Impacto de Estações Meteorológicas na

Produtividade Agrícola

Daniel Cavalli

Instituto de Economia – UFRJ

Orientador: Prof. Romero Rocha

2025

Sumário

- 1 Introdução
- 2 Revisão da Literatura
- 3 Metodologia
- 4 Dados
- 5 Resultados
- 6 Análises de Robustez
- 7 Implicações para Políticas Públicas
- 8 Limitações e Pesquisa Futura
- 9 Conclusões

Motivação

- A agricultura brasileira enfrenta o desafio de aumentar a produtividade em contexto de crescente variabilidade climática
- Informação meteorológica precisa emerge como insumo produtivo crítico
- Lacuna na literatura: ausência de evidências causais sobre o impacto econômico da expansão da infraestrutura meteorológica
- Instalação escalonada de estações (2000-2019) oferece experimento natural

Questão Central

Qual é o impacto causal da instalação de estações meteorológicas sobre o PIB agropecuário?

Objetivos

Objetivo Geral:

 Estimar o efeito causal da instalação de estações meteorológicas sobre a produtividade agrícola

Objetivos Específicos:

- Aplicar metodologia adequada para tratamento escalonado
- 2. Quantificar o retorno econômico da infraestrutura
- 3. Analisar a dinâmica temporal dos efeitos
- 4. Validar robustez dos resultados

Contribuição Principal

Primeira evidência causal rigorosa do impacto econômico de estações meteorológicas na agricultura brasileira

Canais de Impacto da Informação Meteorológica

Literatura Internacional:

- Mavi & Tupper (2004): três dimensões de impacto
 - Planejamento estratégico
 - Decisões táticas
 - Resiliência sistêmica
- Weiss (2000): ajustes finos nas práticas
- Rijks (2000): ganhos econômicos potenciais

Contexto Brasileiro:

- Monteiro (2009): oscilações meteorológicas determinam produção
- Carvalho et al. (2015): impacto climático na cana-de-açúcar
- Vianna & Sentelhas (2016): otimização via modelos agrometeorológicos

Gap Identificado

Estudos existentes são predominantemente descritivos ou baseados em correlações

O Problema do DiD Tradicional com Tratamento Escalonado

Two-Way Fixed Effects (TWFE) tradicional:

$$Y_{it} = \alpha_i + \lambda_t + \beta D_{it} + \epsilon_{it}$$

Problemas identificados:

- Usa unidades já tratadas como controle
- Pesos negativos em algumas comparações
- Viés quando efeitos são heterogêneos

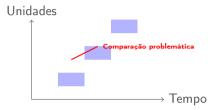


Figura: *

Tratamento escalonado

Solução

Callaway & Sant'Anna (2021): estimação separada por coorte e agregação apropriada

Metodologia de Callaway & Sant'Anna (2021)

1. **Group-Time ATT**: Estima efeito para cada coorte g no tempo t

$$ATT(g,t) = E[Y_{it}(g) - Y_{it}(0)|G_i = g]$$

2. Agregação: Combina ATT(g,t) com pesos apropriados

$$\theta = \sum_{q} \sum_{t} w(g, t) \cdot ATT(g, t)$$

- 3. Estimadores:
 - Outcome Regression (OR)
 - Inverse Probability Weighting (IPW)
 - Doubly Robust (DR) √

Pressuposto Central

Tendências paralelas condicionais entre tratados e controles

Por que Cana-de-Açúcar?

Relevância Econômica:

- 3º maior produtor mundial
- Presente em 490 microrregiões
- R\$ 52 bilhões em valor de produção (2023)

Características Técnicas:

- Alta sensibilidade climática
- Ciclo produtivo longo (12-18 meses)
- Janelas críticas de plantio/colheita

Vantagens Metodológicas:

- Dados completos e confiáveis
- Produção contínua no período
- Distribuição geográfica ampla
- Variação temporal na adoção de estações

Implicação

Cultura ideal para identificar impactos de informação meteorológica

Construção do Dataset

Fontes de Dados:

- INMET: 610 estações meteorológicas
- IBGE: PIB municipal e população
- PAM-IBGE: produção de cana-de-açúcar
- Período: 2003-2023

Unidade de Análise:

- Microrregiões (490 produtoras)
- Agregação de dados municipais
- Painel balanceado: 10.290 obs

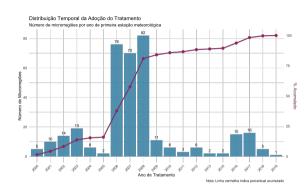


Figura: Distribuição Temporal do Tratamento

Transparência

Código completo disponível em: github.com/danielcavalli/tcc-ie-ufrj-2024

Resultado Principal

ATT =
$$0.082$$
 (8,2%)
EP = 0.032 , p = $0,0103$
IC 95%: $[0,0194$; $0,1448$]

Especificação	ATT	P-valor
Doubly Robust	0,082	0,010
IPW	0,094	0,003
Regression	0,066	0,030
Sem covariáveis	0,110	0,000
Never-treated	0,080	0,026

Interpretação:

- Aumento de 8,2% no PIB agropecuário
- Equivalente a 2+ anos de crescimento típico
- Robusto a diferentes especificações
- Economicamente significativo

Implicação

Retorno econômico supera amplamente os custos de instalação (R\$ 223 mil/estação)

Magnitude Econômica do Impacto

Impacto por Microrregião:

- PIB agro médio: R\$ 580 milhões/ano
- Ganho de 8,2%: R\$ 47,6 milhões/ano
- Payback: < 6 meses

Projeção Nacional:

- 351 microrregiões tratadas
- Ganho agregado: R\$ 16,7 bilhões/ano
- 139 microrregiões sem estações
- Potencial não realizado: R\$ 6,6 bilhões/ano

Análise Custo-Benefício

- Custo médio por estação: R\$ 223 mil
- Retorno anual: R\$ 47,6 milhões
- Taxa de retorno: 213x ao ano

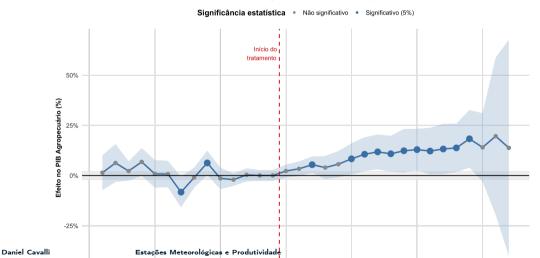
Conclusão

Subinvestimento histórico representa oportunidade perdida de R\$ 6,6 bilhões anuais

Event Study - Dinâmica Temporal

Event Study: Impacto das Estações Meteorológicas no PIB Agropecuário

Efeito ao longo do tempo relativo à instalação



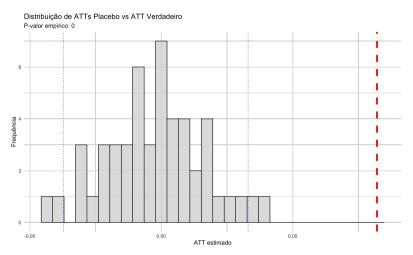
12 / 24

Tendências Paralelas - Validação Visual

Parallel Trends and Treatment Effects: Agricultural GDP

Evolution by adoption cohort (normalized at t=-1) Post-treatment (Validation) (Effect) Mudança em Log PIB Agropecuário (Relativo a t=-1) -5.0 -2.5 Years Relative to Treatment

Teste Placebo - Randomização Múltipla

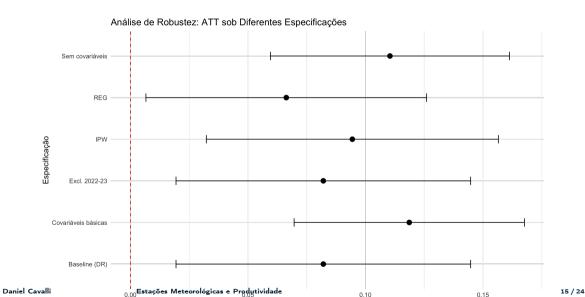


Metodologia:

Resultados:

• Média placebo: -0.002

Análise de Robustez - Síntese



Contexto Atual e Recomendações

Investimento Anunciado (Dez/2024):

- MAPA: R\$ 49 milhões
- 220 novas estações
- R\$ 223 mil/estação

Nossos Resultados Sugerem:

- Retorno de 213x o investimento
- Payback < 6 meses
- Evidência empírica robusta

Recomendações:

- 1. Expansão estratégica
 - Priorizar áreas não cobertas
 - Foco em regiões produtoras
- 2. Integração de dados
 - Sistemas como AGRITEMPO
 - Acesso facilitado
- 3. Capacitação
 - Uso efetivo das informações
 - Assistência técnica

Urgência

Atrasos na implementação representam perdas econômicas significativas

Limitações do Estudo

Limitações Identificadas:

- 1. Desbalanceamento de covariáveis
 - Mitigado pelo DR
 - Diferenças observáveis
- 2. Composição dos pesos
 - Coortes iniciais: 50.8%
 - Sem dominância extrema
- 3. Heterogeneidade não observada
 - Tamanho de propriedade
 - Nível educacional

Direções Futuras:

- 1. Modelagem espacial
 - Spillovers explícitos
 - Dependência espacial
- 2. Dados de alta frequência
 - Mensais/trimestrais
 - Eventos climáticos
- 3. Análise por cultura
 - Impactos diferenciados
 - Outras culturas além da cana

Apesar das Limitações

Resultados robustos fornecem primeira evidência causal rigorosa

Conclusões Principais

1. Evidência Causal Pioneira

- Primeira quantificação rigorosa do impacto
- ATT = 8.2% (p = 0.010)
- Efeito economicamente significativo

2. Validação Metodológica

- Superioridade do DiD escalonado
- Importância de métodos adequados
- Modelo para futuras aplicações

3. Implicações Práticas

- Justifica expansão da rede
- Alternativa à expansão da fronteira agrícola
- Estratégia de adaptação climática

Mensagem Final

Investimento em informação meteorológica é estratégia custo-efetiva para aumentar produtividade agrícola sustentavelmente

Referências Principais I

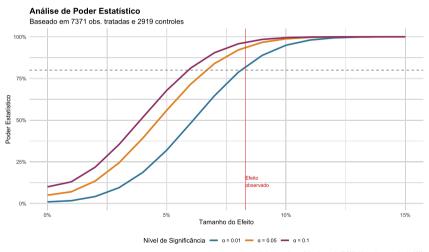
- CALLAWAY, B.; SANT'ANNA, P. H. Difference-in-differences with multiple time periods. *Journal of Econometrics*, v. 225, n. 2, p. 200-230, 2021.
- GOODMAN-BACON, A. Difference-in-differences with variation in treatment timing. *Journal of Econometrics*, v. 225, n. 2, p. 254-277, 2021.
- MAVI, H. S.; TUPPER, G. J. Agrometeorology: principles and applications of climate studies in agriculture. CRC Press, 2004.
- MONTEIRO, J. E. (Ed.). Agrometeorologia dos cultivos: o fator meteorológico na produção agrícola. Brasília: INMET, 2009.
- SANT'ANNA, P. H.; ZHAO, J. Doubly robust difference-in-differences estimators. *Journal of Econometrics*, v. 219, n. 1, p. 101-122, 2020.
- SUN, L.; ABRAHAM, S. Estimating dynamic treatment effects in event studies with heterogeneous treatment effects. *Journal of Econometrics*, v. 225, n. 2, p. 175-199, 2021.

Obrigado!

Daniel Cavalli Baniel cavalli@ie.ufri.bu

Código disponível em:
github.com/danielcavalli/tcc-ie-ufrj-202

Backup: Análise de Poder Estatístico



Linha vermelha = efeito observado (8.3%); Linha cinza = poder de 80%

Backup: Processo de Integração dos Dados

Fontes de Dados:

- INMET: 610 estações meteorológicas
- IBGE: PIB municipal e população
- PAM-IBGE: Produção agrícola detalhada

Plataforma de Integração:

- Google BigQuery + basedosdados
- Acesso unificado às bases públicas
- SQL otimizado para grandes volumes

Pipeline de Processamento:

- 1. Extração via API Python
- 2. Agregação município \rightarrow microrregião
- 3. Validação cruzada de mapeamentos
- 4. Tratamento de dados faltantes
- 5. Construção do painel balanceado

Dataset Final

490 microrregiões \times 21 anos = 10.290 obs 0% de valores faltantes

Backup: Heterogeneidade Regional

Região	ATT	EP	N Tratadas
Norte	0,095	(0,041)	8
Nordeste	0,076**	(0,035)	45
Centro-Oeste	0,091***	(0,028)	22
Sudeste	0,083***	(0,024)	48
Sul	0,089**	(0,038)	8

- Efeitos positivos em todas as regiões
- Magnitude similar (7,6% a 9,5%)
- Maior precisão em regiões com mais observações
- Sugere validade externa dos resultados

Backup: Detalhes da Implementação Computacional

Software e Pacotes:

- R 4.5.0 + pacote did v2.1.2
- Python 3.11 + basedosdados
- Google BigQuery API
- Sistema renv para reprodutibilidade

Especificações Técnicas:

- Bootstrap: 1.000 replicações
- Clustering: nível microrregião
- Inferência: bandas uniformes

Escolhas Metodológicas:

- Estimador: Doubly Robust
- Controle: not-yet-treated
- Covariáveis: pré-tratamento
- Agregação: balanceada (event study)

Validações:

- Convergência do bootstrap
- Estabilidade numérica
- Sensibilidade a outliers