A Inflação Climática no Brasil: Evidências Setoriais e Especificidades Regionais nos Diferentes Biomas

Climate Inflation in Brazil: Sectoral Evidence and Regional Specificities Across Different Biomes

Marcos Henrique Alves da Silva [1]
Cleomar Gomes da Silva [2]

RESUMO

Este artigo analisa o impacto das anomalias climáticas sobre a inflação nos diferentes biomas brasileiros, com foco nos setores de alimentação e energia. Utilizando dados regionais mensais do IPCA e variáveis meteorológicas, de 2003 a 2025, a pesquisa emprega modelos autorregressivos e medidas de conectividade para mapear a transmissão de choques ambientais aos preços. Os resultados demonstram que a inflação climática é setorialmente dirigida e espacialmente heterogênea. A Alimentação no Domicílio e a Energia Elétrica Residencial são os componentes mais vulneráveis. Enquanto os preços de alimentos em casa reagem prontamente a choques de calor e chuva, a alimentação fora do domicílio exibe maior resiliência devido à rigidez nominal. A análise aponta a pressão atmosférica como o gatilho imediato para o índice geral e a radiação solar como variável de dominância sobre combustíveis e energia. Conclui-se que os impactos nos alimentos e na energia são distintos e crescentes, exigindo políticas de mitigação urgentes. Tais estratégias devem passar pela implementação de políticas fiscais verdes que sejam rigorosamente adaptadas às especificidades produtivas e vulnerabilidades de cada bioma, visando garantir a estabilidade de preços diante da nova realidade climática.

Palavras-chave: Inflação Climática, Biomas Brasileiros, Segurança Alimentar e Energética, Conectividade, Políticas Fiscais Verdes.

ABSTRACT

This article analyzes the impact of climate anomalies on inflation across different Brazilian biomes, focusing on the food and energy sectors. Using monthly regional IPCA data and meteorological variables from 2003 to 2025, the research employs autoregressive models and connectivity measures to map the transmission of environmental shocks to prices. The results demonstrate that climate-driven inflation is sector-specific and spatially heterogeneous. Food at Home and Residential Electricity emerge as the most vulnerable components. While at-home food prices react promptly to heat and rainfall shocks, food away from home exhibits greater resilience due to nominal rigidity. The analysis identifies atmospheric pressure as the immediate trigger for the headline index and solar radiation as a dominant variable over fuels and energy. The study concludes that the impacts on food and energy are distinct and increasing, requiring urgent mitigation policies. Such strategies must involve the implementation of green fiscal policies strictly adapted to the production specificities and vulnerabilities of each biome, aiming to ensure price stability in the face of the new climate reality.

Keywords: Climate Inflation, Brazilian Biomes, Food and Energy Security, Price Spillover, Green Fiscal Policies.

JEL: E31, Q18, Q43, Q54, R11.

XIX ENCONTRO DA ASSOCIAÇÃO KEYNESIANA BRASILEIRA — AKB

31 de agosto a 4 de setembro de 2026

Área de submissão: Área 6 — Economia Monetária e Financeira e Dinâmica Inflacionária.

[1]Programa de Pós-Graduação em Economia - Universidade Federal de Uberlândia (PPGE-UFU). E-mail: marcos.henrique@ufu.br.com. O autor agradece o apoio financeiro da Capes.

[2]Programa de Pós-Graduação em Economia - Universidade Federal de Uberlândia & Pesquisador Associado do CNPq. E-mail: cleomargomes@ufu.br. O autor agradece o apoio financeiro do CNPq e Fapemig.

1 INTRODUÇÃO

A experiência inflacionária posterior à pandemia de Covid-19 reforçou a necessidade de distinguir choques de demanda, choques de oferta e fricções setoriais na interpretação da dinâmica dos preços, uma vez que episódios de inflação elevada podem refletir perturbações temporárias, pressões persistentes de custos ou alterações na estrutura de transmissão entre setores. Nesse contexto, a literatura recente tem atribuído atenção crescente à chamada *climateflation*, entendida como a pressão inflacionária associada a eventos climáticos extremos e à maior frequência de choques meteorológicos capazes de afetar produção, abastecimento, energia, transporte e custos de insumos.

Diante desse problema, o objetivo deste artigo é investigar em que medida anomalias climáticas contínuas se associam à dinâmica inflacionária brasileira e como os componentes de preços se expõem estatisticamente a choques climáticos e macroeconômicos. Para isso, constrói-se uma base mensal para o período de janeiro de 2003 a dezembro de 2025, contemplando o agregado Brasil e as localidades de Belém, Fortaleza, Recife, Salvador, Goiânia, Brasília, Belo Horizonte, Rio de Janeiro, São Paulo, Curitiba e Porto Alegre. A estrutura espacial permite também organizar os resultados por biomas, considerando Amazônia, Caatinga, Cerrado, Mata Atlântica e Pampa.

A estratégia empírica combina três procedimentos complementares. Em primeiro lugar, estima-se, para cada localidade, componente de inflação e anomalia climática, um modelo autorregressivo com variáveis exógenas, no qual a inflação mensal dessazonalizada responde a suas próprias defasagens, às anomalias climáticas contemporâneas e defasadas e aos controles macroeconômicos. Em segundo lugar, calculam-se funções de resposta ao impulso para choques climáticos de um desvio-padrão, com horizonte principal de quatro meses, permitindo avaliar a direção, a magnitude e a persistência das respostas de curto prazo. Em terceiro lugar, empregam-se medidas de *connectedness* baseadas na decomposição generalizada da variância dos erros de previsão.

Os resultados indicam que a inflação climática no Brasil se manifesta de forma setorial e espacialmente heterogênea, com maior incidência sobre os componentes mais expostos a choques de oferta, especialmente Alimentação no Domicílio, Alimentação e Bebidas e Energia elétrica residencial. Nos grupos alimentares, as respostas são mais claras diante de anomalias de temperatura média, precipitação e radiação solar. Os resultados mostram que os efeitos das anomalias climáticas variam entre biomas e localidades, indicando que a *climateflation* brasileira não constitui um fenômeno agregado e uniforme, mas um processo condicionado pela estrutura produtiva regional, pela composição da cesta de consumo, pela exposição climática local e pelos mecanismos específicos de formação de preços.

Além desta introdução, o artigo está organizado em cinco seções. A segunda seção apresenta as fundamentações teóricas e empíricas. A terceira seção descreve a base de dados, as fontes utilizadas e a construção das variáveis. A quarta seção apresenta a estratégia empírica, incluindo o modelo autorregressivo com variáveis exógenas, as funções de resposta ao impulso e as medidas de *connectedness*. A quinta seção discute os resultados, com ênfase nas respostas agregadas, na heterogeneidade por biomas e localidades, e na exposição estatística dos preços a choques climáticos e macroeconômicos. Por fim, a sexta seção apresenta as conclusões.

2 FUNDAMENTAÇÕES TEÓRICAS E EMPÍRICAS

A literatura econômica tem incorporado a questão climática à análise da inflação, da política monetária e da estabilidade macroeconômica. Em diferentes abordagens teóricas, choques ambientais, transição energética e mudanças na estrutura produtiva são tratados como fatores capazes de afetar preços relativos, produto, distribuição de renda, estabilidade financeira e capacidade de resposta das políticas públicas.

No arcabouço Novo-Keynesiano, a inflação decorre da interação entre rigidez nominal, expectativas e custo marginal real. Modelos como os de Calvo (1983) e Rotemberg (1982) mostram que fricções de reajuste de preços fazem com que choques de custo tenham efeitos persistentes sobre a inflação, enquanto a Curva de Phillips Novo-Keynesiana híbrida incorpora componentes prospectivos e retrospectivos da dinâmica inflacionária (Galí e Gertler, 1999).

Em perspectiva complementar, a literatura pós-keynesiana e ecológica interpreta a mudança climática como uma restrição sistêmica que interage com demanda efetiva, investimento, moeda, finanças, distribuição e estrutura produtiva. Essa abordagem enfatiza que danos climáticos podem afetar balanços patrimoniais, crédito, investimento e instrumentos de política econômica, exigindo respostas coordenadas entre política monetária, fiscal, financeira e industrial (Fontana e Sawyer, 2016; Dafermos, Nikolaidi e Galanis, 2018).

Nesse sentido, choques climáticos podem ser interpretados como choques de oferta ou de custo capazes de alterar preços relativos, deslocar a Curva de Phillips de curto prazo e afetar a estrutura setorial da inflação. Anomalias de temperatura, precipitação, radiação solar e pressão atmosférica podem afetar produtividade agrícola, oferta de alimentos, disponibilidade hídrica, geração de energia, custos logísticos e estoques (Dell, Jones e Olken, 2012; IPCC, 2022). Quando atingem setores relevantes das cadeias produtivas, esses choques também podem se propagar por redes de insumo-produto, ampliando a importância macroeconômica de perturbações inicialmente setoriais (Acemoglu et al., 2012).

A literatura recente distingue três canais de pressão inflacionária associados ao clima e à transição energética: *climateflation*, vinculada aos efeitos físicos das mudanças climáticas sobre produção, abastecimento e infraestrutura; *fossilflation*, associada à dependência e à volatilidade dos combustíveis fósseis; e *greenflation*, relacionada aos custos da transição para tecnologias de baixo carbono (Schnabel, 2022). Este artigo concentra-se na *climateflation*, embora reconheça que energia elétrica e combustíveis também podem ser atravessados por canais de *fossilflation* e *greenflation*.

A política monetária não elimina choques climáticos primários, mas permanece relevante para limitar sua propagação para a inflação subjacente, contratos nominais e expectativas de médio prazo (Bhattacharya e Jain, 2020; Kaur, 2023; Boneva, Ferrucci e Mongelli, 2022). Ainda assim, a resposta à crise climática não se restringe à taxa de juros, exigindo coordenação entre política monetária, política fiscal, regulação financeira, investimento público, crédito direcionado e políticas industriais verdes (Fontana e Sawyer, 2016; Dafermos, Nikolaidi e Galanis, 2018).

A evidência empírica internacional indica que choques climáticos elevam a inflação, sobretudo em alimentos e energia, com efeitos heterogêneos entre países, setores e horizontes temporais. Estudos para a área do euro mostram efeitos persistentes de desastres climáticos sobre componentes específicos da inflação, enquanto evidências globais apontam maior sensibilidade dos preços de alimentos a extremos de calor, especialmente em economias mais vulneráveis (Beirne et al., 2024; Kotz et al., 2024; Cevik e Jalles, 2023; Qi et al., 2025). Essa literatura sugere que a *climateflation* deve ser analisada como fenômeno setorial e regionalmente condicionado.

No Brasil, a incorporação de variáveis climáticas aos modelos de inflação é coerente com a prática recente de modelagem macroeconômica. BCB (2024) indica que anomalias climáticas podem contribuir para identificar choques de oferta e prever a inflação, especialmente em alimentação no domicílio. Além disso, evidências sobre preços de energia elétrica sugerem que o canal climático pode operar por meio de custos de geração, regimes hidrológicos e mecanismos tarifários (Matias e Tabak, 2025), enquanto estudos subnacionais reforçam a importância de investigar a relação entre clima e preços agrícolas (Ferreira, 2025).

Diante dessa literatura, permanece uma lacuna relevante para economias como a brasileira. Embora a evidência internacional tenha avançado na análise dos efeitos do clima sobre inflação, alimentos, energia e política monetária, ainda há espaço para estudos que combinem anomalias climáticas contínuas, componentes desagregados do IPCA, heterogeneidade regional por biomas, modelos autorregressivos com variáveis exógenas, funções de resposta ao impulso e medidas de *connectedness*. Assim, este artigo trata a *climateflation* brasileira como fenômeno setorial, regional e institucionalmente mediado, preservando a distinção entre choques primários de oferta, mecanismos

de repasse e interdependência dinâmica entre preços.

3 BASE DE DADOS, FONTES E CONSTRUÇÃO DAS VARIÁVEIS

A base de dados utilizada na investigação empírica combina séries mensais de inflação ao consumidor, controles macroeconômicos, anomalias climáticas contínuas e controle tarifário específico para energia elétrica residencial. A unidade temporal é mensal, com amostra compreendida entre janeiro de 2003 e dezembro de 2025, e a unidade espacial abrange o agregado Brasil e as localidades de Belém, Fortaleza, Recife, Salvador, Goiânia, Brasília, Belo Horizonte, Rio de Janeiro, São Paulo, Curitiba e Porto Alegre. A estrutura espacial também permite a construção de sínteses descritivas por bioma, classificando as localidades em Amazônia, Caatinga, Cerrado, Mata Atlântica e Pampa, além do agregado nacional.

A base climática é construída a partir de registros meteorológicos diários e mensais, provenientes prioritariamente do INMET (2025) e complementados, quando necessário, por dados da NASA POWER (2026). As anomalias climáticas consideradas na especificação principal são temperatura média, precipitação total, radiação solar e pressão atmosférica. A opção por anomalias padronizadas por localidade e mês-calendário decorre do fato de que a normalidade climática varia de maneira significativa entre regiões brasileiras, de modo que um mesmo valor absoluto de temperatura, chuva, radiação ou pressão pode representar condição usual em uma localidade e desvio relevante em outra. Essa preocupação é compatível com a literatura climática que enfatiza a heterogeneidade regional dos impactos físicos das mudanças climáticas e dos eventos extremos (IPCC, 2021; IPCC, 2022).

A escolha dessas variáveis climáticas decorre de sua relevância para os canais de transmissão entre clima, alimentos, energia e preços relativos. Temperatura média, precipitação, radiação solar e pressão atmosférica captam dimensões associadas à produtividade agrícola, disponibilidade hídrica, condições meteorológicas, demanda e geração de energia, logística e custos de abastecimento. Assim, o conjunto de variáveis permite representar choques climáticos capazes de afetar a dinâmica do IPCA, especialmente nos componentes de alimentos e energia (IPCC, 2021; IPCC, 2022; Kotz et al., 2024; Beirne et al., 2024; BCB, 2024; EPE, 2023).

A Tabela 1 sintetiza as variáveis utilizadas na base empírica. A tabela unifica os componentes de inflação em uma única notação, agrupa as variáveis climáticas sob a categoria de anomalia climática e apresenta os controles macroeconômicos e tarifários empregados na modelagem.

As anomalias climáticas são construídas de forma contínua e padronizada. Seja $X_{i,t}^{k}$ uma variável climática do tipo k observada para a localidade i no mês t, e seja $m(t)$ o mês-calendário

Tabela 1 – Síntese das Variáveis Utilizadas na Base Empírica

Variável	Descrição	Fonte
$\pi_{i,t}^{g}$	Inflação mensal dessazonalizada do componente g do IPCA na localidade i e no mês t. O índice g representa, alternativamente, IPCA total, alimentação e bebidas, alimentação no domicílio, alimentação fora do domicílio, energia elétrica residencial ou combustíveis de veículos.	SIDRA/IBGE
$z_{i,t}^{k}$	Anomalia climática contínua e padronizada do tipo k, calculada por localidade e mês-calendário. O índice k representa temperatura média, precipitação total, radiação solar ou pressão atmosférica.	INMET; NASA POWER
$\mathbb{E}_t(\pi_{t+h})$	Expectativa de inflação utilizada como controle para o componente prospectivo da dinâmica inflacionária.	BCB/Focus
y_t	Hiato do produto obtido a partir do IBC-Br, utilizado como proxy mensal para o ciclo da atividade econômica.	BCB/SGS
$reer_t$	Taxa de câmbio real efetiva, incorporada para controlar pressões cambiais sobre a inflação doméstica.	BIS/Bank
$gscpi_t$	Global Supply Chain Pressure Index, utilizado como indicador de pressões globais nas cadeias de suprimentos.	Federal Reserve Bank of New York
D_t^{crise}	Dummy de crise, igual a um nos meses associados à crise financeira internacional de 2008–2009 ou à pandemia de Covid-19, e igual a zero nos demais meses.	CODACE
$B_{i,t}^{crit}$	Dummy crítica de bandeira tarifária, utilizada exclusivamente nas estimações para energia elétrica residencial. A variável assume valor unitário nos meses classificados como bandeira vermelha patamar 2 ou bandeira de escassez hídrica, preservando a dimensão regulatória e tarifária mais severa do preço de energia.	ANEEL

Fonte: Elaboração própria.

correspondente. Para cada variável climática $k \in \{TM, P, R, B\}$, em que TM representa temperatura média, P precipitação total, R radiação solar e B pressão atmosférica, definem-se a média histórica local $\mu_{i,m}^{k}$ e o desvio-padrão histórico local $\sigma_{i,m}^{k}$ no período de referência de janeiro de 2000 a dezembro de 2025. A anomalia padronizada é dada por:

$$z_{i,t}^{k} = \frac{X_{i,t}^{k} - \mu_{i,m(t)}^{k}}{\sigma_{i,m(t)}^{k}}. \tag{1}$$

A Equação 1 expressa o desvio da variável climática em unidades de desvio-padrão de sua própria distribuição histórica local para o mesmo mês-calendário. Assim, $z_{i,t}^{k} = 1$ indica que a variável está um desvio-padrão acima da média histórica local daquele mês, enquanto $z_{i,t}^{k} = -1$ indica que ela está um desvio-padrão abaixo dessa média. Essa padronização permite comparar anomalias entre localidades sem impor a hipótese de que todas possuem a mesma climatologia de referência. Além disso, como as variáveis permanecem contínuas, a base preserva a intensidade do choque climático, o que é fundamental para diferenciar desvios moderados de eventos de maior magnitude.

3.1 Estatísticas Descritivas

A Tabela 2 apresenta uma síntese das estatísticas descritivas para o agregado Brasil, considerando os componentes de inflação, as anomalias climáticas e os controles macroeconômicos contínuos utilizados na base estacionária de modelagem. Os componentes de preços estão expressos em pontos percentuais da inflação mensal dessazonalizada, de modo que seus valores médios representam a variação média mensal de cada item ou grupo do IPCA no período analisado. Observa-se que o IPCA total apresenta média mensal de 0,47 p.p. e desvio-padrão de 0,34 p.p., enquanto Alimentação e Bebidas, Alimentação no Domicílio e Alimentação fora do domicílio apresentam médias mensais de 0,55 p.p., 0,53 p.p. e 0,61 p.p., respectivamente.

Tabela 2 – Estatísticas Descritivas

Variável	Observações	Média	Desvio-padrão	Mínimo	Máximo
IPCA total	276	0,47	0,34	-0,61	2,20
Alimentação e bebidas	276	0,55	0,65	-0,91	3,17
Alimentação no domicílio	276	0,53	0,90	-1,60	4,42
Alimentação fora do domicílio	276	0,61	0,34	-0,28	1,87
Energia elétrica residencial	210	0,63	3,59	-15,17	22,08
Combustíveis (veículos)	276	0,47	2,62	-14,14	11,23
Temperatura média	276	0,27	1,05	-2,16	3,39
Precipitação	276	0,01	1,04	-2,36	3,01
Radiação solar	276	-0,16	0,95	-2,56	2,52
Pressão atmosférica	276	0,18	0,88	-2,45	2,32
Expectativas de inflação	276	0,42	0,20	-0,24	1,31
Hiato do produto	276	0,00	3,52	-13,64	8,51
Câmbio real efetivo	275	0,10	3,94	-20,54	11,45
GSCPI	275	0,00	0,40	-1,48	1,36

Nota: as variáveis de inflação estão em pontos percentuais mensais dessazonalizados; as anomalias climáticas seguem a definição apresentada na Equação 1; o hiato do produto é medido via filtro HP, enquanto o câmbio real efetivo e o GSCPI aparecem em primeira diferença.

As variáveis climáticas devem ser lidas conforme a definição formal das anomalias apresentada na Equação 1. Portanto, os valores reportados para temperatura média, precipitação, radiação solar e pressão atmosférica não correspondem às unidades físicas originais dessas variáveis, mas à escala padronizada utilizada na modelagem.

4 ESTRATÉGIA EMPÍRICA

A estratégia empírica combina três procedimentos complementares. Em primeiro lugar, estima-se uma especificação autorregressiva com variáveis exógenas para mensurar a resposta dinâmica dos componentes da inflação às anomalias climáticas contínuas. Em segundo lugar, calculam-se funções de resposta ao impulso para choques climáticos de um desvio-padrão, permitindo avaliar a direção,

a magnitude e a persistência temporal da resposta dos preços no curto prazo. Em terceiro lugar, utiliza-se a abordagem de *connectedness*, baseada na decomposição generalizada da variância dos erros de previsão, para examinar a interdependência dinâmica entre anomalias climáticas, controles macroeconômicos contínuos e inflação. A estrutura geral parte da tradição dos modelos autorregressivos vetoriais inaugurada por Sims (1980), da formulação de séries temporais multivariadas discutida por Lütkepohl (2005), da análise de respostas generalizadas de Koop, Pesaran e Potter (1996) e Pesaran e Shin (1998), e das medidas de conectividade propostas por Diebold e Yilmaz (2012) e Diebold e Yilmaz (2014).

4.1 Modelo Autorregressivo com Anomalias Climáticas Exógenas

Para cada localidade i, componente de inflação g e anomalia climática k, estima-se uma equação autorregressiva com variáveis exógenas. Seja $\pi_{i,t}^{g}$ a inflação mensal dessazonalizada do componente g do IPCA na localidade i e no mês t, em que g representa, alternativamente, IPCA total, alimentação e bebidas, alimentação no domicílio, alimentação fora do domicílio, energia elétrica residencial ou combustíveis de veículos. Seja $z_{i,t}^{k}$ a anomalia climática padronizada do tipo k, com $k \in \{TM, P, R, B\}$, em que TM representa temperatura média, P precipitação total, R radiação solar e B pressão atmosférica. A especificação principal é dada por:

$$\pi_{i,t}^{g} = \alpha_{i}^{g,k} + \sum_{\ell=1}^{p_{i,g,k}} \phi_{i,\ell}^{g,k} \pi_{i,t-\ell}^{g} + \sum_{\ell=0}^{2} \beta_{i,\ell}^{g,k} z_{i,t-\ell}^{k} + \sum_{\ell=0}^{2} \gamma_{i,\ell}^{g,k\prime} \mathbf{w}_{t-\ell} + \mathbb{1}(g = ee) \sum_{\ell=0}^{2} \delta_{i,\ell}^{g,k} B_{i,t-\ell}^{crit} + u_{i,t}^{g,k}. \tag{2}$$

Na Equação 2, $\alpha_{i}^{g,k}$ é o intercepto específico da localidade, $\phi_{i,\ell}^{g,k}$ captura a persistência autorregressiva da inflação, $\beta_{i,\ell}^{g,k}$ mede a associação dinâmica entre a anomalia climática k e o componente de inflação g, $\mathbf{w}_t$ representa o vetor de controles macroeconômicos, $B_{i,t}^{crit}$ representa a dummy crítica de bandeira tarifária utilizada exclusivamente no bloco de energia elétrica residencial, e $u_{i,t}^{g,k}$ é o termo de erro. O operador $\mathbb{1}(g = ee)$ indica que o controle tarifário é incluído apenas quando a variável dependente é a inflação de energia elétrica residencial. Portanto, esse controle não entra nas equações dos demais componentes do IPCA.

O vetor de controles macroeconômicos inclui a expectativa de inflação, o hiato do produto obtido a partir do IBC-Br por meio do filtro HP, a taxa de câmbio real efetiva, o indicador global de pressões nas cadeias de suprimentos e uma dummy de crise. Essa dummy identifica os meses associados à crise financeira internacional de 2008–2009, entre setembro de 2008 e junho de 2009, e à pandemia de Covid-19, entre março de 2020 e dezembro de 2021 (BCB, 2024).

No caso específico da energia elétrica residencial, inclui-se adicionalmente uma dummy crítica de bandeira tarifária, que assume valor unitário nos meses classificados como bandeira vermelha pata-

mar 2 ou bandeira de escassez hídrica, e valor zero nos demais períodos. Esse controle busca capturar episódios tarifários mais severos, nos quais os preços de energia refletem condições regulatórias e hidrológicas excepcionais.

4.2 Funções de Resposta ao Impulso a Choques Climáticos

As funções de resposta ao impulso são utilizadas para mensurar a trajetória dinâmica da inflação após um choque climático exógeno. Como as anomalias climáticas seguem a padronização apresentada na Equação 1, o choque considerado corresponde a uma elevação de um desvio-padrão em $z_{i,t}^{k}$. A resposta da inflação do componente g, na localidade i, a um choque climático k no horizonte h é definida como:

$$IRF_{i}^{g,k}(h) = \mathbb{E}\left[\pi_{i,t+h}^{g} \mid z_{i,t}^{k} = z_{i,t}^{k} + 1, \Omega_{t}\right] - \mathbb{E}\left[\pi_{i,t+h}^{g} \mid z_{i,t}^{k}, \Omega_{t}\right], \tag{3}$$

em que Ω_t representa o conjunto de informações disponível no período inicial. A Equação 3 compara a trajetória condicional da inflação sob um choque climático de um desvio-padrão com a trajetória contrafactual sem o choque adicional, mantendo constante o estado inicial do sistema. As respostas são interpretadas em pontos percentuais da inflação mensal dessazonalizada do respectivo componente.

O horizonte principal das funções de resposta é de quatro meses. A incerteza das respostas é avaliada por bootstrap do tipo *wild*, com 500 reamostragens. Formalmente, para cada horizonte h e nível de confiança $1-\alpha$, tem-se:

$$IC_{i,1-\alpha}^{g,k}(h) = \left[\widehat{IRF}_{i}^{g,k,\alpha/2}(h), \widehat{IRF}_{i}^{g,k,1-\alpha/2}(h)\right], \tag{4}$$

em que os limites inferior e superior correspondem aos quantis empíricos da distribuição bootstrap da resposta. A utilização de reamostragem é apropriada porque as funções de resposta são combinações dos parâmetros estimados e porque a inferência em modelos dinâmicos pode ser sensível à incerteza dos coeficientes autorregressivos e exógenos (Efron e Tibshirani, 1993; Kilian e Lütkepohl, 2017).

4.3 Análise de Connectedness

A análise de *connectedness* complementa as funções de resposta ao impulso ao investigar a interdependência dinâmica entre anomalias climáticas, controles macroeconômicos contínuos e inflação. Diferentemente da etapa VARX, na qual a anomalia climática é tratada como variável exógena, nesta etapa as variáveis são organizadas em um sistema VAR reduzido. O objetivo não é identificar causalidade estrutural, mas mensurar a participação relativa de cada variável na decomposição da variância dos erros de previsão e, com isso, avaliar a estrutura estatística de transmissão do clima para os preços. Essa abordagem segue a tradição dos *spillovers* direcionais de Diebold e Yilmaz (2012) e da interpretação em topologia de redes de Diebold e Yilmaz (2014).

Para cada localidade i, componente de inflação g e anomalia climática k, define-se o vetor endógeno:

$$\mathbf{q}_{i,t}^{g,k} = \left[z_{i,t}^{k}, \mathbb{E}_t(\pi_{t+h}), y_t, reer_t, gscpi_t, \pi_{i,t}^{g} \right]'. \tag{5}$$

A Equação 5 inclui uma anomalia climática por vez, os controles macroeconômicos contínuos e a inflação do componente analisado.

O sistema é estimado por um VAR em forma reduzida:

$$\mathbf{q}_{i,t}^{g,k} = \mathbf{a}_{i}^{g,k} + \sum_{\ell=1}^{p} \mathbf{A}_{i,\ell}^{g,k} \mathbf{q}_{i,t-\ell}^{g,k} + \boldsymbol{\varepsilon}_{i,t}^{g,k}, \tag{6}$$

em que $\mathbf{a}_{i}^{g,k}$ é o vetor de constantes, $\mathbf{A}_{i,\ell}^{g,k}$ são as matrizes autorregressivas, p é a ordem de defasagem selecionada pelo critério BIC e $\boldsymbol{\varepsilon}_{i,t}^{g,k}$ é o vetor de inovações com matriz de covariância $\Sigma_{i}^{g,k}$. A análise utiliza decomposição generalizada da variância dos erros de previsão, de modo que os resultados não dependem da ordenação das variáveis no sistema (Koop, Pesaran e Potter, 1996; Pesaran e Shin, 1998).

Seja $\widetilde{\theta}_{ij}^{g,k}(H)$ a contribuição normalizada dos choques na variável j para a variância do erro de previsão da variável i no horizonte H. O Índice Total de Conectividade é definido por:

$$TCI_{i}^{g,k}(H) = 100 \cdot \frac{\sum_{r=1}^{N} \sum_{\substack{s=1 \\ s \neq r}}^{N} \widetilde{\theta}_{rs}^{g,k}(H)}{\sum_{r=1}^{N} \sum_{s=1}^{N} \widetilde{\theta}_{rs}^{g,k}(H)}, \tag{7}$$

em que N é o número de variáveis do sistema. O TCI mede a proporção da variância de previsão explicada por choques cruzados, isto é, por choques originados em variáveis diferentes daquela cuja variância está sendo decomposta.

Para avaliar a direção líquida da conectividade par-a-par entre anomalias climáticas e inflação, utiliza-se a medida NPDC, definida como:

$$NPDC_{a,b}^{g,k}(H) = \widetilde{\theta}_{b,a}^{g,k}(H) - \widetilde{\theta}_{a,b}^{g,k}(H), \tag{8}$$

em que a e b representam duas variáveis do sistema. Quando a corresponde à anomalia climática e b ao componente de inflação, valores positivos de $NPDC_{a,b}^{g,k}(H)$ indicam predominância líquida da transmissão estatística da anomalia climática para o preço. Valores negativos indicam saldo líquido contrário na decomposição par-a-par, sem que isso deva ser interpretado como causalidade econômica do preço sobre o clima.

A estimação das medidas de *connectedness* é realizada em janelas móveis de 60 meses, com horizonte de previsão de 12 meses.

5 RESULTADOS

5.1 Especificação dos Modelos Estimados

Os testes de raiz unitária foram aplicados antes e depois do tratamento de estacionariedade, considerando os testes ADF, PP e KPSS. A síntese apresentada na Tabela 3 indica que os componentes de preços utilizados nas estimações já eram estacionários, não exigindo transformação adicional. Entre as anomalias climáticas, 43 combinações variável-localidade foram classificadas como estacionárias, enquanto cinco exigiram primeira diferença mensal por localidade. Nos controles macroeconômicos contínuos, a expectativa de inflação e o hiato do produto foram preservados em nível, ao passo que o câmbio real efetivo e o GSCPI foram diferenciados quando classificados como não estacionários. Após o tratamento, todas as séries contínuas utilizadas nas estimações foram classificadas como estacionárias, enquanto as dummies macroeconômicas e tarifárias foram mantidas em nível por construção.

Tabela 3 – Testes de Raiz Unitária e Tratamento de Estacionariedade

Grupo de variável	Total	Estac.	Tratadas	Tratamento aplicado
Preços do IPCA	72	72	0	Mantidas em nível
Anomalias climáticas	48	43	5	Primeira diferença quando necessário
Controles macroeconômicos contínuos	48	24	24	Primeira diferença quando necessário
Controles tarifários contínuos	24	24	0	Mantidos em nível
Dummies macroeconômicas e tarifárias	36	–	0	Não testadas; mantidas em nível

Nota: foram considerados os testes ADF, PP e KPSS.

A seleção de defasagens e os testes LM são sintetizados na Tabela 4. Nos modelos VARX/ARX utilizados para as funções de resposta ao impulso, o critério BIC selecionou majoritariamente uma defasagem: das 288 combinações de localidade, bloco de preço e anomalia climática, 225 utilizaram $p = 1$. As demais especificações exigiram ordens superiores, sobretudo nos blocos de energia elétrica residencial, combustíveis e IPCA total, coerentemente com a maior volatilidade e complexidade institucional desses componentes. Os testes LM por equação não rejeitam a ausência de autocorrelação residual nos 288 modelos estimados. Nos VARs reduzidos utilizados para a análise de *connectedness*, o critério BIC selecionou $p = 1$ em todas as combinações, também sem rejeição de autocorrelação residual. Assim, a estrutura dinâmica adotada mostra-se adequada para a estimação das IRFs e das medidas de conectividade.

Tabela 4 – Seleção de Defasagens e Testes LM dos Modelos VAR/VARX

Modelo	Total	$p = 1$	$p = 2$	$p = 3$	$p = 4$	$p = 5$	$p = 6$	Diagnóstico LM
VARX/ARX – IRFs	288	225	22	11	13	4	13	288 não rejeitam
VAR reduzido – connectedness	288	288	0	0	0	0	0	288 não rejeitam

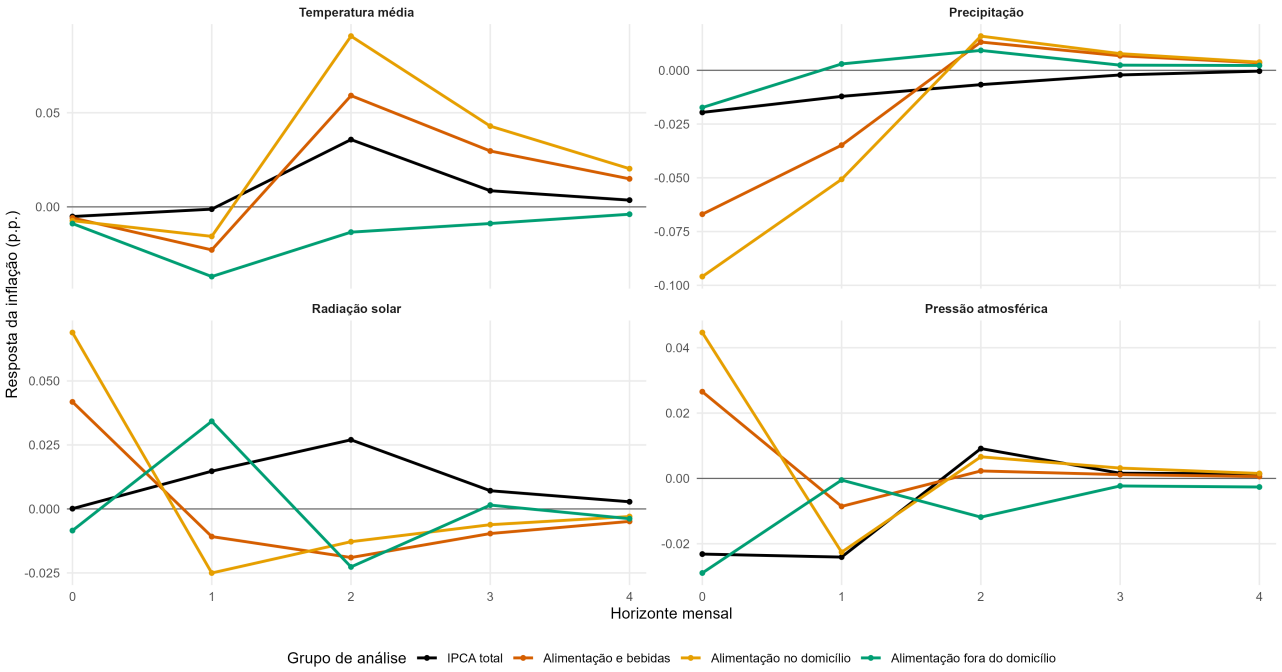
Nota: a seleção de defasagens foi realizada pelo critério BIC; o teste LM avalia autocorrelação residual dos modelos estimados.

5.2 Respostas Dinâmicas Nacional da Inflação às Anomalias Climáticas

A análise inicia-se pelas funções de resposta ao impulso estimadas para o agregado Brasil. Como as anomalias climáticas foram construídas conforme a Equação 1, cada choque representa uma variação de um desvio-padrão em relação à climatologia da própria localidade no mesmo mês-calendário. As respostas decorrem da especificação autorregressiva com variáveis exógenas descrita na Equação 2 e correspondem à diferença condicional entre uma trajetória com choque climático e uma trajetória contrafactual sem choque adicional, nos termos da Equação 3.

A Figura 1 evidencia que o canal climático se manifesta de forma particularmente relevante nos componentes alimentares do IPCA. Diante de choques de temperatura média, Alimentação no Domicílio apresenta a resposta mais expressiva, alcançando aproximadamente 0,09 p.p. no segundo mês e permanecendo positiva nos horizontes subsequentes. Alimentação e Bebidas também responde positivamente, com pico próximo de 0,06 p.p. no segundo mês. Esse resultado sugere que aumentos anômalos de temperatura se associam a pressões inflacionárias nos preços de alimentos, possivelmente por meio de efeitos sobre produtividade agrícola, perecibilidade, disponibilidade hídrica, custos de abastecimento e logística.

Figura 1 – IRFs Agregadas no Brasil: IPCA Total e Componentes de Alimentação



Fonte: Elaboração própria.

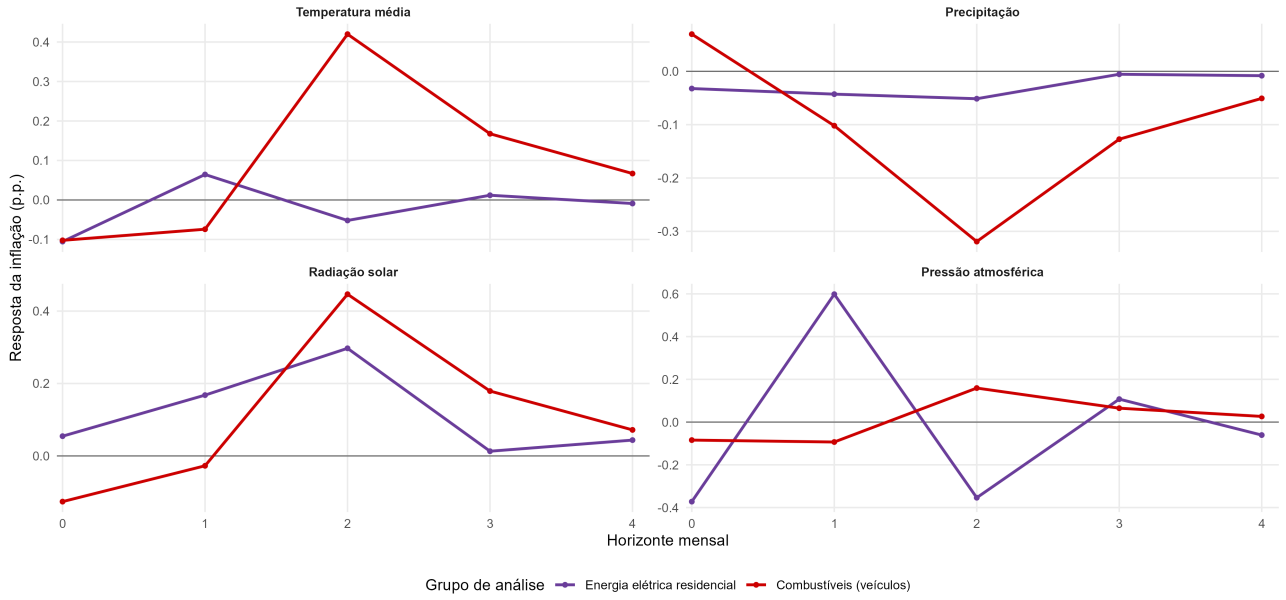
A radiação solar também revela um canal relevante para os preços alimentares. No horizonte contemporâneo, Alimentação no Domicílio e Alimentação e Bebidas apresentam respostas positivas, indicando que desvios nas condições de radiação podem afetar componentes diretamente ligados à

produção e ao abastecimento de alimentos. Ainda que as respostas se ajustem nos meses seguintes, o resultado reforça a sensibilidade dos grupos alimentares às condições climáticas, especialmente nos itens mais expostos a choques de oferta.

No caso da precipitação, observa-se resposta inicial negativa em Alimentação no Domicílio e Alimentação e Bebidas, seguida de reversão nos horizontes posteriores. Esse padrão é economicamente relevante porque a precipitação pode operar por canais distintos, em determinados contextos, maior disponibilidade hídrica pode aliviar restrições produtivas; em outros, chuvas excessivas podem afetar colheitas, transporte e armazenagem. A dinâmica estimada sugere, portanto, que o efeito da chuva sobre os preços alimentares não é mecânico, mas depende do horizonte temporal e das condições específicas de produção e abastecimento.

A Figura 2 apresenta separadamente as respostas de Energia elétrica residencial e Combustíveis (veículos), pois esses itens são mais desagregados e institucionalmente mediados do que os grupos gerais do IPCA e os subgrupos alimentares. Os resultados mostram que esses itens respondem de forma relevante a diferentes dimensões climáticas, especialmente temperatura média, radiação solar, precipitação e pressão atmosférica.

Figura 2 – IRFs Agregadas no Brasil: Energia Elétrica Residencial e Combustíveis



Fonte: Elaboração própria.

No caso dos Combustíveis (veículos), os resultados indicam respostas de magnitude elevada, sobretudo diante de choques de temperatura média e radiação solar. Em ambos os casos, a resposta torna-se fortemente positiva no segundo mês, superando 0,40 p.p., e permanece positiva nos horizontes seguintes, ainda que com dissipação gradual. Esse padrão sugere que os combustíveis capturam de maneira sensível choques climáticos associados a custos de transporte, condições logísticas, demanda

energética e pressões indiretas sobre cadeias de abastecimento. A precipitação, por sua vez, apresenta resposta negativa mais intensa no segundo mês, próxima de -0,32 p.p.

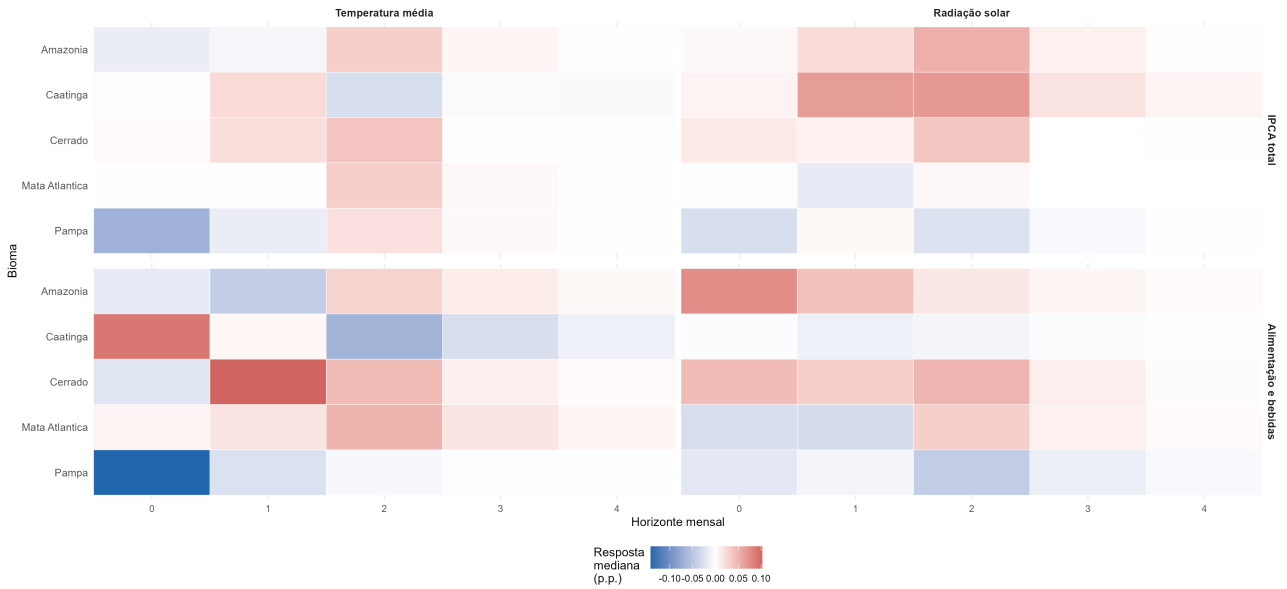
Para Energia elétrica residencial, as respostas também revelam canais relevantes, embora mais mediados institucionalmente. A radiação solar gera resposta positiva até o segundo mês, alcançando aproximadamente 0,30 p.p., enquanto a pressão atmosférica produz uma elevação expressiva no primeiro mês, próxima de 0,60 p.p., seguida de reversão no horizonte seguinte.

5.3 Respostas Dinâmicas por Biomas da Inflação às Anomalias Climáticas

A análise por biomas aprofunda a interpretação dos resultados agregados ao mostrar que a média nacional encobre heterogeneidade espacial substantiva. Como as anomalias foram construídas de forma contínua e padronizada por localidade e mês-calendário, conforme a Equação 1, cada choque representa um desvio em relação à climatologia própria de cada região, e não uma variação absoluta comum a todos os biomas. Por isso, os heatmaps desta subseção devem ser interpretados como sínteses regionais das respostas condicionais estimadas a partir da especificação VARX da Equação 2 e das funções de resposta ao impulso definidas na Equação 3.

As Figuras 3 e 4 sintetizam as respostas medianas do IPCA total e de Alimentação e Bebidas por bioma. O primeiro resultado substantivo é que o IPCA total apresenta respostas mais moderadas do que Alimentação e Bebidas.

Figura 3 – Heatmap das IRFs por Bioma:
IPCA Total e Alimentação e Bebidas, Temperatura Média e Radiação Solar



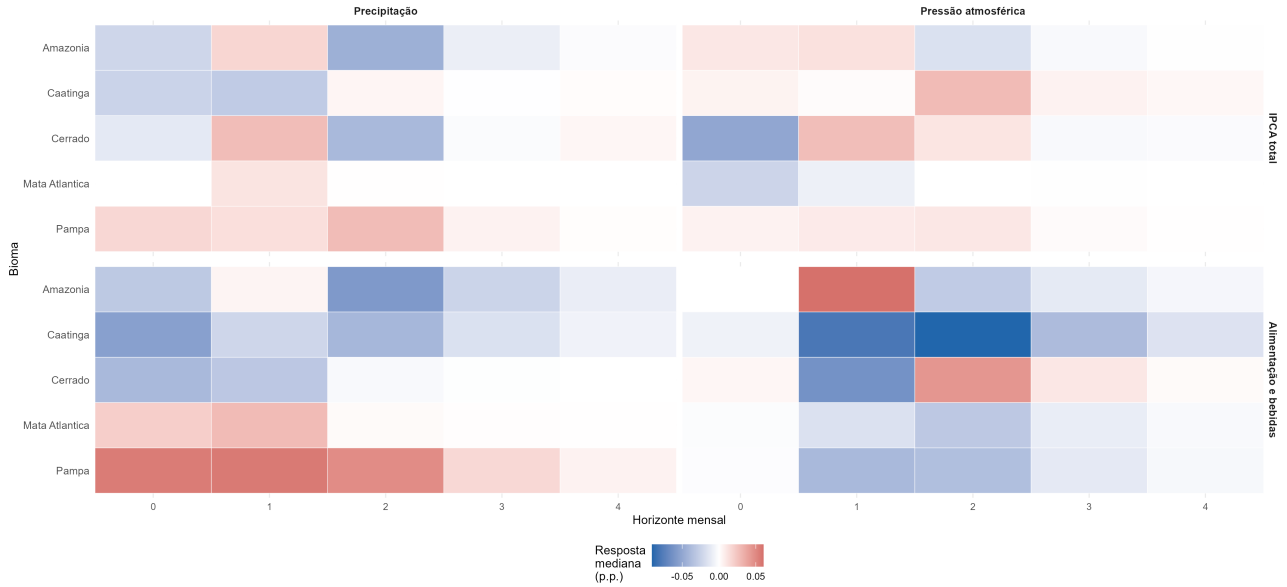
Nota: as cores representam a direção e a magnitude das respostas da inflação ao choque climático. Tons avermelhados indicam respostas positivas, enquanto tons azulados indicam respostas negativas. Tons mais escuros indicam respostas de maior magnitude absoluta, ao passo que tons mais claros indicam respostas mais próximas de zero.

Na Figura 3, a temperatura média revela um padrão de resposta compatível com a hipótese de que choques de calor afetam mais intensamente os preços alimentares do que o IPCA total. Para Alimentação e Bebidas, destacam-se respostas positivas na Caatinga no horizonte contemporâneo e no Cerrado no primeiro mês, indicando que desvios positivos de temperatura podem se traduzir rapidamente em pressões sobre preços em regiões mais sensíveis a estresse térmico, restrições hídricas e variações na produtividade agropecuária. O Pampa, por outro lado, apresenta resposta negativa contemporânea, o que sugere que o efeito de uma anomalia de temperatura depende da climatologia regional, do calendário produtivo e da composição local do abastecimento.

A radiação solar também apresenta respostas relevantes, sobretudo em Alimentação e Bebidas. A Amazônia registra resposta positiva contemporânea, enquanto o Cerrado apresenta respostas positivas nos primeiros horizontes, especialmente no segundo mês. Esse padrão pode refletir a interação entre radiação, evapotranspiração, umidade do solo, disponibilidade hídrica e desenvolvimento das culturas.

A Figura 4 mostra que precipitação e pressão atmosférica produzem respostas ainda mais heterogêneas. No caso da precipitação, Alimentação e Bebidas apresenta respostas negativas na Amazônia e na Caatinga em horizontes iniciais, mas respostas positivas no Pampa, especialmente entre os horizontes contemporâneo e dois meses. A pressão atmosférica, por sua vez, apresenta respostas expressivas em Alimentação e Bebidas, com sinais opostos entre biomas e horizontes.

Figura 4 – Heatmap das IRFs por Bioma:
IPCA Total e Alimentação e Bebidas, Precipitação e Pressão Atmosférica

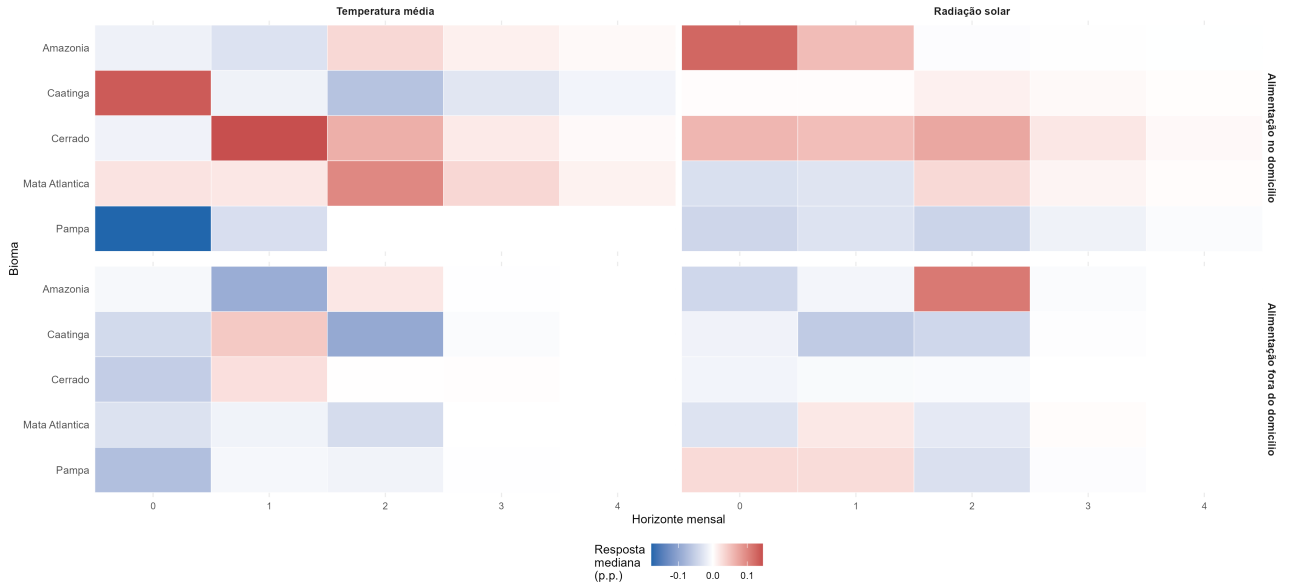


Nota: as cores representam a direção e a magnitude das respostas da inflação ao choque climático. Tons avermelhados indicam respostas positivas, enquanto tons azulados indicam respostas negativas. Tons mais escuros indicam respostas de maior magnitude absoluta, ao passo que tons mais claros indicam respostas mais próximas de zero.

As Figuras 5 e 6 aprofundam essa leitura ao separar Alimentação no Domicílio e Alimentação

fora do domicílio. A comparação é relevante porque os dois subgrupos possuem mecanismos distintos de formação de preços. Alimentação no Domicílio está mais próxima do choque de oferta agrícola e dos custos de abastecimento, enquanto Alimentação fora do domicílio incorpora, além dos insumos alimentares, trabalho, aluguel, energia, margens de comercialização, rigidez nominal e estratégias de suavização de preços. Portanto, espera-se que o primeiro subgrupo apresente respostas mais imediatas e intensas às anomalias climáticas, enquanto o segundo responda de maneira mais amortecida, defasada ou heterogênea.

Figura 5 – Heatmap das IRFs por Bioma:
Alimentação no Domicílio e Alimentação Fora do Domicílio, Temperatura Média e Radiação Solar



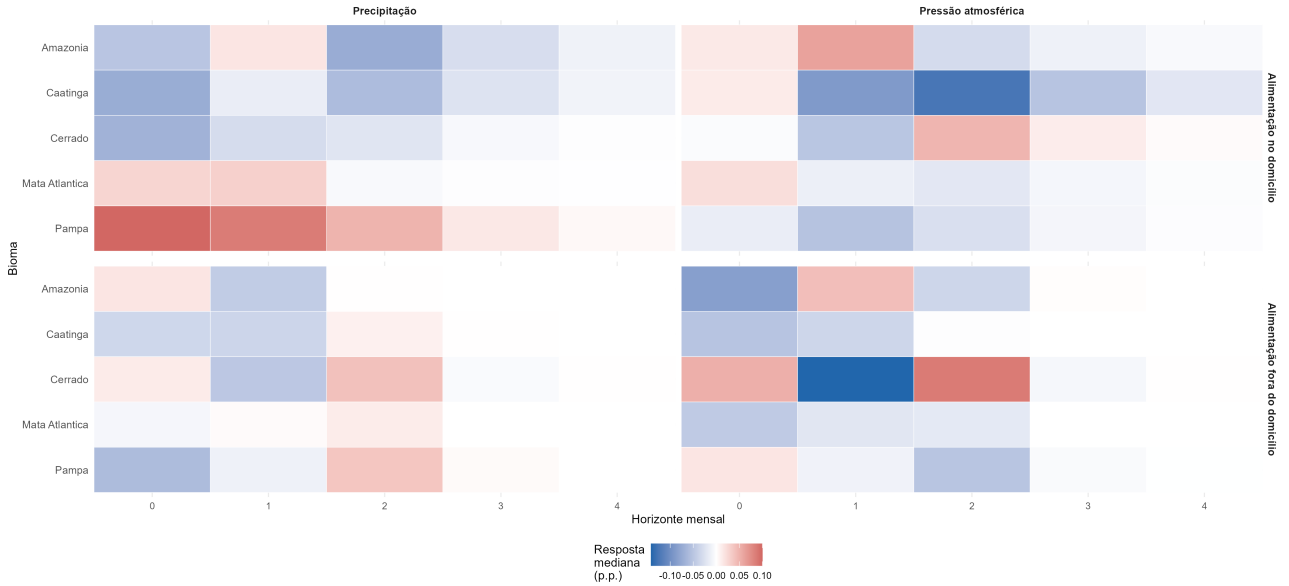
Nota: as cores representam a direção e a magnitude das respostas da inflação ao choque climático. Tons avermelhados indicam respostas positivas, enquanto tons azulados indicam respostas negativas. Tons mais escuros indicam respostas de maior magnitude absoluta, ao passo que tons mais claros indicam respostas mais próximas de zero.

A Figura 5 confirma que Alimentação no Domicílio é o subgrupo alimentar mais sensível às anomalias de temperatura média e radiação solar. No caso da temperatura, a Caatinga apresenta resposta positiva contemporânea expressiva, enquanto o Cerrado registra resposta positiva no primeiro mês e a Mata Atlântica no segundo mês. Em sentido oposto, o Pampa apresenta resposta negativa contemporânea. Essa configuração reforça a interpretação de que choques de calor afetam os preços alimentares de forma dependente do bioma, do calendário agrícola e das condições locais de produção. A radiação solar também apresenta respostas positivas importantes em Alimentação no Domicílio na Amazônia e no Cerrado, sugerindo que desvios nas condições de insolação podem atuar sobre produtividade, umidade do solo e disponibilidade hídrica.

Para Alimentação fora do domicílio, as respostas são menos sistemáticas. Há respostas pontuais, como a resposta positiva da Amazônia à radiação solar no segundo mês, mas o padrão geral é mais amortecido do que em Alimentação no Domicílio. Isso é consistente com a estrutura de preços desse

subgrupo, no qual o choque climático incide apenas sobre uma parte dos custos totais. A presença de rigidez nominal, custos de serviço, aluguel, salários e margens tende a reduzir a velocidade de repasse do choque climático para o preço final.

Figura 6 – Heatmap das IRFs por Bioma:
Alimentação no Domicílio e Alimentação Fora do Domicílio, Precipitação e Pressão Atmosférica

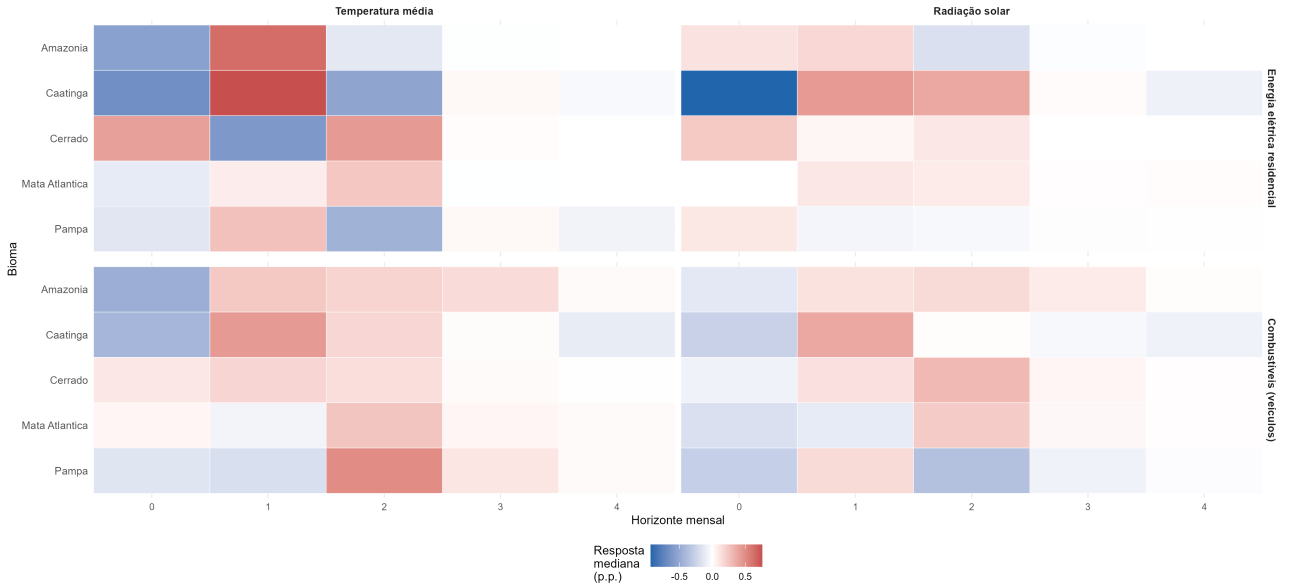


Nota: as cores representam a direção e a magnitude das respostas da inflação ao choque climático. Tons avermelhados indicam respostas positivas, enquanto tons azulados indicam respostas negativas. Tons mais escuros indicam respostas de maior magnitude absoluta, ao passo que tons mais claros indicam respostas mais próximas de zero.

A Figura 6 mostra que a precipitação reforça a assimetria entre Alimentação no Domicílio e Alimentação fora do domicílio. Para Alimentação no Domicílio, há respostas negativas em Amazônia e Caatinga em horizontes iniciais, mas respostas positivas no Pampa, especialmente nos primeiros meses. Esse padrão sugere que a precipitação pode tanto aliviar restrições produtivas quanto gerar choques adversos, a depender do regime climático local e da fase do ciclo produtivo. Para Alimentação fora do domicílio, a precipitação e a pressão atmosférica apresentam respostas menos uniformes, com sinais alternados entre biomas.

As Figuras 7 e 8 ampliam a análise para Energia elétrica residencial e Combustíveis. Esses componentes diferem dos alimentos porque a transmissão climática é mais institucionalmente mediada. No caso da energia elétrica, os preços dependem da interação entre demanda, condições hidrológicas, despacho térmico, bandeiras tarifárias, custos de geração, regras de reajuste e regulação. No caso dos combustíveis, a formação de preços é afetada por petróleo internacional, câmbio, tributos, política de preços, margens de distribuição e logística.

Figura 7 – Heatmap das IRFs por Bioma:
Energia Elétrica Residencial e Combustíveis, Temperatura Média e Radiação Solar

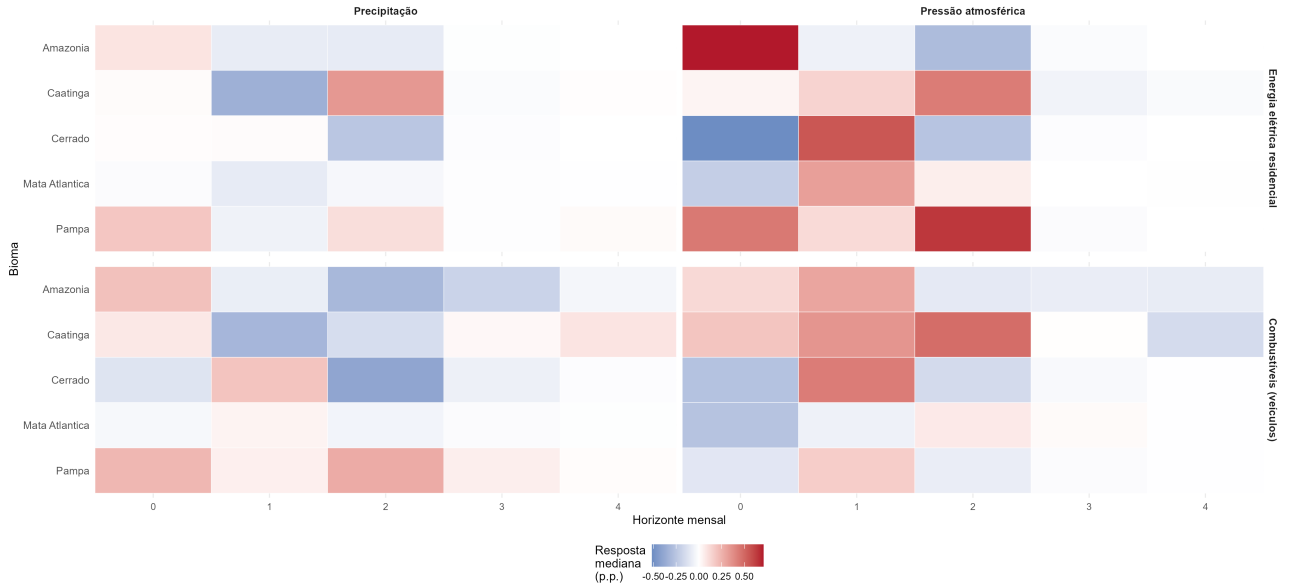


Nota: as cores representam a direção e a magnitude das respostas da inflação ao choque climático. Tons avermelhados indicam respostas positivas, enquanto tons azulados indicam respostas negativas. Tons mais escuros indicam respostas de maior magnitude absoluta, ao passo que tons mais claros indicam respostas mais próximas de zero.

Na Figura 7, Energia elétrica residencial apresenta respostas de elevada magnitude à temperatura média e à radiação solar, com sinais alternados entre biomas e horizontes. A Caatinga se destaca por resposta negativa contemporânea à radiação solar, seguida de respostas positivas nos horizontes seguintes, enquanto Amazônia e Cerrado exibem respostas relevantes à temperatura média. Esse padrão é coerente com a natureza dinâmica e regulada do setor elétrico: choques meteorológicos podem afetar simultaneamente a demanda por refrigeração, a disponibilidade hídrica, o despacho de fontes mais caras e a incidência de mecanismos tarifários. Como a tarifa residencial não é plenamente flexível, parte do efeito pode aparecer com defasagem ou ser parcialmente revertida nos meses seguintes.

Nos Combustíveis, temperatura média e radiação solar também geram respostas relevantes. A resposta positiva da Caatinga no primeiro mês à radiação solar e a resposta positiva do Pampa no segundo mês à temperatura média sugerem que choques climáticos podem estar associados a alterações nas condições de circulação, custos logísticos, demanda por transporte e pressões energéticas mais amplas. Entretanto, a presença de respostas negativas em alguns biomas e horizontes reforça que esse canal é indireto. Diferentemente dos alimentos, os combustíveis não dependem apenas de condições locais de produção, mas de cadeias de abastecimento integradas, preços internacionais, câmbio, tributação e políticas de precificação. Portanto, o heatmap indica exposição estatística do componente a choques climáticos, e não causalidade estrutural direta do clima sobre o preço dos combustíveis.

Figura 8 – Heatmap das IRFs por Bioma:
Energia Elétrica Residencial e Combustíveis, Precipitação e Pressão Atmosférica



Nota: as cores representam a direção e a magnitude das respostas da inflação ao choque climático. Tons avermelhados indicam respostas positivas, enquanto tons azulados indicam respostas negativas. Tons mais escuros indicam respostas de maior magnitude absoluta, ao passo que tons mais claros indicam respostas mais próximas de zero.

Considerando os Combustíveis da Figura 8, precipitação e pressão atmosférica sugerem um canal logístico e regionalmente condicionado. Chuvas e instabilidades atmosféricas podem alterar mobilidade, atrasar transporte, afetar rotas de distribuição e modificar custos de abastecimento. A presença de respostas positivas à pressão atmosférica em Caatinga e Cerrado, bem como respostas negativas em outros biomas e horizontes, indica que esse canal depende da infraestrutura regional, da integração dos mercados locais e da exposição das cadeias de abastecimento a eventos meteorológicos.

Em conjunto, os heatmaps mostram que a inflação climática brasileira possui três características centrais. Primeiro, ela é setorialmente concentrada, Alimentação no Domicílio, Alimentação e Bebidas, Energia elétrica residencial e Combustíveis apresentam respostas mais evidentes do que o IPCA total. Segundo, ela é regionalmente heterogênea, os sinais e magnitudes variam entre Amazônia, Caatinga, Cerrado, Mata Atlântica e Pampa, o que confirma a pertinência da construção das anomalias climáticas por localidade e mês-calendário. Terceiro, ela é institucionalmente mediada, nos alimentos, o canal climático é mais próximo da oferta agrícola, na energia elétrica e nos combustíveis, a transmissão depende de regulação, infraestrutura, logística, condições de geração e regras de precificação. Esses resultados dialogam diretamente com a análise de *connectedness* apresentada na sequência, enquanto as IRFs mostram a resposta dinâmica condicional a choques climáticos específicos, as medidas baseadas na decomposição generalizada da variância dos erros de previsão, como o *TCI* da Equação 7 e o *NPDC* da Equação 8, permitem avaliar em que medida esses choques participam da interdependência estatística entre clima, controles macroeconômicos e preços.

5.4 Connectedness, Spillovers e Canais Climáticos

A análise de *connectedness* complementa as funções de resposta ao impulso (IRFs) ao avaliar a exposição dinâmica dos componentes de preços a choques climáticos e macroeconômicos, a partir da decomposição generalizada da variância dos erros de previsão. O Índice Total de Conectividade (TCI), definido na Equação 7, mede a proporção da variância de previsão explicada por choques cruzados no sistema estimado, enquanto as medidas direcionais e par-a-par permitem decompor, de forma estatística, a origem e o destino desses *spillovers*. Essa abordagem segue a tradição dos *spillovers* direcionais de Diebold e Yilmaz (2012) e da interpretação em topologia de redes de Diebold e Yilmaz (2014). No entanto, como o objetivo substantivo do artigo é investigar *climateflation*, o modelo adotado avalia em que medida os preços recebem choques oriundos das anomalias climáticas e dos controles macroeconômicos. Assim, valores mais elevados de conectividade indicam maior participação de choques cruzados na variância de previsão dos preços, especialmente quando associados às anomalias climáticas e aos condicionantes macroeconômicos considerados no sistema.

A Tabela 5 apresenta uma síntese da matriz de *spillovers pairwise* para o Brasil. O IPCA total apresenta maior recebimento de *spillovers* do que transmissão líquida, com saldo líquido de conectividade (NET) negativo expressivo, o que é coerente com seu papel de índice agregado que absorve choques oriundos de componentes setoriais, controles macroeconômicos e anomalias climáticas. Alimentação e Bebidas e Alimentação no Domicílio também apresentam NET negativo na síntese agregada, indicando posição receptora líquida no sistema de conectividade. A coluna de principal contribuição climática direta sugere que a pressão atmosférica aparece como canal recorrente nas matrizes de decomposição, embora sua interpretação econômica deva ser mais cautelosa do que a de temperatura, precipitação e radiação solar, por envolver mecanismos físicos e econômicos menos diretos.

Tabela 5 – Matriz de *Spillovers Pairwise*: Brasil

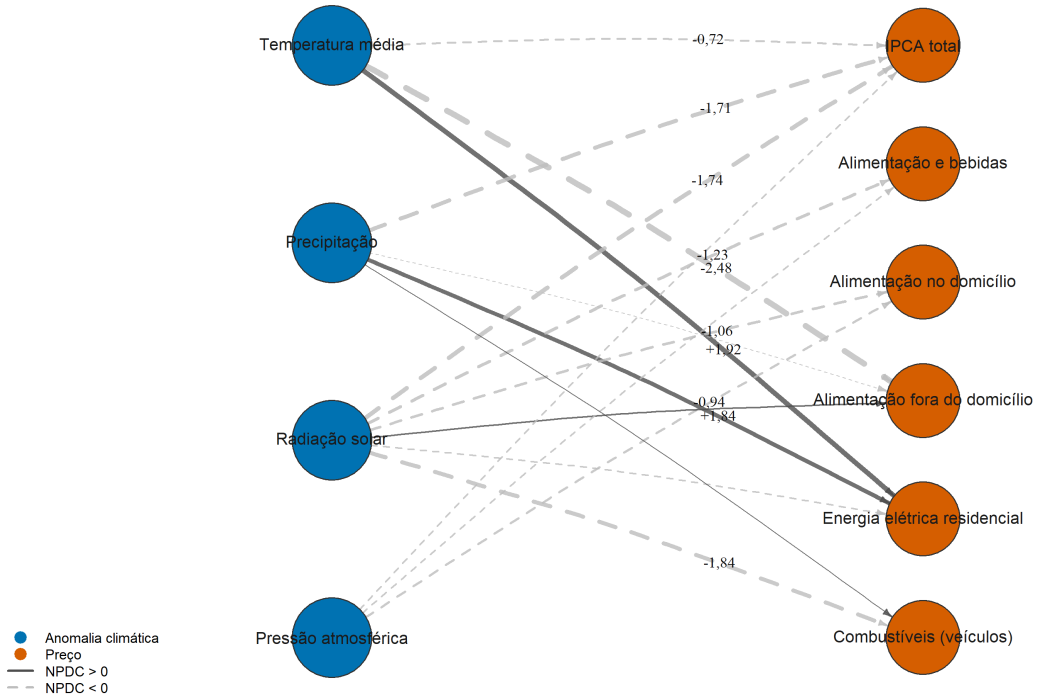
Bloco de preço	Own	FROM	TO	NET	NPT	Principal contribuição climática direta
IPCA total	69,38	59,73	20,21	-39,13	4	Pressão atmosférica (5,38)
Alimentação e Bebidas	76,89	25,90	17,07	-10,61	3	Pressão atmosférica (10,74)
Alimentação no Domicílio	74,16	24,77	17,34	-8,92	3	Pressão atmosférica (11,17)
Alimentação fora do domicílio	76,51	24,49	19,82	-6,73	2	Radiação solar (6,63)
Energia elétrica residencial	84,07	33,99	24,24	-4,93	1	Pressão atmosférica (6,50)
Combustíveis (veículos)	87,71	31,24	18,10	-10,00	1	Pressão atmosférica (3,17)

Nota: Own corresponde à contribuição própria mediana da variável para sua própria variância de previsão; FROM indica o recebimento estatístico de *spillovers* pelo bloco de preços; TO indica a transmissão estatística do bloco para as demais variáveis no sistema estimado; NET corresponde a TO menos FROM e deve ser interpretado apenas como saldo estatístico de conectividade, sem implicar causalidade estrutural; NPT, do inglês *net pairwise transmissions*, indica o número de canais climáticos com conectividade direcional líquida par-a-par positiva no sentido clima–preço; NPDC, do inglês *net pairwise directional connectedness*, representa a diferença líquida entre a contribuição do choque climático para o preço e a contribuição no sentido inverso.

Nos resultados para o Brasil, o TCI mediano situa-se em torno de 26 a 31 pontos, dependendo do bloco de preços, com patamar mais elevado no índice agregado. A mediana desse indicador aumenta no período da pandemia de Covid-19 e permanece mais elevada no período posterior, indicando que momentos de estresse macroeconômico e de choques simultâneos de oferta, demanda e cadeias produtivas podem elevar a conectividade estatística do sistema e ampliar a exposição dos preços a choques cruzados. Essa interpretação é coerente com a literatura recente sobre inflação em contexto de choques de oferta, reorganização de cadeias produtivas e reconfiguração pós-Covid (Del Negro et al., 2020; Crump et al., 2024; BCB, 2024).

A Figura 9 apresenta a rede de conectividade direcional líquida par-a-par (NPDC) agregada para o Brasil, restrita aos principais canais entre anomalias climáticas e preços. A visualização confirma a heterogeneidade capturada pela tabela: há canais positivos entre temperatura média e alimentação fora do domicílio, radiação solar e combustíveis, radiação solar e índice agregado, precipitação e índice agregado, além de canais positivos envolvendo radiação solar e componentes alimentares. Ao mesmo tempo, alguns vínculos não apresentam predominância líquida no sentido clima–preço, sobretudo para energia elétrica residencial.

Figura 9 – Rede de Conectividade Direcional Líquida Par-a-Par: Canais de Transmissão das Anomalias Climáticas para Preços no Brasil



Fonte: Elaboração própria. *Nota*: a rede apresenta apenas os principais vínculos líquidos entre anomalias climáticas e componentes de preços. Ligações positivas indicam predominância estatística do canal clima–preço na decomposição da variância, sem implicar causalidade estrutural.

6 CONCLUSÃO

Este artigo investigou a relação entre anomalias climáticas contínuas e a dinâmica inflacionária brasileira, com ênfase nos componentes de alimentos e energia e nas especificidades regionais dos diferentes biomas. Para isso, construiu-se uma base mensal para o período de janeiro de 2003 a dezembro de 2025, abrangendo o agregado Brasil e onze localidades do IPCA, com séries dessazonalizadas de inflação, controles macroeconômicos, anomalias climáticas padronizadas por localidade e mês-calendário e controle tarifário específico para energia elétrica residencial. A estratégia empírica combinou modelos autorregressivos com variáveis exógenas, funções de resposta ao impulso para choques climáticos de um desvio-padrão e medidas de *connectedness* baseadas na decomposição generalizada da variância dos erros de previsão.

Os resultados mostram que a *climateflation* brasileira se manifesta de forma setorial, regional e institucionalmente condicionada. A principal evidência é que os efeitos das anomalias climáticas aparecem com maior nitidez nos componentes mais expostos a choques de oferta, especialmente Alimentação no Domicílio, Alimentação e Bebidas, Energia elétrica residencial e Combustíveis (veículos). Nos grupos alimentares, as respostas são mais claras diante de anomalias de temperatura média, precipitação e radiação solar, indicando que o canal climático opera por meio de mecanismos associados à produtividade agrícola, disponibilidade hídrica, perecibilidade dos produtos, custos logísticos, abastecimento e repasse ao consumidor final.

Em conjunto, as evidências indicam que a inflação climática no Brasil não deve ser tratada como um fenômeno agregado, uniforme e linear. Ao contrário, os resultados mostram que seus efeitos se concentram em componentes específicos, variam entre biomas e localidades e dependem dos mecanismos próprios de formação de preços. Essa conclusão reforça a importância de incorporar variáveis climáticas aos modelos de acompanhamento e previsão da inflação, especialmente em economias como a brasileira, caracterizadas por elevada heterogeneidade territorial, peso relevante de alimentos e energia na cesta de consumo, dependência de condições hidrológicas e exposição recorrente a choques de oferta.

Do ponto de vista de política econômica, os resultados sugerem que o monitoramento da inflação deve incorporar informações climáticas de forma desagregada, combinando indicadores meteorológicos, dados regionais, componentes específicos do IPCA e informações setoriais sobre produção, abastecimento, logística, energia e regulação. Para alimentos, isso implica acompanhar de forma mais sistemática os efeitos de anomalias de temperatura, chuva e radiação sobre oferta agrícola e abastecimento regional. Para energia elétrica, reforça-se a necessidade de integrar informações

climáticas, hidrológicas e tarifárias à análise prospectiva dos preços. Para combustíveis, os resultados indicam a importância de considerar canais indiretos associados à logística, circulação e custos energéticos. Assim, a agenda de estabilidade de preços em contexto de mudanças climáticas exige modelos mais desagregados, regionalmente sensíveis e capazes de diferenciar choques primários, mecanismos de repasse e interdependências dinâmicas entre setores.

Por fim, algumas limitações devem ser reconhecidas. A abordagem adotada estima respostas condicionais a anomalias climáticas contínuas e medidas descritivas de conectividade, mas não identifica mecanismos estruturais completos nem substitui desenhos causais ou modelos estruturais de equilíbrio geral. Pesquisas futuras podem avançar em pelo menos quatro direções: i) incorporar assimetrias entre anomalias positivas e negativas; ii) explorar modelos espaciais ou painéis dinâmicos que capturem interdependências entre localidades; iii) ampliar a desagregação dos componentes do IPCA, especialmente alimentos in natura, tarifas públicas e combustíveis; e iv) comparar especificações autorregressivas com abordagens BVAR, SVAR ou modelos de mudança de regime. Ainda assim, os resultados apresentados indicam que a incorporação sistemática de variáveis climáticas é uma agenda promissora para compreender a dinâmica recente e futura da inflação brasileira.

Referências

ACEMOGLU, D.; CARVALHO, V. M.; OZDAGLAR, A.; TAHBAZ-SALEHI, A. The Network Origins of Aggregate Fluctuations. *Econometrica*, v. 80, n. 5, p. 1977–2016, 2012. <https://doi.org/10.3982/ECTA9623>.

BCB. *Atualização dos modelos semiestruturais de pequeno porte*. Brasília, 2024. Disponível em: <https://www.bcb.gov.br/content/ri/relatorioinflacao/202406/ri202406b12p.pdf>.

BEIRNE, J.; DAFERMOS, Y.; KRIWOLUZKY, A.; RENZHI, N.; VOLZ, U.; WITTICH, J. Weather-Related Disasters and Inflation in the Euro Area. *Journal of Banking & Finance*, v. 169, p. 107298, 2024. <https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2024.107298>.

BHATTACHARYA, R.; JAIN, R. Can Monetary Policy Stabilise Food Inflation? Evidence from Advanced and Emerging Economies. *Economic Modelling*, v. 89, p. 122–141, 2020. <https://doi.org/10.1016/j.econmod.2019.10.005>.

BONEVA, L.; FERRUCCI, G.; MONGELLI, F. P. Climate Change and Central Banks: What Role for Monetary Policy? *Climate Policy*, v. 22, n. 6, p. 770–787, 2022. <https://doi.org/10.1080/14693062.2022.2070119>.

CALVO, G. A. Staggered Prices in a Utility-Maximizing Framework. *Journal of Monetary Economics*, v. 12, n. 3, p. 383–398, 1983. <https://doi.org/10.1016/0304-3932(83)90060-0>.

CEVIK, S.; JALLES, J. T. *Eye of the Storm: The Impact of Climate Shocks on Inflation and Growth*. [S.l.], 2023. <https://doi.org/10.5089/9798400241307.001>.

CRUMP, R. K.; EUSEPI, S.; GIANNONI, M. P.; SAHIN, A. The Unemployment–Inflation Trade-Off Revisited: The Phillips Curve in COVID Times. *Journal of Monetary Economics*, v. 145, p. 103580, 2024. <https://doi.org/10.1016/j.jmoneco.2024.103580>.

DAFERMOS, Y.; NIKOLAIDI, M.; GALANIS, G. Climate Change, Financial Stability and Monetary Policy. *Ecological Economics*, v. 152, p. 219–234, 2018. <https://doi.org/10.1016/j.ecolecon.2018.05.011>.

Del Negro, M.; LENZA, M.; PRIMICERI, G. E.; TAMBALOTTI, A. What's Up with the Phillips Curve? *Brookings Papers on Economic Activity*, v. 51, n. 1, p. 301–373, 2020. <https://dx.doi.org/10.2139/ssrn.3641427>.

DELL, M.; JONES, B. F.; OLKEN, B. A. Temperature Shocks and Economic Growth: Evidence from the Last Half Century. *American Economic Journal: Macroeconomics*, v. 4, n. 3, p. 66–95, 2012. <https://doi.org/10.1257/mac.4.3.66>.

DIEBOLD, F. X.; YILMAZ, K. Better to Give than to Receive: Predictive Directional Measurement of Volatility Spillovers. *International Journal of Forecasting*, v. 28, n. 1, p. 57–66, 2012. <https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2011.02.006>.

DIEBOLD, F. X.; YILMAZ, K. On the Network Topology of Variance Decompositions: Measuring the Connectedness of Financial Firms. *Journal of Econometrics*, v. 182, n. 1, p. 119–134, 2014. <https://doi.org/10.1016/j.jeconom.2014.04.012>.

EFRON, B.; TIBSHIRANI, R. J. *An Introduction to the Bootstrap*. New York: Chapman & Hall/CRC, 1993.

EPE. *Escassez Hídrica em 2021: Diagnóstico e Oportunidades*. Brasília, 2023. Disponível em: <https://epe.gov.br>. Acesso em: 8 mai. 2026.

FERREIRA, C. C. *Análise Econométrica do Efeito das Anomalias de Temperatura no Preço de Commodities Agrícolas do Estado de São Paulo*. Dissertação (Dissertação de Mestrado) — Fundação Getulio Vargas, Escola de Políticas Públicas e Governo, 2025. <https://repositorio.fgv.br/items/2b5ad9cd-1cb1-40d9-9348-70083018041d>.

FONTANA, G.; SAWYER, M. Towards Post-Keynesian Ecological Macroeconomics. *Ecological Economics*, v. 121, p. 186–195, 2016. <https://doi.org/10.1016/j.ecolecon.2015.03.017>.

GALÍ, J.; GERTLER, M. Inflation Dynamics: A Structural Econometric Analysis. *Journal of Monetary Economics*, v. 44, n. 2, p. 195–222, 1999. <https://doi.org/10.1016/S0304-3932(99)00023-9>.

HAZELL, J.; HERRENO, J.; NAKAMURA, E.; STEINSSON, J. The Slope of the Phillips Curve: Evidence from U.S. States. *Quarterly Journal of Economics*, v. 137, n. 3, p. 1299–1344, 2022. <https://doi.org/10.1093/qje/qjac010>.

INMET. *BDMEP – Banco de Dados Meteorológicos para Ensino e Pesquisa*. 2025. Disponível em: <https://bdmep.inmet.gov.br/>. Acesso em: 11 mai. 2026.

IPCC. *Climate Change 2021: The Physical Science Basis. Contribution of Working Group I to the Sixth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change*. [S.l.]: Cambridge University Press, 2021. <https://doi.org/10.1017/9781009157896>.

IPCC. Central and South America. In: *Climate Change 2022: Impacts, Adaptation and Vulnerability. Contribution of Working Group II to the Sixth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change*. Cambridge: Cambridge University Press, 2022. p. 2043–2121. <https://doi.org/10.1017/9781009325844>.

KAUR, S. A Decade of Impact of Monetary Policy on Food Inflation: An Overview and Future Direction. *Vision*, v. 27, n. 4, p. 498–509, 2023. <https://doi.org/10.1177/09722629211015603>.

KILIAN, L.; LÜTKEPOHL, H. *Structural Vector Autoregressive Analysis*. Cambridge: Cambridge University Press, 2017. <https://doi.org/10.1017/9781108164818>.

KOOP, G.; PESARAN, M. H.; POTTER, S. M. Impulse Response Analysis in Nonlinear Multivariate Models. *Journal of Econometrics*, v. 74, n. 1, p. 119–147, 1996. <https://doi.org/10.1016/0304-4076(95)01753-4>.

KOTZ, M.; KUIK, F.; LIS, E.; NICKEL, C. Global Warming and Heat Extremes to Enhance Inflationary Pressures. *Communications Earth & Environment*, v. 5, n. 116, 2024. <https://doi.org/10.1038/s43247-023-01173-x>.

LÜTKEPOHL, H. *New Introduction to Multiple Time Series Analysis*. Berlin: Springer, 2005. <https://doi.org/10.1007/978-3-540-27752-1>.

MATIAS, M. d. C.; TABAK, B. M. Comparison of Indicator Saturation and Markov Regime-Switching Models for Brazilian Electricity Prices. *Energy Economics*, v. 144, p. 108341, 2025. <https://doi.org/10.1016/j.eneco.2025.108341>.

NASA POWER. *Data Services: Daily API*. 2026. <https://power.larc.nasa.gov/docs/services/api/temporal/daily/>.

PESARAN, M. H.; SHIN, Y. Generalized Impulse Response Analysis in Linear Multivariate Models. *Economics Letters*, v. 58, n. 1, p. 17–29, 1998. <https://doi.org/10.1016/S0165-1765(97)00214-0>.

QI, C.; MA, Y.; DU, M.; MA, X.; XU, Y.; ZHOU, X. Impacts of Climate Change on Inflation: An Analysis Based on Long and Short Term Effects and Pass-Through Mechanisms. *International Review of Economics & Finance*, v. 98, p. 103846, 2025. <https://doi.org/10.1016/j.iref.2025.103846>.

ROTEMBERG, J. J. Monopolistic Price Adjustment and Aggregate Output. *Journal of Political Economy*, v. 90, n. 6, p. 1187–1211, 1982. <https://doi.org/10.1086/261117>.

SCHNABEL, I. *A New Age of Energy Inflation: Climateflation, Fossilflation and Greenflation*. 2022. Speech, European Central Bank. <https://www.ecb.europa.eu/press/key/date/2022/html/ecb.sp220317_2~dbb3582f0a.en.html>.

SIMS, C. A. Macroeconomics and Reality. *Econometrica*, v. 48, n. 1, p. 1–48, 1980. <https://doi.org/10.2307/1912017>.

WOODFORD, M. *Interest and Prices: Foundations of a Theory of Monetary Policy*. Princeton: Princeton University Press, 2003. <https://press.princeton.edu/books/hardcover/9780691010496/interest-and-prices?srsltid=AfmBOoqEY4C37e7dLCR6ZkbG3Nd37XKY5Dc_lwPytKjbpQhBzsu-uzR6>.