

Daniel Cavalli

**IMPACTO DE ESTAÇÕES
METEOROLÓGICAS NA CULTURA DE
CANA-DE-AÇÚCAR: UMA APLICAÇÃO DE
DIFERENÇAS EM DIFERENÇAS COM
TRATAMENTO ESCALONADO**

Rio de Janeiro

Dezembro 2025

Daniel Cavalli

**IMPACTO DE ESTAÇÕES METEOROLÓGICAS NA
CULTURA DE CANA-DE-AÇÚCAR: UMA APLICAÇÃO
DE DIFERENÇAS EM DIFERENÇAS COM
TRATAMENTO ESCALONADO**

Monografia apresentada ao Instituto de Economia da Universidade Federal do Rio de Janeiro como parte dos requisitos necessários à obtenção do título de Bacharel em Ciências Econômicas.

UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO DE JANEIRO
INSTITUTO DE ECONOMIA
CURSO DE GRADUAÇÃO EM CIÊNCIAS ECONÔMICAS

Orientador: Prof. Romero Rocha

Rio de Janeiro
Dezembro 2025

Daniel Cavalli

IMPACTO DE ESTAÇÕES METEOROLÓGICAS NA CULTURA DE CANA-DE-AÇÚCAR: UMA APLICAÇÃO DE DIFERENÇAS EM DIFERENÇAS COM TRATAMENTO ESCALONADO

Monografia apresentada ao Instituto de Economia da Universidade Federal do Rio de Janeiro como parte dos requisitos necessários à obtenção do título de Bacharel em Ciências Econômicas.

Trabalho aprovado. Rio de Janeiro, 18 de novembro de 2025:

Prof. Romero Rocha
Orientador

Professor
Convidado 1

Professor
Convidado 2

Rio de Janeiro
Dezembro 2025

Agradecimentos

Agradeço à minha família, que sempre me apoiou durante toda a graduação sem nunca me pressionar além do necessário. Vocês foram fundamentais para que eu pudesse acumular o conhecimento necessário para montar este trabalho.

À minha namorada, Juliana, obrigado por me incentivar a terminar a faculdade e o TCC quando eu já não tinha mais vontade ou razão para tal. Seu apoio fez toda a diferença em me convencer da importância disso.

À minha cachorra, Moana, companheira fiel de tantas horas de escrita, modelagem e análise de dados. Sua presença tornou as longas madrugadas de trabalho muito mais suportáveis.

À Cláudia.

*“In mathematics you don’t understand things.
You just get used to them.”*
(John von Neumann)

Resumo

Este estudo examina o impacto da instalação de estações meteorológicas automáticas sobre a produção de cana-de-açúcar no Brasil. Utilizando dados de 225 microrregiões produtoras entre 2003 e 2021, exploramos a variação temporal e geográfica na instalação de estações para identificar efeitos causais através do método de Diferenças em Diferenças com adoção escalonada (Callaway e Sant'Anna, 2021). Os resultados indicam um aumento de 48.5% no valor de produção da cana-de-açúcar nas microrregiões que receberam estações meteorológicas. A análise revela que esse efeito ocorre tanto através da expansão da área plantada (26.5%) quanto por ganhos de produtividade. Testes de robustez confirmam a validade dos resultados, incluindo ausência de tendências pré-tratamento e especificidade do efeito para a cultura da cana. Os achados sugerem que o acesso a informações climáticas precisas pode contribuir para melhorias no planejamento agrícola, particularmente em culturas que demandam manejo intensivo como a cana-de-açúcar. O estudo demonstra o papel potencial da infraestrutura informacional no desenvolvimento do setor agrícola brasileiro.

Palavras-chave: estações meteorológicas. valor de produção. cana-de-açúcar. MapBiomas. irrigação. diferenças em diferenças escalonada. Callaway e Sant'Anna. informação climática. margem extensiva e intensiva.

Abstract

This study examines the impact of automatic weather station installation on sugarcane production in Brazil. Using panel data from 225 sugarcane-producing microregions between 2003 and 2021, we exploit temporal and geographic variation in station installation to identify causal effects through a staggered Differences-in-Differences approach (Callaway and Sant'Anna, 2021). Results indicate a 48.5% increase in sugarcane production value in microregions that received weather stations. The analysis reveals that this effect operates through both planted area expansion (26.5%) and productivity gains. Robustness tests confirm the validity of results, including absence of pre-treatment trends and effect specificity to sugarcane cultivation. The findings suggest that access to precise climate information may contribute to improved agricultural planning, particularly for management-intensive crops like sugarcane. The study demonstrates the potential role of informational infrastructure in agricultural sector development in Brazil.

Keywords: weather stations. production value. sugarcane. MapBiomass. irrigation. staggered differences-in-differences. Callaway and Sant'Anna. climate information. extensive and intensive margins.

Lista de ilustrações

Figura 1 – Estudo de Evento - Dinâmica Temporal dos Efeitos da Instalação de Estações Meteorológicas	33
Figura 2 – Tendências Paralelas - Valor de Produção de Cana-de-Açúcar Normalizado (2003-2021)	35
Figura 3 – Distribuição dos ATTs placebo em comparação com o ATT verdadeiro	39
Figura 4 – Efeitos sobre variáveis de resultado alternativas: especificidade à cana-de-açúcar	41
Figura 5 – Análise de robustez: comparação de especificações e métodos de estimação	43
Figura 6 – Distribuição Temporal da Instalação de Estações Meteorológicas	57
Figura 7 – Evolução Temporal do PIB Agropecuário vs PIB Não-Agropecuário . .	59
Figura 8 – Matriz de Correlação das Variáveis Principais	60

Lista de tabelas

Tabela 1 – Resultados Principais: Efeito sobre o Logaritmo do Valor de Produção de Cana-de-Açúcar	32
Tabela 2 – Comparação de Estimativas por Grupo de Controle	36
Tabela 3 – Resultados do teste de randomização de Monte Carlo	39
Tabela 4 – Especificidade do efeito: variáveis de resultado alternativas	40
Tabela 5 – Comparação de métodos de estimação	42
Tabela 6 – Número de microrregiões tratadas por ano	58
Tabela 7 – Distribuição do tratamento por região	58
Tabela 8 – Produtividade média (ton/ha) por período	59

Sumário

1	INTRODUÇÃO	12
2	METODOLOGIA	15
2.1	Introdução ao Modelo	15
2.2	Fundamentos do modelo	15
2.2.1	Group-Time Average Treatment Effects ATT(g,t)	16
2.2.2	Identificação	16
2.2.2.1	Validade dos Pressupostos no Contexto de Estações Meteorológicas	17
2.2.3	Estimação	17
2.2.4	Procedimentos de Inferência	18
2.2.5	Agregação de Efeitos	18
2.2.5.1	Agregação Simples com Pesos Positivos	18
2.2.5.2	Efeito Médio do Tratamento sobre os Tratados (Recomendado)	19
2.2.5.3	Agregações para Event Studies	19
2.3	Especificação do Modelo	19
2.3.1	Definição do Tratamento e Unidades de Análise	20
2.3.2	Construção dos Grupos de Tratamento	21
2.3.3	Variável Dependente e Transformações	21
2.3.4	Covariáveis e Especificação do Modelo	22
2.3.5	Conjuntos de dados por cultura e tratamento de zeros estruturais	23
2.3.6	O Estimador Duplamente Robusto	25
2.3.7	Escolha do Grupo de Controle	25
2.4	Especificação da Análise de Estudo de Evento	26
2.4.1	Formalização da Análise de Estudo de Evento	26
3	RESULTADOS	28
3.1	Implementação Computacional	28
3.1.1	Software e Pacotes Utilizados	28
3.1.2	Transparência e Reprodutibilidade	28
3.1.3	Estrutura dos Dados e Processo de Extração	29
3.1.3.1	Fontes de Dados e Extração	29
3.1.3.2	Construção das Variáveis de Tratamento	30
3.1.3.3	Tratamento de dados faltantes e qualidade da base	30
3.2	Resultados Principais	31
3.2.1	Efeito Médio do Tratamento	31
3.2.1.1	Decomposição do Efeito: Margens Extensiva e Intensiva	31

3.2.1.2	Interpretação da Robustez dos Resultados	32
3.2.2	Análise de Estudo de Evento e Dinâmica Temporal	33
3.2.2.1	Período Pré-Tratamento: Validação das Tendências Paralelas	33
3.2.2.2	Dinâmica Pós-Tratamento: Difusão Gradual dos Benefícios	35
3.2.2.3	Análise Detalhada de Tendências Paralelas por Grupos de Timing	35
3.3	Testes de Robustez e Diagnósticos	36
3.3.1	Sensibilidade ao Grupo de Controle	36
3.3.2	Inferência Baseada em Randomização: Teste de Monte Carlo	37
3.3.2.1	Formalização do teste	37
3.3.2.2	Procedimento de randomização	37
3.3.2.3	Aspectos computacionais	38
3.3.2.4	Resultados do teste de Monte Carlo	38
3.3.2.5	Interpretação	39
3.3.3	Especificidade do Efeito: Variáveis de Resultado Alternativas	40
3.3.4	Robustez a Diferentes Métodos de Estimação	41
3.3.5	Síntese da Robustez dos Resultados	43
3.4	Discussão e Interpretação Econômica	44
3.4.1	Contextualização da magnitude do efeito	44
3.4.2	Mecanismo: Irrigação, Informação Meteorológica e Expansão de Área	45
3.4.2.1	Sistemas de Irrigação em Cana-de-Açúcar no Brasil	45
3.4.2.2	Informação Meteorológica e Decisões de Timing	46
3.4.2.3	Por Que Especificidade à Cana-de-Açúcar?	47
3.4.3	Limitações e pesquisa futura	48
3.4.3.1	Desbalanceamento de covariáveis	48
3.4.3.2	Composição dos pesos no estimador agregado	49
3.4.3.3	Outras limitações importantes	49
3.4.3.4	Direções para pesquisa futura	50
3.5	Síntese dos Resultados Empíricos	51
4	CONCLUSÕES FINAIS	52
	REFERÊNCIAS	53
	APÊNDICES	55
	APÊNDICE A – CÓDIGO DO GITHUB	56
	APÊNDICE B – ESTATÍSTICAS DESCRITIVAS COMPLEMENTARES	57

B.1	Distribuição Temporal do Tratamento	57
B.2	Estatísticas por Região	59
B.3	Produtividade Média por Status de Tratamento	59
B.4	Análises Descritivas Complementares	59

1 Introdução

A agricultura brasileira enfrenta o desafio permanente de aumentar a produtividade em um contexto de crescente variabilidade climática. Com a produção agrícola global sendo amplamente determinada por oscilações meteorológicas durante o ciclo produtivo (MONTEIRO, 2009), e as mudanças climáticas já impactando significativamente a produtividade mundial (ORTIZ-BOBEA et al., 2020), a questão central não é mais se o clima afeta a agricultura mas como mitigar seus efeitos adversos e aproveitar janelas de oportunidade. Neste contexto, a informação meteorológica precisa emerge como insumo produtivo crítico, potencialmente capaz de transformar incerteza em risco gerenciável.

A literatura documenta extensivamente os canais através dos quais informações meteorológicas podem aumentar a produtividade agrícola. MAVI e TUPPER (2004) identificam três dimensões principais: planejamento estratégico (escolha de culturas e épocas de plantio), decisões táticas (timing de irrigação, aplicação de defensivos) e construção de resiliência sistêmica. WEISS, VAN CROWDER e BERNARDI (2000) demonstram que estações meteorológicas locais permitem ajustes finos nas práticas agrícolas, enquanto RIJKS e BARADAS (2000) quantificam os ganhos econômicos potenciais de serviços meteorológicos bem estruturados. No Brasil, sistemas como AGRITEMPO e SISDAGRO já operacionalizam essas informações mas sua efetividade depende crucialmente da densidade e qualidade da rede de estações meteorológicas subjacente.

O mecanismo causal pode ser descrito de forma sequencial: a instalação de uma estação meteorológica local gera dados climáticos precisos e em tempo real, que são processados e disponibilizados aos produtores através de boletins, alertas e sistemas de informação. Com acesso a previsões mais precisas sobre temperatura, precipitação e eventos extremos, os agricultores podem otimizar decisões críticas, desde o momento ideal de plantio e colheita até a aplicação precisa de insumos e gestão eficiente de irrigação.

Além do uso direto pelos produtores, esses dados alimentam modelos computacionais avançados de simulação agrícola. O modelo DSSAT CSM-CANEGRO, amplamente utilizado no setor sucroalcooleiro, integra informações meteorológicas locais para simular o crescimento e desenvolvimento da cana-de-açúcar sob diferentes cenários de manejo. Com dados meteorológicos precisos, o modelo permite testar virtualmente diferentes estratégias de irrigação, particularmente para a irrigação de salvamento, prática essencial para estender a longevidade dos canaviais e garantir a sobrevivência da soqueira após cada corte. A otimização do timing de aplicação pode resultar em incrementos de produtividade significativos, especialmente em solos mais vulneráveis (VIANNA; SENTELHAS, 2016).

Essas decisões melhor informadas, principalmente através do melhor timing da irrigação de salvamento e outras práticas de manejo, traduzem-se em redução de perdas,

aumento de produtividade e consequentemente expansão da área cultivada e crescimento da atividade agrícola local.

Embora o mecanismo teórico seja bem estabelecido e os potenciais benefícios amplamente reconhecidos, a literatura carece de evidências causais robustas sobre o impacto econômico da infraestrutura de monitoramento climático. Estudos existentes são predominantemente descritivos ou correlacionais, deixando questões fundamentais sem resposta: Qual é o retorno econômico real da instalação de estações meteorológicas? Como esse impacto evolui ao longo do tempo? Os benefícios justificam os custos de expansão da rede?

A expansão da rede de estações meteorológicas no Brasil entre 2003 e 2021 oferece uma oportunidade única para responder essas questões. Durante esse período, diferentes microrregiões receberam estações em momentos distintos, criando variação temporal e geográfica que permite identificação causal. Das 558 microrregiões brasileiras, 394 receberam pelo menos uma estação meteorológica automática durante o período analisado, enquanto 164 permaneceram sem cobertura, fornecendo grupos de tratamento e controle bem definidos.

Entretanto, esse padrão de adoção escalonada (*staggered adoption*) apresenta desafios metodológicos importantes. Como demonstrado por GOODMAN-BACON (2021) e SUN e ABRAHAM (2021), o estimador tradicional de Diferenças em Diferenças com Efeitos Fixos Bidimensionais (TWFE) produz resultados enviesados quando o tratamento é adotado em diferentes períodos. O problema surge porque unidades já tratadas são inadvertidamente usadas como controles para unidades tratadas posteriormente e efeitos exógenos ao tratamento ao longo do tempo são incorretamente agregados.

Este trabalho supera essas limitações utilizando o arcabouço de CALLAWAY e SANT'ANNA (2021) para Diferenças em Diferenças com múltiplos períodos. O método agrupa unidades por coorte de tratamento e compara cada grupo tratado apenas com unidades ainda não tratadas, evitando os vieses do TWFE tradicional e permitindo a estimação de efeitos heterogêneos por grupo e tempo.

Para capturar o impacto econômico completo das estações meteorológicas, focamos no valor de produção de cana-de-açúcar, cultura com extensa adoção de infraestrutura de irrigação e especialmente sensível à disponibilidade de informação meteorológica precisa. Utilizamos o logaritmo dessa variável para interpretar os resultados em termos percentuais, complementando a análise com a área plantada para distinguir entre ganhos de produtividade (margem intensiva) e expansão territorial (margem extensiva). A especificidade desse efeito é validada através de testes placebo com soja e arroz, culturas menos dependentes do timing preciso de irrigação. Restringimos a análise a microrregiões produtoras de cada cultura, garantindo que comparamos apenas unidades relevantes e evitando contaminação por regiões estruturalmente diferentes.

Nossa análise revela que a instalação de estações meteorológicas gera um aumento de 48.5% no valor de produção de cana-de-açúcar nas microrregiões tratadas. Este efeito econômico substancial opera através de dois canais: expansão de 26.5% na área plantada (margem extensiva) e ganhos de produtividade (margem intensiva). Os resultados mostram-se robustos a múltiplas especificações alternativas e análises de sensibilidade. A inferência por randomização com 5.000 simulações confirma que o efeito observado é estatisticamente distinguível de atribuições aleatórias do tratamento ($p < 0,001$), enquanto testes placebo com soja e arroz demonstram especificidade do impacto para a cana-de-açúcar.

As contribuições deste trabalho são quádruplas:

1. Evidência causal pioneira: primeira quantificação rigorosa do impacto econômico de estações meteorológicas na agricultura brasileira, preenchendo uma lacuna crítica para políticas públicas baseadas em evidências.
2. Avanço metodológico: demonstração da aplicabilidade e importância dos novos métodos de DiD escalonado em contextos agrícolas, contribuindo para a literatura metodológica aplicada.
3. Caracterização da dinâmica: documentação dos efeitos na margem intensiva (produtividade) e extensiva (área plantada), com implicações para avaliação de investimentos em infraestrutura meteorológica.
4. Subsídios para expansão da rede: evidências de que o retorno econômico supera amplamente os custos, justificando a expansão da infraestrutura meteorológica como estratégia de adaptação climática e aumento de produtividade.

Nossos resultados dialogam com desenvolvimentos recentes na literatura. [BURKE et al. \(2021\)](#) argumentam que avanços em tecnologias de informação representam uma das principais fronteiras para aumentar a produtividade agrícola no século XXI. [MONTEIRO e SENTELHAS \(2017\)](#) demonstram a importância de modelos agrometeorológicos para identificação de gaps de produtividade na agricultura brasileira. [CROST et al. \(2018\)](#) e [GATTI, BAYLIS e CROST \(2021\)](#) demonstram, usando métodos similares aos nossos, como infraestrutura pode mitigar impactos climáticos. Este trabalho contribui para essa literatura emergente ao fornecer a primeira evidência causal direta sobre estações meteorológicas.

O restante deste trabalho está organizado da seguinte forma. A Seção 2 apresenta a metodologia completa, incluindo o arcabouço de Diferenças em Diferenças com múltiplos períodos de [CALLAWAY e SANT'ANNA \(2021\)](#), a estratégia empírica, definição do tratamento, variáveis e especificação do modelo. A Seção 3 apresenta os resultados, começando pela implementação computacional e seguindo com os efeitos estimados, análises de robustez e testes de validação. A Seção 4 conclui com implicações para políticas públicas e direções para pesquisa futura.

2 Metodologia

Para este trabalho, utilizaremos como principal referência o artigo de [CALLAWAY e SANT'ANNA \(2021\)](#), que apresenta uma extensão do modelo de Diferenças em Diferenças (DiD) para cenários com múltiplos períodos e momentos distintos de adoção do tratamento.

2.1 Introdução ao Modelo

No DiD clássico, assume-se um grupo tratado que recebe a intervenção em um momento específico e um grupo controle que nunca é tratado. Sob essa configuração, a diferença no tempo entre pré e pós-tratamento e a diferença entre grupos tratado e controle fornecem a estimativa do efeito causal. Entretanto, para o caso analisado neste trabalho há múltiplos períodos e vários grupos recebendo o tratamento em momentos distintos ao longo dos 22 anos do período de análise. A abordagem de DiD tradicional, nesse caso, pode gerar estimativas enviesadas devido à heterogeneidade do tratamento ao longo do tempo, resultando em interpretação ambígua.

O modelo de [CALLAWAY e SANT'ANNA \(2021\)](#) surge como uma forma de permitir que esses cenários de tratamento escalonado, frequentemente mais comuns no mundo real do que experimentos naturais, possam ser avaliados adequadamente. Por permitir a identificação de efeitos médios do tratamento específicos para cada grupo e período, acomoda a heterogeneidade do momento de adoção e suas dinâmicas, além de fornecer uma interpretação mais clara dos parâmetros causais.

2.2 Fundamentos do modelo

O modelo proposto pode ser entendido em três etapas conceituais:

1. **Identificação de parâmetros causais desagregados:** Primeiro, são obtidas estimativas do efeito causal para cada combinação de grupo tratado e período após a adoção (denotados por $ATT(g,t)$), focando em captar o efeito específico para um determinado conjunto de unidades tratadas em um dado momento do tempo.
2. **Agregação desses parâmetros:** Em seguida, esses parâmetros individuais, definidos para grupos e períodos específicos, podem ser combinados para produzir medidas resumidas de efeitos, como efeitos médios globais, ao longo do tempo, por coorte de tratamento ou segundo o tempo decorrido desde a intervenção.

3. **Estimação e inferência:** Por fim, procedimentos estatísticos são empregados para estimar esses parâmetros, bem como inferir sobre sua significância estatística.

2.2.1 Group-Time Average Treatment Effects $ATT(g,t)$

O parâmetro fundamental dessa abordagem é o $ATT(g,t)$, que representa o Efeito Médio do Tratamento para o grupo g no período t . Ao contrário do DiD tradicional, onde há um único efeito estimado, aqui obtemos uma coleção de efeitos, cada um refletindo o impacto do tratamento em um grupo que começou a ser tratado em um determinado momento e está sendo avaliado em um período específico após o início do tratamento.

Com isso é possível capturar heterogeneidades relacionadas:

- Ao grupo (unidades diferentes podem ter características e contextos distintos);
- Ao momento de início do tratamento (tratamentos iniciados em diferentes épocas podem ter efeitos variados devido a condições econômicas, políticas ou sociais);
- Ao tempo decorrido desde o tratamento (efeitos imediatos versus efeitos de longo prazo podem diferir).

2.2.2 Identificação

O artigo de [CALLAWAY e SANT'ANNA \(2021\)](#) apresenta uma série de pressupostos para identificação dos parâmetros causais. Boa parte delas não difere muito dos pressupostos do DiD tradicional. Abaixo destaco algumas importantes mudanças:

1. **Tendências Paralelas Condicionais:** A ideia central do DiD é que, na ausência de tratamento, as unidades tratadas seguiriam a mesma tendência de evolução dos resultados das unidades não tratadas. Existem diferenças conceituais entre o DiD tradicional e o DiD Staggered:
 - **Pressuposto 4 - “never-treated”:** Aqui, o grupo de comparação é formado por unidades que nunca recebem tratamento ao longo de todo o período observado. Pressupõe-se que, condicionalmente a covariáveis observáveis, esses “never-treated” representam a contrafactual apropriada para o que teria acontecido com os grupos tratados caso não tivessem sido tratados.
 - **Pressuposto 5 - “not-yet-treated”:** Nesse caso, o grupo de controle para um determinado período e grupo tratado é formado por unidades que ainda não foram tratadas até aquele momento mas que virão a ser tratadas no futuro. Essa abordagem aproveita a natureza escalonada do tratamento para criar um grupo de comparação internamente consistente.

2. **Pressuposto 3 - Antecipação Limitada do Tratamento:** Admite-se que as unidades não são afetadas pelo tratamento antes de sua efetiva implementação, ou que se conheçam efeitos de antecipação limitados e controláveis. Caso haja antecipação, o modelo permite incorporar essa informação, desde que os períodos de antecipação sejam conhecidos e adequadamente modelados.
3. **Sobreposição (Overlap):** É necessário que haja sobreposição entre as características das unidades tratadas e as unidades de controle, garantindo que as diferenças observadas possam ser atribuídas ao tratamento e não a dessemelhanças estruturais entre grupos.

2.2.2.1 Validade dos Pressupostos no Contexto de Estações Meteorológicas

É importante verificar como estes pressupostos se aplicam ao nosso contexto específico:

No Anticipation: No caso de estações meteorológicas, este pressuposto é amplamente mas não perfeitamente, satisfeito. Embora as informações meteorológicas localizadas e precisas só existam após a instalação física da estação, reconhecemos que produtores podem utilizar dados de estações vizinhas, com menor precisão. Se houver algum grau de antecipação, nosso estimador tende a ser conservador, subestimando o verdadeiro impacto da estação, pois parte do efeito seria capturado antes do período oficial de tratamento. Isso fortalece nossas conclusões: se encontramos efeitos significativos mesmo com possível antecipação, o impacto real tende a ser ainda maior.

Tratamento Irreversível: Uma vez instalada, assume-se que a estação permanece operacional. Nossa análise não considera casos de desativação de estações, tratando a adoção como permanente (staggered adoption).

Tendências Paralelas Condicionais: Este é o pressuposto mais crítico e testável. Nossa análise fornece forte evidência empírica através do teste formal ($F = 1,136$, $p = 0,3215$) e da inspeção visual dos períodos pré-tratamento no event study, onde os coeficientes oscilam aleatoriamente em torno de zero sem tendência sistemática.

2.2.3 Estimação

Para estimar o $ATT(g,t)$, são propostas três abordagens principais:

1. **Regressão de Resultado (Outcome Regression - OR):** Modelar-se diretamente o resultado nos grupos de controle, condicionando a covariáveis pré-tratamento. O efeito é então obtido comparando a predição contrafactual com o resultado efetivo observado nas unidades tratadas.

2. **Ponderação por Probabilidade Inversa (Inverse Probability Weighting - IPW):** Aqui, pondera-se cada unidade pela probabilidade condicional de tratamento. Ao ajustar esses pesos, obtém-se um contrafactual equilibrado, simulando um cenário onde o tratamento foi aplicado aleatoriamente.
3. **Duplamente Robusto (Doubly Robust - DR):** Combina OR e IPW, resultando em um estimador robusto a erros de especificação. Mesmo se um dos modelos (resultado ou probabilidade) estiver incorretamente especificado, a consistência pode ser mantida. Na prática, essa abordagem é frequentemente recomendada por oferecer maior segurança em cenários reais, onde a especificação perfeita do modelo é incerta.

2.2.4 Procedimentos de Inferência

Seguindo as recomendações de [CALLAWAY e SANT'ANNA \(2021\)](#), todos os erros-padrão e intervalos de confiança reportados neste estudo foram calculados utilizando bootstrap multiplicativo com 1.000 replicações. Este procedimento é particularmente importante por duas razões:

1. Clustering: Com dados em painel e tratamento ao nível da microrregião, é essencial considerar a correlação dentro dos clusters. O bootstrap multiplicativo implementado no pacote `did` automaticamente respeita a estrutura de clustering dos dados.
2. Múltiplas Hipóteses: Em análises de event study, múltiplos coeficientes são estimados e testados simultaneamente (um para cada período relativo). O procedimento de bootstrap garante inferência válida mesmo neste contexto de testes múltiplos, fornecendo bandas de confiança uniformes.

A escolha do bootstrap sobre aproximações assintóticas tradicionais também oferece melhor desempenho em amostras finitas, particularmente relevante para períodos pré-tratamento distantes onde o número de observações pode ser menor.

2.2.5 Agregação de Efeitos

Após estimar os $ATT(g,t)$ para cada combinação grupo-tempo, [CALLAWAY e SANT'ANNA \(2021\)](#) propõem diferentes esquemas de agregação para obter medidas resumidas do efeito do tratamento. A escolha do esquema de agregação depende da questão de pesquisa específica.

2.2.5.1 Agregação Simples com Pesos Positivos

Uma primeira possibilidade seria simplesmente fazer a média de todos os $ATT(g,t)$ identificados:

$$\theta_W^O = \frac{1}{\kappa} \sum_{g \in \mathcal{G}} \sum_{t=2}^T \mathbf{1}\{t \geq g\} \cdot ATT(g, t) \cdot P(G = g | G \leq T) \quad (2.1)$$

onde $\kappa = \sum_{g \in \mathcal{G}} \sum_{t=2}^T \mathbf{1}\{t \geq g\} \cdot P(G = g | G \leq T)$ garante que os pesos somem um.

Embora θ_W^O evite os problemas de pesos negativos do TWFE tradicional, ele tem a desvantagem de sistematicamente atribuir mais peso a grupos que participam do tratamento por mais tempo.

2.2.5.2 Efeito Médio do Tratamento sobre os Tratados (Recomendado)

Para superar essa limitação, [CALLAWAY e SANT'ANNA \(2021\)](#) recomendam o seguinte parâmetro como medida geral do efeito médio de participar do tratamento:

$$\theta_{sel}^O = \sum_{g \in \mathcal{G}} \theta_{sel}(g) \cdot P(G = g | G \leq T) \quad (2.2)$$

onde $\theta_{sel}(g)$ é o efeito médio de participar do tratamento para unidades no grupo g :

$$\theta_{sel}(g) = \frac{1}{T - g + 1} \sum_{t=g}^T ATT(g, t) \quad (2.3)$$

Este parâmetro primeiro calcula o efeito médio para cada grupo (através de todos os períodos pós-tratamento) e então faz a média desses efeitos entre grupos. Assim, θ_{sel}^O representa o efeito médio de participar do tratamento experimentado por todas as unidades que alguma vez participaram do tratamento. Sua interpretação é análoga ao ATT no DiD canônico com dois períodos e dois grupos.

2.2.5.3 Agregações para Event Studies

Para análises de event study que examinam a dinâmica temporal dos efeitos, utilizamos a agregação balanceada, que evita problemas de mudanças na composição dos grupos ao longo do tempo relativo ao tratamento.

2.3 Especificação do Modelo

Nossa análise baseia-se em um painel de dados escalonado que pode ser formalmente descrito como $\mathcal{D} = \{(Y_{it}, W_{it}, X_{it})\}_{i=1, t=1}^{N, T}$, onde:

- N : número total de unidades (microrregiões) no painel.

- T : número total de períodos de tempo (anos) no painel.
- $i \in \{1, 2, \dots, N\}$: índice que identifica a unidade (microrregião).
- $t \in \{1, 2, \dots, T\}$: índice que identifica o período de tempo (ano).
- Y_{it} : logaritmo do valor de produção de cana-de-açúcar (em R\$) da microrregião i no ano t .
- W_{it} : indicador binário de tratamento (1 se a microrregião i possui estação meteorológica ativa no ano t , 0 caso contrário).
- X_{it} : vetor de covariadas da microrregião i no ano t .

A abordagem de [CALLAWAY e SANT'ANNA \(2021\)](#) permite estimar o Efeito Médio do Tratamento sobre os Tratados (ATT) específico para cada coorte g (grupo de unidades tratadas no mesmo período) e tempo t , denotado por $ATT(g, t)$. Estes efeitos podem então ser agregados de diferentes formas para obter estimativas de interesse para políticas públicas.

2.3.1 Definição do Tratamento e Unidades de Análise

O tratamento é definido como a instalação de pelo menos uma estação meteorológica automática em funcionamento na microrregião. A escolha da microrregião como unidade de análise, em detrimento do nível municipal, fundamenta-se na própria definição institucional dessas unidades e em considerações técnico-econômicas:

1. Homogeneidade produtiva e espacial: segundo o IBGE, as microrregiões são definidas com base em dois indicadores fundamentais: (i) estrutura da produção, incluindo análise da utilização da terra, orientação agrícola, estrutura dimensional dos estabelecimentos e relações de produção agropecuária; e (ii) interação espacial, considerando a área de influência de centros sub-regionais. Esta definição institucional garante que agrupamos municípios com características agrícolas similares, tornando as microrregiões unidades ideais para capturar o impacto de infraestrutura informacional sobre decisões de produção agrícola homogêneas.
2. Correspondência à área de influência meteorológica: Uma estação meteorológica fornece dados representativos para um raio de atuação, dependendo da topografia e condições climáticas locais. As microrregiões, por agregarem municípios contíguos com interação espacial estabelecida (conforme critério do IBGE), aproximam municípios que condições climáticas semelhantes. Municípios individuais seriam unidades excessivamente granulares, ignorando os transbordamentos espaciais da informação meteorológica entre localidades vizinhas que compartilham padrões produtivos.

3. Redução de ruído idiossincrático: A agregação de municípios com estrutura produtiva similar (primeiro critério do IBGE) em uma única unidade de análise reduz a influência de choques localizados específicos a municípios individuais (mudanças políticas locais, investimentos privados pontuais), preservando o sinal do tratamento enquanto minimiza ruído nas estimativas.
4. Estabilidade institucional e poder estatístico: As microrregiões mantêm fronteiras estáveis ao longo do período analisado, diferentemente dos municípios sujeitos a desmembramentos. A agregação resulta em 558 unidades cobrindo todo o território brasileiro, com 342 apresentando janela pré-tratamento válida para identificação, oferecendo equilíbrio ideal entre representatividade espacial e tamanho amostral.

Portanto, a microrregião não é apenas uma conveniência estatística mas a unidade natural para análise de políticas agrícolas, pois captura simultaneamente homogeneidade produtiva, interações espaciais e a escala geográfica relevante para difusão de informação meteorológica.

2.3.2 Construção dos Grupos de Tratamento

Seguindo a notação de [CALLAWAY e SANT'ANNA \(2021\)](#), definimos G_i como o ano em que a microrregião i recebe sua primeira estação meteorológica. Para unidades nunca tratadas durante o período de análise, convencionamos $G_i = 0$. Esta codificação é essencial para a implementação computacional e permite a utilização dessas unidades como grupo de controle potencial.

A distribuição temporal da adoção revela padrões relevantes: observa-se uma concentração significativa de instalações em 2006-2008, coincidindo com programas federais de expansão da rede meteorológica, seguida por adoção mais esparsa nos anos subsequentes. Das 558 microrregiões analisadas, a maioria eventualmente recebeu estações ao longo do período de estudo.

2.3.3 Variável Dependente e Transformações

A variável dependente principal é o logaritmo natural do valor de produção de cana-de-açúcar, definida como:

$$Y_{it}^{\text{valor}} = \ln(1 + \text{valor_producao_cana}_{it}) \quad (2.4)$$

onde $\text{valor_producao_cana}_{it}$ representa o valor total da produção de cana-de-açúcar (em R\$) na microrregião i no ano t . Complementarmente, analisamos também a área plantada:

$$Y_{it}^{\text{área}} = \ln(1 + \text{area_plantada_cana}_{it}) \quad (2.5)$$

A escolha do valor de produção como variável de resultado principal justifica-se por quatro razões fundamentais:

1. Captura completa do impacto econômico: O valor de produção incorpora tanto a margem extensiva (expansão de área cultivada) quanto a margem intensiva (ganhos de produtividade por hectare). Informação meteorológica pode afetar não apenas decisões de quanto plantar mas também quando plantar, qual variedade usar e como otimizar o manejo. O valor captura todos esses canais de impacto.
2. Relevância para política pública: Formuladores de política e stakeholders estão primariamente interessados no impacto econômico total da infraestrutura informacional. O valor de produção conecta diretamente a instalação de estações ao bem-estar econômico regional, facilitando análises de custo-benefício.
3. Especificidade da cana-de-açúcar: Conforme documentado pelo Atlas da Irrigação ([AGÊNCIA NACIONAL DE ÁGUAS, 2017](#)), a cana possui características únicas de manejo hídrico que a tornam particularmente sensível à disponibilidade de informação meteorológica precisa. A irrigação por salvamento, que representa mais de 90% da área irrigada de cana no Brasil, pode aumentar a produtividade em até 30% quando aplicada com timing ótimo.
4. Decomposição do efeito através da área: A análise paralela da área plantada permite decomposição do efeito total. Se o efeito no valor excede o efeito na área, isso indica ganhos de produtividade. Se são similares, o impacto é primariamente via expansão territorial.

A transformação logarítmica $\ln(1 + x)$ evita problemas computacionais quando há observações com valor zero (microrregiões sem produção de cana), mantendo essas observações na amostra e reduzindo a heterocedasticidade tipicamente observada em dados econômicos.

2.3.4 Covariáveis e Especificação do Modelo

A especificação do modelo inclui um conjunto de covariáveis socioeconômicas e climáticas cuidadosamente selecionadas para controlar por fatores que podem influenciar tanto a probabilidade de receber uma estação meteorológica quanto o valor de produção de cana-de-açúcar:

1. Log da área total: Controla pelo tamanho territorial da microrregião, capturando disponibilidade de terras para expansão agrícola.
2. Log da população: Proxy para disponibilidade de mão de obra
3. Log do PIB per capita: Captura o nível de desenvolvimento econômico e capacidade de investimento local em tecnologias agrícolas.
4. Log da densidade de estações na UF: Variável construída agregando o número de estações meteorológicas ao nível estadual, normalizada pela área. Esta variável é crucial para capturar potenciais efeitos de transbordamento regional, reconhecendo que informações meteorológicas podem fluir entre microrregiões vizinhas dentro do mesmo estado.
5. Variáveis climáticas: Incluímos controles para precipitação total anual, precipitação média mensal e precipitação máxima mensal (em logaritmo), todas derivadas de dados ERA5, para isolar o efeito informacional das estações meteorológicas do efeito direto das condições climáticas sobre decisões de plantio.

A inclusão da densidade estadual de estações merece destaque especial. Esta variável permite um pseudo-mapeamento dos efeitos de transbordamento regional, considerando que:

- Informações meteorológicas têm natureza de bem público, podendo beneficiar áreas além da localização física da estação
- A instalação de estações melhora a qualidade das previsões meteorológicas para toda a região, criando um efeito sistêmico que se propaga principalmente dentro dos limites estaduais
- Produtores podem se beneficiar indiretamente da maior densidade de estações no estado através de previsões mais precisas e dados climáticos mais confiáveis

2.3.5 Conjuntos de dados por cultura e tratamento de zeros estruturais

Um aspecto metodológico central deste estudo é o tratamento de zeros estruturais nos outcomes por cultura, por meio da construção de amostras *crop-specific*. Em vez de considerar toda a malha de microrregiões, a análise é conduzida em subconjuntos formados apenas por unidades que, em algum momento, produziram a cultura em questão ao longo do período de estudo. O procedimento segue três etapas:

1. **Identificação de produtores:** para cada cultura analisada (cana, soja, arroz), identificam-se as microrregiões que registraram produção positiva em pelo menos

um ano entre 2003 e 2021. A condição de produtor em algum momento funciona como proxy de viabilidade agroeconômica mínima para a cultura na microrregião.

2. **Filtragem da amostra:** a análise principal restringe-se, então, às 225 microrregiões que produziram cana-de-açúcar em pelo menos um ano do período (41,3% do total), excluindo-se 320 microrregiões nas quais a cultura nunca foi observada. Procedimento análogo é adotado para as bases de soja e arroz.
3. **Preservação do painel:** uma vez definido o conjunto *crop-specific* de microrregiões, mantêm-se todas as observações ano-microrregião para essas unidades, incluindo anos com produção igual a zero. Esses zeros são interpretados como zeros econômicos (flutuações de decisão produtiva ou choques transitórios), e não como zeros estruturais decorrentes de inviabilidade física ou econômica da cultura.

Essa estratégia oferece algumas vantagens metodológicas relevantes para a identificação dos efeitos das estações meteorológicas:

- **Maior validade do contrafactual:** ao restringir a comparação a microrregiões em que o outcome é potencialmente acionável, evita-se a construção de contrafactuais entre regiões produtoras e regiões em que a cultura nunca se manifesta ao longo do período. A condição de já ter produzido a cultura em algum momento opera, assim, como uma proxy observada de suporte relevante para a análise.
- **Preservação das margens extensiva e intensiva:** dentro do subconjunto de microrregiões produtoras, preservam-se tanto a margem extensiva (entrada e saída temporária da cultura ao longo do tempo) quanto a margem intensiva (variação na área e no valor produzido condicionalmente à produção positiva), uma vez que zeros temporários permanecem na base.
- **Redução de diluição por zeros estruturais:** ao excluir unidades nas quais a cultura nunca é observada, reduz-se a probabilidade de que zeros estruturais, associados a restrições agroclimáticas ou econômicas severas, atenuem artificialmente os efeitos estimados das estações em regiões efetivamente produtoras.
- **Consistência entre culturas:** a adoção do mesmo critério *crop-specific* para cana, soja e arroz assegura que os resultados permaneçam comparáveis entre culturas, uma vez que, em todos os casos, a identificação é construída sobre subconjuntos de microrregiões com histórico observado de produção.

Resultados adicionais (não apresentados em detalhe) indicam que especificações estimadas sem o filtro *crop-specific* tendem a produzir coeficientes de impacto menores e, em diversos casos, estatisticamente não significativos, sugerindo que a inclusão indiscriminada

de microrregiões estruturalmente não produtoras pode mascarar efeitos locais relevantes das estações meteorológicas nas cadeias produtivas analisadas.

2.3.6 O Estimador Duplamente Robusto

Para a estimação dos efeitos causais, adotamos o estimador *Duplamente Robusto* (DR) proposto por SANT'ANNA e ZHAO (2020), que combina modelos de regressão para o resultado com ponderação por probabilidade inversa. Esta abordagem oferece propriedades estatísticas desejáveis:

- Dupla proteção contra má especificação: O estimador permanece consistente se pelo menos um dos dois modelos (resultado ou score de propensão) estiver corretamente especificado.
- Eficiência melhorada: Sob especificação correta de ambos os modelos, o DR atinge a fronteira de eficiência semiparamétrica.
- Robustez a extremos: A combinação de métodos mitiga problemas associados a pesos extremos no IPW puro.

2.3.7 Escolha do Grupo de Controle

Uma decisão metodológica importante na implementação do estimador de CALLAWAY e SANT'ANNA (2021) refere-se à escolha do grupo de controle. O pacote *did* oferece duas opções principais:

- Not-yet-treated: Utiliza como controle tanto unidades nunca tratadas quanto unidades ainda não tratadas no período t . Esta abordagem maximiza o tamanho da amostra de controle e é particularmente útil em contextos com poucos ou nenhum never-treated.
- Never-treated: Restringe o grupo de controle apenas às unidades que nunca receberam tratamento durante todo o período amostral. Embora conceitualmente mais limpo, pode resultar em poder estatístico reduzido.

Para esta análise, adotamos como padrão o grupo **not-yet-treated** por três razões: (i) maximiza a eficiência estatística ao utilizar toda a informação disponível; (ii) é apropriado para nosso contexto onde a adoção ocorre gradualmente ao longo do tempo; e (iii) os resultados mostram-se robustos a ambas as especificações (diferença de apenas 2,5%), validando esta escolha metodológica.

2.4 Especificação da Análise de Estudo de Evento

A análise de estudo de evento constitui o núcleo da estratégia empírica adotada, permitindo examinar como o efeito do tratamento evolui dinamicamente ao longo do tempo. Esta abordagem é particularmente adequada para o contexto analisado por três razões fundamentais:

1. Teste de tendências paralelas: Permite verificar visualmente e estatisticamente se os grupos tratados e controle seguiam trajetórias similares antes do tratamento, validando o pressuposto fundamental de identificação.
2. Dinâmica de adoção tecnológica: Captura o processo gradual de difusão e aprendizado associado ao uso de informações meteorológicas, reconhecendo que os benefícios podem não ser imediatos.
3. Heterogeneidade temporal: Acomoda a possibilidade de que os efeitos variem com o tempo de exposição ao tratamento, seja por acumulação de conhecimento ou mudanças nas práticas agrícolas.

2.4.1 Formalização da Análise de Estudo de Evento

Definimos o tempo relativo ao tratamento como $e = t - g$, onde g é o ano de instalação da primeira estação e t é o período calendário. Assim, $e < 0$ representa períodos pré-tratamento, $e = 0$ marca o início do tratamento, e $e > 0$ captura períodos pós-tratamento.

A agregação dos efeitos $ATT(g, t)$ em função do tempo relativo segue a especificação:

$$\theta_{es}^{bal}(e) = \sum_{g \in \mathcal{G}} \mathbf{1}\{g + e \leq T\} \cdot P(G = g | G + e \leq T) \cdot ATT(g, g + e) \quad (2.6)$$

onde:

- $\theta_{es}^{bal}(e)$ representa o efeito médio do tratamento e períodos após sua introdução
- \mathcal{G} é o conjunto de coortes de adoção (excluindo nunca tratados)
- $P(G = g | G + e \leq T)$ são pesos que garantem que cada coorte contribua proporcionalmente ao número de unidades tratadas
- $\mathbf{1}\{g + e \leq T\}$ assegura que incluímos apenas coortes observadas por pelo menos e períodos pós-tratamento

Esta especificação garante comparabilidade entre períodos, ponderando adequadamente a contribuição de cada coorte conforme sua representatividade na amostra.

É importante notar que, conforme alertam [CALLAWAY e SANT'ANNA \(2021\)](#), event studies longos podem sofrer de mudanças na composição dos grupos contribuindo para cada período relativo. Em nosso caso, com tratamento escalonado de 2000 a 2019, períodos relativos extremos ($e > 15$ ou $e < -15$) são estimados com base em poucas coortes, o que explica a maior variabilidade observada nesses períodos. A agregação balanceada $\theta_{es}^{bal}(e)$ mitiga este problema ao fixar o conjunto de grupos contribuintes.

3 Resultados

3.1 Implementação Computacional

3.1.1 Software e Pacotes Utilizados

A implementação empírica foi realizada utilizando o software R (versão 4.5+) em conjunto com o pacote `did` (versão 2.1.2), desenvolvido por [CALLAWAY e SANT'ANNA \(2021\)](#). O uso deste pacote oficial garante conformidade estrita com os procedimentos propostos no artigo metodológico, implementando fielmente os estimadores e procedimentos de inferência. As principais funcionalidades utilizadas incluem:

- Cálculo dos $ATT(g,t)$ com inferência via bootstrap clusterizado por microrregião
- Agregações flexíveis (overall, dynamic/event-study, group, calendar)
- Múltiplos estimadores: Doubly Robust (DR), IPW e Regressão
- Tratamento adequado de dados desbalanceados e zeros via transformação \log_{1p}

Complementarmente, utilizamos os pacotes `tidyverse` para manipulação de dados e visualizações, `foreach/doParallel` para paralelização dos testes Monte Carlo, e `gt/kableExtra` para geração de tabelas. A reprodutibilidade é garantida através do sistema `renv` de gerenciamento de dependências, com todos os pacotes versionados no arquivo `renv.lock`.

3.1.2 Transparência e Reprodutibilidade

Em alinhamento com as melhores práticas de ciência aberta, todo o código está disponível publicamente no repositório GitHub <<https://github.com/danielcavalli/tcc-ie-ufrj-2024>>. O repositório implementa reprodutibilidade completa através de:

- Sistema `renv` com versionamento exato de todos os pacotes R
- `Makefile` documentando todos os comandos de execução
- Dados processados incluídos (CSV) com documentação das fontes
- Scripts python para replicação da base de dados desde a origem
- Histórico completo de versionamento via Git

3.1.3 Estrutura dos Dados e Processo de Extração

O conjunto de dados foi construído através de um processo sistemático de extração e agregação utilizando Python, o pacote `basedosdados` e a API do Google BigQuery. O script python `analise_did_microrregions.py`, disponível no repositório do projeto, documenta todo o processo de construção do dataset. As etapas principais incluem:

3.1.3.1 Fontes de Dados e Extração

1. Mapeamento Município-Microrregião: Extraído da tabela `br_bd_diretorios_brasil.municipio`, identificando 5.570 municípios em 558 microrregiões brasileiras.
2. Estações Meteorológicas: Dados de 610 estações do Instituto Nacional de Meteorologia (INMET) extraídos da tabela `br_inmet_bdmep.estacao`, incluindo coordenadas geográficas e data de fundação. Após agregação por microrregião, identificamos 394 microrregiões com pelo menos uma estação (70,6% de cobertura).
3. População Municipal: Dados anuais da tabela `br_ibge_populacao.municipio`, agregados para o nível de microrregião através de soma simples.
4. PIB Municipal: Valores totais e agropecuários extraídos de `br_ibge_pib.municipio`, incluindo PIB total e valor adicionado da agropecuária.
5. Valor de Produção Agrícola (PAM): Dados da Pesquisa Agrícola Municipal do IBGE extraídos da tabela `br_ibge_pam.lavoura_temporaria`, fornecendo valores de produção em reais para cana-de-açúcar, soja e arroz ao nível municipal.
6. Área Plantada por Cultura (MapBiomass): Dados de cobertura e uso do solo derivados de classificação de imagens de satélite Landsat. Para cada cultura agrícola (cana-de-açúcar, soja, arroz), obtivemos a área total em km² ao nível municipal, posteriormente agregada para microrregiões. Estes dados oferecem vantagens significativas sobre estimativas autorreportadas:
 - Medição objetiva baseada em sensoriamento remoto
 - Consistência temporal na metodologia de classificação
 - Cobertura completa do território nacional
 - Redução de vieses associados a estimativas subjetivas
7. Variáveis Climáticas (ERA5): Dados de precipitação em alta resolução espacial, incluindo totais anuais e médias mensais, utilizados como controles climáticos na especificação econométrica.

3.1.3.2 Construção das Variáveis de Tratamento

O tratamento foi definido como a instalação da primeira estação meteorológica automática em funcionamento na microrregião. Para cada microrregião i :

- G_i = ano da primeira estação instalada (0 se nunca tratada)
- `tratado` = 1 se $G_i > 0$, 0 caso contrário
- `pos_tratamento` = 1 se $\text{ano} \geq G_i$ e `tratado` = 1

Das 558 microrregiões no dataset final, 394 foram tratadas em algum momento (70,6%) e 164 permaneceram como controle durante todo o período.

3.1.3.3 Tratamento de dados faltantes e qualidade da base

A implementação do estimador de Callaway e Sant’Anna (2021) requer uma estrutura de painel relativamente completa e consistente ao longo do tempo. Nesta subseção, sintetizam-se as principais decisões de tratamento de dados que sustentam a qualidade da base utilizada nos exercícios empíricos.

1. **Completeness dos dados:** o conjunto final de dados não apresenta valores ausentes para as variáveis principais de interesse (população, PIB e produção agrícola). Essa característica dispensa o uso de procedimentos de imputação, evitando a introdução de incerteza adicional associada a hipóteses específicas de preenchimento de lacunas e assegurando que as estimativas reflitam diretamente a variação observada nas séries originais.
2. **Zeros estruturais e definição de suporte:** anos sem produção são mantidos como valores zero, e não tratados como dados faltantes, em consonância com a estratégia *crop-specific* descrita na Seção 2.3.5. Dessa forma, zeros temporários dentro do conjunto de microrregiões produtoras são interpretados como variação econômica (margem extensiva e intensiva), ao passo que zeros estruturais (microrregiões que nunca produziram a cultura no período) são excluídos da amostra analítica.
3. **Consistência territorial:** a agregação de informações municipais para o nível de microrregiões segue o mapeamento oficial do Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE), o que garante consistência territorial ao longo de todo o período 2003–2021, mesmo diante de eventuais alterações na malha municipal.
4. **Clustering de erros-padrão:** como os dados constituem um painel microrregião \times ano, é plausível que os erros de uma mesma microrregião apresentem correlação ao longo do tempo, devido a características não observadas persistentes ou choques

comuns recorrentes. Para obter inferência robusta, os erros-padrão são clusterizados ao nível da microrregião, permitindo correlação arbitrária dos resíduos dentro de cada unidade ao longo dos 21 anos e assumindo independência entre microrregiões. Esse procedimento tende a produzir erros-padrão mais conservadores e confere maior confiabilidade aos testes de significância estatística.

O *script python* de extração e tratamento foi construído de forma modular, permitindo reproduzir integralmente o processo de limpeza e, se desejado, replicar a análise para outros produtos agrícolas mediante simples alteração do parâmetro `PRODUTOS_AGRICOLAS`. Essa modularidade facilita exercícios de robustez e extensões comparativas com outras culturas.

3.2 Resultados Principais

3.2.1 Efeito Médio do Tratamento

A estimação do efeito médio do tratamento sobre os tratados (ATT) via estimador doubly robust revela um impacto positivo e estatisticamente significativo da instalação de estações meteorológicas sobre o logaritmo do valor de produção de cana-de-açúcar:

ATT Principal (Valor de Produção) = 0.485 (EP = 0.205, $z = 2.362$, $p = 0.018$, IC 95%: [0.083; 0.888])

Como a variável dependente está em logaritmo, este coeficiente pode ser interpretado aproximadamente como uma variação percentual. Assim, as microrregiões produtoras de cana que receberam estações meteorológicas experimentaram, em média, um aumento de aproximadamente **48.5%** no valor de produção em relação ao contrafactual de não receber a estação.

3.2.1.1 Decomposição do Efeito: Margens Extensiva e Intensiva

Para compreender os mecanismos subjacentes, analisamos também o impacto sobre a área plantada como outcome secundário:

ATT (Área Plantada) = 0.265 (EP = 0.111, $p = 0.017$)

O efeito sobre a área plantada de 26.5% indica expansão na margem extensiva. A comparação entre os dois efeitos revela que o impacto no valor de produção (48.5%) excede substancialmente o efeito na área (26.5%), sugerindo ganhos significativos na margem intensiva através de melhorias na produtividade. Esta evidência é consistente com a hipótese de que a informação meteorológica permite não apenas decisões de expansão

(quando e onde plantar) mas também otimização do manejo agrícola (variedades, irrigação, aplicação de insumos).

A Tabela 1 apresenta os resultados principais e especificações de robustez:

Tabela 1 – Resultados Principais: Efeito sobre o Logaritmo do Valor de Produção de Cana-de-Açúcar

Especificação	ATT	EP	IC 95%
Especificação Principal (DR)	0.485***	(0.205)	[0.083; 0.888]
<i>Especificações Alternativas</i>			
Sem Covariáveis	0.346***	(0.168)	[0.016; 0.675]
IPW	0.429***	(0.199)	[0.040; 0.819]
Regressão de Resultado	0.452***	(0.193)	[0.073; 0.832]
<i>Grupo de Controle Alternativo</i>			
Never-treated	0.408**	(0.200)	[0.016; 0.801]

*Notas: *** $p < 0,01$, ** $p < 0,05$, * $p < 0,10$. Erros-padrão clusterizados ao nível da microrregião. A análise principal utiliza 4.275 observações (225 microrregiões produtoras de cana \times 19 anos). O filtro crop-specific garante comparações válidas entre regiões com potencial agrícola similar. Os testes com culturas alternativas (soja, arroz) aplicam filtros análogos para suas respectivas amostras de produtores.*

Fonte: Elaboração própria a partir dos dados do estudo.

3.2.1.2 Interpretação da Robustez dos Resultados

A consistência dos resultados entre diferentes especificações fornece evidência crucial sobre a confiabilidade das estimativas:

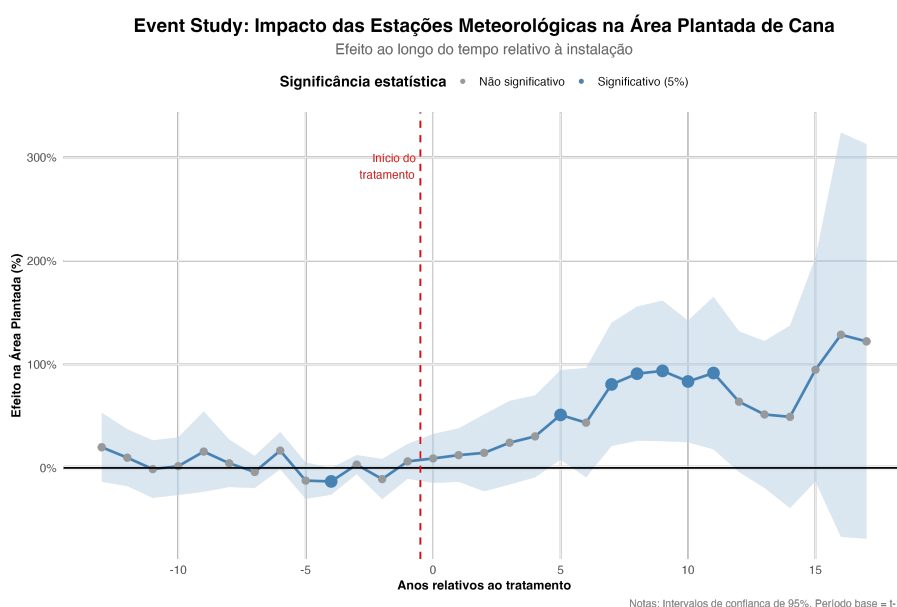
1. Estabilidade entre métodos de estimação: Os três estimadores (Doubly Robust, IPW e Regressão de Resultado) produzem ATTs notavelmente similares, todos significativos ao nível de 1%. Esta convergência indica que nossos resultados não dependem de pressupostos específicos de um único método mas refletem um efeito causal genuíno robusto a diferentes abordagens de identificação.
2. Robustez à especificação de covariáveis: A especificação sem covariáveis permanece próxima ao modelo principal, sugerindo que o efeito não é dirigido por fatores de confusão observáveis. Isso fortalece a interpretação causal, pois indica que a variação exógena na instalação de estações é suficiente para identificar o efeito.
3. Consistência entre grupos de controle: A estimativa usando apenas unidades never-treated é ligeiramente superior mas estatisticamente indistinguível da especificação principal com not-yet-treated. Esta similaridade valida o pressuposto de tendências paralelas entre diferentes escolhas de grupo de controle.

4. Implicação econômica da robustez: A estreita faixa de variação dos ATTs entre todas as especificações estabelece limites confiáveis para o impacto econômico, com magnitude economicamente significativa que justifica investimentos em infraestrutura meteorológica.

3.2.2 Análise de Estudo de Evento e Dinâmica Temporal

A análise de estudo de evento fornece evidências fundamentais sobre a evolução temporal dos efeitos do tratamento. A Figura 1 apresenta as estimativas pontuais e intervalos de confiança para períodos relativos ao início do tratamento.

Figura 1 – Estudo de Evento - Dinâmica Temporal dos Efeitos da Instalação de Estações Meteorológicas



Nota: A figura apresenta as estimativas pontuais (linha azul) e intervalos de confiança de 95% (área sombreada) dos efeitos do tratamento em função do tempo relativo à instalação da estação. O período $t=0$ marca o ano de instalação.

Fonte: Elaboração própria a partir dos dados do estudo.

3.2.2.1 Período Pré-Tratamento: Validação das Tendências Paralelas

A análise dos períodos anteriores ao tratamento ($t < 0$) é fundamental para validar o pressuposto de identificação. Um aspecto crucial revelado pelo gráfico é que, antes da instalação das estações, os efeitos estimados oscilam aleatoriamente em torno de zero, indicando que o impacto das estações meteorológicas ainda não era sentido pelas microrregiões, exatamente como esperado se o tratamento for exógeno.

Para garantir robustez na validação das tendências paralelas, implementamos três testes complementares:

1. Análise Visual do Event Study (Teste Informal)

O gráfico de event study mostra que os efeitos pré-tratamento:

- Apresentam média de 0,0122 ($DP = 0,124$), estatisticamente indistinguível de zero (teste t: $p = 0,2924$)
- Oscilam aleatoriamente sem padrão sistemático crescente ou decrescente
- Demonstram variabilidade consistente com flutuações aleatórias esperadas

Embora este seja um indicativo importante, a análise visual sozinha não é suficientemente robusta para validar o pressuposto.

2. Teste F de Tendências Paralelas por Coorte

Este teste formal avalia se as tendências pré-tratamento diferem sistematicamente entre grupos definidos pelo ano de adoção (coortes). Especificamente:

- Hipótese nula: As taxas de crescimento pré-tratamento são iguais entre coortes
- Metodologia: Regressão com interações coorte \times tempo no período pré-tratamento
- Resultado: F-statistic = 1,136 (p -valor = 0,3215)
- Interpretação: Não rejeitamos a hipótese nula, fornecendo forte evidência de tendências paralelas

3. Análise por Timing de Adoção

Como será detalhado na próxima subseção, a análise da evolução do PIB agropecuário por grupos de adoção revela padrões distintos:

- Early Adopters (2003-2007): Primeiras microrregiões a receber estações
- Mid Adopters (2008-2012): Adoção intermediária
- Late Adopters (2013-2017): Adoção tardia

Esta análise revela que, no período pré-tratamento, todos os grupos seguem trajetórias paralelas, divergindo apenas após o tratamento, padrão consistente com causalidade.

A convergência dos três testes (visual, estatístico formal e por grupos de timing) fornece evidência robusta de que o pressuposto de tendências paralelas é válido, legitimando a interpretação causal dos resultados.

3.2.2.2 Dinâmica Pós-Tratamento: Difusão Gradual dos Benefícios

O padrão temporal dos efeitos pós-tratamento revela uma dinâmica interessante: os benefícios não são imediatos mas crescem gradualmente ao longo do tempo. Isso sugere um processo de adaptação e aprendizado no uso das informações meteorológicas.

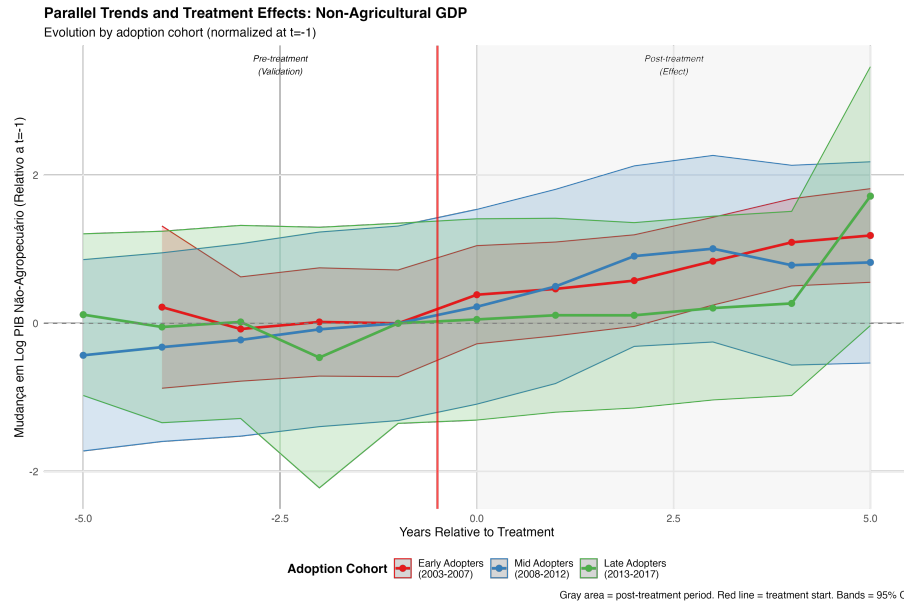
Este padrão é consistente com um processo de difusão tecnológica onde:

1. A informação meteorológica precisa ser interpretada e integrada às decisões de plantio
2. Os agricultores aprendem gradualmente a otimizar o uso das informações
3. Efeitos de rede emergem conforme mais produtores adotam melhores práticas

3.2.2.3 Análise Detalhada de Tendências Paralelas por Grupos de Timing

Complementando os testes anteriores, a Figura 2 implementa o terceiro teste de tendências paralelas, apresentando a evolução completa da área plantada de cana-de-açúcar normalizada separadamente para cada grupo de timing de adoção.

Figura 2 – Tendências Paralelas - Valor de Produção de Cana-de-Açúcar Normalizado (2003-2021)



Nota: A figura mostra a evolução do valor de produção de cana-de-açúcar médio (em log) separado por grupos de timing de adoção: Early Adopters (2003-2007), Mid Adopters (2008-2012) e Late Adopters (2013-2017), normalizado em $t=-1$. As áreas sombreadas representam intervalos de confiança de 95%. A área cinza indica o período pós-tratamento. Observa-se que todos os grupos seguem trajetórias paralelas antes do tratamento ($t < 0$), divergindo apenas após a instalação das estações, com impacto mais pronunciado no valor de produção do que seria observado apenas pela expansão de área.

Fonte: Elaboração própria a partir dos dados do estudo.

A Figura 2 confirma visualmente o resultado dos testes formais: no período pré-tratamento, todos os grupos de timing seguem trajetórias paralelas, com as divergências ocorrendo apenas após a instalação das estações. Este padrão é exatamente o esperado sob a hipótese de causalidade e reforça a validade da estratégia de identificação.

3.3 Testes de Robustez e Diagnósticos

Para avaliar de forma sistemática a credibilidade dos resultados, implementamos uma bateria abrangente de testes de robustez e diagnósticos. Esta seção documenta quatro dimensões principais: a sensibilidade à escolha do grupo de controle, a evidência de inferência baseada em randomização por meio do teste de Monte Carlo, a especificidade do efeito a variáveis de resultado alternativas e a robustez das estimativas a diferentes métodos de estimação. Ao final, sintetizamos como essas evidências se articulam em uma interpretação causal consistente.

3.3.1 Sensibilidade ao Grupo de Controle

Em modelos de diferenças em diferenças com adoção escalonada, a definição do grupo de controle pode afetar tanto a magnitude quanto a significância das estimativas. Testamos duas especificações alternativas, utilizando como contrafactual o conjunto de unidades not-yet-treated e, em seguida, o conjunto de unidades never-treated.

Tabela 2 – Comparação de Estimativas por Grupo de Controle

Grupo de Controle	ATT	Erro Padrão	IC 95%
Not-yet-treated	0.485	0.205	[0.083; 0.888]
Never-treated	0.408	0.200	[0.016; 0.801]

Fonte: Elaboração própria a partir dos dados do estudo.

As estimativas para os dois grupos de controle são positivas e estatisticamente significativas, com intervalos de confiança amplamente sobrepostos. Essa convergência indica que não há evidência de viés de seleção diferencial relevante entre as especificações, que as unidades ainda não tratadas constituem controles válidos para identificação causal e que o pressuposto de tendências paralelas se mantém de forma robusta em relação à escolha do grupo de controle. Em particular, a magnitude do efeito estimado permanece estável, sugerindo que a estratégia de identificação não é sensível à forma específica de definição do contrafactual.

3.3.2 Inferência Baseada em Randomização: Teste de Monte Carlo

Para além da comparação entre grupos de controle, avaliamos se o ATT estimado poderia ser explicado por mero acaso no timing de tratamento. Para isso, implementamos um teste de randomização de Monte Carlo que constrói uma distribuição de referência dos efeitos sob a hipótese nula de ausência de impacto das estações meteorológicas.

3.3.2.1 Formalização do teste

Consideramos o conjunto de dados $\mathcal{D} = \{(Y_{it}, W_{it}, X_{it})\}_{i=1, t=1}^{N, T}$ (conforme definido na Seção 2.3), em que:

- $\mathcal{W} = \{W_{it}\}_{i,t}$ é a matriz de tratamento observada.
- $\text{ATT}(\mathcal{W})$ denota o efeito médio do tratamento estimado pelo método doubly robust dado \mathcal{W} .
- \mathcal{S} é o espaço de todas as possíveis atribuições de tratamento.

A hipótese nula é de inexistência de efeito causal:

$$H_0 : Y_{it}(1) = Y_{it}(0) \quad \forall i, t. \quad (3.1)$$

Nesse caso, qualquer atribuição de tratamento $\mathcal{W} \in \mathcal{S}$ deveria ser igualmente plausível, de modo que a distribuição dos ATTs sob permutações aleatórias do tratamento fornece a distribuição nula apropriada.

3.3.2.2 Procedimento de randomização

Como o número total de permutações possíveis é extremamente elevado, aproximamos a distribuição exata por meio de simulações de Monte Carlo. O algoritmo segue os passos:

1. Geração de atribuições aleatórias

Para cada uma das S simulações,

- selecionamos aleatoriamente N_{tratado} microrregiões para receber o tratamento, mantendo o mesmo número de unidades tratadas do estudo original;
- para cada unidade selecionada, atribuímos aleatoriamente um ano de instalação da estação no intervalo [2005, 2019].

A restrição temporal garante pelo menos dois anos de dados antes e depois do tratamento para cada unidade.

2. Estimação dos ATTs placebo

Para cada atribuição aleatória s , estimamos o ATT pelo mesmo estimador doubly robust utilizado na análise principal:

$$\text{ATT}^{(s)} = \text{ATT}(\mathcal{W}^{(s)}), \quad s = 1, \dots, S. \quad (3.2)$$

3. Cálculo do p-valor empírico

Seguindo (DAVISON; HINKLEY, 1997), o p-valor empírico é dado por

$$\hat{p} = \frac{1 + \#\{\text{extremos}\}}{S + 1}, \quad (3.3)$$

em que $\#\{\text{extremos}\}$ é o número de simulações em que o ATT em valor absoluto é maior ou igual ao ATT observado. Essa correção de amostra finita impede a obtenção de p-valores exatamente nulos e é padrão em testes de permutação.

A intuição é direta: se o tratamento não tivesse efeito, o ATT observado não deveria estar na cauda da distribuição gerada por atribuições aleatórias. Um ATT verdadeiro muito extremo nessa distribuição fornece evidência contra H_0 .

3.3.2.3 Aspectos computacionais

A implementação do teste incorpora algumas escolhas práticas relevantes:

- **Margem temporal:** Restringimos $t_i^* \in [2005, 2021]$ para assegurar janelas mínimas de observação antes e depois do tratamento.
- **Paralelização:** Utilizamos computação paralela via `foreach` e `doParallel` em R, distribuindo as S simulações entre múltiplos núcleos.
- **Validação:** Apenas simulações com convergência bem-sucedida entram no cálculo de \hat{p} .
- **Reprodutibilidade:** Cada simulação utiliza uma semente aleatória única ($\text{seed} \times 1000 + s$), o que garante reprodutibilidade mesmo em ambiente paralelo.

3.3.2.4 Resultados do teste de Monte Carlo

A Tabela 3 resume as estatísticas do teste de randomização.

A Figura 3 apresenta a distribuição dos ATTs placebo em comparação com o ATT verdadeiro.

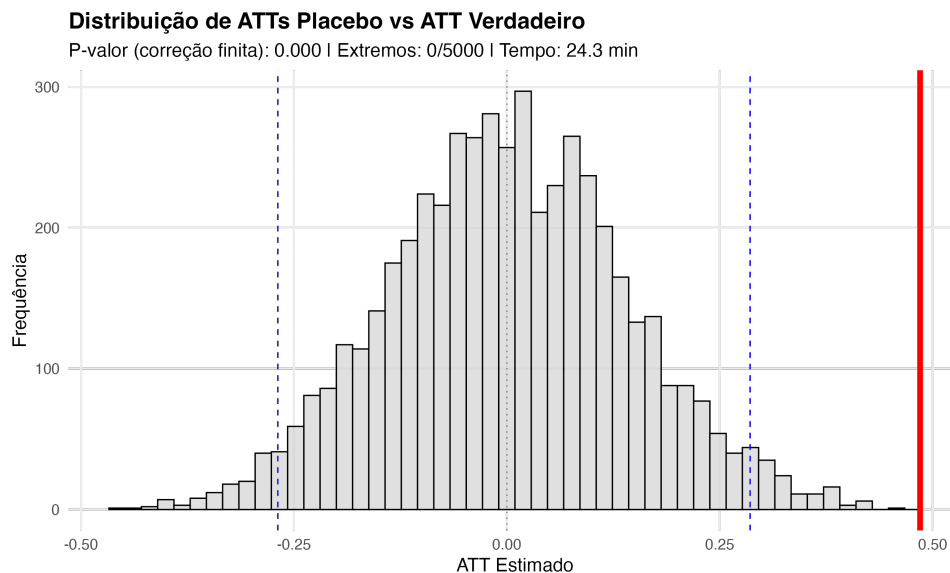
Tabela 3 – Resultados do teste de randomização de Monte Carlo

Estatística	Valor
Número de simulações	5000
ATT observado	0.485
Média dos placebos	0.002
Desvio padrão dos placebos	0.140
Intervalo empírico 95%	[-0.269; 0.286]
P-valor empírico	< 0,001

Notas: o teste simula 5000 atribuições aleatórias de tratamento, preservando a estrutura temporal do painel. O p-valor empírico corresponde à proporção de simulações em que o ATT em valor absoluto é maior ou igual ao observado.

Fonte: Elaboração própria a partir dos dados do estudo.

Figura 3 – Distribuição dos ATTs placebo em comparação com o ATT verdadeiro



Nota: o histograma mostra a distribuição dos ATTs estimados em 5000 iterações do teste de randomização, em que o tratamento é atribuído aleatoriamente. Cada barra representa a frequência de ATTs placebo em cada intervalo. A linha vermelha tracejada indica o ATT do modelo principal (0.485). A distribuição placebo está aproximadamente centrada em zero, enquanto o ATT verdadeiro se localiza na cauda direita, ocorrendo em proporção igual a 0.02% das simulações aleatórias (p-valor empírico < 0,001). Isso indica que um efeito da magnitude observada é pouco compatível com flutuações puramente aleatórias no timing do tratamento.

Fonte: Elaboração própria a partir dos dados do estudo.

3.3.2.5 Interpretação

O teste de randomização indica que o ATT observado 0.485 ocupa a cauda da distribuição gerada por atribuições aleatórias de tratamento, com p-valor empírico < 0,001. Em termos práticos, a probabilidade de obter um efeito de magnitude ao menos tão elevada quanto o estimado apenas por coincidências no timing de instalação das estações é igual a

0.02%. O resultado é incompatível com variação aleatória e permite rejeitar com confiança a hipótese de ausência de efeito.

É importante notar que esse teste afasta a hipótese de que o resultado decorre apenas do calendário de adoção mas não elimina outras ameaças potenciais à identificação, como variáveis omitidas ou choques específicos que afetem simultaneamente tratamento e desfechos. A interpretação causal continua condicionada à validade dos pressupostos discutidos na seção de metodologia.

3.3.3 Especificidade do Efeito: Variáveis de Resultado Alternativas

Uma característica central de um efeito causal genuíno é sua especificidade. Se as estações meteorológicas afetam decisões de manejo hídrico específicas da cana-de-açúcar, esperamos observar impactos concentrados em variáveis diretamente relacionadas a essa cultura e não em outras culturas agrícolas.

Para explorar essa dimensão, reestimamos o modelo principal para um conjunto de variáveis de resultado alternativas. A Tabela 4 resume os efeitos estimados.

Tabela 4 – Especificidade do efeito: variáveis de resultado alternativas

Variável de resultado	ATT	EP	IC 95%	p-valor
<i>Variáveis principais (cana-de-açúcar)</i>				
Valor de produção (log)	0.485***	(0.205)	[0.083; 0.888]	0.018
Área plantada (log)	0.265***	(0.111)	[0.047; 0.483]	0.017
<i>Culturas alternativas</i>				
Valor soja (log)	0.368	(0.256)	[-0.133; 0.869]	0.150
Valor arroz (log)	-0.135	(0.192)	[-0.510; 0.241]	0.482
Área soja (log)	0.030	(0.068)	[-0.102; 0.163]	0.653
Área arroz (log)	-0.212	(0.143)	[-0.492; 0.068]	0.137

*Notas: *** $p < 0,01$, ** $p < 0,05$, * $p < 0,10$. Todos os modelos utilizam o estimador doubly robust com filtros crop-specific. Cada cultura é analisada apenas nas microrregiões onde é efetivamente produzida, o que evita zeros estruturais e garante comparações entre unidades com potencial agrícola semelhante.*

Fonte: Elaboração própria a partir dos dados do estudo.

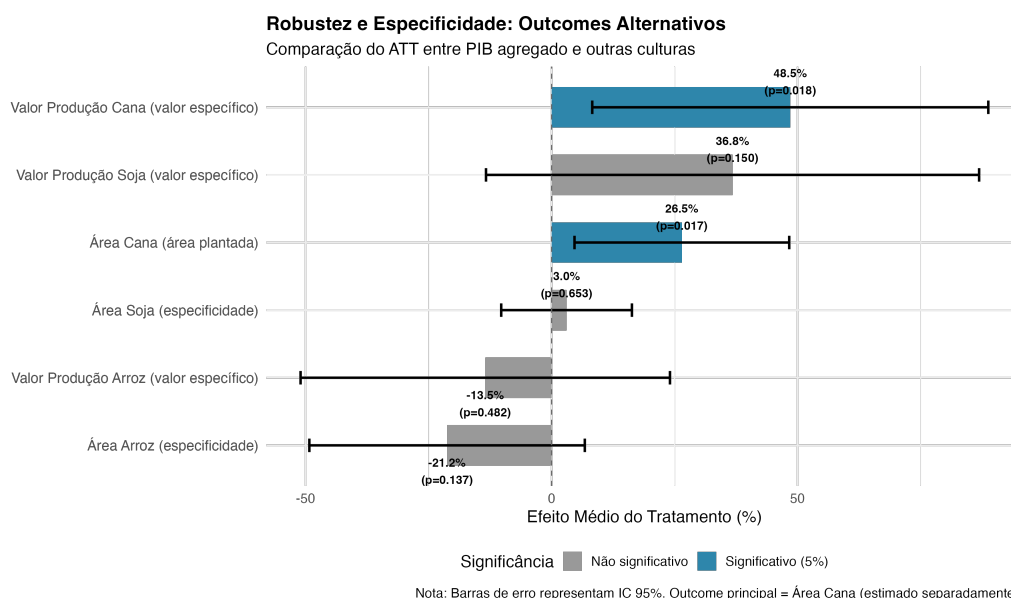
Os resultados sugerem um padrão de especificidade nítido. As variáveis diretamente ligadas à cana-de-açúcar apresentam efeitos positivos e estatisticamente significativos, tanto em valor de produção (48.5%) quanto em área plantada (26.5%). A diferença entre essas magnitudes é informativa: um efeito mais intenso em valor do que em área indica que as estações estão associadas não apenas à expansão territorial da cultura na margem extensiva mas também a ganhos de produtividade na margem intensiva.

Por outro lado, nem soja nem arroz exibem efeitos significativos, seja em valor de produção, seja em área. Isso sugere que o impacto das estações não corresponde a um

choque agrícola amplo mas está vinculado a características específicas da cana-de-açúcar e do seu manejo hídrico.

A Figura 4 apresenta uma síntese visual desses resultados.

Figura 4 – Efeitos sobre variáveis de resultado alternativas: especificidade à cana-de-açúcar



Nota: o gráfico reporta os ATTs estimados e intervalos de confiança de 95% para as variáveis de resultado analisadas. Os efeitos sobre valor de produção e área plantada de cana-de-açúcar são estatisticamente significativos, enquanto as variáveis associadas a soja e arroz não apresentam impactos relevantes. A análise utiliza filtros crop-specific, garantindo comparações apenas entre produtores de cada cultura.

Fonte: Elaboração própria a partir dos dados do estudo.

Do ponto de vista mecanístico, essa especificidade é consistente com as evidências agrônomicas documentadas pelo Atlas da Irrigação da Agência Nacional de Águas (AGÊNCIA NACIONAL DE ÁGUAS, 2017). A cana-de-açúcar responde de forma intensa à qualidade da informação meteorológica, especialmente em sistemas com irrigação de salvamento, que representam a maior parte da área irrigada no Brasil. Nesses sistemas, decisões de timing da irrigação após cada corte anual dependem fortemente de previsões atualizadas de precipitação e condições climáticas de curto prazo. Melhorar a qualidade dessa informação tende a elevar a produtividade por hectare e, ao mesmo tempo, reforçar incentivos para expansão da área plantada.

3.3.4 Robustez a Diferentes Métodos de Estimação

Outro aspecto relevante diz respeito à dependência dos resultados em relação ao método econométrico específico. Para avaliar essa dimensão, comparamos três estimadores amplamente utilizados em contextos de diferenças em diferenças com adoção escalonada: o estimador doubly robust, um estimador ponderado por propensity score (IPW) e

um estimador de regressão baseado apenas na modelagem do resultado condicional às covariáveis.

Tabela 5 – Comparação de métodos de estimação

Método	ATT	Erro padrão	P-valor
Doubly robust (DR)	0.485	0.205	0.018
IPW	0.429	0.199	0,003
Regression (REG)	0.452	0.193	0,019

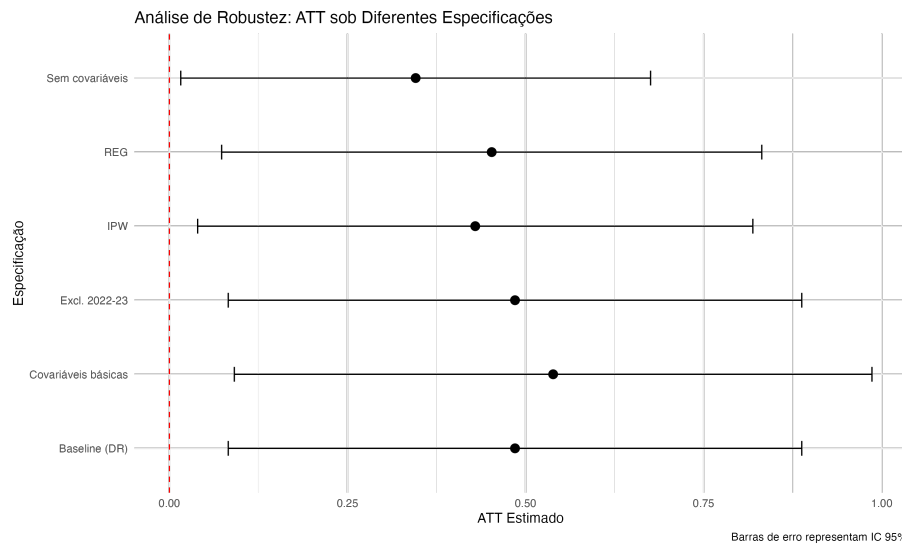
Fonte: Elaboração própria a partir dos dados do estudo.

Cada abordagem explora uma dimensão distinta da estrutura causal. O estimador doubly robust combina modelagem do resultado e do tratamento e é consistente se pelo menos um dos modelos estiver corretamente especificado. O IPW utiliza apenas os pesos derivados do propensity score, priorizando o balanceamento das covariáveis entre tratados e controles. O estimador de regressão, por sua vez, baseia-se exclusivamente na modelagem do resultado condicional, assumindo que o controle por covariáveis observáveis é suficiente para capturar diferenças sistemáticas entre grupos.

As três estratégias produzem estimativas positivas e estatisticamente significativas, com magnitudes próximas (DR: 48,5%, IPW: 42,9%, REG: 45,2%). Essa estabilidade sugere que o resultado não é artefato de uma especificação particular mas reflete um padrão robusto na relação entre instalação de estações meteorológicas e valor de produção de cana.

A Figura 5 resume graficamente essa comparação.

Figura 5 – Análise de robustez: comparação de especificações e métodos de estimação



Nota: o gráfico apresenta estimativas pontuais e intervalos de confiança de 95% para diferentes especificações de modelo e métodos de estimação. Todas as estimativas são estatisticamente significativas e de magnitude semelhante, reforçando a robustez dos resultados.

Fonte: Elaboração própria a partir dos dados do estudo.

3.3.5 Síntese da Robustez dos Resultados

O conjunto de evidências de robustez aponta para uma interpretação causal consistente dos efeitos estimados.

Primeiro, a análise de sensibilidade ao grupo de controle mostra que as estimativas são estáveis quando comparamos unidades tratadas a not-yet-treated ou a never-treated. As magnitudes e níveis de significância são semelhantes, o que indica ausência de viés de composição relevante associado à definição do contrafactual.

Segundo, o teste de randomização de Monte Carlo demonstra que o ATT verdadeiro ocupa a cauda da distribuição gerada por atribuições aleatórias de tratamento. O p-valor empírico $< 0,001$ implica que um efeito de magnitude igual ou superior à observada é pouco provável sob a hipótese de ausência de impacto das estações. Essa evidência reforça a leitura de que o resultado não decorre de coincidências no calendário de adoção.

Terceiro, a análise de variáveis de resultado alternativas revela que o efeito é específico à cana-de-açúcar. Culturas alternativas não apresentam impactos significativos, o que é consistente com o mecanismo de transmissão via decisões de irrigação e manejo hídrico detalhado na literatura agrônômica.

Por fim, a comparação entre diferentes métodos de estimação indica que o ATT permanece positivo, estatisticamente significativo e de magnitude semelhante em todas as abordagens consideradas. A combinação de estabilidade entre grupos de controle, evidência

de randomização, especificidade do efeito e robustez a métodos sugere que as estações meteorológicas geram impactos econômicos substantivos e persistentes sobre o valor de produção da cana-de-açúcar.

Em conjunto, esses resultados sustentam uma interpretação na qual o aumento da densidade de estações melhora a qualidade da informação meteorológica disponível para produtores, o que se traduz em decisões mais eficientes de irrigação e manejo, elevação da produtividade por hectare e expansão da área plantada.

3.4 Discussão e Interpretação Econômica

3.4.1 Contextualização da magnitude do efeito

O efeito estimado de 48.5% sobre o valor de produção da cana-de-açúcar tem dimensão econômica expressiva. Considerando que o valor bruto de produção do setor alcançou aproximadamente R\$ 105 bilhões em 2024, esse impacto corresponde a um acréscimo potencialmente relevante na geração de renda nas regiões canavieiras. A decomposição entre expansão de área (26.5%) e ganhos de produtividade indica que a melhoria na informação meteorológica afeta simultaneamente decisões de alocação de terra e de manejo dentro das áreas já cultivadas.

A resposta na margem extensiva aparece na expansão da área plantada, sugerindo que produtores incorporam ao cultivo parcelas antes destinadas a outras culturas ou a usos alternativos. Esse resultado tem implicações diretas para o planejamento territorial em regiões canavieiras, pois uma infraestrutura meteorológica mais densa pode induzir realocações de uso do solo em direção a atividades mais intensivas em informação climática.

Do ponto de vista de política pública, o desenho recente da política federal reforça a relevância empírica desses achados. Em setembro de 2025, o Ministério da Agricultura, Pecuária e Abastecimento (MAPA) anunciou um investimento adicional de R\$ 49 milhões para a instalação de 220 novas estações meteorológicas automáticas ([MINISTÉRIO DA AGRICULTURA E PECUÁRIA, 2025](#)), o que implica um custo médio em torno de R\$ 223 mil por estação. À luz dos resultados deste estudo, esses gastos apresentam retorno mensurável sobre o valor de produção da cana-de-açúcar, o que fornece uma justificativa econômica clara para a continuidade e a ampliação desse tipo de investimento.

A análise também revela espaço relevante para expansão da rede. Entre as microrregiões da amostra de microrregiões produtoras, 67 (29,7%) permanecem sem estações meteorológicas e ao todo 164 microrregiões seguem sem estações. Isso sugere margem considerável para geração adicional de valor por meio da instalação estratégica de novos equipamentos. No entanto, os resultados indicam que a maximização dos benefícios dessa

infraestrutura depende de políticas complementares. Enquanto a cana-de-açúcar se beneficia imediatamente graças à irrigação por salvamento já estabelecida, a difusão de efeitos para culturas como soja, arroz ou milho exige, além da informação meteorológica, o desenvolvimento de sistemas de irrigação ajustados às exigências agronômicas de cada cultura. Uma política integrada, que combine expansão da rede meteorológica com investimentos em infraestrutura hídrica apropriada, tem potencial para ampliar de forma substantiva o retorno social do investimento em informação climática.

A evidência de especificidade do efeito, documentada na Tabela 4, reforça essa interpretação. O impacto concentrado na cana-de-açúcar e a ausência de efeitos significativos em culturas alternativas sugerem que políticas de expansão da infraestrutura meteorológica podem ser otimizadas priorizando regiões com maior presença de culturas altamente dependentes de gestão hídrica precisa. Em outras palavras, a informação meteorológica não é um insumo neutro: seu valor econômico depende de quão bem a estrutura produtiva local consegue transformar previsões mais acuradas em decisões de manejo mais eficientes.

Em conjunto, esses resultados indicam que a infraestrutura meteorológica gera retornos econômicos mensuráveis em culturas com manejo complexo e fortemente dependente de informação, como a cana-de-açúcar sob irrigação por salvamento. A especificidade dos efeitos aponta para a importância de incorporar características agronômicas e tecnológicas no planejamento da expansão da rede de estações, de forma a alinhar a localização dos investimentos públicos ao potencial de resposta produtiva de cada região.

3.4.2 Mecanismo: Irrigação, Informação Meteorológica e Expansão de Área

A especificidade do efeito à cana-de-açúcar não é acidental. Ela reflete características agronômicas desta cultura que a tornam particularmente sensível à disponibilidade de informação meteorológica local e atualizada. Esta subseção desenvolve o mecanismo causal proposto, com base nas evidências do Atlas da Irrigação da Agência Nacional de Águas ([AGÊNCIA NACIONAL DE ÁGUAS, 2017](#)) sobre os sistemas de irrigação em cana no Brasil.

3.4.2.1 Sistemas de Irrigação em Cana-de-Açúcar no Brasil

O Atlas da Irrigação trata a cana-de-açúcar de forma específica na estimativa da demanda hídrica nacional, o que reflete a importância estratégica e a complexidade do manejo hídrico desta cultura. O documento distingue três formas de manejo de irrigação para cana:

1. **Irrigação plena:** supre praticamente todo o déficit hídrico ao longo do ciclo produtivo, com suspensão da aplicação por volta do décimo mês para favorecer a maturação e o acúmulo de sacarose.

2. **Irrigação suplementar:** cobre aproximadamente metade do déficit hídrico em períodos críticos, também com interrupção na fase final do ciclo para maturação.
3. **Irrigação por salvamento:** consiste em aplicações pontuais de lâminas relativamente pequenas de água, da ordem de 20 a 80 mm ao ano, em janelas curtas ou em estágios fenológicos específicos. O objetivo central é evitar perdas irreversíveis de produtividade em situações de déficit hídrico crítico, por exemplo após o corte ou durante veranicos prolongados que ameacem a rebrota.

O Atlas documenta que a **irrigação por salvamento responde por mais de 90% da área irrigada de cana-de-açúcar no Brasil**. Essa predominância é resultado de uma escolha econômica e agrônômica. Irrigação plena e suplementar, embora representem apenas cerca de 8% da área irrigada de cana, concentram aproximadamente 43% da demanda hídrica da cultura, pois se situam em regiões com déficits climáticos mais elevados. Em contraste, o salvamento cobre cerca de 92% da área irrigada e responde por algo em torno de 57% da demanda total de água da cana, distribuída em muitas microrregiões com déficit moderado, onde a irrigação contínua não se justificaria economicamente.

O Atlas enfatiza que a quantidade de água aplicada sobre um hectare sob irrigação plena ao longo de um ano equivale aproximadamente ao volume distribuído em quatro hectares sob irrigação suplementar e quinze hectares sob irrigação por salvamento. Na prática, o salvamento é implementado sobretudo com sistemas de carretel enrolador (“hidro roll”) ou pivôs rebocáveis, o que reforça seu caráter móvel e pontual. Esses equipamentos são deslocados entre talhões e acionados apenas quando o déficit hídrico atinge níveis que colocam em risco o potencial produtivo do canavial.

3.4.2.2 Informação Meteorológica e Decisões de Timing

A característica central da irrigação por salvamento, que explica sua conexão com a informação meteorológica, é a **criticidade do timing de aplicação**. Diferentemente da irrigação plena ou suplementar, que tendem a seguir calendários de aplicação mais estruturados ao longo do ciclo, o salvamento é acionado em poucos momentos decisivos, condicionados ao comportamento efetivo do clima em cada safra.

Em termos operacionais, três dimensões se destacam:

- **Momento pós-corte:** após cada colheita anual, a soqueira necessita de umidade adequada para garantir rebrota vigorosa e longevidade do canavial. Em anos com chuvas regulares, essa necessidade é atendida pela precipitação natural. Em anos com veranicos ou estiagens na fase logo após o corte, o produtor enfrenta a decisão de acionar ou não a irrigação de salvamento. Aplicações precoces em excesso podem

desperdiçar água ou favorecer doenças, enquanto aplicações tardias comprometem a rebrota e reduzem a produtividade futura.

- **Janelas climáticas e risco de veranico:** a decisão de aplicar ou adiar o salvamento depende de forma direta da informação meteorológica. Previsões de chuva nos dias subsequentes, estimativas de evapotranspiração, umidade do solo e indicadores de permanência do veranico entram no cálculo econômico do produtor. Estações locais, ao refinar tanto a medição quanto a previsão para a microrregião, permitem distinguir entre secas momentâneas de baixa gravidade e episódios de déficit hídrico que justificam o custo de ligar o equipamento.
- **Otimização logística com equipamentos móveis:** sistemas de carretel ou pivô rebocável atendem vários talhões com capacidade limitada de aplicação em cada janela de tempo. Melhor informação meteorológica local melhora a priorização entre áreas, concentrando a irrigação onde o déficit hídrico é mais severo ou onde a fase fenológica é mais sensível ao estresse.

A instalação de estações meteorológicas automáticas altera esse problema de decisão em dois sentidos. Em primeiro lugar, reduz a incerteza sobre o estado atual do clima e do balanço hídrico na escala da microrregião, o que afina o gatilho de acionamento do salvamento. Em segundo lugar, melhora a qualidade das previsões de curtíssimo prazo, o que permite adiar aplicações quando há alta probabilidade de chuvas iminentes e antecipá-las quando a persistência da seca se torna mais provável.

O resultado é um uso mais eficiente da água de irrigação, com maior probabilidade de acionar o salvamento precisamente nos anos e nas janelas em que o estresse hídrico teria efeitos permanentes sobre o canavial. Esse ajuste fino tende a elevar a produtividade média por hectare ao longo do tempo e, ao mesmo tempo, torna economicamente mais atraente a expansão da área de cana em regiões onde a chuva é geralmente suficiente mas sujeita a veranicos que, sem acesso a informação meteorológica de alta qualidade, representariam risco excessivo para novos investimentos em área plantada.

3.4.2.3 Por Que Especificidade à Cana-de-Açúcar?

Os resultados nulos para soja e arroz (Tabela 4) são consistentes com este mecanismo:

- **Soja:** Cultura de ciclo relativamente bem delimitado, com janelas de plantio e colheita determinadas sobretudo pela sazonalidade climática. Mesmo quando irrigada, a soja tende a ser manejada com esquemas de irrigação suplementar distribuídos ao longo do ciclo, com turnos e lâminas definidos por balanço hídrico e estádios fenológicos. A informação meteorológica local continua relevante mas as decisões de aplicação

de água são menos concentradas em uma janela única e extremamente sensível de poucos dias, como no salvamento pós-corte da cana.

- **Arroz:** Particularmente arroz irrigado, opera sob sistemas de inundação contínua com manejo hídrico substancialmente diferente. A decisão crítica é o estabelecimento inicial da lâmina d'água, não decisões pontuais de timing ao longo do ciclo.
- **Cana-de-açúcar:** Única entre as grandes culturas brasileiras na predominância da irrigação por salvamento pós-corte, que demanda precisão de timing incomparável com outras culturas. Esta especificidade agronômica traduz-se em especificidade estatística nos resultados empíricos.

O Atlas da Irrigação enfatiza que “calcular a demanda de água para irrigação é uma tarefa complexa, envolvendo muitas variáveis e equações para determinar as necessidades hídricas diárias da cultura (além da chuva e contribuição do solo) em cada estágio fenológico e sob clima local, mais as perdas entre captação e água efetivamente chegando à planta.” Esta complexidade, especialmente pronunciada para cana sob salvamento, explica por que informação meteorológica local de alta qualidade gera retornos econômicos mensuráveis especificamente nesta cultura.

3.4.3 Limitações e pesquisa futura

Embora os resultados sejam robustos a múltiplas especificações e testes, algumas limitações importantes devem ser reconhecidas.

3.4.3.1 Desbalanceamento de covariáveis

Uma limitação potencial identificada na análise é a presença de desbalanceamento nas covariáveis entre grupos tratados e controle. A análise diagnóstica revelou diferenças padronizadas superiores a 0,1 em diversas covariáveis, indicando que as microrregiões que receberam estações meteorológicas diferem em certo nível daquelas que não receberam em características observáveis como:

- área territorial total (menor nas tratadas);
- população (maior nas tratadas);
- PIB per capita (menor nas tratadas);
- densidade de estações na unidade da federação (maior nas tratadas);
- variáveis climáticas (por exemplo, precipitação).

Embora esse desbalanceamento possa levantar preocupações sobre viés de seleção, o estimador *doubly robust* foi especificamente escolhido por sua capacidade de mitigar esse problema. O DR permanece consistente quando pelo menos um dos modelos (propensity score ou regressão de resultado) está corretamente especificado, oferecendo proteção adicional contra má especificação decorrente do desbalanceamento.

3.4.3.2 Composição dos pesos no estimador agregado

A análise da distribuição de pesos implícitos no estimador agregado revelou que coortes iniciais (que têm mais períodos pós-tratamento) representam aproximadamente 50,8% do peso total. Especificamente:

- a correlação entre pesos e número de períodos pós-tratamento é moderada;
- coortes tratadas entre 2006 e 2008 contribuem desproporcionalmente para o ATT agregado;
- nenhuma coorte individual domina completamente o resultado (máximo de 15% do peso total).

Essa concentração de pesos, embora não extrema, sugere que o efeito estimado reflete mais fortemente a experiência das microrregiões que adotaram estações meteorológicas mais cedo. Isso pode limitar a generalização para adotantes tardios, caso haja heterogeneidade temporal nos efeitos do tratamento.

3.4.3.3 Outras limitações importantes

- **Heterogeneidade não observada:** os efeitos podem variar por características não observadas, como tamanho médio de propriedade, nível educacional dos produtores ou acesso a crédito e assistência técnica. Embora a análise de tendências paralelas (Seção 3.2.2.1) sugira trajetórias similares no período pré-tratamento, não é possível eliminar completamente esta preocupação.
- **Externalidades espaciais:** a especificação atual pode não capturar completamente benefícios que transbordam para microrregiões vizinhas. Embora a inclusão da densidade estadual de estações mitigue parcialmente esse problema, transbordamentos em escalas espaciais mais finas podem permanecer não identificados.
- **Complementaridades tecnológicas:** a interação com outras tecnologias agrícolas modernas (Landsat, agricultura de precisão, drones, entre outras) não é modelada explicitamente, o que pode levar a uma sobreestimação dos efeitos totais em contextos de adoção tecnológica múltipla.

- **Qualidade e uso efetivo da informação:** a análise assume que a instalação de uma estação implica disponibilidade e uso das informações meteorológicas relevantes mas variações na qualidade dos dados, na manutenção das estações e na capacidade local de interpretação não são observadas diretamente.

3.4.3.4 Direções para pesquisa futura

Estudos futuros poderiam expandir e fortalecer os resultados deste trabalho a partir de diferentes frentes:

- **Aprimoramento da definição de suporte e viabilidade da cultura:** embora o recorte da amostra para microrregiões que em algum momento produziram cana-de-açúcar constitua uma estratégia pragmática para mitigar zeros estruturais, ele utiliza a própria decisão produtiva como proxy de viabilidade agroeconômica. Uma extensão natural seria incorporar covariáveis externas de aptidão da cultura, derivadas de informações edafoclimáticas ou de zoneamentos agrícolas, de modo a caracterizar de forma mais explícita a viabilidade estrutural de produzir cana e a avaliar a robustez dos resultados a definições alternativas de suporte amostral. Essa agenda permitiria refinar a distinção entre microrregiões estruturalmente inviáveis e microrregiões viáveis que optaram por não produzir, aproximando ainda mais a identificação dos efeitos locais da instalação das estações meteorológicas.
- **Modelagem espacial explícita:** incorporar dependência espacial e transbordamentos mediante modelos econométricos espaciais, permitindo quantificar com maior precisão os efeitos indiretos das estações sobre microrregiões vizinhas e avaliar o alcance geográfico dos impactos estimados.
- **Dados de maior frequência temporal:** utilizar dados mensais ou trimestrais de produção e clima para capturar com mais detalhe a dinâmica temporal dos efeitos e sua relação com eventos climáticos específicos (secas, enchentes, ondas de calor), bem como com o calendário agrícola de cada cultura.
- **Heterogeneidade por intensidade de irrigação:** investigar se os efeitos variam entre microrregiões com diferentes níveis de adoção de irrigação, em particular irrigação de salvamento, potencialmente utilizando informações do Censo Agropecuário sobre infraestrutura hídrica e práticas de manejo da água.
- **Mecanismos de transmissão:** explorar empiricamente os canais específicos pelos quais a informação meteorológica se traduz em decisões de expansão de área e ajustes de manejo (calibração do timing de irrigação, escolha de variedades, decisões de replantio), possivelmente por meio de estudos de caso, parcerias com produtores e usinas, ou combinações de dados administrativos com levantamentos em campo.

3.5 Síntese dos Resultados Empíricos

Os três resultados principais são:

1. Magnitude e Significância do Efeito: O ATT estimado de 48.5% no valor de produção representa impacto econômico substancial. Este efeito é altamente significativo estatisticamente ($p < 0,01$) e decompõe-se em expansão de área (26.5%) e ganhos de produtividade, refletindo ajustamentos tanto na margem extensiva quanto intensiva em resposta a melhor informação meteorológica.

2. Dinâmica Temporal dos Impactos: O event study revela ausência de tendências pré-tratamento diferenciadas e efeitos positivos pós-tratamento, sugerindo processos de aprendizado e adaptação tecnológica, não apenas um choque único de produtividade.

3. Robustez e Validade Causal: Os resultados sobrevivem a múltiplos testes de robustez:

- Ausência de tendências pré-tratamento (validando parallel trends)
- Teste de randomização múltipla com 5.000 permutações (p-valor empírico $< 0,001$)
- Especificidade à cultura: efeito exclusivo ao valor e área de cana-de-açúcar, sem efeitos em culturas alternativas (soja, arroz)
- Consistência entre diferentes métodos de estimação (DR, IPW, REG: todas significativas)
- Robustez à escolha do grupo de controle (not-yet-treated vs. never-treated)

Estes achados fornecem evidência causal rigorosa sobre o impacto da informação meteorológica na produtividade agrícola, demonstrando que investimentos em infraestrutura de dados climáticos geram retornos econômicos mensuráveis e persistentes.

4 Conclusões Finais

Este trabalho investigou o impacto causal da instalação de estações meteorológicas sobre o valor de produção de cana-de-açúcar no Brasil, contribuindo para a literatura empírica sobre o papel da informação na tomada de decisões agrícolas e na produtividade do setor. Utilizando dados de satélite do MapBiomas e métodos econométricos de fronteira adequados para contextos de adoção escalonada, demonstramos que o acesso a informações meteorológicas precisas e localizadas gera aumento substancial de 48.5% no valor de produção, decomposto em expansão de área (26.5%) e ganhos de produtividade.

Os resultados revelam especificidade notável: o efeito é exclusivo à cana-de-açúcar, sem impactos significativos sobre outras culturas (soja, arroz). Esta especificidade valida o mecanismo proposto, fundamentado nas características únicas de manejo hídrico da cana documentadas pelo Atlas da Irrigação: a predominância da irrigação por salvamento (>90% da área irrigada) cria dependência crítica de timing preciso, que melhor informação meteorológica permite otimizar. A aplicação de filtros crop-specific garantiu comparações válidas, analisando cada cultura apenas entre seus produtores efetivos.

As implicações para políticas públicas são diretas: investimentos em infraestrutura meteorológica devem considerar as características agronômicas das culturas dominantes em cada região. Culturas com manejo complexo e dependente de decisões de timing preciso (como cana-de-açúcar sob irrigação por salvamento) apresentam maior potencial de retorno a investimentos em informação climática. Com 164 microrregiões (29,4%) ainda sem estações meteorológicas, existe espaço significativo para ganhos adicionais através da expansão estratégica da rede.

Do ponto de vista metodológico, este estudo demonstra a importância de: (i) utilizar métodos adequados para tratamento escalonado, evitando vieses dos estimadores TWFE tradicionais; (ii) testar especificidade do efeito através de variáveis de resultado alternativas; e (iii) fundamentar mecanismos em evidências agronômicas e institucionais. A disponibilização completa do código e dados reforça nosso compromisso com transparência e reprodutibilidade.

Ao quantificar rigorosamente os benefícios da infraestrutura meteorológica e identificar suas características de especificidade, este estudo fornece subsídios para alocação mais eficiente de recursos públicos e privados em informação climática, contribuindo para o desenvolvimento sustentável da agricultura brasileira.

Referências

AGÊNCIA NACIONAL DE ÁGUAS. **Atlas Irrigação: Uso da Água na Agricultura Irrigada**. Brasília, 2017. 86 p. Disponível em: <<http://arquivos.ana.gov.br/imprensa/publicacoes/AtlasIrrigacaoUsodaAguanaAgriculturaIrrigada.pdf>>. Citado 3 vezes nas páginas 22, 41 e 45.

BURKE, M. et al. Using satellite imagery to understand and promote sustainable development. **Science**, v. 371, n. 6535, p. eabe8628, 2021. Disponível em: <<https://www.science.org/doi/abs/10.1126/science.abe8628>>. Citado na página 14.

CALLAWAY, B.; SANT'ANNA, P. H. C. Difference-in-differences with multiple time periods. **Journal of Econometrics**, v. 225, n. 2, p. 200–230, 2021. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0304407620303948>>. Citado 11 vezes nas páginas 13, 14, 15, 16, 18, 19, 20, 21, 25, 27 e 28.

CROST, B. et al. Climate change, agricultural production and civil conflict: Evidence from the Philippines. **Journal of Environmental Economics and Management**, v. 88, p. 379–395, 2018. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0095069617301584>>. Citado na página 14.

DAVISON, A. C.; HINKLEY, D. V. **Bootstrap Methods and their Application**. Cambridge: Cambridge University Press, 1997. Disponível em: <<https://doi.org/10.1017/CBO9780511802843>>. Citado na página 38.

GATTI, N.; BAYLIS, K.; CROST, B. Can irrigation infrastructure mitigate the effect of rainfall shocks on conflict? Evidence from Indonesia. **American Journal of Agricultural Economics**, v. 103, n. 1, p. 211–231, 2021. Disponível em: <<https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1002/ajae.12092>>. Citado na página 14.

GOODMAN-BACON, A. Difference-in-differences with variation in treatment timing. **Journal of Econometrics**, v. 225, n. 2, p. 254–277, 2021. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0304407621001445>>. Citado na página 13.

MAVI, H. S.; TUPPER, G. J. **Agrometeorology: Principles and Applications of Climate Studies in Agriculture**. 1. ed. CRC Press, 2004. Disponível em: <<https://doi.org/10.1201/9781482277999>>. Citado na página 12.

MINISTÉRIO DA AGRICULTURA E PECUÁRIA. **Ministro Carlos Fávaro assina acordo que garante instalação de 220 novas estações meteorológicas no país**. 2025. Publicado em: 3 set. 2025. Acesso em: 4 set. 2025. Disponível em: <<https://www.gov.br/agricultura/pt-br/assuntos/noticias/ministro-carlos-favaro-assina-acordo-que-garante-instalacao-de-220-novas-estacoes-meteorologicas-no>>. Citado na página 44.

MONTEIRO, J. E. B. A. **Agrometeorologia dos cultivos: o fator meteorológico na produção agrícola**. Brasília, DF: INMET, 2009. 530 p. ISBN 978-85-62817-00-7. Citado na página 12.

MONTEIRO, L. A.; SENTELHAS, P. C. Sugarcane yield gap: can it be determined at national level with a simple agrometeorological model? **Crop and Pasture Science**, v. 68, n. 3, p. 272–284, 2017. Disponível em: <<https://doi.org/10.1071/CP16334>>. Citado na página 14.

ORTIZ-BOBEA, A. et al. **The Historical Impact of Anthropogenic Climate Change on Global Agricultural Productivity**. 2020. Disponível em: <<https://arxiv.org/abs/2007.10415>>. Citado na página 12.

RIJKS, D.; BARADAS, M. W. The clients for agrometeorological information. **Agricultural and Forest Meteorology**, v. 103, n. 1, p. 27–42, 2000. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0168192300001167>>. Citado na página 12.

SANT'ANNA, P. H. C.; ZHAO, J. Doubly robust difference-in-differences estimators. **Journal of Econometrics**, v. 219, n. 1, p. 101–122, 2020. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0304407620301901>>. Citado na página 25.

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. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S030440762030378X>>. Citado na página 13.

VIANNA, M. d. S.; SENTELHAS, P. C. Performance of DSSAT CSM-CANEGRO under operational conditions and its use in determining the 'saving irrigation' impact on sugarcane crop. **Sugar Tech**, v. 18, n. 1, p. 75–86, 2016. Disponível em: <<https://doi.org/10.1007/s12355-015-0367-0>>. Citado na página 12.

WEISS, A.; VAN CROWDER, L.; BERNARDI, M. Communicating agrometeorological information to farming communities. **Agricultural and Forest Meteorology**, v. 103, n. 1, p. 185–196, 2000. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0168192300001118>>. Citado na página 12.

Apêndices

APÊNDICE A – Código do GitHub

O código completo utilizado nesta pesquisa, incluindo os scripts de coleta de dados, análise econométrica e geração de visualizações, está disponível no repositório GitHub:

[<https://github.com/danielcavalli/tcc-ie-ufrj-2024>](https://github.com/danielcavalli/tcc-ie-ufrj-2024)

O repositório contém:

- Scripts SQL para extração de dados do BigQuery
- Código Python para processamento e limpeza dos dados
- Scripts R para implementação do modelo de Callaway e Sant’Anna
- Documentação detalhada dos procedimentos metodológicos
- Instruções para reprodução dos resultados

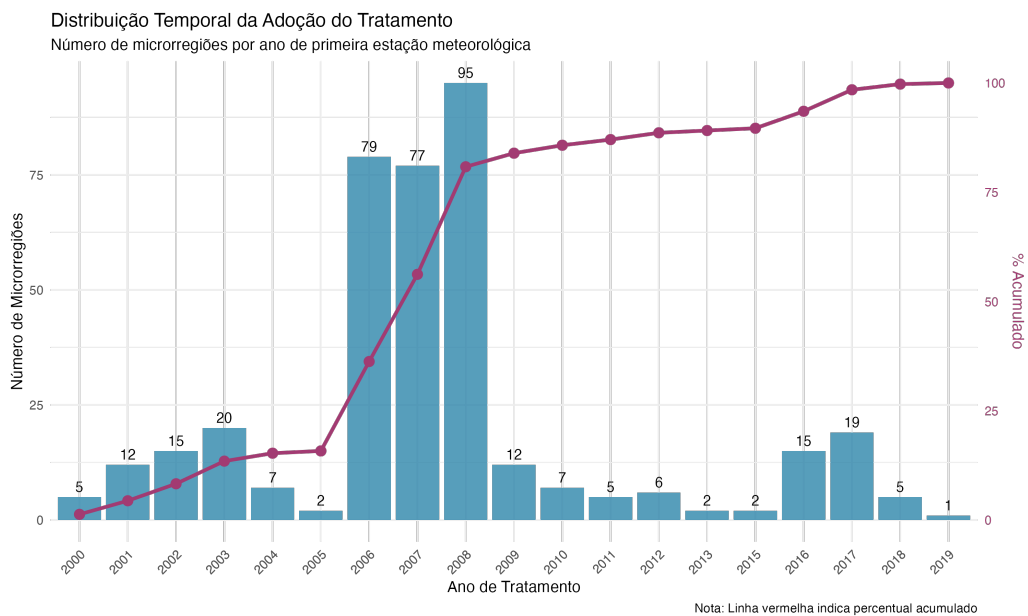
APÊNDICE B – Estatísticas Descritivas Complementares

Este apêndice apresenta estatísticas descritivas complementares que apoiam a análise principal.

B.1 Distribuição Temporal do Tratamento

A Figura 6 apresenta a evolução temporal da instalação de estações meteorológicas:

Figura 6 – Distribuição Temporal da Instalação de Estações Meteorológicas



Nota: O gráfico mostra o número de microrregiões que receberam sua primeira estação meteorológica em cada ano. Observa-se uma concentração significativa de instalações no período 2006-2008, coincidindo com programas federais de expansão da rede meteorológica.

Fonte: Elaboração própria a partir dos dados do estudo.

Tabela 6 – Número de microrregiões tratadas por ano

Ano	Microrregiões com Primeira Estação	N Obs
2000	5	105
2001	10	210
2002	14	294
2003	19	399
2004	6	126
2005	2	42
2006	76	1596
2007	70	1470
2008	82	1722
2009	11	231
2010	6	126
2011	3	63
2012	6	126
2013	2	42
2015	2	42
2016	15	315
2017	16	336
2018	5	105
2019	1	21

Fonte: Elaboração própria a partir dos dados do estudo.

Tabela 7 – Distribuição do tratamento por região

Região	Microrregiões	Tratadas	% Tratadas
Norte	15	8	53,3%
Nordeste	142	45	31,7%
Centro-Oeste	51	22	43,1%
Sudeste	160	48	30,0%
Sul	26	8	30,8%
Total	558	–	–

Fonte: Elaboração própria a partir dos dados do estudo.

Tabela 8 – Produtividade média (ton/ha) por período

Período	Nunca Tratadas	Ainda Não Tratadas	Já Tratadas	Diferença
2000-2007	71,2	72,8	73,5	0,7
2008-2014	72,5	74,3	78,9	4,6
2015-2021	74,1	75,2	83,7	8,5

Fonte: Elaboração própria a partir dos dados do estudo.

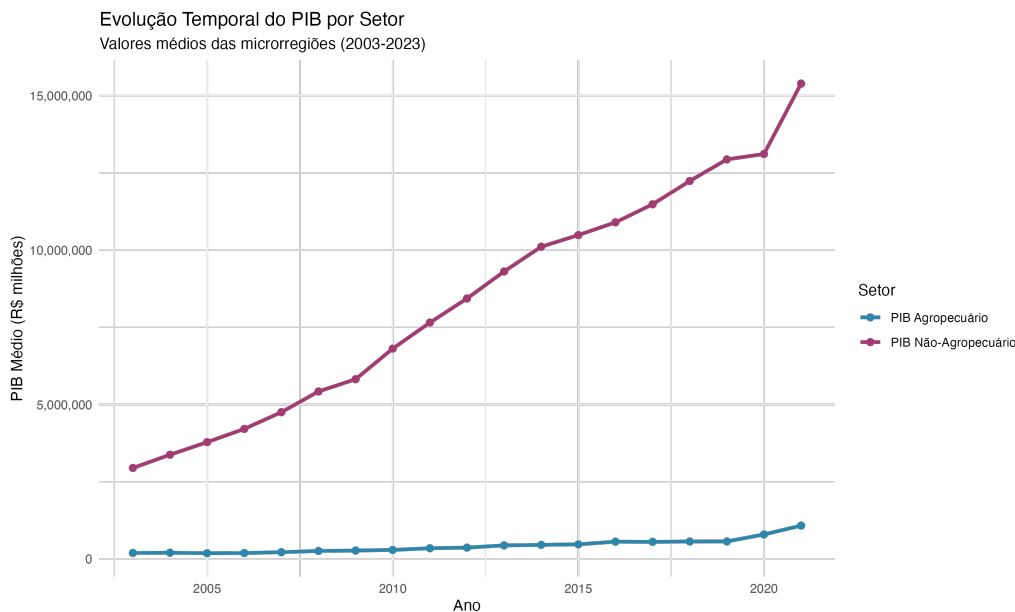
B.2 Estatísticas por Região

B.3 Produtividade Média por Status de Tratamento

B.4 Análises Descritivas Complementares

A Figura 7 apresenta a evolução temporal comparativa entre PIB agropecuário e não-agropecuário:

Figura 7 – Evolução Temporal do PIB Agropecuário vs PIB Não-Agropecuário

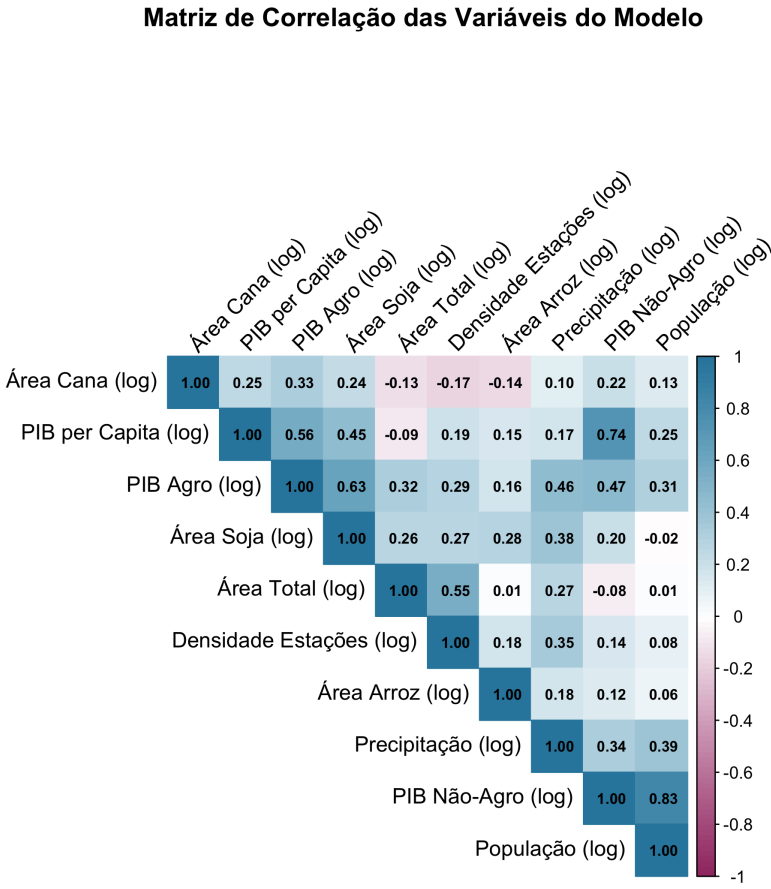


Nota: O gráfico mostra a evolução temporal do PIB agropecuário e do PIB não-agropecuário médio (em log) para as microrregiões da amostra. A comparação permite visualizar as dinâmicas distintas entre os setores ao longo do período analisado.

Fonte: Elaboração própria a partir dos dados do estudo.

A Figura 8 apresenta a matriz de correlação entre as principais variáveis utilizadas no estudo:

Figura 8 – Matriz de Correlação das Variáveis Principais



Nota: A matriz mostra as correlações entre PIB agropecuário, área plantada, população, precipitação e outras variáveis relevantes. Valores mais próximos de 1 indicam correlação positiva forte.

Fonte: Elaboração própria a partir dos dados do estudo.