposta:** Porque a aleatorização se deu no nível da área, e não do indivíduo. Áreas tratadas são aquelas que tiveram a abertura de uma agência de empréstimo da Spandana. Isso é aleatório, permite identificação causal. Porém, o indivíduo tratado é aquele que quis ir até a agência tomar crédito. Isso não é aleatório, não permite identificação causal.

## Lista 1: Questão 1b

**b) Quais são as possíveis diferenças de um efeito individual versus um efeito em escala de uma região com mais instituições de microcrédito? Você poderia pensar em cenários em que um efeito é positivo enquanto o outro seria zero?**

**Resposta:** O efeito individual seria o efeito médio de dar crédito para um indivíduo vs. não dar crédito para o mesmo. O efeito de se expandir número de MFIs em uma região tem várias outras implicações de equilíbrio geral. Por exemplo, outras MFIs podem sair do mercado. Pessoas que recebem o microcrédito podem abrir empresas e acabar contratando outras pessoas e, assim, aumentar salário e consumo de quem não recebeu crédito diretamente.

É possível que o microcrédito tenha um efeito individual positivo, pois permite a um indivíduo abrir um negócio lucrativo que ele não teria antes. Porém, em larga escala, é possível que outras MFIs saiam do mercado gerando um efeito global zero. Alternativamente, pode ser que o efeito geral fosse ainda maior que o efeito individual já que recebedores de microcrédito acabam beneficiando não recebedores via contratação e aumento de salário.

## Lista 1: Questão 1c

c) Os resultados encontrados parecem mostrar que microcrédito não muda drasticamente a vida econômica das pessoas. É possível que microcrédito ainda seja relevante para tirar as pessoas da pobreza, apesar deste resultado? Explique.

**Resposta:** O artigo mostra que os efeitos são substanciais para um grupo muito pequeno de pessoas. Talvez o crédito não seja revolucionário para muitas pessoas, fazendo com que o efeito médio seja próximo de zero. Contudo, o efeito positivo sobre aquele pequeno grupo pode gerar um *spillover* para os demais.

Uma outra possibilidade é o microcrédito ser efetivo apenas se outras intervenções ocorressem de forma simultânea. Por exemplo, talvez, as pessoas precisem não apenas de crédito, mas também de treinamento, e a combinação treinamento + crédito seja custo-efetiva no sentido de gerar mais retorno do que os gastos com a política.

## Lista 1: Questão 2a (1/2)

2. Piza (2018) discute dois artigos que tentaram estimar o efeito do SIMPLES sobre formalização de firmas.

a) Suponha por um momento que não existe erro de medida e que a data de implementação do SIMPLES seja perfeitamente definida. Explique a hipótese de identificação de Fajnzylber et al. (2011) e dê algum exemplo em que ela seria violada.

**Resposta:** A hipótese de identificação é que firmas (elegíveis) informais abertas ao redor do *cutoff*, supondo nov/96, são praticamente idênticas, o que permite a comparação entre elas de forma crível num RDD, pois a única diferença entre elas é a idade medida em alguns dias. Poderíamos enxergar o efeito causal da nova lei sobre as firmas abertas muito pouco depois da lei (que já abririam dentro do SIMPLES), em relação às aquelas abertas muito pouco antes da lei (que nasceram informais, e teriam que enfrentar alguma burocracia para se formalizar via SIMPLES).

## Lista 1: Questão 2a (2/2)

Esta hipótese seria violada se, por algum motivo, firmas abertas ao redor do *cutoff* não fossem comparáveis, ou seja, se manipulassem a variável corrente (momento em que foram abertas). Se, por exemplo, em algum lugar do Brasil há alguma vantagem em abrir a empresa em um mês específico (algum benefício municipal específico, feriado local, alguma festa/comemoração que aquece o comércio) que não existe em outro lugar, então poderíamos comparar firmas semelhantes sob vários aspectos, mas que teriam motivos diferentes (não observáveis) para decidir quando abrir seu negócio.



## Lista 1: Questão 2b (1/2)

**b) Suponha por um momento que não existe erro de medida e que a data de implementação do SIMPLES seja perfeitamente definida. Explique a hipótese de identificação de Monteiro e Assunção (2013) e dê algum exemplo em que ela seria violada.**

**Resposta:** A hipótese de identificação é que empresas elegíveis e inelegíveis ao SIMPLES se formalizariam em taxas semelhantes (paralelas, com diferenças constantes ao longo do tempo) depois do momento em que o programa foi implementado, condicional às variáveis observáveis. Esta é a hipótese de tendência paralela (*parallel trend assumption*) da variável de interesse (taxa de formalização), necessária para o estimador de *diff-in-diff*. Como não podemos testar esta hipótese (já que não aconteceu), utilizamos as taxas de formalização antes do tratamento para verificar se eram paralelas entre os grupos.

## Lista 1: Questão 2b (2/2)

Esta hipótese seria violada se, por algum motivo (além daqueles já controlados nas variáveis observáveis), as taxas de formalização de firmas elegíveis e inelegíveis não fossem paralelas (idênticas, ou com diferenças constantes) antes do tratamento. Por exemplo, se as firmas inelegíveis estivessem em indústrias sujeitas a algum outro tipo de regime fiscal que também as induz à formalização, então não seriam comparáveis com a subamostra elegível ao SIMPLES, pois provavelmente as taxas de formalização de ambos os grupos não seriam paralelas antes do SIMPLES.

# Lista 1: Questão 2c (1/2)

c) Explique e interprete a Tabela 1 de Piza (2018).

Resposta:

**Table 1**

First-stage regression: Effect of SIMPLES on formalization rates.

RD Estimates	3-Month	4- Month	5- Month	6- Month	7- Month	8- Month
<i>Cutoff = November 1996 (original)</i>						
D	0.13*** (2.63)	0.099** (2.3)	0.099** (2.57)	0.11*** (3.03)	0.10*** (3.27)	0.12*** (3.92)
N	1399	1664	2012	2315	2860	3236
<i>Cutoff = December 1996 (alternative cutoff)</i>						
D	-0.17** (-2.06)	-0.042 (-0.84)	0.026 (0.61)	0.042 (1.11)	0.051 (1.5)	0.058* (1.92)
N	1404	1831	2178	2562	2971	3453
<i>Cutoff = November 1996 (original but excluding firms created in Oct 1996)</i>						
D	0.059 (1.48)	0.13 (1.80)	0.11* (2.10)	0.079 (1.60)	0.076* (1.84)	0.095** (2.34)
N	744	1009	1357	1660	2205	2581
<i>Cutoff = November 1996 (original with a dummy for firms created in Oct 1996) row</i>						
D	0.059 (1.50)	0.13 (1.82)	0.11* (2.11)	0.079 (1.60)	0.076* (1.85)	0.095** (2.35)
N	1399	1664	2012	2315	2860	3236

Note: \*\*\*, \*\*, \* Statistically significant at 1, 5, and 10 percent. These are spline linear regressions in which  $y$  is regressed on a constant, a dummy that is 1 for firms created after the threshold and 0 otherwise ( $D$ ), the assignment variable defined in months ( $Z$ ) and an interaction term between the “after” dummy and the assignment variable ( $DZ$ ) to allow for different trends in each side of the threshold.  $T$ -statistics in parentheses with standard errors clustered at forcing variable level. Estimates obtained with linear probability model.

## Lista 1: Questão 2c (2/2)

Esta tabela reporta os resultados da regressão de primeiro estágio da estratégia de RDD, como em Fajnzylber et al. (2011). O segundo estágio seria observar os efeitos de formalização sobre o desempenho das firmas.

A tabela mostra qual é o efeito do tratamento (ter sido aberta a partir de de nov/96) sobre a chance de ser formal. Os resultados mostram que, usando o *cutoff* original de Fajnzylber et al. (2011), temos uma estimativa positiva e estatisticamente significativa, como esperado. Mas o efeito desaparece ao se usar um *cutoff* alternativo: mudando de nov/96 para dez/96, como em MA (2012), o efeito do programa se torna negativo, i.e., reduz a taxa de formalização das firmas elegíveis

O autor mostra ainda que, mesmo usando a subamostra sem firmas criadas em out/96 (terceiro bloco), ou controlando para as firmas criadas em out/96 (quarto bloco), para lidar com o *data heaping*, só temos estimativas positivas e significantes para janelas maiores.

# Lista 1: Questão 2d (1/4)

d) Explique e interprete a Tabela 2 de Piza (2018). Como que essa estratégia (triple-difference) controla por (i) sazonalidade; (ii) data heaping e (iii) por cohort effects — i.e., sazonalidade variando no tempo.

Resposta:

**Table 2**

RD-difference-in-differences and RD-triple-difference estimates on the impact of SIMPLES on formalization rate.

Treatment Effects	3 Months	4 Months	5 Months
<b>RD-Differences-in Differences</b>			
<i>November 96 vs. November 95</i>			
Diff-in-Diff	-0.01 (0.04)	0.0055 (0.04)	0.041 (0.03)
N	2597	2951	3582
<b>RD-Triple-Difference</b>			
Triple-Diff	0.086 (0.092)	0.066 (0.083)	0.12** (0.054)
N	3330	3778	4563
<i>November 96 vs. November 94</i>			
Diff-in-Diff	-0.096* (0.046)	-0.063 (0.044)	-0.0081 (0.040)
N	2519	2830	3363
<b>RD-Triple-Difference</b>			
Triple-Diff	-0.032 (0.11)	0.011 (0.092)	0.064 (0.060)
N	3224	3615	4269
<i>November 96 vs. November 93</i>			
Diff-in-Diff	-0.013 (0.038)	0.018 (0.039)	0.042 (0.032)
N	2123	2451	2888
<b>RD-Triple-Difference</b>			
Triple-Diff	0.073 (0.091)	0.076 (0.079)	0.11* (0.056)
N	2719	3130	3667

Note: \*\*, \* Statistically significant at 5 and 10 percent respectively. Standard error clustered at forcing variable level in parenthesis. Estimates obtained with linear probability model.

## Lista 1: Questão 2d (2/4)

Esta tabela reporta os resultados da regressão (2), a estratégia *RD-triple-difference*. O principal parâmetro é o Triple-Diff que compara os RD-DIDs entre elegíveis e inelegíveis de nov/96 e nov/95. O coeficiente para uma janela de 5 meses é 0.12 e é significativo, indicando aumento da taxa de formalização devido ao SIMPLES. Entretanto, o parâmetro só é estatisticamente significativo para uma janela de 5 meses. Isso é ruim em um RDD porque, como o RDD identifica um LATE, a credibilidade de resultados em janelas maiores fica prejudicada, sobretudo se os mesmos resultados não ocorrem em janelas menores (nesse caso 3 e 4 meses).

## Lista 1: Questão 2d (3/4)

- **RDD**: comparação de empresas elegíveis criadas até  $x$  meses antes do tratamento com empresas elegíveis criadas até  $x$  meses depois do tratamento
- **DID**: comparação entre empresas elegíveis e inelegíveis, antes e depois do tratamento
- **RD-DID**: comparação entre firmas elegíveis, criadas na vizinhança de nov/96 (feito em Fainzylber et al. (2011)), mas controlando a diferença identificada nos anos anteriores (nov/95, nov/94, nov/93). Lida com sazonalidade (parâmetro  $\beta_2$  na equação (1) de Piza (2018)) e com *data heaping* (parâmetro  $\beta_1$  na equação (1) de Piza (2018));
- **RD-Triple-Difference**: comparação entre dois RD-DIDs. O primeiro RD-DID (A) é feito apenas entre firmas elegíveis, comparando as que foram criadas na vizinhança de nov/96 com as que foram criadas na vizinhança de nov/95, nov/94, nov/93. O segundo RD-DID (B) é feito apenas entre firmas inelegíveis, da mesma forma. O efeito do tratamento é a diferença entre (A) e (B)

## Lista 1: Questão 2d (4/4)

O *RD-triple-difference* é dado pela equação

$$y_i = \alpha + \beta_1 E_i + \beta_2 T_i + \beta_3 Post + \beta_4 E_i T_i + \beta_5 E_i Post + \beta_6 E_i T_i Post + e_i$$

- $\beta_1$ : controla por diferenças constantes entre setores elegíveis e não elegíveis
- $\beta_2$ : controla por *data heaping* constante no tempo
- $\beta_3$ : controla por sazonalidade constante entre os grupos
- $\beta_4$ : permite que *data heaping* seja diferente entre os grupos  
→ Mas esta **diferença tem que ser constante** ao longo dos anos!
- $\beta_5$ : permite que sazonalidade seja diferente entre setores
- $\beta_4$  e  $\beta_5$ : lidam com *cohort effects*
- $\beta_6$ : efeito causal do SIMPLES sobre a taxa de formalização de firmas elegíveis quando *data heaping*, choques sazonais de cada setor, e *cohort effects* são considerados



## Lista 1: Questão 2e (1/3)

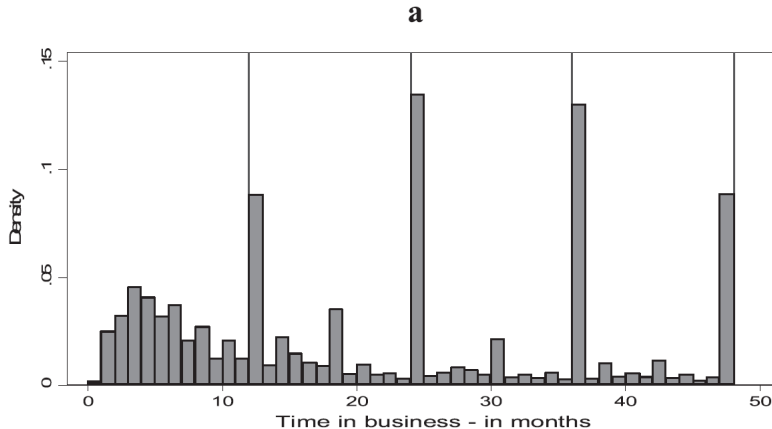
e) Qual é a hipótese de identificação da estimação deste último resultado? O que exatamente não pode ocorrer?

**Resposta:** A hipótese de identificação do resultado analisado no item (d) é a de tendência paralela entre a forma como as firmas arredondam suas idades nos diferentes setores. Se as firmas fazem o *data heaping* de formas diferentes (p.ex., elegíveis arredondam mais para 12 meses, enquanto inelegíveis arredondam mais para 24 meses), então não adianta “controlar para *data heaping*” na equação do *RD-triple-difference*, e a identificação causal é ameaçada. Porém, o autor mostra na Figura 2 que, de fato, tanto firmas elegíveis quanto inelegíveis parecem arredondar suas idades de formas semelhantes, o que permite uma identificação causal crível.

Note que, apesar de ser uma comparação entre dois RD-DID, o *RD-triple-difference* não precisa de duas *parallel trends assumptions*. Neste caso, precisa apenas que esta característica dos dados (*data heaping*) seja constante entre os grupos. Para uma discussão mais detalhada sobre hipótese de identificação do estimador *triple-difference*, veja [esta referência](#).

## Lista 1: Questão 2e (2/3)

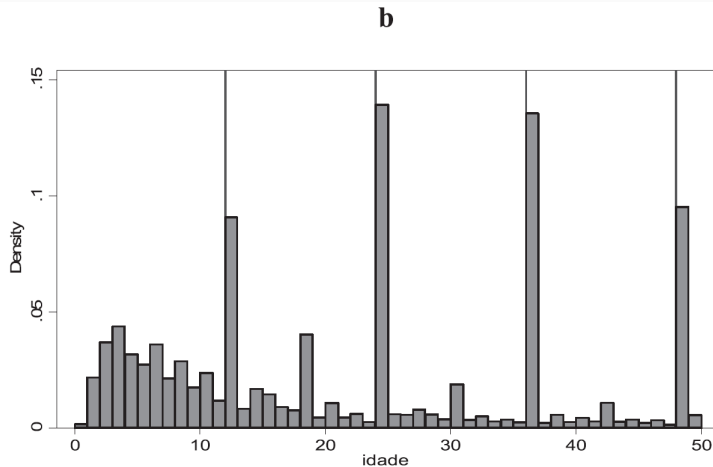
### Firmas elegíveis



Note: The reference lines indicate firms 12, 24, 36 and 48 months in business respectively.

## Lista 1: Questão 2e (3/3)

### Firmas inelegíveis



Note: The reference lines indicate firms 12, 24, 36 and 48 months in business respectively.

## Lista 1: Questão 3

3. Conley e Udry (2010) estudam o papel de aprendizagem social na difusão de novas técnicas agrícolas. Eles estimam como agricultores alteram a utilização de insumos em resposta aos insumos utilizados (e seus devidos resultados) por outros agricultores com os quais possuem contato. Os autores interpretam essa resposta como evidência de aprendizagem. Uma possível ameaça para esta interpretação é a seguinte: agricultores têm maior contato com outros agricultores que vivem em regiões próximas e sujeitas aos mesmos choques ambientais/climáticos. Isso faria com que suas decisões fossem correlacionadas. Como os autores descartam esta possível interpretação para os seus resultados?

**Resposta:** Na seção II.C, os autores discutem a correlação esperada entre escolhas feitas por agricultores que possuem plantações próximas (1km) umas das outras. Para mitigar estas preocupações em sua análise, os autores constroem a variável  $\Gamma_{it} = x_{it}^{close} - x_{it_p}$ , que dá a diferença entre a média do nível de fertilizante usada em plantações próximas ao agricultor  $i$ ,  $x_{it}^{close}$ , e o nível de fertilizante usado na plantação do agricultor  $i$  na sua última oportunidade de plantação,  $x_{it_p}$ . Os autores argumentam que  $\Gamma_{it}$  deve ser um bom preditor das mudanças no nível de fertilizante utilizado por cada agricultor que ocorrem devido às condições de plantação (*growing conditions*), e isolam este efeito inserindo esta variável na regressão.

# Lista 1: Questão 4 (1/3)

4. Analise a Tabela 7 de Conley e Udry (2010). Explique como o exercício feito funciona como uma validação dos resultados encontrados anteriormente.

Resposta:

TABLE 7—PREDICTING INNOVATIONS IN LABOR FOR PINEAPPLE AND MAIZE-CASSAVA PLOTS  
(Dependent variable: First difference in labor inputs for pineapple and maize-cassava)

Crop	Pineapple (labor and cost in cedis per plant) A	Maize-cassava (labor cost in 1000 cedis per hectare) B	Maize-cassava (labor cost in 1000 cedis per hectare) C
Index of good news input levels: $M_{it}^{labor}$	1.96 (0.86)	0.02 (0.16)	
Index of good news input levels in the the geographic neighborhood			0.32 (0.12)
Average deviation of lagged use from geographic neighbors' use $[ \Gamma_{it}^{labor} ]$	0.49 (0.20)	0.74 (0.09)	
Average deviation of lagged use from financial neighbors' use	0.52 (0.29)	0.01 (0.07)	
Village 1	162.12 (301.85)	-111.66 (77.24)	-79.29 (87.40)
Village 2	-432.70 (289.83)	-160.23 (112.79)	-246.19 (109.97)
Village 3		-196.84 (71.40)	-198.11 (82.96)
Wealth (million cedis)	166.42 (91.55)	41.66 (30.49)	2.44 (35.13)
Clan 1	-159.86 (247.73)	1.10 (267.59)	-378.15 (299.52)
Clan 2	463.35 (239.96)	-48.84 (71.20)	-67.78 (65.29)
Church 1	-552.22 (253.94)	-86.44 (83.54)	-48.52 (91.96)
Sample size	405	405	
$R^2$	0.55	0.42	0.24

Notes: OLS point estimates, spatial GMM (Conley 1999) standard errors in brackets allow for heteroskedasticity and correlation as a function of physical distance; see footnote 24 for details. Round/season dummies included but not reported. Information neighborhood from: Have you ever gone to farmer — for advice about your farm?

## Lista 1: Questão 4 (2/3)

A tabela mostra resultados da regressão (8). A equação (8) é semelhante à equação (5'), e seu objetivo é verificar como os agricultores mudam seu nível de trabalho (*labor*) no cultivo de abacaxis, e também de milho e mandioca. A variável de interesse é justamente a variação no nível de trabalho.

We estimate a regression of changes in labor inputs for pineapple plots and for maize-cassava plots with a specification analogous to (5'):

$$(8) \quad \Delta x_{i,t}^{labor} = \delta_1 M_{i,t}^{labor} + \delta_2 \Gamma_{i,t}^{labor} + z_{i,t}' \delta_3 + u_{i,t},$$

$\Gamma_{i,t}^{labor}$  isola o efeito de agricultores próximos, e  $M_{i,t}^{labor}$  isola os efeitos de “boas notícias” que o agricultor  $i$  recebeu a respeito de algum nível de trabalho em particular.

Supostamente,  $\delta_1$  será positivo e significativo para os dados referentes ao cultivo de abacaxis, mas será pequeno e insignificante para o cultivo de milho e mandioca, dado que este último é uma atividade já bem conhecida e difundida entre os agricultores da região.

## Lista 1: Questão 4 (3/3)

A coluna (A) mostra que há evidências de aprendizagem sobre o nível ótimo de trabalho em plantações de abacaxi (estimativa pontual positiva e significativa).

A coluna (B) mostra que não há evidências de aprendizagem sobre o nível ótimo de trabalho em plantações de milho e mandioca.

A coluna (C) estende os resultados da coluna (B) ao rodar a regressão (8), mas sem usar o índice de boas notícias  $M_{i,t}^{labor}$ , que indica as conexões sociais dos agricultores. Os autores substituem essa *proxy* para aprendizagem por uma *dummy* de proximidade geográfica, que é basicamente o que a literatura em geral tem acesso em termos de dados. Como esperado, eles encontram agora uma estimativa pontual muito maior e estatisticamente significativa, o que induziria à conclusão errônea de que também há evidências de aprendizagem sobre o nível ótimo de trabalho no cultivo de milho e mandioca, mesmo entre agricultores que já vivem desta atividade há muito tempo e já sabem exatamente o nível ótimo de trabalho necessário.

É um teste de placebo ideal porque o único recurso necessário para o cultivo de milho e mandioca nesta região é trabalho (*labor*), sem nenhum tipo de produto químico como fertilizantes.

## Lista 1: Questão 5 (1/5)

5. Atkin, Khandelwal e Osman (2017) realizam um experimento oferecendo oportunidades de exportação para produtores de tapetes. Empresas no grupo de tratamento reportam aumento de 16-26% nos lucros e na qualidade dos seus produtos. Uma explicação para este resultado seria a substituição da produção de tapetes de baixa para alta qualidade, em resposta à uma demanda internacional por produtos mais sofisticados. Como os autores argumentam, e quais evidências apresentam, de que além dessa substituição de produção entre tipos de tapetes, também houve um aumento de produtividade?

**Resposta:** Esta discussão está na seção VI. As exportações aumentam a produtividade dos fabricantes de tapete (expansão da fronteira de possibilidade de produção, FPP), e não apenas mudam a combinação de fatores de produção (movimentos ao longo da FPP), de duas formas.

Primeiro, os autores mostram o efeito do tratamento sem controlar para as especificações fornecidas pelos clientes, i.e., observar apenas o *output* total em relação ao tempo. A Tabela IX mostra que os fabricantes tratados, de fato, estão produzindo em menores quantidades, ou analogamente, estão levando mais tempo para produzir o mesmo que os não-tratados. Porém, ao controlar para as especificações dos clientes, a primeira linha da Tabela X mostra que os fabricantes tratados são mais produtivos, i.e., log do *output* por hora é maior e estatisticamente significativo.



## Lista 1: Questão 5 (2/5)

TABLE IX  
IMPACT OF EXPORTING ON UNADJUSTED PRODUCTIVITY

	Log unadjusted output per hour		Log unadjusted TFP	
	(1) ITT	(2) TOT	(3) ITT	(4) TOT
Treatment	-0.24*** (0.09)	-0.42*** (0.16)	-0.28*** (0.09)	-0.50*** (0.16)
R-squared	0.18	0.16	0.26	0.24
Control mean (in levels)	0.26	0.26	0.49	0.49
Observations	687	687	674	674

*Notes.* Table reports treatment effects for the two productivity measures: log unadjusted output per labor hour (in  $\frac{m^2}{hour}$ ) and log unadjusted TFP. See text and [Appendix](#) for the methodology used to obtain unadjusted TFP. The TOT specifications instrument takeup with treatment. Control group means are reported in levels. Regressions control for baseline values of the variable, round and strata fixed effects. Standard errors are clustered by firm. Significance: \*.10; \*\*.05; \*\*\*.01.

# Lista 1: Questão 5 (3/5)

TABLE X  
QUALITY AND PRODUCTIVITY CONDITIONAL ON SPECIFICATIONS (STEP 1)

	Stacked quality metrics		Log output per hour		Log TFP	
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	ITT	TOT	ITT	TOT	ITT	TOT
Panel A: Specification controls						
Treatment	0.32*** (0.04)	0.78*** (0.08)	0.18** (0.08)	0.44** (0.18)	0.14** (0.07)	0.35** (0.16)
(log) Thread quantity	0.04 (0.05)	0.02 (0.04)	-0.12 (0.13)	-0.13 (0.13)	-0.07 (0.13)	-0.08 (0.12)
Difficulty control	0.47*** (0.02)	0.34*** (0.03)	-0.14*** (0.04)	-0.21*** (0.05)	-0.16*** (0.04)	-0.22*** (0.05)
(log) # colors	0.03** (0.01)	0.01 (0.01)	-0.05* (0.03)	-0.07** (0.03)	-0.06** (0.03)	-0.07*** (0.02)
Low-market segment	-0.19*** (0.03)	-0.08** (0.03)	0.43*** (0.08)	0.49*** (0.09)	0.42*** (0.07)	0.47*** (0.08)
Mid-market segment	-0.19*** (0.04)	-0.05 (0.04)	0.29*** (0.08)	0.36*** (0.09)	0.26*** (0.07)	0.32*** (0.08)
Rug type FEs	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
Input thread type FEs	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
R-squared	0.64	0.67	0.57	0.58	0.62	0.63

## Lista 1: Questão 5 (4/5)

Além disso, os autores testam as habilidades dos fabricantes tratados e não-tratados em um laboratório de produção de tapetes. Ao avaliar a qualidade dos tapetes produzidos com especificações idênticas, a Tabela XI mostra que fabricantes tratados produzem tapetes de maior qualidade, considerando 9 aspectos diferentes de qualidade.

A explicação que os autores oferecem é de que o tratamento levou os fabricantes a interagir mais com os consumidores mais sofisticados, o que levou a um aumento na conformidade entre o pedido e o produto final, ou seja, aumentou a qualidade do produto.

# Lista 1: Questão 5 (5/5)

TABLE XI						
QUALITY AND PRODUCTIVITY ON IDENTICAL-SPECIFICATION DOMESTIC RUGS (STEP 2)						
	Master artisan			Professor		
	Control mean	(1) ITT	(2) TOT	Control mean	(3) ITT	(4) TOT
Panel A: Quality metrics						
Corners	3.23	0.72*** (0.14)	1.05*** (0.17)	3.31	0.29** (0.13)	0.43** (0.18)
Waviness	3.17	0.55*** (0.14)	0.80*** (0.18)	3.31	0.25** (0.12)	0.36** (0.16)
Weight	3.60	0.62*** (0.13)	0.91*** (0.16)	3.64	0.58*** (0.17)	0.86*** (0.25)
Packedness	3.30	0.77*** (0.13)	1.14*** (0.15)	3.28	0.28** (0.11)	0.42*** (0.15)
Touch	3.29	0.52*** (0.11)	0.76*** (0.14)	3.27	0.36*** (0.12)	0.52*** (0.16)
Warp thread tightness	3.00	0.51*** (0.09)	0.74*** (0.11)	3.30	0.25** (0.12)	0.36** (0.16)
Firmness	3.21	0.71*** (0.14)	1.04*** (0.17)	3.23	0.29** (0.12)	0.43*** (0.16)
Design accuracy	3.65	0.53*** (0.11)	0.77*** (0.15)	3.45	0.27** (0.11)	0.40*** (0.15)
Warp thread packedness	3.05	0.87*** (0.14)	1.28*** (0.17)	3.20	0.39*** (0.12)	0.58*** (0.16)
<i>R</i> -squared		0.21	0.34		0.11	0.14
Observations		1,680	1,680		1,667	1,667

## Textos da Lista 2

---

## Artigo da aula 4 (16/05): Economia Comportamental

- Dupas, P., and J. Robinson (2013). **Why Don't the Poor Save More? Evidence from Health Savings Experiments.** *American Economic Review*, 103(4), 1138-71

## Artigo da aula 5 (23/05): Desemprego

- Amorim, G., D. Britto, A. Fonseca, and B. Sampaio (2023). **Job Loss, Unemployment Insurance and Health: Evidence from Brazil.** BAFFI CAREFIN Centre Research Paper 192.

## Artigo da aula 6 (24/05): Gênero

- Beaman, L., R. Chattopadhyay, E. Duflo, R. Pande, and P. Topalova (2009). **Powerful Women: Does Exposure Reduce Bias?** *The Quarterly Journal of Economics*, 124(4), 1497-1540

## Dupas and Robinson (2013): Introdução

- Em países pobres, retornos de investimentos tendem a ser altos, mas as pessoas não poupam para realizar tais investimentos
- Além da explicação óbvia (*too poor to save*), não se sabe porque indivíduos não poupam para investir em produtos de saúde preventiva que não são caros
  - Exemplo: devido à incidência de malária na África Subsaariana, mosquiteiros (*bednets*) são produtos de saúde preventiva importantes, e não são tão caros
- Neste sentido, é importante entender o que impede a poupança e quais estratégias podem ser adotadas para aumentar a taxa de poupança
- **O que o paper faz:** reporta os impactos de uma intervenção aleatorizada que ofereceu 4 estratégias diferentes de poupança
  - **Objetivo:** entender o que impede a poupança dos pobres, e como diferentes tipos de comprometimento podem alterar a taxa de poupança

## Dupas and Robinson (2013): Intervenção e Dados (1/3)

- Tratamento: oferecer uma estratégia de poupança a membros de um ROSCA, no Quênia rural
  - ROSCA: grupo de pessoas que se reúne para contribuir com um fundo (*pot*) de forma regular e cíclica, que é totalmente dado a um membro em cada ciclo
- **Tratamento 1:** *safe box*, um cofre individual com chave para poupança, visando comprar um produto de saúde específico
  - **Pouco comprometimento**, pode abrir o cofre e usar o dinheiro com o que quiser
- **Tratamento 2:** *lockbox*, um cofre individual sem chave (ficaria com o organizador do ROSCA) para poupança, até que houvesse o suficiente para o produto de saúde
  - **Comprometimento mental**, só pode usar o dinheiro para um propósito após atingir a meta
- **Tratamento 3:** *health pot*, um fundo adicional ao *pot* padrão daquele ROSCA, visando comprar um produto de saúde
  - **Comprometimento mental e social**, é preciso honrar o compromisso diante do grupo
- **Tratamento 4:** *health savings account* (HSA), uma conta individual gerida pelo tesoureiro do ROSCA, com o objetivo de ser um fundo de emergências de saúde, mas com liquidez total
  - **Pouco comprometimento**, pode usar o dinheiro a qualquer momento e para qualquer coisa



## Dupas and Robinson (2013): Intervenção e Dados (2/3)

		Storage (S)	Earmarking (E)	Social commitment and credit (C)
<i>Panel A. Technologies enabling savings towards preventative health investments</i>				
$P_1$	Safe Box	Yes		
$P_2$	Lockbox	Yes	Yes	
$P_3$	Health Pot	Yes	Yes	Yes
<i>Panel B. Technologies enabling savings towards emergency health treatments</i>				
$T_1$	Safe Box	Yes		
$T_4$	HSA	Yes	Yes	

FIGURE 1. FEATURES OF EXPERIMENTAL SAVING TECHNOLOGIES

## Dupas and Robinson (2013): Intervenção e Dados (3/3)

- Amostra final: 113 ROSCAs, 771 indivíduos
- Dados:
  - Pesquisa inicial para levantar informações sobre a demografia domiciliar, preferências por risco e tempo, e investimentos em saúde
  - Pesquisas de *follow-up*, uma seis meses após a inicial, e outra 12 meses após a inicial

# Dupas and Robinson (2013): Estratégia Empírica (1/2)

A principal especificação econométrica é

$$Y_i = a + \mathbf{T}_i' b + \mathbf{X}_i' c + \mathbf{R}_i' d + e_i \quad (1)$$

- $Y_i$  é uma medida de poupança para saúde, ou investimento em saúde
  - Quanto o indivíduo gastou em produtos preventivos para saúde no ano anterior
  - Se o indivíduo teve de gastar com tratamento médico para si ou parentes nos últimos 3 meses
  - Se o indivíduo  $i$  alcançou o objetivo inicial (*baseline*) de poupança
- $\mathbf{T}_i'$  é um vetor de variáveis indicadoras (*dummies*) de tratamento
- $\mathbf{X}_i'$  é um vetor características individuais
  - Idade, gênero, situação marital, preferências de tempo
- $\mathbf{R}_i'$  é um vetor de *dummies* para os estratos de aleatorização
  - Estratificação em três características dos ROSCAs: composição de gênero, frequência dos encontros do grupo, e se o ROSCA concedia empréstimos aos membros

## Dupas and Robinson (2013): Estratégia Empírica (2/2)

Para explorar heterogeneidades, a especificação utilizada é

$$y_i = \alpha + \mathbf{T}_i' \beta + \mathbf{TRAIT}_i' \times \mathbf{T}_i' \gamma + \mathbf{X}_i' \zeta + \mathbf{R}_i' \delta + \varepsilon_i \quad (2)$$

- $\mathbf{TRAIT}_i$  é o vetor de características que a teoria prevê que causarão heterogeneidades nos efeitos de tratamento
  - Estas características estão em  $\mathbf{X}_i$ , mas agora aparecem interagidas com o tratamento
- As características são:
  - *Dummy* indicando se o indivíduo ajuda membros da comunidade
  - Se o indivíduo exibe preferências imediatistas (*present-biased*) nas pesquisas
  - Se o indivíduo é casado (restrito a mulheres, pois há poucos homens solteiros na amostra)
- Efeito de tratamento é  $\beta + \gamma$

# Dupas and Robinson (2013): Resultados da Equação 1 (1/2)

TABLE 3—AVERAGE IMPACTS OF SAVING TECHNOLOGIES AFTER 12 MONTHS

	Amount (in Ksh) spent on preventative health products since baseline		Could not afford full medical treatment for an illness in past three months		Reached health goal	
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
$(P_1)$ <i>Safe Box</i>	193.85 (82.11)**	169.47 (85.62)*	−0.10 (0.06)	−0.08 (0.06)	0.15 (0.06)**	0.14 (0.06)**
$(P_2)$ <i>Lockbox</i>	64.84 (67.26)	57.54 (62.88)	−0.03 (0.06)	−0.03 (0.06)	−0.02 (0.06)	−0.03 (0.06)
$(P_3)$ <i>Health Pot</i>	356.33 (103.89)***	331.00 (98.91)***	−0.03 (0.06)	−0.01 (0.06)	0.15 (0.07)**	0.13 (0.07)**
$(P_4)$ <i>Health Savings Account</i>	33.70 (61.74)	18.42 (62.12)	−0.14 (0.06)**	−0.12 (0.06)*	0.04 (0.05)	0.04 (0.06)
Individual controls	No	Yes	No	Yes	No	Yes
ROSCA controls	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
Observations	771	771	771	771	771	771
$R^2$	0.06	0.1	0.08	0.11	0.04	0.05
Mean of dep. var. (control group)	257.83	257.83	0.31	0.31	0.34	0.34
SD of dep. var. (control group)	306.66	306.66	0.47	0.47	0.48	0.48
$p$ -value for joint significance	0.01***	0.01***	0.18	0.25	0.01**	0.02**
<i>Implied impacts of products' features</i>						
Storage ( $S = P_1$ )	193.85 (82.11)**	169.47 (85.62)**	−0.10 (0.06)	−0.08 (0.06)	0.15 (0.06)**	0.14 (0.06)**
Earmarking for preventative health ( $E_p = P_2 - P_1$ )	−129.02 (81.39)	−111.93 (81.57)			−0.17 (0.06)***	−0.17 (0.06)***
Social commitment and credit ( $C = P_3 - P_2$ )	291.50 (108.6)***	273.46 (99.5)***			0.17 (0.06)***	0.17 (0.06)***
Earmarking for emergency treatment ( $E_e = P_4 - P_1$ )			−0.04 (0.06)	−0.04 (0.06)	−0.11 (0.06)	−0.10 (0.06)

## Dupas and Robinson (2013): Resultados da Equação 1 (2/2)

- Colunas 1-2: *Safe Box* e *Health Pot* tiveram efeitos positivos e significantes para investimentos em produtos preventivos de saúde
  - HSA não teve efeito para investimentos em saúde preventiva (esperado)
- Surpreendentemente, *Lockbox* não teve efeito em investimentos em saúde preventiva
  - Autores argumentam que a falta de liquidez foi um fator determinante
- Colunas 3-4: HSA reduziu a chance de indivíduo estar despreparado para gastos com saúde (choques), conforme esperado
- Colunas 5-6: *Safe Box* e *Health Pot* aumentaram as chances de indivíduos atingirem seus objetivos de saúde

# Dupas and Robinson (2013): Resultados da Equação 2 (1/2)

TABLE 4—HETEROGENEITY OF IMPACTS ON PREVENTATIVE HEALTH INVESTMENTS

	Full sample				Women only			
	OLS (1)	Total effect if <b>TRAIT</b> <i>p</i> -value (2)	OLS (3)	Total effect if <b>TRAIT</b> <i>p</i> -value (4)	OLS (5)	Total effect if <b>TRAIT</b> <i>p</i> -value (6)	OLS (7)	Total effect if <b>TRAIT</b> <i>p</i> -value (8)
Safe Box	237.15 (102.28)**		223.25 (103.42)**		141.10 (84.95)*		155.55 (92.85)*	
× <b>TRAIT</b> = provider	−19.30 (83.52)	217.85 0.01***	−4.75 (113.36)	218.5 0.08*	9.49 (116.04)	150.59 0.22	70.75 (130.09)	226.3 0.1*
× <b>TRAIT</b> = present-bias	−263.95 (99.40)***	−26.8 0.71	−209.73 (134.17)	13.51 0.88	−319.03 (123.54)**	−177.92 0.13	−401.01 (172.84)**	−245.46 0.14
× <b>TRAIT</b> = married	— —	— —	— —	— —	243.56 (150.47)	384.66 0.02**	225.82 (172.23)	381.37 0.03**
Lockbox	51.33 (69.47)		30.20 (65.29)		−25.86 (90.48)		−8.33 (103.33)	
× <b>TRAIT</b> = provider	194.79 (97.69)**	246.12 0.03**	252.45 (143.47)*	282.64 0.07*	127.79 (107.23)	101.93 0.46	216.46 (138.92)	208.14 0.24
× <b>TRAIT</b> = present-bias	−67.36 (79.73)	−16.04 0.84	19.90 (105.99)	50.1 0.60	−66.14 (104.29)	−92 0.38	−110.02 (137.09)	−118.35 0.35
× <b>TRAIT</b> = married	— —	— —	— —	— —	157.07 (83.44)*	131.21 0.21	126.24 (116.06)	117.92 0.26
Health Pot	267.1 (102.28)**		238.97 (98.31)**		461.71 (322.00)		438.32 (289.58)	
× <b>TRAIT</b> = provider	454.02 (195.02)**	721.11 0.01***	480.07 (206.77)**	719.04 0.01***	483.22 (198.60)**	944.93 0.01**	569.46 (182.63)***	1,007.78 0.01***
× <b>TRAIT</b> = present-bias	44.03 (215.40)	311.13 0.18	138.26 (235.05)	377.23 0.13	−121.88 (155.13)	339.84 0.19	−184.89 (169.94)	253.43 0.30
× <b>TRAIT</b> = married	— —	— —	— —	— —	−219.87 (322.66)	241.84 0.01***	−207.81 (288.35)	230.51 0.01**
ROSCA level controls included	Yes		Yes		Yes		Yes	
Individual level controls included	No		Yes		No		Yes	

## Dupas and Robinson (2013): Resultados da Equação 2 (2/2)

- Colunas 2 e 4: indivíduos que ajudam membros da comunidade e foram tratados com *Lockbox* aumentam investimentos em saúde preventiva
  - Preferem perder liquidez para investir no futuro, pois do contrário dariam o dinheiro a membros da comunidade
- Imediatistas não se beneficiam da *Safe Box*, provavelmente porque o dinheiro é muito acessível
- Imediatistas também não se beneficiam da *Lockbox*, indicando que provavelmente precisam de comprometimento para de fato poupar no cofre



## Dupas and Robinson (2013): Conclusões

- Num geral, indivíduos que foram oferecidos o tratamento o aceitaram (66%)
  - Apenas oferecer um local para poupar o dinheiro já aumenta poupanças para saúde
- Indivíduos “taxados” por membros de suas comunidades não se incomodam com perda de liquidez ao poupar
- Imediatistas não se beneficiam com liquidez
- **Contribuição:** oferece evidência causal sobre eficácia de diferentes formas de poupança e diferentes formas de comprometimento com poupança para indivíduos pobres

- A literatura mostra que desemprego, além do efeito óbvio de queda de renda, é prejudicial à saúde e aumenta riscos de mortalidade
  - Particularmente para homens mais velhos e mais experientes (*high-tenure*)
- Porém, a maioria dos artigos foca em países desenvolvidos
- **O que o paper faz:** estuda os efeitos de desemprego sobre saúde no Brasil
  - **Objetivo:** entender como acesso a seguro-desemprego mitiga potenciais efeitos negativos de desemprego sobre saúde

## Amorim et al. (2023): Dados

1. RAIS: universo de empregos formais no Brasil entre 2000-2018
  - Data da contratação, data da demissão, motivo da demissão, salário, ocupação, dados demográficos do trabalhador, CPF, CNPJ do empregador etc.
2. SIH-SUS: internações em estabelecimentos de saúde financiados pelo SUS entre 2000-2018
  - Hospital em que a internação ocorreu, CID-10 associada, data da internação, duração da internação, custo total, valor pago, motivo da internação etc.
3. SIM-SUS: registros de mortes coletados pelo SUS entre 2000-2018
  - Data da morte, causa (CID-10), data de nascimento, gênero, município de residência etc.
4. ANS: registros de planos de saúde privados
  - Identifica se planos são pagos por empregadores ou pelo próprio trabalhador, além de características individuais
5. Receita Federal: dados do universo de CPFs
  - Gênero, data de nascimento, nome da mãe, ano da morte, histórico completo de endereços etc.

DiD: comparação entre trabalhadores demitidos em *mass layoffs* e trabalhadores similares que não passaram pela mesma experiência

- Grupo tratado: trabalhadores que passaram por um *mass layoff* entre 2006-2014
- Grupo controle: indivíduos semelhantes que não trabalhavam em uma firma que teve um *mass layoff* e que não foram demitidos naquele ano
  - Grupo construído com *propensity score matching*, baseado em características individuais, da firma e da região
  - Firms controle = não tiveram *mass layoffs* entre 2002-2017
- *Mass layoff*: firma demite sem causa mais de 33% dos funcionários num mesmo ano-calendário
- Identificação: ser demitido num *mass layoff* não deve depender de nenhuma característica individual do trabalhador

$$Y_{it} = \alpha + \delta Treat_i + \sum_{t=-P}^T \beta_t Treat_i \cdot Time_t + \sum_{t=-P}^T \lambda_t Time_t + \epsilon_{it}$$

- $Y_{it}$  é o resultado de interesse
  - **Hospitalização, mortalidade**, cobertura de seguro de saúde, renda, probabilidade de ser recontratado
- $Treat_i$  é uma *dummy* que indica se o trabalhador pertence ao grupo tratado
- $Time_t$  é uma *dummy* que indica quantos anos se passaram desde a demissão do trabalhador
  - $Time_1 = 1$  nos primeiros 12 meses após a demissão
  - $Time_2 = 1$  nos 12 meses seguintes
  - $Time_0 = 1$  nos 12 meses anteriores à demissão
  - $Time_{-1} = 1$  nos 12 meses anteriores a isso

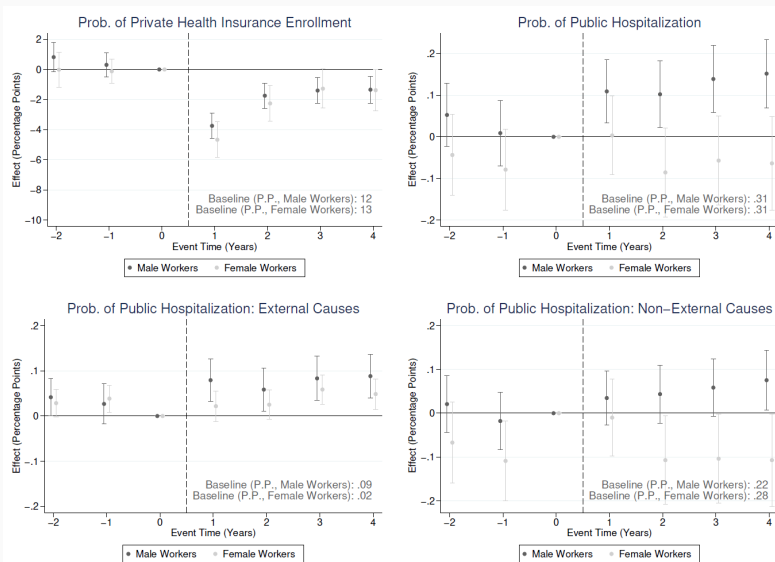
RDD: comparação entre trabalhadores demitidos em *mass layoffs* elegíveis e inelegíveis ao seguro-desemprego

- Variável corrente: diferença entre as datas da demissão mais recente e a anterior usada para obter o seguro-desemprego
  - Regra: deve haver um espaço de pelo menos 16 meses entre a data da demissão atual e a data da última demissão usada para obter o seguro-desemprego
- *Cutoff*: diferença exatamente igual a 16 meses entre as demissões
- Identificação: comparação entre trabalhadores cuja diferença entre as datas de demissão é de 60 dias acima e 60 dias abaixo do *cutoff* de 16 meses

$$Y_{it} = \alpha + \beta D_i + f(X_i) + \epsilon_{it}$$

- $X_i$  é a diferença entre as demissões, normalizada para ser zero no *cutoff* de 16 meses
  - $f(\cdot)$  é o polinômio usado para avaliar  $X_i$  em ambos os lados do *cutoff*
- $D_i$  é uma *dummy* que indica se o trabalhador satisfaz a regra dos 16 meses ( $D_i = 1\{X_i \geq 0\}$ )

# Amorim et al. (2023): Resultados, DiD (1/4)

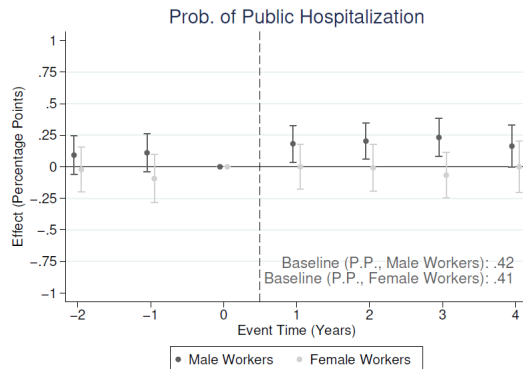


**Figure 2:** Effect of Job Loss on Public Hospitalization, by HI Status

**(a) HI at  $t = 0$**

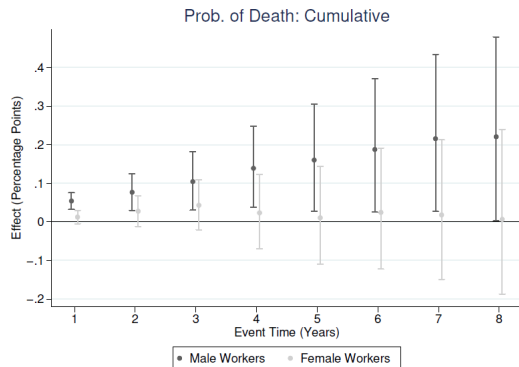


**(b) No HI at  $t = 0$**

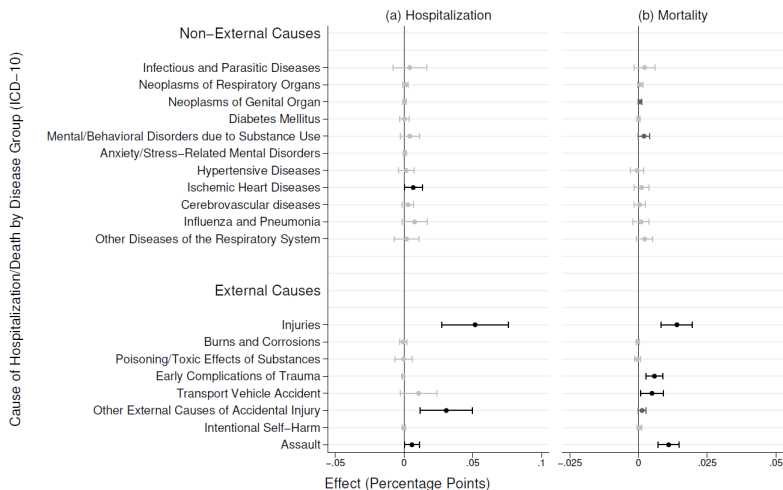




## Figure 3: Dynamic Effects of Job Loss on Mortality



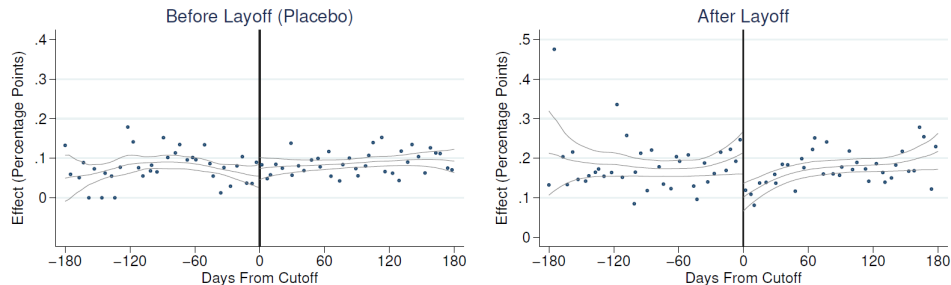
**Figure 4:** Average Effects of Job Loss, by Diagnosis Groups (Male Workers)



**Table 2:** Local Average Effects of UI Eligibility on HI Enrollment, Hospitalization, and Mortality

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
	Prob. of HI Enrollment	Prob. of Hospitalization		Prob. of Mortality	
		Ext. Causes	Non-Ext. Causes	Ext. Causes	Non-Ext. Causes
Panel A: All Workers					
<i>Point Estimate</i>	-0.1487 (0.1711)	-0.0077 (0.0242)	0.0128 (0.0339)	-0.0209 (0.0126)	0.0035 (0.0094)
Baseline Mean (at Cutoff)	7.1251	.1975	.4134	.0864	.0478
Effect Relative to the Mean	-2%	-3%	3%	-24%	7%
Observations	360,185	558,810	558,810	819,198	819,198
Panel B: Older Workers ( $\geq 35$ Years Old)					
<i>Point Estimate</i>	0.1920 (0.2688)	-0.1094 (0.0365)	-0.0007 (0.0639)	-0.0184 (0.0177)	0.0065 (0.0182)
Baseline Mean (at Cutoff)	6.2957	.1816	.545	.0751	.0796
Effect Relative to the Mean	3%	-60%	0%	-24%	8%
Observations	130,691	201,538	201,538	390,706	390,706
Panel C: Younger Workers ( $< 35$ Years Old)					
<i>Point Estimate</i>	-0.3536 (0.2207)	0.0494 (0.0318)	0.0220 (0.0389)	-0.0233 (0.0178)	0.0013 (0.0071)
Mean Outcome (at Cutoff)	7.5943	.2064	.3397	.0966	.0191
Effect Relative to the Mean	-4%	23%	6%	-24%	6%
Observations	229,494	357,272	357,272	428,492	428,492

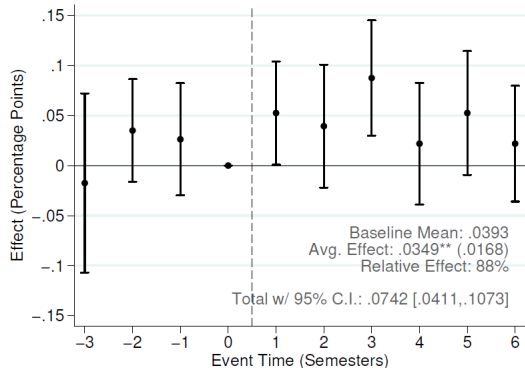
**Figure 8:** Local Average Effects of UI Eligibility on Hospitalization for External Causes for Older Male Workers



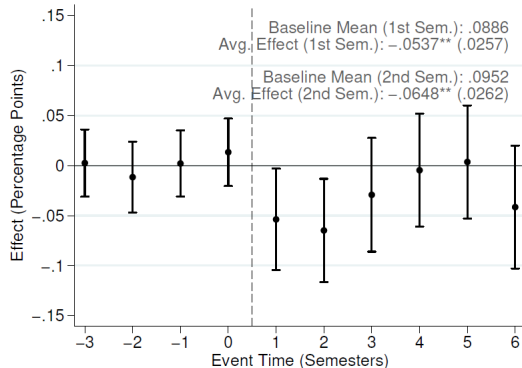
*Note:* The graphs plot the averages around the eligibility cutoff for the probability of public hospitalization due to external causes up to one year before and after layoff for older workers, with 35 years old or more. The sample includes displaced male workers with at least 6 months of continuous employment prior to layoff. Dots represent averages based on 5-day bins. The lines are based on a local linear polynomial smoothing with a 60-day bandwidth with 95% confidence intervals.

**Figure 9:** Comparison of Job Loss and UI Effects on Hospitalization for External Causes for Older Male Workers

(a) Job Loss (Dismissed vs. Non-Dismissed)



(b) UI (RD Estimates, Dismissed Only)



## Amorim et al. (2023): Conclusões

- Proba. anual de hospitalizações de homens aumenta em 0.1 p.p. nos primeiros 4 anos após a demissão
  - Aumento de 33% em relação à média pré-demissão
- Mortalidade acumulada também é 23% maior até 8 anos após a demissão
  - Estes efeitos emergem rapidamente no primeiro ano após a demissão
  - Efeitos **não** estão concentrados em homens mais velhos e experientes
- Seguro-desemprego reduz o risco de hospitalização por causas externas para homens elegíveis acima dos 35 anos
  - O efeito ocorre durante o primeiro ano após a demissão, quando o benefício é pago
- Seguro-desemprego reduz o risco de mortalidade por causas externas para homens elegíveis
- **Contribuição:** evidência causal dos efeitos do desemprego (e do seguro-desemprego) sobre saúde em um país em desenvolvimento

## Beaman et al. (2009): Introdução

- Discriminação estatística: dado um fato estatístico, alguns grupos são alvos de discriminação
  - **Exemplo:** mulheres interrompem carreiras quando têm filhos proporcionalmente mais que homens
  - Empresas podem discriminar mulheres no mercado de trabalho para se proteger desta possibilidade
- Mulheres são sub-representadas na política, e um dos motivos é discriminação estatística
  - **Ideia:** poucas mulheres são eleitas porque há poucas mulheres eleitas para informar os eleitores de sua qualidade como lideranças políticas
- Possível solução: reservas de vagas políticas para mulheres (cotas)
  - **Pró:** exposição obrigatória a lideranças femininas reduz o viés do eleitorado contra elas
  - **Contra:** aumento do viés contra mulheres devido a esta obrigatoriedade de mulheres na política
- **O que o paper faz:** estuda esta questão usando uma variação aleatória na exposição obrigatória a lideranças femininas na Índia
  - **Objetivo:** oferecer evidência causal do efeito da exposição obrigatória a lideranças políticas femininas sobre o comportamento do eleitorado

## Beaman et al. (2009): Dados

1. Dados das eleições de 1998, 2003 e 2008 de conselhos de vilas no estado de *West Bengal*
  - Conselho de vila: grupo de conselheiros eleitos, que então elegem um conselheiro chefe (*pradhan*)
  - Desde as eleições de 1998, 1/3 das posições de conselheiro, e 1/3 das posições de *pradhan* entre os conselhos foi aleatoriamente reservada pra mulheres
  - Somente mulheres podiam concorrer a posições reservadas
2. Entrevistas com moradores das vilas, bem como Testes de Associação Implícita (IATs)
  - IAT: método experimental baseado na ideia de que pessoas que ligam/conectam dois conceitos numa tarefa rápida de categorização, de fato associam estes conceitos mais fortemente
  - Autoras usam IATs para mensurar estereótipos de gênero-ocupação, e também para mensurar gosto (*taste*), ou seja, associação de lideranças masc. e fem. com conceitos de “bom” ou “ruim”



## Beaman et al. (2009): Estratégia Empírica (1/2)

- Para os dados das eleições de 2003 (*pradhan* e conselheiro)

$$y_{igj} = \beta_1 R_{g1} + \alpha_j + \epsilon_{ig} \quad (1)$$

- $y_{igj}$  é uma *dummy* que indica se o vencedor  $i$  era uma mulher, na vila  $g$ , no distrito  $j$
- $R_{g1}$  é uma *dummy* que indica se a vila  $g$  tinha cotas em 1998
- $\alpha_j$  indica *dummies* de distrito (*pradhan*) ou de bloco (conselheiro)

- Para os dados das eleições de 2008 (*pradhan* e conselheiro)

$$y_{igj} = \beta_2 R_{g2} + \beta_{2and1} R_{g2and1} + \beta_1 R_{g1} + \alpha_j + \epsilon_{ig} \quad (2)$$

- $R_{g1}$  e  $R_{g2}$  indicam se a vila  $g$  tinha cotas apenas em 1998 e apenas em 2003
- $R_{g2and1}$  indica se a vila  $g$  tinha cotas em 1998 e 2003

- Para os dados de ambas as eleições (amostra completa)

$$y_{igj} = \beta_2 R_{go} + \beta_{2and1} R_{g2and1} + \lambda_t + \alpha_j + \epsilon_{ig} \quad (3)$$

- $R_{go}$  indica se a vila  $g$  teve cotas apenas uma vez (seja em 1998 ou 2003)
- $\lambda_t$  indica se a eleição é a de 2003

## Beaman et al. (2009): Estratégia Empírica (2/2)

Para verificar se moradores avaliam *pradhans* homens e mulheres diferentemente, e se tal diferença varia com a existência de cotas,

$$y_{igj} = \delta F_{ig} + \lambda(R_g * F_{ig}) + \mu R_g + X_{ig}\gamma + \alpha_b + \epsilon_{ig} \quad (4)$$

$$y_{igj} = \delta F_{ig} + \lambda_2(R_{g2} * F_{ig}) + \lambda_{2and1}(R_{g2and1} * F_{ig}) \\ + \lambda_1(R_{g1} * F_{ig}) + \sum_k R_k \mu_k + X_{ig}\gamma + \alpha_b + \epsilon_{ig} \quad (5)$$

- $F_{ig}$  indica se o morador  $i$  da vila  $g$  recebeu um “estímulo feminino” no IAT
- $R_g$  indica se a vila  $g$  reservou vagas alguma vez (1998, 2003, ou ambos)
- $R_k$  *dummies* que controlam para os efeitos dos diferentes tipos de reserva, como em (1)-(3)
- $X_{ig}$  são características individuais do respondente
- Eq. (4):  $\delta$  captura viés a favor de lideranças femininas em vilas sem cotas
- Eq. (5): cada  $\lambda$  captura viés a favor de lideranças femininas em vilas com algum tipo de cota

TABLE III  
ELECTORAL OUTCOMES FOR 2003 AND 2008

	Pradhans			Contestants			Winners		
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)
Only reserved 1998	0.027 (0.023)	0.056 (0.031)		-0.003 (0.011)	-0.009 (0.011)		0.015 (0.020)	0.002 (0.019)	
Only reserved 2003		0.003 (0.026)			-0.007 (0.011)			0.000 (0.018)	
Only reserved once (either 2003 or 1998)			0.031 (0.022)			-0.004 (0.008)			0.012 (0.013)
Reserved 1998 and 2003		0.076 (0.041)	0.079 (0.041)		0.037 (0.014)	0.036 (0.014)		0.057 (0.032)	0.057 (0.030)
Test: equality of reservation indicators [ <i>p</i> values]		.157	.253		.009	.006		.224	.127
Year of election	2003	2008	2003 and 2008	2003	2008	2003 and 2008	2003	2008	2003 and 2008
Never reserved sample:									
Mean	0.092	0.109	0.099	0.076	0.049	0.066	0.083	0.049	0.071
Standard deviation	(0.290)	(0.312)	(0.299)	(0.265)	(0.216)	(0.248)	(0.276)	(0.217)	(0.257)
<i>N</i>	870	875	1,745	3,880	3,431	7,311	1,425	1,191	2,616

TABLE VII  
EXPLICIT AND IMPLICIT PREFERENCES FOR FEMALE LEADERS

	IAT (D-measure of bias against females)						Feeling ladder	
	Leadership/domestic and male/female		Male/female names and good/bad		Male/female politician and good/bad		Male versus female pradhan	
	Male (1)	Female (2)	Male (3)	Female (4)	Male (5)	Female (6)	Male (7)	Female (8)
Panel A								
Ever reserved	-0.076 (0.032)	0.021 (0.041)	-0.004 (0.031)	-0.007 (0.043)	0.014 (0.037)	-0.023 (0.038)	0.208 (0.112)	0.099 (0.110)
Panel B								
Only reserved 2003	-0.090 (0.041)	0.112 (0.053)	-0.023 (0.045)	0.005 (0.051)	0.024 (0.051)	-0.004 (0.049)	0.271 (0.158)	0.088 (0.145)
Reserved 1998 and 2003	-0.023 (0.052)	-0.098 (0.075)	0.016 (0.041)	0.035 (0.074)	0.036 (0.057)	-0.011 (0.056)	0.063 (0.159)	0.053 (0.152)
Only reserved 1998	-0.098 (0.042)	-0.022 (0.051)	0.001 (0.045)	-0.061 (0.052)	-0.012 (0.048)	-0.050 (0.051)	0.240 (0.150)	0.139 (0.140)
Test: 2003 = both 1998 and 2003 = 1998 [ <i>p</i> -value]	.402	.021	.756	.316	.704	.709	.560	.875
Never reserved sample:								
Mean	0.110	0.150	0.134	-0.157	0.093	-0.079	1.446	0.560
Standard deviation	(0.340)	(0.384)	(0.425)	(0.418)	(0.452)	(0.441)	(2.655)	(2.572)
<i>N</i>	477	357	510	408	554	510	3,511	3,671

## Beaman et al. (2009): Conclusões (1/2)

- Cotas só em 2003 ou só em 1998 não elegem *pradhans* mulheres, mas cotas nos dois anos **sim**
  - Tab III, col (2): estimativa (significante e) positiva de 0.076 a favor da eleição de *pradhans* mulheres
- Da mesma forma, mais candidatas e mais vencedoras mulheres só ocorrem após 2 ciclos de cotas
  - Tab III, cols (4)-(9): cotas para *pradhans*, mas **sem cotas** para conselheiros!
  - Tab III, cols (5) e (8): estimativa pequena e insignificante para cotas em apenas um ciclo, mas estimativas maiores e significantes após 2 ciclos de cotas (0.037 e 0.057)
  - Idem para colunas (6) e (9), que reportam resultados para toda a amostra
- No IAT, homens e mulheres associam homens a liderança mais rapidamente, mas exposição a lideranças femininas **reduz** o viés para **homens**
  - Tab VII, cols (1)-(2), Mean: todos associam liderança a homens
  - Tab VII, cols (1)-(2): estimativa significativa de -0.076 para homens
- Quando perguntados **explicitamente**, todos os expostos a liderança feminina **preferem homens**
  - Tab VII, painel A, compara vilas que sempre tiveram cotas com vilas que nunca tiveram cotas
  - Tab VII, cols (7)-(8), estimativas positivas, mas significantes apenas para homens

## Beaman et al. (2009): Conclusões (2/2)

- Candidatas mulheres **se beneficiam** eleitoralmente com as cotas, sobretudo após 2 ciclos de cotas
- Exposição obrigatória a lideranças femininas **piorou** o viés contra lideranças femininas
  - Apesar de cotas não tornarem moradores mais simpáticos à ideia de lideranças femininas, resultados do IAT indicam que a chance de associarem mulheres a posições de liderança aumenta
- Apesar de as preferências declaradas dos moradores indicarem que não reduziram seu viés contra lideranças femininas, cotas proporcionam aprendizado sobre a capacidade de lideranças femininas, aumentando seu acesso a posições de liderança
- **Contribuição:** uma das primeiras evidências causais sobre o papel de políticas públicas (cotas) para mitigar discriminação por parte do eleitorado

## Referências

---

# Referências

- AMORIM, G., D. BRITTO, A. FONSECA, AND B. SAMPAIO (2023). Job Loss, Unemployment Insurance and Health: Evidence from Brazil. BAFFI CAREFIN Centre Research Paper 192.
- ATKIN, D., A. K. KHANDELWAL, AND A. OSMAN (2017). Exporting and Firm Performance: Evidence from a Randomized Experiment. *The Quarterly Journal of Economics*, 132(2), 551-615.
- BANERJEE, A., E. DUFLO, R. GLENNERSTER, AND C. KINNAN (2015). The Miracle of Microfinance? Evidence from a Randomized Evaluation. *American Economic Journal: Applied Economics*, 7(1), 22-53.
- BEAMAN, L., R. CHATTOPADHYAY, E. DUFLO, R. PANDE, AND P. TOPALOVA (2009). Powerful Women: Does Exposure Reduce Bias? *The Quarterly Journal of Economics*, 124(4), 1497-1540.
- CONLEY, T. G., AND C. R. UDRY (2010). Learning About a New Technology: Pineapple in Ghana. *American Economic Review*, 100(1), 35-69.
- DUPAS, P., AND J. ROBINSON (2013). Why Don't the Poor Save More? Evidence from Health Savings Experiments. *American Economic Review*, 103(4), 1138-71.
- PIZA, C. (2018). Out of the Shadows? Revisiting the Impact of the Brazilian SIMPLES Program on Firms' Formalization Rates. *Journal of Development Economics*, 134, 125-132.