



Universidade de Brasília

FACULDADE DE ECONOMIA, ADMINISTRAÇÃO, CONTABILIDADE E
DE GESTÃO DE POLÍTICAS PÚBLICAS – FACE

DEPARTAMENTO DE ECONOMIA

PROGRAMA DE GRADUAÇÃO EM ECONOMIA

ARTHUR ROCHA XAVIER

**EFEITOS DAS MUDANÇAS CLIMÁTICAS NA INFLAÇÃO DE
ALIMENTOS NO BRASIL – ESTIMAÇÃO DOS IMPACTOS E
PROJEÇÃO**

BRASÍLIA

2025

ARTHUR ROCHA XAVIER

**EFEITOS DAS MUDANÇAS CLIMÁTICAS NA INFLAÇÃO DE
ALIMENTOS NO BRASIL – ESTIMAÇÃO DOS IMPACTOS E
PROJEÇÃO**

Monografia apresentada à Universidade de Brasília como parte das exigências do Programa de Graduação em Economia para a obtenção do título de bacharel em Economia.

Orientador: Professor Doutor Marcelo de Oliveira Torres.

BRASÍLIA

2025

ARTHUR ROCHA XAVIER

**EFEITOS DAS MUDANÇAS CLIMÁTICAS NA INFLAÇÃO DE
ALIMENTOS NO BRASIL – ESTIMAÇÃO DOS IMPACTOS E
PROJEÇÃO**

Monografia apresentada à Universidade de Brasília como parte das exigências do Programa de Graduação em Economia para a obtenção do título de bacharel em Economia.
Orientador: Professor Doutor Marcelo de Oliveira Torres.

BANCA EXAMINADORA

Professor Doutor Marcelo de Oliveira Torres
(Orientador – Presidente)
Departamento de Economia – UnB

Professor Doutor Roberto de Goés Ellery Júnior
(Examinador)
Departamento de Economia – UnB

AGRADECIMENTOS

A realização deste trabalho só foi possível graças ao apoio e à dedicação de diversas pessoas e instituições, às quais expresso minha mais sincera gratidão.

Em primeiro lugar, agradeço ao professor Marcelo Torres por sua orientação, paciência e ensinamentos ao longo desta jornada. Seu conhecimento e incentivo foram fundamentais para o desenvolvimento desta pesquisa. Aos professores do curso de Economia, que contribuíram significativamente para minha formação acadêmica, ampliando meus horizontes e aprofundando meu interesse pela Macroeconomia.

Aos meus colegas de faculdade, em especial Pedro Corbelino e ao *Brazilian Academy*, pelas conversas enriquecedoras, pelo apoio mútuo nos momentos desafiadores e pela amizade que tornaram esta trajetória acadêmica mais leve, significativa e, acima de tudo, divertida.

Aos meus grandes amigos da Subsecretaria de Política Macroeconômica (SPM-SPE/MF) especialmente a Raquel Nadal, pela confiança, paciência, incentivo e pelos valiosos ensinamentos e experiências compartilhadas. Vocês me ensinaram muito sobre macroeconomia além dos livros, mostrando como essa ciência é apaixonante e essencial para o bem-estar das pessoas. Graças a vocês, sigo motivado a continuar contribuindo nesse campo.

Aos queridos amigos que, direta ou indiretamente, contribuíram para a realização deste trabalho, seja com palavras de incentivo, com conversas sobre a vida, com a companhia nos momentos de descanso.

À minha família, pelo suporte incondicional, pelo incentivo, pela compreensão ao longo dessa caminhada e por todo sacrifício que fizeram para eu ter uma educação de excelência. Sem vocês, certamente nada disso seria possível.

Por fim, agradeço ao Eterno por tornar possível mais esta realização em minha vida

A todos, meu mais sincero obrigado!

“A Terra não é uma herança dos nossos pais,
mas um empréstimo dos nossos filhos”

Provérbio Indígena

SUMÁRIO

RESUMO	5
ABSTRACT	6
INTRODUÇÃO	7
CAPÍTULO I – REVISÃO DE LITERATURA	9
1.1 – Riscos das alterações climáticas.....	10
1.2 – Canais de Transmissão	11
1.3 – Influência histórica do clima na inflação de alimentos	13
1.3 – Projeção de impactos climáticos sobre a inflação de alimentos	13
CAPÍTULO II – VARIÁVEIS E DADOS	14
CAPÍTULO III – METODOLOGIA	18
CAPÍTULO IV – RESULTADOS EMPÍRICOS	21
4.1 – Decomposição histórica	21
4.2 – Função Impulso-resposta	24
4.3 – Decomposição da variância do erro de previsão.....	26
4.4 – Projeção	27
CONCLUSÃO	28
REFERÊNCIA BIBLIOGRÁFICA	31
ANEXOS	33
I – Diagnóstico do modelo	33

RESUMO

A presente monografia tem como objetivo analisar os efeitos de variações climáticas do subgrupo de alimentação no domicílio e assim ampliar as explicações sobre a dinâmica de preços da economia brasileira. Para isso, foi estimado, por meio de Vetores Autoregressivos, um modelo cuja forma reduzida estima os impactos de cada variável na inflação de alimentos, dentre elas, variáveis que representam o clima e a precipitação entre o 1º trimestre de 2009 até o 4º trimestre de 2024. Além disso, foi introduzido também uma estrutura de Impulso Resposta a qual permite analisar o comportamento das variáveis a choques climáticos. Ademais, é calculado a Decomposição da variância do erro de previsão para avaliar quais variáveis são mais relevantes para projetar a inflação de alimentos condicionadas aos efeitos climáticos. Por fim, é feita uma projeção para 8 trimestres à frente. O resultado da estimação mostra que nos períodos de 2015/2016 e 2023/2024, uma parte significativa da inflação foi causada pelos efeitos de anomalias climáticas. Além disso, o nível de precipitação também contribuiu preponderantemente para a dinâmica de preços ao longo da amostra. Já a estimação da função de Impulso-resposta revela o comportamento diversificado das variáveis, quando submetidas a choques climáticos. A Decomposição da variância do erro de previsão mostra que o efeito inercial da inflação de alimentos é preponderante para a projeção. Finalmente, a projeção, cujo intervalo parte do 1º trimestre de 2025 até o 4º trimestre de 2026, revela uma aceleração vertiginosa dos preços dos alimentos nos primeiros trimestres de 2025 e que se mantém no mesmo nível até o final de 2026.

Palavras-chave: Inflação no domicílio, ONI, VAR; Anomalia Climática; Precipitação; Projeção Impulso-Resposta

ABSTRACT

The present monograph aims to analyze the effects of climate variations on the food-at-home subgroup in Brazil, thereby expanding the explanations regarding the price dynamics of the Brazilian economy. To achieve this, a model was estimated using Vector Autoregressions, whose reduced form assesses the impacts of each variable on food inflation, including variables representing climate and precipitation between 1^o quarter of 2009 and 4^o quarter of 2024. Additionally, an Impulse Response structure was introduced, allowing for the analysis of variable behavior in response to climate shocks. Furthermore, the Forecast Error Variance Decomposition was calculated to evaluate which variables are most relevant for projecting food inflation under the influence of climate effects. Finally, a projection for the next eight quarters was conducted. The estimation results indicate that, during the periods 2015/2016 and 2023/2024, a significant portion of inflation was caused by the effects of climate anomalies. Moreover, precipitation levels also played a predominant role in price dynamics throughout the sample period. The estimation of the Impulse Response function reveals the diverse behavior of variables when subjected to climate shocks. The Forecast Error Variance Decomposition shows that the inertial effect of food inflation is predominant for projection. Finally, the projection, covering the period from the first quarter of 2025 to the fourth quarter of 2026, indicates a sharp acceleration in food prices in the early quarters of 2025, maintaining the same level until the end of 2026.

Keywords: Food at home; ONI, VAR; El Niño; Precipitation; Forecasting; Impulse-Response

INTRODUÇÃO

As mudanças climáticas configuram-se como um dos maiores desafios econômicos e sociais do século XXI, com a urgência por ações concretas aumentando progressivamente. Desde o Acordo de Paris, em 2015, onde países se comprometeram a limitar o aumento da temperatura global a no máximo 2°C, e idealmente a 1,5°C, em relação aos níveis pré-industriais, a mobilização mundial em torno da sustentabilidade tem se intensificado. A COP26, realizada em 2021, reforçou esses compromissos, destacando a necessidade de reduzir em 45% as emissões de CO₂ até 2030 e alcançar a neutralidade carbônica até 2050. Essa conferência reuniu mais de 200 países para deliberar sobre soluções de mitigação e adaptação frente aos eventos climáticos extremos que afetam diretamente diversas regiões do planeta. Entre as conclusões, houve um apelo para que os países desenvolvidos aumentassem suas contribuições financeiras para ações climáticas, visando fortalecer a capacidade global de resposta às alterações do clima, especialmente em nações vulneráveis.

No campo econômico, o impacto das mudanças climáticas se manifesta de forma direta sobre variáveis macroeconômicas, como a inflação. A dinâmica dos preços, especialmente de alimentos e energia, é fortemente influenciada por eventos climáticos extremos, como secas prolongadas e chuvas intensas, que afetam a oferta desses produtos. Essa pressão sobre os preços tornou-se uma preocupação global, uma vez que a instabilidade econômica resultante ameaça o bem-estar de indivíduos e de instituições. Eventos climáticos extremos, como secas e enchentes, podem prejudicar a produção agrícola, levando a uma redução na oferta de alimentos. Isso pode resultar em aumentos de preços significativos. Por exemplo, secas prolongadas em regiões produtoras de grãos podem afetar a safra de milho e soja, principais ingredientes da ração animal, e conseqüentemente, elevar os preços da carne e produtos derivados.

Estudos baseados em modelos econométricos, como o VAR (Vetor Autorregressivo), têm sido desenvolvidos para prever os impactos da variação de temperatura sobre a inflação. Ao combinar choques de temperatura e precipitação, esses estudos buscam decompor o quanto das variações atípicas nos preços de alimentos pode ser atribuído diretamente aos efeitos das mudanças climáticas. O presente trabalho busca adicionar à literatura de Macroeconomia Climática acerca desses efeitos na inflação através da decomposição histórica, avaliação de uma função impulso resposta, análise da decomposição da variância do erro de previsão e projeção da inflação sensibilizada por variáveis climáticas.

Este tipo de análise permite entender melhor o quanto as mudanças climáticas influenciam diretamente os preços de alimentos. Estudos recentes indicam que, entre 2004 e

2014, o impacto do clima sobre a inflação alimentar foi considerável, com picos notáveis durante os anos de 2015 e 2016, quando o fenômeno El Niño provocou um aumento significativo nos preços. Além disso, modelos estilizados mostram que variáveis sensíveis ao clima tendem a retornar ao equilíbrio somente após dois trimestres. O presente trabalho se distingue das demais literaturas por conta do tratamento das variáveis climáticas, como o aprimoramento da variável ONI e da precipitação, e da abordagem mais completa do modelo, envolvendo fatores históricos, contemporâneos e futuros.

Sendo assim, o objetivo geral desta monografia é avaliar, por meio de modelos de séries temporais, os impactos climáticos na inflação de alimentos e suas desagregações, contribuindo assim para o aprofundamento da literatura sobre as consequências das mudanças climáticas na inflação. Para isso, são definidos objetivos específicos que detalham as etapas da análise: avaliar como os efeitos climáticos influenciam a inflação de alimentos, decompor historicamente os principais fatores que determinam essa inflação, aplicar choques em variáveis climáticas para examinar como essas interferências afetam o nível de equilíbrio, avaliar a importância de cada variável para projeção e, por fim, construir projeções de médio prazo que mensurem a influência das variáveis climáticas nas previsões de inflação.

A organização do trabalho está estruturada em Introdução, 3 capítulos e conclusão; A introdução, apresentada, tem por finalidade contextualizar o tema da pesquisa e os objetivos propostos; No Capítulo I, será apresentado o debate acerca da literatura de Macroeconomia Climática e uma revisão de literatura de como o tema é tratado na academia. No capítulo II será exposto o tratamento dos dados e a seleção de variáveis que compõem o modelo. No Capítulo III será explicitado a metodologia aplicada para estimar os efeitos do clima na inflação. Ainda nesse capítulo são apresentados os métodos e procedimentos utilizados na pesquisa tais como o modelo VAR junto com a Decomposição histórica, a Função Impulso-resposta, a Decomposição da variância do erro de previsão e a projeção. No Capítulo IV, a discussão dos resultados será exposta em três partes. A primeira parte terá como foco uma análise estrutural dos resultados do modelo VAR, com ênfase nas variáveis climáticas. Nessa parte, serão detalhadas as contribuições de cada item para os preços de alimentação no domicílio ao longo de 14 anos. Já na segunda parte do mesmo capítulo, serão apresentados os resultados da Função Impulso-Resposta, o qual tem a finalidade de analisar a forma com que as variáveis endógenas do modelo se comportam frente a choques estilizados de mudanças climáticas. Na terceira parte serão descritos os resultados da Decomposição da variância do erro de previsão, com foco em avaliar quais são as variáveis preponderantes para a projeção. E, finalmente, será detalhado o resultado das projeções do modelo.

Por fim, têm-se as conclusões alcançadas com a presente pesquisa. Além disso, serão apresentadas as limitações da pesquisa, reconhecendo possíveis lacunas e pontos a serem aprimorados, tudo com o objetivo de expandir o conhecimento sobre o tema e aprimorar as abordagens utilizadas na análise.

CAPÍTULO I - REVISÃO DE LITERATURA

As mudanças climáticas atualmente se tornaram um dos pontos centrais da discussão de macroeconomia. Compreender seus efeitos nos agregados econômicos é o grande desafio que *policy makers*, banqueiros centrais, entre outros, enfrentam frequentemente. De acordo com o Relatório de Mudança Climática publicado pelo *Intergovernmental Panel on Climate Change* (IPCC), as atividades humanas recentemente provocaram o aumento da temperatura da superfície global em 1,1°C entre 2011 e 2020 quando comparado no período entre 1850 e 1900. Esse fato tem se desenvolvido de forma mais rápida desde os anos de 1970 e, conforme modelos climáticos, a probabilidade de que tal tendência continue no curto prazo é alta. Em conformidade com as projeções da instituição pertencente à Organização das Nações Unidas (ONU), o aquecimento global continuará crescendo entre 2021 e 2040, principalmente devido ao aumento das emissões acumuladas de CO₂ na atmosfera. Em cenários construídos e reportados pelo relatório, a melhor estimativa mostra um aumento da temperatura global em 1,5°C no curto prazo, em relação aos níveis pré-industriais. As consequências dessas alterações ainda são difíceis de serem mensuradas. No mencionado parecer os impactos são descritos como:

A mudança do clima tem causado impactos adversos generalizados e perdas e danos relacionados à natureza e às pessoas, distribuídos de forma desigual entre sistemas, regiões e setores. Os danos econômicos da mudança do clima foram detectados em setores expostos ao clima, como agricultura, silvicultura, pesca, energia e turismo. (IPCC, 2023)

Desse modo, os impactos das mudanças climáticas abrem um novo horizonte de debate: como o clima afeta de forma direta e indireta variáveis econômicas. Assim, as temperaturas podem se tornar um fator direto e determinante no desempenho econômico à medida que se afastam cada vez mais de suas médias históricas. Com a expectativa de que as temperaturas globais aumentem no curto e longo prazo, tornou-se crucial compreender as relações entre temperatura e desempenho econômico para avaliar potenciais implicações econômicas das futuras mudanças climáticas. Desse modo, torna-se relevante compreender como a literatura de Macroclimática organiza os eventos climáticos e seus possíveis impactos na economia nominal.

1.1- Risco das alterações climáticas

A literatura sobre Macroeconomia climática estabelece que os impactos do clima estão relacionados com o chamado Riscos das alterações climáticas (BORGES, 2022). Tais riscos podem ser divididos em duas partes: riscos físicos e riscos de transição, como exposto na Tabela 1 abaixo. Os riscos físicos são aqueles que emergem da interação entre os fenômenos climáticos e a exposição dos seres humanos. Esse, por sua vez, pode ser dividido ainda em aquecimento global gradual - associado ao aumento da temperatura, baixa precipitação e ondas de calor - e eventos extremos, associados à frequência e periodicidade de ocorrência de desastres naturais. Os impactos dos eventos extremos e do aquecimento global é mais evidente no setor agrícola, pois a ocorrência de acontecimentos devastadores pode provocar choques de oferta por parte dos produtores, como as enchentes no Rio Grande do Sul em 2024 (Banco Central do Brasil, 2024) e o aumento gradual da temperatura tende a diminuir a produtividade dos trabalhadores e das culturas agrícolas (DELL *et al.*, 2014). Por esses motivos, os riscos físicos afetam de forma direta os preços dos alimentos. Já os riscos de transição emergem da mudança da economia convencional para economia de baixo carbono. O presente artigo busca analisar como os riscos físicos, tanto os eventos extremos quanto o aumento gradual da temperatura, afetam a inflação de alimentos no Brasil.

Efeitos dos choques climáticos			
Variáveis	Riscos Físicos		Riscos de Transição
	Eventos Extremos	Aquecimento global	
Investimento	Incerteza econômica	Realocação do capital	Realocação do capital
Comércio	Interupção das cadeias de suprimento		
Mercado de Trabalho	Interupção do fluxo de pessoas	Queda da produtividade dos trabalhadores	Migração setorial em massa
Estoque de Capital	Perda e depreciação dos bens de capital	Queda de produtividade do maquinário	Realocação do capital
Insumos	Perda da produção	Realocação do armazenamento	Demanda excessiva

Fonte: Borges, 2022

Tabela 1 - Efeitos das alterações climáticas na economia

Além disso, a definição de riscos climáticos tem 3 componentes predominantes: perigo, probabilidade e vulnerabilidade (JONES; BOER, 2005). O perigo está associado aos danos ambientais que os eventos extremos impactam na sociedade. A probabilidade faz referência à frequência desses. Por fim, a vulnerabilidade climática é definida na forma de custos e perdas causados pelos perigos climáticos. Outro componente de extrema importância para a análise dos riscos físicos se trata da duração e persistência das consequências das mudanças climáticas, apresentado na Tabela 2. Mudanças abruptas do clima tendem a causar danos imediatos que podem se estender no médio prazo. No mesmo sentido, o aumento gradual da temperatura tem

impactos mais persistentes e com maior potencial de dano no longo prazo (BORGES, 2018, p.9).

Efeitos ao longo do tempo			
Tipo de risco		Resultado Econômico	Horizonte de efeito
Riscos físicos	Eventos Extremos	Choques não antecipados na oferta e demanda	Curto a médio prazo
	Aquecimento global	Impacto no PIB potencial	Médio a longo prazo
Riscos de transição		Choques na oferta e demanda	Curto a médio prazo

Fonte: Borges, 2018

Tabela 2 - Classificação de riscos e respectivos horizonte de efeitos

1.2 – Canais de transmissão

Atualmente na academia de Geociências há uma ampla literatura empírica sobre as alterações provocadas pelo aquecimento global, que resultam em eventos extremos tais como, secas extremas e inundações em diferentes regiões. Esses episódios provocam efeitos sobre a atividade econômica em prazos distintos, gerando como consequência choques negativos de oferta. Como consequência da queda do nível de produção da economia doméstica e a relativa acomodação da demanda no curto prazo, o nível de preços de bens e serviços são pressionados a aumentar. Como o presente artigo procura analisar tais efeitos climáticos na inflação de alimentos, abaixo serão listadas 5 consequências diretas que o aumento de temperatura e choques extremos causam na variável analisada.

O primeiro impacto das alterações climáticas se trata sobre a volatilidade dos preços. Em um artigo, Parker (2018) mostra que alterações climáticas extremas, mesmo que pontuais, podem causar o aumento contínuo e persistente dos preços em economias em desenvolvimento, gerando, portanto, volatilidade e desalinhamento dos preços relativos. Já o segundo efeito do clima na economia é no comércio internacional. De acordo com o trabalho de Oh e Reuveny (2010), as condições climáticas atuais e previstas apontam para uma redução do comércio internacional. A magnitude do impacto dependerá da inserção do país na cadeia global de valor. Conforme a teoria econômica, esse fator pode provocar uma pressão maior nas cadeias globais de suprimentos, transmitindo para os preços finais ainda maiores. Tal fato foi estudado no artigo intitulado *This Is Going to Hurt: Weather Anomalies, Supply Chain Pressures and Inflation*¹ do Fundo Monetário Internacional (FMI) onde se verificou que quanto maior o desvio dos efeitos

¹ Relatório *This Is Going to Hurt: Weather Anomalies, Supply Chain Pressures and Inflation* do FMI: <https://www.imf.org/en/Publications/WP/Issues/2024/04/05/This-Is-Going-to-Hurt-Weather-Anomalies-Supply-Chain-Pressures-and-Inflation-545462>

climáticos em relação a sua média histórica, maior é a pressão na cadeia de suprimento, o qual é repassado para a inflação ao consumidor.

O terceiro está associado à redução dos estoques de capital. Na agricultura, grande parte dos instrumentos de plantação, colheita, escoamento das safras, fornecimento de energia entre outros são feitos por bens de capital. A queda de eficiência desses itens se traduz em perdas da produtividade do trabalho e da atratividade do investimento produtivo. Como assinalado por Fankhauser e Tol (2005), a frequência de eventos extremos afeta a vida útil dos bens de capitais, devido a maior velocidade de depreciação. A penúltima consequência está associada aos efeitos das alterações climáticas nos movimentos migratórios. A mobilidade do fator trabalho pode intensificar-se como resultado das mudanças do clima. Estudos como Cattaneo e Peri (2016) e Rigaud *et al.* (2018) demonstram que essas alterações influenciam de forma significativa as decisões de migração através dos determinantes habituais, em particular fatores económicos (por exemplo através da diminuição dos salários em áreas rurais ou do aumento dos preços de bens agrícolas), ambientais e, em larga medida, políticos. Ainda, os mesmos autores concluem que o aumento da temperatura e a ocorrência de desastres naturais fomentam a Migração nos países em desenvolvimento. O relatório GRID 2023 publicado pelo *Internal Displacement Monitoring Center* (IDMC) mostra que no ano de 2022 cerca de 8,7 milhões de pessoas, no mundo, foram deslocadas devido aos desastres causados pelas mudanças climáticas.²

Finalmente, o último resultado se trata dos efeitos do clima sob a produção e produtividade no campo. A queda da precipitação pode provocar estiagem no campo, que por sua vez, *ceteris paribus*, gera menor oferta de produtos, provocando, portanto, um aumento dos preços. No trabalho de Lachaud, Bravo-Ureta e Ludena (2017) é analisado como aumento de anomalias da precipitação e da temperatura afeta a produção agrícola. Ainda, conforme o trabalho de Ferreira (2023), uma estimativa aplicada ao Brasil mostra que desvios de precipitação e temperatura em relação a sua média teve impacto negativo de cerca de 15,07% na produção agrícola no período 2001 a 2012, em comparação com o período de 1961 a 2000.

1.3 - Influência histórica do clima na inflação de alimentos

Apesar da escassa literatura que mede diretamente os efeitos do clima a inflação de alimentos, o estudo recente de Kotz *et al.* (2024) se destaca ao identificar diversos fatores climáticos que, historicamente, tiveram um impacto significativo na inflação cheia,

² Relatório Grid 2023 do IDMC:

https://api.internal/displacement.org/sites/default/files/publications/documents/IDMC_GRID_2023_Global_Report_on_Internal_Displacement_LR.pdf

especialmente na inflação de alimentos. No entanto, ainda existem limitações para estabelecer uma conexão abrangente entre as condições climáticas e a inflação. Um dos principais desafios é a variabilidade espacial das mudanças na precipitação, o que torna difícil medir com precisão seus efeitos sobre os preços dos alimentos, especialmente em estudos baseados em dados nacionais. A utilização de dados de preços ao consumidor em nível subnacionais pode ajudar a contornar essa limitação, refletindo melhor a produção local. Além disso, os impactos indiretos do comércio internacional e das flutuações nos preços globais das commodities podem fornecer informações relevantes sobre as consequências climáticas.

Pesquisas como a de Lesk *et al.* (2016) mostram que fenômenos climáticos reduzem significativamente a produção de cereais, o que pode levar ao aumento temporário da inflação dos alimentos, especialmente em países que dependem de importações. Embora a volatilidade dos preços dos alimentos provocada pelas mudanças climáticas não exija necessariamente uma resposta imediata dos bancos centrais, ao se tratar de eventos extremos, ela pode complicar a comunicação das estratégias de política monetária. Nos países com menor credibilidade monetária, há o risco de desancorarem das expectativas de inflação, o que pode intensificar as pressões inflacionárias no médio prazo.

1.4 – Projeções de impactos climáticos sobre a inflação de alimentos

No estudo de Kotz *et al.* (2024) intitulado *Global warming and heat extremes to enhance inflationary pressures* foi demonstrado que mudanças na temperatura média têm sido o principal fator climático a impactar significativamente a inflação global, especialmente a de alimentos. Os efeitos dessas variações são robustos a diferentes testes e especificações, como a inclusão de controles para políticas monetárias e o uso de métodos estatísticos para correlações de erros. Além disso, as análises mostraram que o impacto do aumento da temperatura é consistente tanto em países de alta quanto de baixa renda, independentemente da volatilidade histórica da inflação. Com base em modelos empíricos e nas projeções climáticas futuras, é possível inferir que o aquecimento global terá consequências inflacionárias, especialmente no setor de alimentos, devido à persistência dos impactos da temperatura em diferentes cenários de emissões. Suas projeções indicam que, até 2035, o aquecimento global poderá aumentar a inflação de alimentos globalmente entre 1,49 e 1,79 pontos percentuais por ano, dependendo do cenário de emissões. A inflação geral também será afetada, mas em menor escala, com aumentos de 0,76 a 0,91 pontos percentuais anuais.

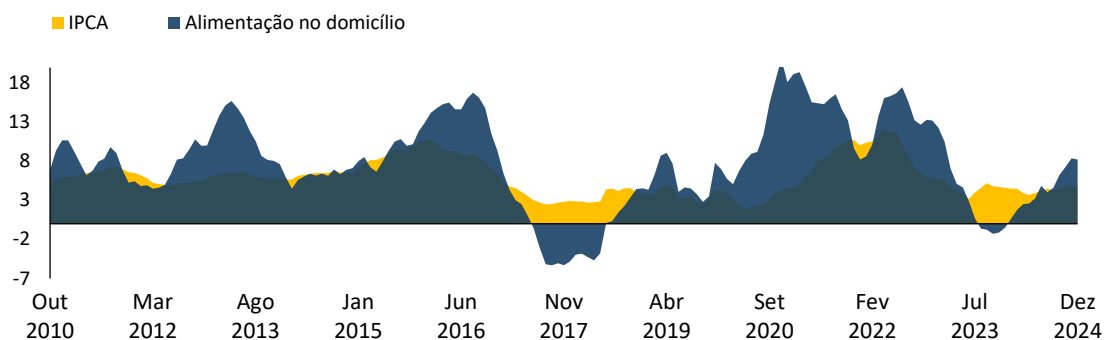
Esses resultados demonstram que o aquecimento global trará pressões inflacionárias exógenas e persistentes nas próximas décadas, mesmo que outros fatores socioeconômicos se

mantenham constantes. Embora adaptações históricas ao aumento da temperatura tenham sido limitadas, os bancos centrais precisarão avaliar se responderão a essas pressões, uma vez que choques climáticos podem complicar a gestão da política monetária, especialmente em países com menor credibilidade econômica.

CAPÍTULO II – VARIÁVEIS E DADOS

A inflação de alimentos no domicílio brasileiro, entre janeiro de 2010 e dezembro de 2024 apresentou volatilidade bastante elevada ao analisar a variação acumulada em 12 meses em comparação com o IPCA geral. Neste período, mensalmente, a inflação acumulada em 12 meses para os alimentos foi superior em 65% do tempo e teve alta 117 vezes superior à inflação geral, como pode ser visto no Gráfico 1. O grupo de Alimentação no domicílio pode ser afetado por uma variedade de fatores, incluindo choques de oferta (secas, pragas, chuvas em excesso etc.), choques na taxa de câmbio e políticas governamentais. Esses fatores são de extrema importância para explicar a dinâmica de preços dos alimentos no Brasil durante o período.

IPCA - Inflação de Alimentos X Índice Geral - Var.acum.12 meses (%)



Fonte: BCB e elaboração própria

Gráfico 1 – Comparação da Inflação cheia com o subgrupo de Alimentação no Domicílio

Para a construção do modelo que analisa os impactos climático na inflação de alimentos, foram usadas como base variáveis que captam fatores climáticos e dinâmica da inflação de alimentação no domicílio:

Inflação de alimentos (π_t^{AD}): denota o subgrupo de alimentação no domicílio no IPCA, calculada pela variação acumulada no trimestre t.

Hiato do produto (h_t e Δh_t): denota o hiato do produto³ em nível e em primeira diferença, o qual é definido como a diferença entre produto efetivo e potencial.

Indicador de anomalias climáticas (CAI_t): é um índice baseado na variável *Oceanic Niño Index* (ONI), que é um indicador normalizado de oscilação das temperaturas oceânicas do pacífico equatorial e preditor dos fenômenos El Niño e do La Niña. Para estimação do modelo, a variável ONI foi modificada para a forma do CAI de maneira a capturar, conjuntamente, as anomalias climáticas. O cálculo da variável é apresentado abaixo.

Inflação Externa (π_t^*): denota o índice de Commodities agropecuário, calculado pelo Banco Central do Brasil, em Reais, acumulado no trimestre t.

Indicador pluviométrico (c_t): denota, a variação trimestral acumulada do volume de precipitação no Brasil.

As variáveis do modelo foram ajustadas para gerar séries que representassem de maneira mais precisa o comportamento esperado para a estimação. Nesse contexto, as variáveis ONI, proveniente do *National Oceanic and Atmospheric Administration* (NOAA), e o indicador pluviométrico, do Instituto Nacional de Meteorologia (INMET), foram transformadas em duas novas variáveis, denominadas CAI_t e ZIP_t , respectivamente para possibilitar uma maior gama de variáveis endógenas.

A variável CAI foi calculada com base em valores agregados relacionados aos fenômenos El Niño e La Niña, utilizando a variável ONI como referência. Para esse cálculo, foram criadas variáveis *dummies* para ambos os eventos, seguindo os critérios:

- El Niño: *Dummy* igual a 1 quando $ONI \geq 0,5$; e 0, caso contrário.
- La Niña: *Dummy* igual a 1 quando $ONI \leq -0,5$; e 0, caso contrário

O indicador CAI é então obtido a partir da soma ponderada dessas *dummies*, utilizando a fórmula.

$$CAI_t = (Dummy_t^{El\ Niño} + Dummy_t^{La\ Niña}) * (ONI_t + 0,5)^2 \quad (1)$$

³ O hiato do produto é calculado pelo Banco Central do Brasil e disponibilizado no anexo estatístico do Relatório Trimestral de Inflação

Além disso, com a finalidade de captar os desvios da variável climática, podemos calcular o z-score de CAI por meio da fórmula:

$$ZCAI_t = \frac{CAI_t - \overline{CAI}}{dp(CAI)} \quad (2)$$

O resultado é agregado trimestralmente por meio da soma dos valores obtidos para cada trimestre. Abaixo, por meio do Gráfico 2 é possível comparar as variáveis e analisar a evolução das mesmas ao longo do tempo.

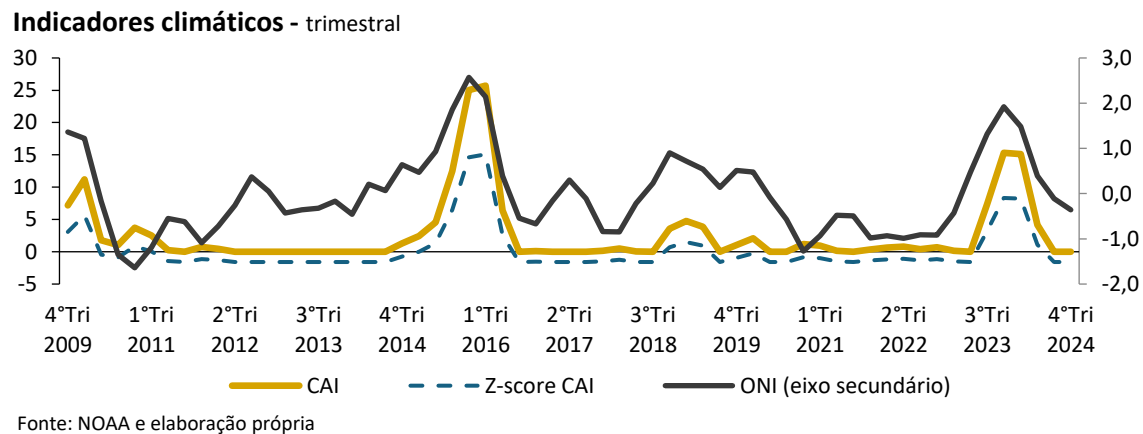


Gráfico 2 – Evolução da variável ONI, CAI e Z-score CAI

O cálculo da variável de precipitação é realizado a partir da dessazonalização do volume de chuvas, disponibilizado pelo Instituto Nacional de Meteorologia (INMET). Em seguida, o z-score da série é calculado.

$$ZIP_t = \frac{c_t + \bar{c}}{dp(c)} \quad (3)$$

A trimestralização da série é obtida pela soma do z-score da série.

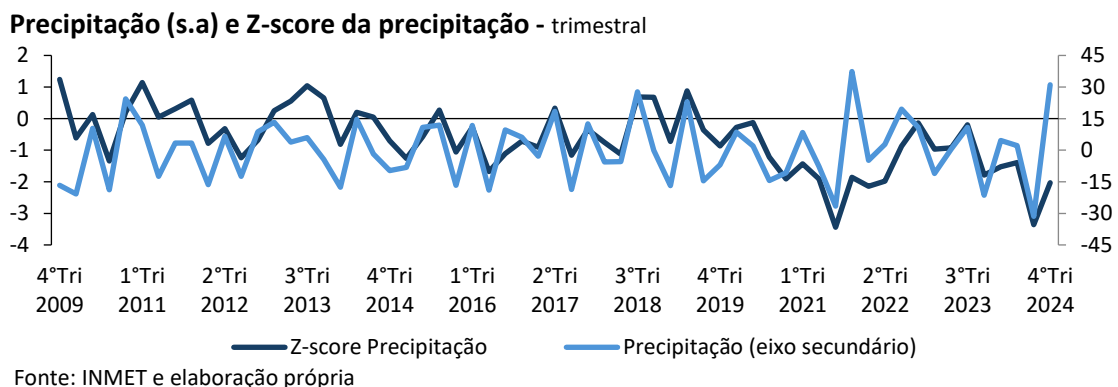


Gráfico 3 – Evolução da variável de precipitação e z-score de precipitação

Com o objetivo de estimar o modelo mais adequado para capturar os impactos de anomalias climáticas na inflação, foram testadas diferentes combinações entre as variáveis, sendo incluídas a variável ZCAI (z-score do indicador de anomalias climáticas), a primeira diferença do hiato do produto (Δh_t) e o ZIP (z-score da variável de precipitação).

Classificação 1: $CAI_t, c_t, \pi_t^*, h_t, \pi_t^{AD}$

Classificação 2: $CAI_t, ZIP_t, \pi_t^*, h_t, \pi_t^{AD}$

Classificação 3: $CAI_t, c_t, \pi_t^*, \Delta h_t, \pi_t^{AD}$

Classificação 4: $ZCAI_t, ZIP_t, \pi_t^*, \Delta h_t, \pi_t^{AD}$

A quantidade ótima de defasagens foi determinada pela estimação de um VAR irrestrito, em conformidade com Pfaff (2008, p.17), utilizando os critérios de Akaike (AIC) e Schwarz (SC). Os resultados indicaram que a classificação 4, como mostra a Tabela 3, apresenta os menores valores de AIC e SC, sendo, portanto, inicialmente a combinação mais adequada. Ademais, a estimação revelou que a melhor classificação do modelo VAR é de ordem 2, que contenha constante e tendência determinística. Dessa forma, para verificar a estacionariedade das classificações, foi realizado o teste Dickey-Fuller Aumentado (ADF) (Pfaff, 2008, p.14) com constante e tendência, considerando 2 defasagens. O resultado é apresentado na tabela 4, em que pode se verificar que os indicadores de anomalia climática (CAI e ZCAI) e o hiato do produto em nível possuem raiz unitária, não podendo, portanto, serem considerados séries estacionárias.

Resultado do critério de seleção de variáveis e ordem do modelo					
	Tipo	Defasagem AIC	Defasagem SC	Resultado AIC	Resultado SC
Especificação 1	Constante	3	1	12,82	13,1
	Tendência	3	1	12,94	13,19
	Ambos	3	1	12,96	13,25
	Nenhum	3	1	12,92	13,22
Especificação 2	Constante	3	1	7,52	7,59
	Tendência	3	1	7,52	7,57
	Ambos	2	1	7,54	7,56
	Nenhum	3	1	7,54	7,7
Especificação 3	Constante	3	1	12,76	13,03
	Tendência	3	1	12,93	13,13
	Ambos	3	1	12,91	13,18
	Nenhum	3	1	12,92	13,17
Especificação 4	Constante	2	1	6,53	6,67
	Tendência	2	1	6,54	6,64
	Ambos	2	1	6,51	6,61
	Nenhum	3	1	6,7	6,83

Tabela 3 – Critérios de seleção de variáveis e ordem de defasagem

Teste de Raiz Unitária - ADF										
	$\tau_{Estimado}$	Raiz unitária	$\tau_{Estimado}$	Raiz unitária	$\tau_{Estimado}$	Raiz unitária	$\tau_{Estimado}$	Raiz unitária	$\tau_{Estimado}$	Raiz unitária
Especificação 1	3,22	CAI _t Sim	4,99	c _t Não	3,9	π_t^* Não	1,91	h_t Sim	3,64	π_t^{AD} Não
Especificação	3,22	CAI _t Sim	3,79	ZIP _t Não	3,9	π_t^* Não	1,91	h_t Sim	3,64	π_t^{AD} Não
Especificação 3	3,22	CAI _t Sim	4,99	c _t Não	3,9	π_t^* Não	3,88	Δh_t Não	3,64	π_t^{AD} Não
Especificação 4	3,22	ZCAI _t Sim	3,79	ZIP _t Não	3,9	π_t^* Não	3,88	Δh_t Não	3,64	π_t^{AD} Não

Fonte: elaboração própria

Tabela 4 – Resultado do Teste de Raiz Unitária (ADF)

No entanto, como o presente trabalho tem como objetivo de analisar o efeito de anomalias climáticas na inflação de alimentos, é preferível que a estimação seja feita em nível das variáveis. Segundo Sims (1980) e Sims, Stock e Watson (1980), os modelos de vetores autorregressivos tem a finalidade de determinar inter-relações entre as variáveis. Portanto, ao implementar a diferenciação para transformar as variáveis com tendência em estacionárias, como acontece com o Hiato do Produto em primeira diferença, na classificação 4, podemos estar removendo relações intrínsecas entre as mesmas. Seguindo tal recomendação, o conjunto de variável a ser estimada será a classificação 2 (CAI_t , ZIP_t , π_t^* , h_t , π_t^{AD}) em que as variáveis são estacionárias, em nível, exceto CAI e h_t . Ainda para este conjunto de regressores, o melhor modelo a ser estimado é o VAR de ordem 2 com constante e tendência, como mostrado na Tabela 3.

CAPÍTULO III - METODOLOGIA

A Decomposição histórica da inflação de alimentos tem como objetivo fornecer evidências mais recentes sobre os impactos do fenômeno climático na inflação de alimentação no domicílio, medida pelo IPCA, baseando-se na metodologia apresentada no Estudo Especial do Banco Central do Brasil, intitulado “Os impactos do El Niño na inflação de alimentos brasileira”, publicado no Boxe do Relatório Trimestral de Inflação de julho de 2019. Contudo, o presente estudo diferencia-se tanto no tratamento das variáveis climáticas (ONI e precipitação), como na classificação do modelo. Enquanto o BCB utiliza um modelo com constante e *dummies* sazonais, o modelo aqui utilizado incorpora constante e tendência, como pode ser visto a seguir:

$$y_t = c_t + \delta_t + \sum_{i=1}^2 A_i y_{t-i} + \varepsilon_t \quad (4)$$

onde $y_t = (CAI_t, ZIP_t, \pi_t^*, h_t, \pi_t^{AD})$ é o conjunto de variáveis explicativas do fator climático na inflação de alimentação no domicílio e A_t representa os coeficientes das variáveis autorregressivas. c_t e δ_t representam um vetor (5 x 1) de a constante e tendência, respectivamente, e por último, ε_t é o termo de erro, formado pelos demais fatores não observados. O ordenamento das variáveis para a estimação do modelo apresentado utiliza a Decomposição de Cholesky como estratégia de identificação ($CAI_t, ZIP_t, \pi_t^*, h_t, \pi_t^{AD}$).

Na abordagem de impulso resposta, faz-se uma análise com a aplicação de uma função impulso-resposta dos parâmetros do modelo, permitindo avaliar como as variáveis se relacionam de forma contemporânea e defasada e identificar como mudanças na variável climática afeta os preços dos alimentos domiciliares. Mais especificamente o modelo VAR no formato de *Vector Moving Average (VMA)* fica definido como:

$$x_t = \mu + \sum_{i=0}^2 B_1^i u_{t-i} \quad (5)$$

onde x_t : é o vetor (5 x 1) que contém as variáveis endógenas do modelo ($CAI_t, ZIP_t, \pi_t^*, h_t, \pi_t^{AD}$); μ representa a matriz de constante; B_1^i é a matriz de coeficientes que estima efeitos em cadeia dos choques estruturais nas variáveis endógenas; e u_{t-i} são os erro do modelo.

A Decomposição da variância do erro de previsão tem por objetivo analisar as inter-relações do conjunto de variáveis com a inflação de alimentos. Em outras palavras, permite verificar o quanto da variância do erro de previsão do passo h é atribuída à inflação de alimentos pode ser explicada por choques das variáveis de clima, z-score de precipitação, inflação externa, hiato do produto e anomalia climática. Essa análise é importante para mensurar a importância relativa de cada variável que gera desvios na projeção dos preços de alimentos para t períodos a frente.

$$\sigma_t^2(h) = \sum_{t=1}^5 \sigma_t^2 (\varphi_{0,t}^2 + \varphi_{1,t}^2 + \dots + \varphi_{h-1,t}^2) \quad (6)$$

onde t são as variáveis do modelo = ($CAI_t, ZIP_t, \pi_t^*, h_t, \pi_t^{AD}$), h é o horizonte de previsão, $\varphi_{0,t}^2$ é a matriz de choques das variáveis nos períodos h até $h-1$ e σ_y^2 é a do termo de erro da variável t .

Por fim, a última estrutura tem como objetivo criar uma projeção da inflação de alimentos no Brasil, condicional aos efeitos das mudanças climáticas. Dessa forma, uma vez que o modelo VAR seja estimado, serão utilizados os coeficientes obtidos pela estimação para prever a variável de interesse. Em consonância com a literatura sobre modelos autoregressivos, a previsão obtida pelo modelo VAR tem melhor desempenho para horizontes de curto a médio prazo, isto é, no intervalo de até 12 passos à frente, (BCB, 2008). Desse modo, a projeção do modelo será de 8 passos à frente, cuja data final correspondente é o último trimestre de 2026. A forma geral do modelo de previsão recursiva para a inflação de alimentos no domicílio pode ser escrita por (Bueno, 2022, p. 213).

$$E(Y_{T+h} | I_t) = \varphi_1 Y_{T+h-1|t} + \varphi_2 Y_{T+h-2|t} + \dots + \varphi_p Y_{T+h-p|t} \quad (7)$$

Em que h é o número de passos à frente ($h = 1, 2, 3, \dots, p$), φ_p é a matriz de coeficientes. Finalmente, com a objetivo de mensurar a acurácia do modelo, serão calculadas 3 estatísticas principais pela validação pseudo-fora da amostra com uma janela móvel de 25 observações:

- **MAE:** mede o erro absoluto médio entre os valores previstos e os valores observados, sem considerar a direção dos desvios (Bruse, 2019).

$$MAE = \frac{1}{n} \sum |\epsilon_t| \quad (8)$$

- **MAPE:** mede o erro médio absoluto em termos percentuais para cada período (Bruse, 2019).

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum \left| \frac{\epsilon_t}{y_t} \right| \quad (9)$$

- **RMSE:** mede a magnitude média dos erros, mas penaliza erros maiores de forma mais severa devido à elevação dos desvios ao quadrado (Bruse, 2019).

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum \epsilon_t^2} \quad (10)$$

CAPÍTULO IV - RESULTADOS EMPÍRICOS

No Brasil, as mudanças climáticas impactam a sociedade diariamente. Eventos como queimadas, em época de seca e inundações, no período de chuvas, são consequências das alterações do clima, provocado, sobretudo, pelo aquecimento global. A principal alteração climática presente em território nacional é pronunciada pelo El Niño. O evento costuma causar secas nos rios das macrorregiões Norte e Nordeste e incêndios florestais na Amazônia. Ademais, o fenômeno também causa maiores temperaturas nas macrorregiões Sudeste e Sul, sendo esta última mais prejudicada também pela elevação dos volumes pluviométricos. O evento climático geralmente, ocorre sem periodicidade definida e sua duração varia entre 12 e 15 meses. Quanto à sua intensidade, o seu ápice acontece entre meados de outubro a janeiro do ano seguinte, e persiste até pelo menos o final do primeiro trimestre do ano posterior (BCB, 2015).

A análise de decomposição histórica utiliza a amostra trimestral do período entre 2009 e 2024. Nesse intervalo selecionado, o evento de climático foi classificado pelo NOAA, a partir do indicador ONI, como neutro e fraco, moderado e forte, como é mostrado na Tabela 4.

Intensidades do El Niño e La Niña - ONI							
El Niño				La Niña			
Fraco	Moderado	Forte	Muito forte	Fraco	Moderado	Forte	Muito forte
$0,5 \leq ONI \leq 0,9$	$1 \leq ONI \leq 1,4$	$1,5 \leq ONI \leq 1,9$	$ONI \geq 2$	$-0,5 \leq ONI \leq -0,9$	$-1 \leq ONI \leq -1,4$	$-1,5 \leq ONI \leq -1,9$	$ONI \leq -2$
2018/2019	2009/2010	2023/2024	2015/2016	2016/2017	2011/2012	2010/2011	
				2017/2018	2020/2021		
				2022/2023	2021/2022		

Fonte: NOAA

Tabela 5 - Intensidade de Anomalia Climática

4.1 – Decomposição histórica

O Gráfico 4 mostra as contribuições dos componentes climáticos – anomalia climática e precipitação - para a inflação de alimentação, à luz do modelo VAR descrito acima. Em conformidade com a tabela apresentada, pode-se perceber que nos anos em que houve o Fenômeno ENOS⁴ mais preponderante – 2015/2016 e 2023/2024 – o impacto foi bem maior nos preços de alimentação do que no restante do período analisado. Na perspectiva da precipitação, pode-se perceber que o impacto das chuvas foi misto ao longo do tempo, com destaque para contribuição baixista em 2017 e 2020 e altista para 2015 e 2016.

⁴ ENOS: El Niño combinado com La Niña como parte da Oscilação Sul-El Niño

Decomposição histórica da Inflação de alimentação no domicílio - p.p

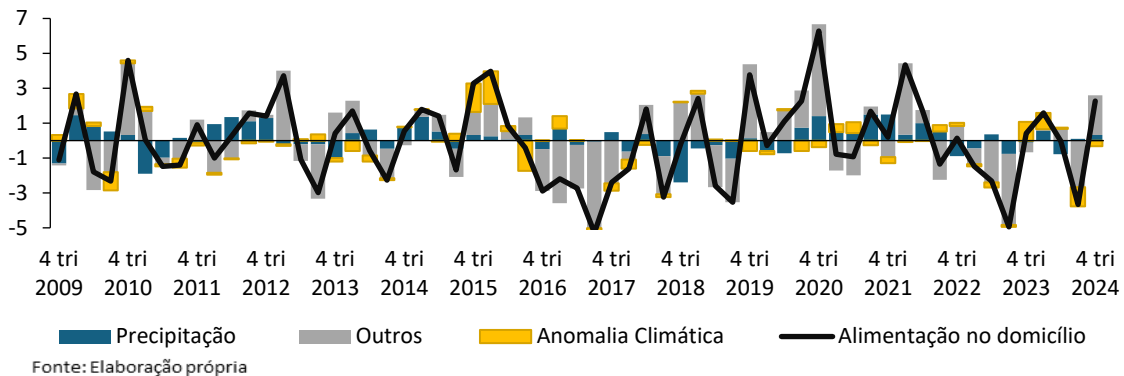


Gráfico 4 – Decomposição históricas dos fatores que contribuem para Inflação de Alimentos

No primeiro trimestre de 2010, o subgrupo de alimentação no domicílio registrou um forte aumento de 2,66 pontos percentuais (p.p.), impulsionado principalmente pela precipitação, que contribuiu com 1,45 p.p., e por anomalias climáticas, que acrescentaram 0,82 p.p. Nos segundo e terceiro trimestres do ano, a dinâmica de preços desacelerou, resultando em uma queda acumulada de 4,12 p.p. Entretanto, no último trimestre, a inflação voltou a crescer, sendo a inércia inflacionária o principal fator de alta, com impacto de 2,97 p.p., enquanto fatores climáticos tiveram uma contribuição mais modesta, de apenas 0,42 p.p.

Entre o segundo trimestre de 2012 e o primeiro trimestre de 2013, a inflação acumulada aumentou em 6,95 p.p., com as chuvas contribuindo com 3,56 p.p., enquanto as anomalias climáticas apresentaram um efeito negativo de -0,39 p.p. No restante do ano, a inflação recuou 3,66 p.p., puxada principalmente pela redução na quantidade de chuvas (-1,42 p.p.). O fenômeno ENOS também exerceu um impacto negativo, reduzindo o indicador de preços em 0,23 p.p.

Em 2014, a inflação acelerou no primeiro trimestre, impulsionada principalmente pela inércia inflacionária e pela inflação externa. Entre as variáveis climáticas, a precipitação contribuiu com 0,43 p.p., enquanto as anomalias climáticas atuaram no sentido oposto, reduzindo a inflação em 0,60 p.p. Nos trimestres seguintes, os preços voltaram a cair, acumulando uma redução de 2,30 p.p., com o clima responsável por uma queda de 0,43 p.p. e a precipitação, por um aumento de 0,93 p.p.

Ao longo de 2015, a contribuição acumulada em quatro trimestres dos efeitos climáticos e da precipitação sobre a inflação de alimentação no domicílio foi de 1,99 p.p. e 1,74 p.p., respectivamente. Destaca-se o primeiro trimestre, no qual as chuvas ajudaram a reduzir a inflação em 1,37 p.p. Já em 2016, a contribuição da anomalia climática — que engloba os efeitos combinados de El Niño e La Niña — e das chuvas foi de 0,43 p.p. e 0,16 p.p.,

respectivamente. Outros fatores, como o hiato do produto, a inflação externa e a inércia inflacionária, contribuíram conjuntamente com 0,92 p.p. para a dinâmica de preços observada.

Entre 2017 e 2019, os preços dos alimentos oscilaram entre inflação e desinflação. Esse movimento misto foi impulsionado principalmente pela inércia inflacionária, pelos preços das commodities e pela inflação externa. Os fatores climáticos tiveram pouca relevância nesse período, com contribuições acumuladas de -1,21 p.p. para a anomalia climática do Pacífico Sul e -4,3 p.p. para as chuvas.

O ano de 2020 começou marcado pela pandemia de Covid-19, que impulsionou uma forte alta na inflação da cesta de alimentos. No primeiro trimestre, período inicial das medidas sanitárias, houve deflação nos preços de alimentos no domicílio. Esse movimento foi parcialmente explicado pela precipitação, que contribuiu com -0,59 p.p., e pelas anomalias climáticas, que reduziram os preços em -0,19 p.p. No entanto, do segundo ao último trimestre do ano, a inflação acelerou significativamente. No acumulado desses três trimestres, a precipitação exerceu uma pressão inflacionária de 1,43 p.p., enquanto as anomalias climáticas contribuíram com um expressivo aumento de 5,30 p.p. Como resultado, a inflação de alimentos acumulou alta de 9,65 p.p. ao longo do ano.

Em 2021, embora a inflação tenha desacelerado nos dois primeiros trimestres, devolvendo parte do aumento observado no período anterior, fatores climáticos continuaram a influenciar os preços. A precipitação e a combinação dos fenômenos El Niño e La Niña contribuíram para a alta, com impactos de 0,43 p.p. e 1,1 p.p., respectivamente. Nos dois últimos trimestres do ano, os preços voltaram a subir acentuadamente, impulsionados principalmente pela precipitação, que acumulou um impacto inflacionário de 3 p.p.

O ano de 2022 foi fortemente influenciado pelo início da guerra entre Rússia e Ucrânia. Como ambos os países são grandes exportadores de cereais e grãos, como milho e trigo, o conflito provocou um aumento imediato nos preços das commodities agrícolas. No âmbito climático, a economia ainda sofria os efeitos residuais do fenômeno ENOS. Por outro lado, a regularização das chuvas beneficiou a produção em algumas regiões, como o Sudeste e o Centro-Oeste. No acumulado do ano, a precipitação ajudou a reduzir os preços em 1,69 p.p., enquanto a influência do fenômeno climático foi marginal, contribuindo apenas com 0,45 p.p.

Com o arrefecimento da pandemia de Covid-19, o avanço da vacinação em massa e a retomada das atividades econômicas, a economia global começou a se recuperar gradualmente. No primeiro trimestre de 2023, a inflação de alimentação no domicílio acumulava alta de 0,5%, após ter registrado 2,10% no último trimestre de 2022.

Do ponto de vista climático, no início do ano, o indicador ENOS convergiu para a estabilidade, permitindo a normalização das chuvas em todo o país. Na variação acumulada dos dois primeiros trimestres de 2023, as chuvas não exerceram impacto significativo sobre a inflação. No entanto, o indicador de anomalia climática contribuiu negativamente para a dinâmica dos preços, com um efeito de -0,97 p.p.

Apesar da relativa estabilidade climática no primeiro semestre, a transição para o segundo semestre foi marcada pela confirmação da formação do fenômeno El Niño pelo NOAA. Segundo o indicador ONI, o aquecimento do Pacífico Equatorial foi classificado como intenso para o biênio 2023/2024. No último semestre de 2023, a contribuição acumulada do El Niño, combinada com os efeitos residuais de La Niña, foi de 0,96 p.p., enquanto a precipitação teve um impacto deflacionário de -0,53 p.p.

Por fim, em 2024, os dois primeiros trimestres já registraram um forte impacto das anomalias climáticas. De janeiro a março, a influência foi de 0,94 p.p., enquanto no período de abril a junho, o impacto foi mais moderado, de 0,08 p.p.. No segundo semestre do ano, o impacto acumulado dos efeitos climáticos foi -1,42 para as anomalias climáticas e 0,42 para precipitação.

Contribuição de fatores climáticos na Inflação de alimentação no domicílio - p.p

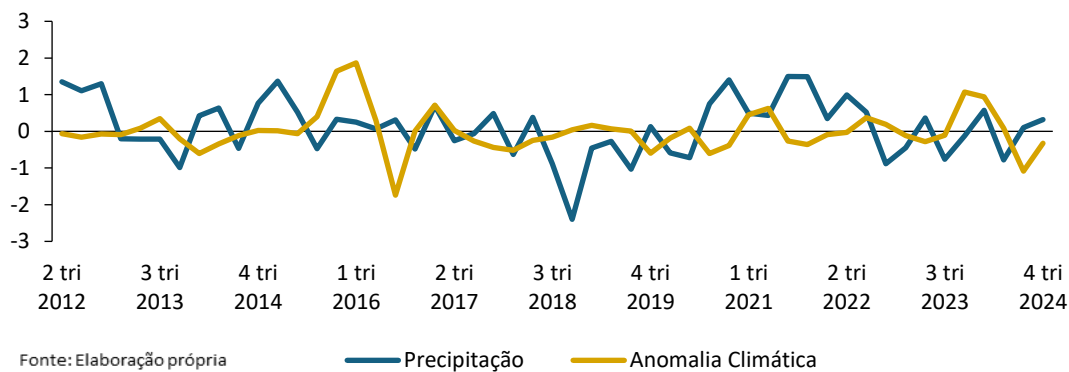


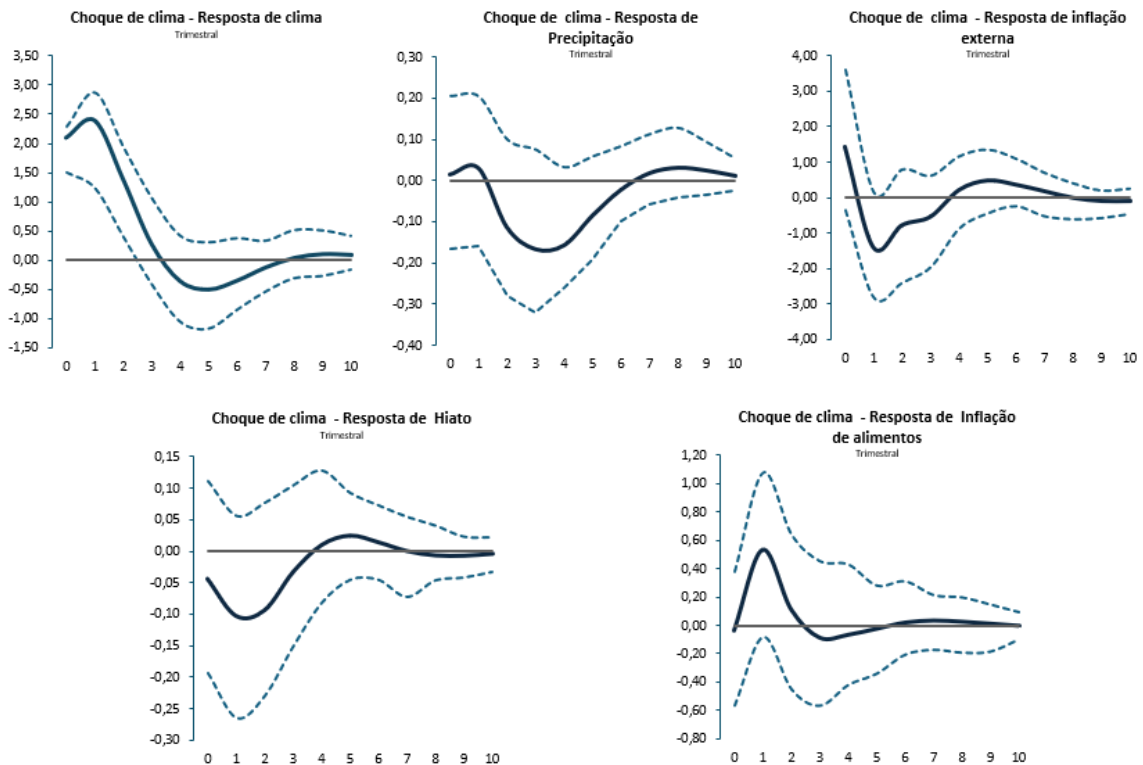
Gráfico 5 – Evolução dos fatores climáticos na inflação de alimentos

4.2 – Função de Impulso resposta

A estrutura de impulso-resposta considera choques de 1 desvio padrão da variável impulso sob a variável resposta. No conjunto de Gráficos 6 percebe-se que ao aplicar o choque na variável CAI, ou seja, considerando que no tempo t haja um fator exógeno ao modelo que provoque tal aumento, existem diferentes padrões de resposta das variáveis. A resposta da precipitação mostra que haveria um aumento marginal de 0,02 p.p. sobre o z-score de precipitação. Entre o segundo e o quarto período ocorre uma queda de 0,19 pontos percentuais.

Entretanto, nos trimestres a frente, o choque é dissipado e o z-score de precipitação retornaria ao equilíbrio.

O hiato do produto, sob a condição de choques climáticos, reduz nos 3 primeiros trimestres em 0,28 pontos percentuais, no acumulado. No terceiro trimestre, o valor volta a subir para 0,01 e se mantém próximo a estabilidade. Já a resposta da inflação externa tem o seu menor valor no primeiro trimestre, quando atinge o valor de -1,42 p.p. Entretanto, no horizonte de 4 trimestres, equivalente a 1 ano, os preços de commodities agrícolas, convergem para a origem. Por fim, a inflação de alimentos no primeiro instante, aumenta vertiginosamente ao patamar de 0,54 p.p, visto que tal variável é fortemente vulnerável a fatores climático. Apesar da alta do valor da variável após o choque, a sua convergência é rápida. Em 2 trimestres, a inflação de alimentos converge para seu estado estacionário.

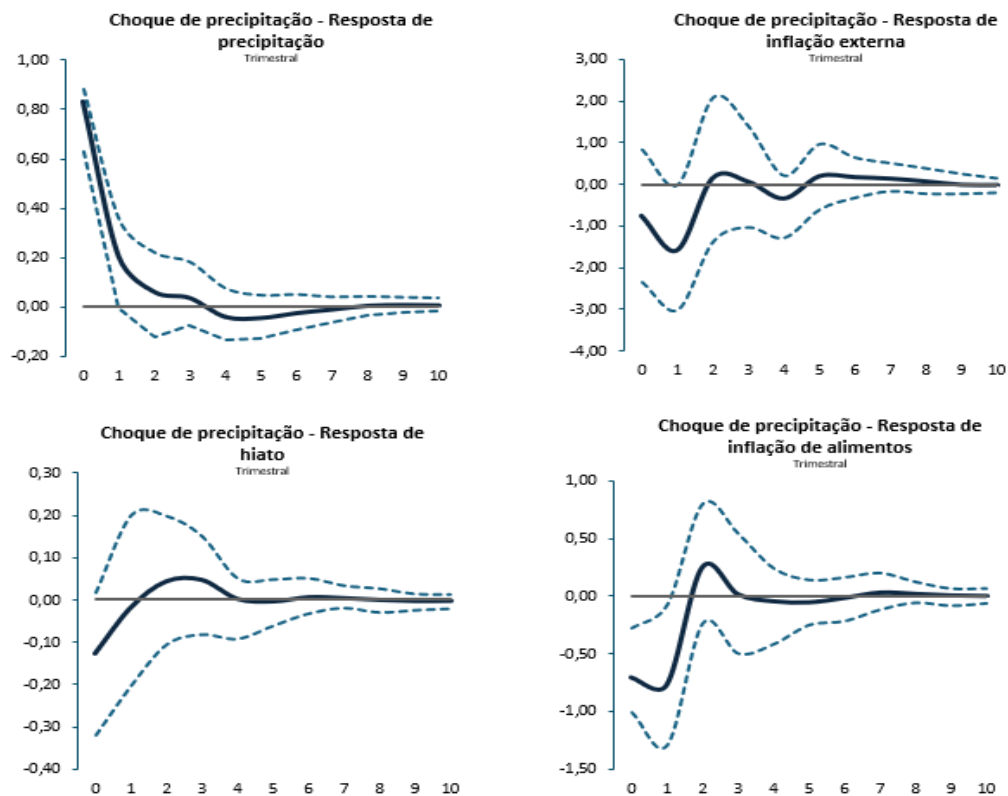


Fonte: Elaboração Própria

Gráfico 6 – Resposta das variáveis ao choque da variável climática

A precipitação é outra variável relevante no modelo. Um choque de 1 desvio padrão nessa variável resulta, inicialmente, em um aumento de 0,83 pontos percentuais no índice de precipitação, como pode ser analisado no conjunto de Gráfico 7. No entanto, esse choque exógeno no z-score do volume de chuvas no Brasil converge para o equilíbrio de longo prazo após quatro trimestres.

Em relação à inflação externa, o choque de precipitação gera uma queda de 0,77 p.p., indicando uma relação inversa entre precipitação e inflação externa. No caso do hiato do produto, o aumento da precipitação provoca uma redução marginal de 0,031 p.p. no primeiro período. Contudo, a partir do segundo período, ocorrem incrementos sucessivos, estabilizando-se no valor de longo prazo em $T = 4$. Por fim, o impacto do choque de precipitação na inflação de alimentos se mantém praticamente estável no primeiro período, mas aumenta em 0,52 p.p., alcançando 0,25 pontos percentuais em $T = 2$. A partir do terceiro trimestre, a variável alcança a estabilidade.



Fonte: Elaboração Própria

Gráfico 7 – Resposta das variáveis ao choque da variável z-score da precipitação

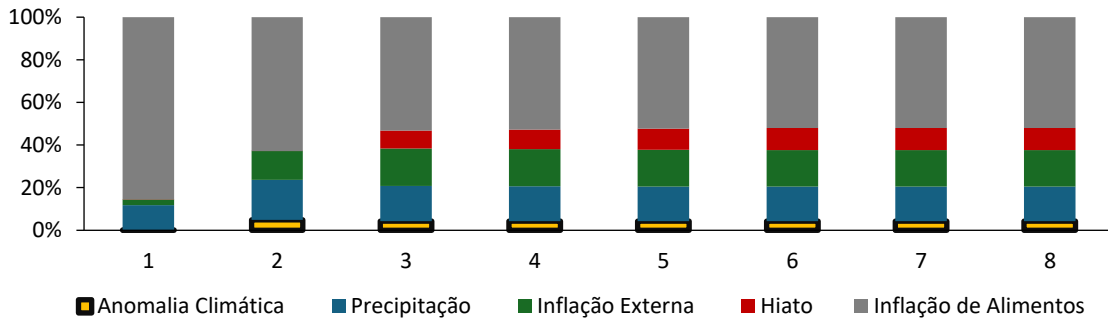
4.3 – Decomposição da variância do erro de previsão

Na decomposição da variância do erro de previsão, observou-se que, no modelo desenvolvido para analisar a inflação de alimentação no domicílio, a variável mais influente é a própria inflação de alimentos, a qual é responsável, em média, por 57,8% dos erros de previsão, como pode ser analisado pelo Gráfico 8. Isso indica que um choque dessa variável tem um impacto significativo na sua previsão. Além disso, as variáveis climáticas, quando consideradas de forma agregada, representam aproximadamente 19,87% do erro de previsão

dos preços de alimentos, em média para todos os períodos. O destaque é a precipitação, a qual a média para todos os períodos é de aproximadamente 16%.

Outro fator relevante é a inflação externa, que contribui, em média, com 15,01% para o erro de previsão. O hiato do produto corresponde somente a 7,32%, na média de todos os períodos, dos efeitos do erro de previsão para a inflação de alimentos.

Decomposição da variância do erro de previsão da Inflação de alimentação no domicílio - %



Fonte: Elaboração própria

Gráfico 8 - Contribuição das variáveis para o erro de projeção

4.4 – Previsão

O modelo desenvolvido para explicar a inflação de alimentação no domicílio apresenta resultados consistentes em termos de previsão. Conforme discutido, aproximadamente, 57,8% do erro de previsão dessa variável é derivado de seu próprio comportamento passado. Isso reflete a alta persistência da inflação de alimentação no domicílio, em que choques nos preços geram desvios entre os valores realizados e os previstos. Apesar disso, o modelo consegue prever de maneira significativa a trajetória dos preços de alimentos.

As estatísticas para mensuração das previsões do modelo são apresentadas na Tabela 5, mostra que as o Erro Médio Absoluto (MAE), que mede o quanto a previsão é de 4,82. Já o Erro Médio de Porcentagem Absoluta (MAPE) mostra que as projeções erram 3%. Por fim, o Erro Quadrático Médio (RMSE), que penaliza desvios do valor estimado em relação ao valor real, é de 5,15.

Avaliação da predição do modelo		
MAE	MAPE(%)	RMSE
4,82	3,06	5,15

Tabela 6 - Estatísticas da capacidade preditiva do modelo

O resultado da projeção mostra que o primeiro trimestre de 2025, a inflação acumulada trimestral é aproximadamente de 2,60%, com um intervalo de confiança de 95% variando entre -1,70% e 6,9%. Já para o segundo trimestre de 2025, espera-se uma forte aceleração da inflação na mesma base, passando de 2,60% para 3,18%. No terceiro trimestre de 2025, a inflação deve voltar a desacelerar, alcançando 2,34%. Após esse horizonte de 5 passos à frente, o modelo converge para o estado estacionário, encerrando o último trimestre de 2026 com uma inflação acumulada trimestral de 2,0%⁵.

Projeção da Inflação de Alimentação no Domicílio - Var.acum.trimestral (%)

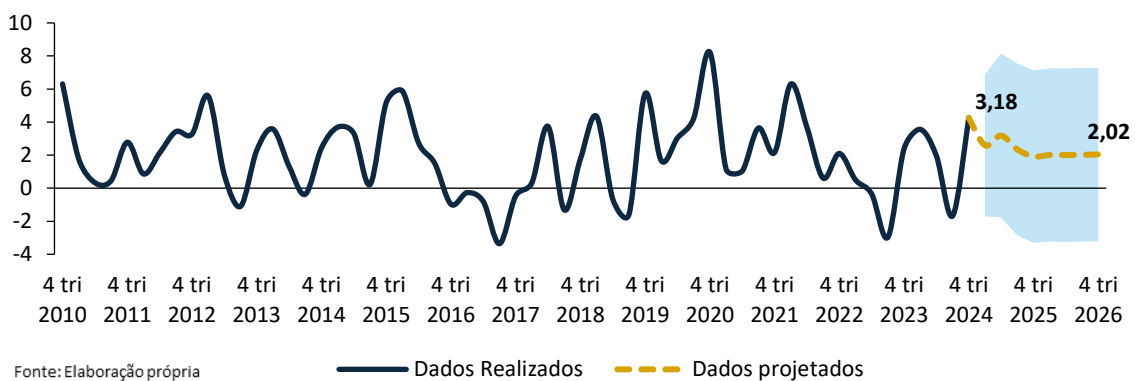


Gráfico 9 – Projeção da Inflação de alimentos

CONCLUSÃO

As alterações climáticas se mostram presentemente um grande desafio para as economias globais e para os indivíduos. Na economia, esse impasse afeta diretamente variáveis econômicas importantes e, conseqüentemente, reflete no bem-estar das pessoas. Dessa forma, compreender como as mudanças no clima pode afetar a economia é crucial para os tomadores de decisões. Dentro da literatura de Macroeconomia Climática, os impactos climáticos são divididos em dois pontos: riscos físicos, que estão relacionados à interação entre fenômenos climáticos e a exposição humana, e riscos de transição, que está relacionado à mudança da economia que usa energia fóssil para economia de baixo carbono. Nesse ínterim, os impactos climáticos são transferidos para a economia por meio de canais de transmissão, os quais a literatura divide em 5 pontos: volatilidade dos preços, comércio internacional, estoque de capital, fluxo migratório e produtividade agrícola.

⁵ É importante destacar que, à medida que o horizonte de projeção aumenta, a incerteza associada às estimativas também cresce, refletindo a maior dificuldade em prever eventos futuros em longo prazo.

Com a finalidade de analisar os impactos do clima na inflação de alimentação no domicílio, foram construídas duas novas variáveis: CAI e ZIP. Esses termos buscam representar, de forma quantitativa, as alterações do clima no Brasil. Para analisar tais efeitos, foi estimado por meio do modelo VAR as inter-relações entre as variáveis.

As implicações dos resultados empíricos indicam que eventos climáticos são elementos cruciais para compreender a dinâmica dos preços de bens essenciais, como alimentos. Os resultados revelaram que em 2010, a alta dos preços de alimentos no primeiro trimestre foi concentrada em itens como cereais, leguminosas e oleaginosas e na agregação de alimentação *In-natura*. Esses dois produtos refletem a sensibilidade grupo às alterações climáticas (BCB, 2010), o que corrobora o desfecho do modelo. A queda do indicador nos segundo e terceiro semestre pode ser atribuído em grande parte a melhoria das condições climáticas. Em 2011, a queda dos preços dos alimentos até o terceiro trimestre foi influenciada pela diminuição das chuvas, o que provocou a queda da agregação de alimentação *In-natura* e carnes. Já em 2012, exceto o primeiro trimestre, a inflação de alimentos acelerou de, sendo a variação do índice pluviométrico o principal componente de alta. Itens como cereais, leguminosas e oleaginosas foram as mais afetadas. Os anos de 2013 e 2014, a inflação oscilou bastante, sendo a falta de chuva no meio do ano e a excesso no final. Dessa forma, itens mais sensíveis a precipitação foram os mais prejudicados, como o caso de alimentos *In-natura* e Leites e Derivados.

Em 2015 e 2016, o aumento das chuvas nas regiões Sul, Centro-Oeste e, principalmente, no Sudeste prejudicou a oferta de alimentos *In-Natura*⁶, o que se refletiu na alta dos preços desses itens. O grupo que mais contribuiu pela alta dos preços foi Tubérculos, raízes e leguminosas. Nota-se, de fato, que tal grupo é mais vulnerável a alterações climáticas. Esse fato ajuda a explicar a elevada participação do clima na inflação de alimentos. Entre os anos de 2017 e 2019, a dinâmica de preços de alimentação no domicílio apresentou movimentos mistos causado principalmente por fatores inerciais e de inflação externa, que está relacionada com a taxa de câmbio. No referido período, os impactos climáticos foram, na maioria das vezes baixista. Já em 2020, ano que ficou marcado pela pandemia, houve uma queda nos preços das commodities internacionais, o que contribuiu com cerca 1 ponto percentual para a inflação no primeiro trimestre. Além disso, com o avanço do vírus e a consequente rigidez das medidas de distanciamento social, os preços dos alimentos no domicílio passaram a sofrer pressões

⁶ Alimentação *In-Natura* é uma classificação do BCB o qual inclui os subgrupos de Tubérculos, raízes e legumes, Hortaliças e verduras, e Frutas, além do componente Ovo de galinha do IPCA.

inflacionárias, visto que as pessoas passaram a consumir mais alimentos em casa, ao invés de consumir em bares e restaurantes. Já no segundo trimestre do mesmo ano, foi possível verificar que, por conta do aumento da pressão na cadeia de suprimentos no Brasil⁷ e do aumento da demanda, os preços de alimentos mantiveram-se altos, principalmente itens de alimentação *in natura*. Os impactos climáticos na dinâmica de preços em questão não foram significativos.

Em 2021, com a alta dos preços das commodities, principalmente agrícolas e a resiliente queda do escoamento de produtos resultou ainda na aceleração da inflação. A mudança climática provocada pelo La Niña gerou prejuízos para algumas lavouras no ano e provocou uma forte escassez hídrica. O baixo nível de precipitação observado pressionou os preços para cima. O ano de 2022 aconteceu o início do conflito entre Rússia e Ucrânia. Pelo fato de os países serem importantes exportadores de grãos e cereais, a guerra provocou um vertiginoso aumento dos preços das commodities agrícolas. Embora o arrefecimento das restrições sanitárias geradas pela queda do número de casos de COVID-19, mesmo que parcial, das cadeias de suprimento globais⁸, alguns países limitaram exportações agrícolas a fim de garantir sua segurança alimentar. Tal fato também pode explicar a aceleração da inflação externa. Em termos de impactos climáticos, o referido ano não registrou impactos significativos na inflação de alimentos. Em 2023, inflação de alimentos apresentou um forte movimento desinflacionário puxado, sobretudo por fatores como inflação externa e hiato do produto e a safra recorde no primeiro trimestre. Em 2024 com o aumento da demanda agregada do consumo das famílias, o forte efeito do El Niño que prejudicou as colheitas e a desvalorização da taxa de câmbio, o preço do subgrupo de alimentação no domicílio cresceu fortemente, com uma baixa contribuição dos fatores climáticos.

Na estrutura de impulso-resposta, as variáveis ao sofrer um choque estilizado têm suas trajetórias divergentes. O choque de CAI na variável analisada provocou um aumento forte em seu valor. Esse resultado se deve ao fato de que os episódios de anomalia climática provocam mudanças abrupta na produção e oferta de alimentos. Ainda ao analisar o choque do z-score de precipitação percebe-se que a variável que representa o preço de alimentos cai contemporaneamente e depois aumenta de forma abrupta. Esse aumento pode ser explicado pela estrutura de ponderação do IPCA, que concentra cerca de 53,3%⁹ de sua composição na

⁷ Índice calculado pelo Banco Central no Estudo especial nº 117/2022.

⁸ Índice mensurado pelo *Global Supply Chain Pressure Index (GSCPI)* do *Federal Reserve of New York*.

⁹ Estudo Especial nº 69/2019 - Atualizações da estrutura de ponderação do IPCA e repercussão nas suas classificações, publicado no box do Relatório Trimestral de Inflação do Banco Central do Brasil.

região Sudeste. Assim, um grande volume de chuvas nessa região pode prejudicar o cultivo agrícola, contribuindo para o aumento da inflação de alimentos

Além disso, por meio da análise de Decomposição da variância do erro de previsão, ficou claro a importância do componente de inflação externa e precipitação para a determinação da dinâmica inflacionária de alimentação no domicílio. Finalmente, por meio da projeção condicional às variáveis climáticas foi possível estimar que a inflação de alimentos se manterá em nível próximo a estabilidade nos próximos trimestres, oscilando em alta no início de 2025, mas a partir do meio do ano, se mantendo estável em nível.

Por fim, através da análise robusta das estruturas então empregadas, foi possível verificar a influência de fatores do clima no principal indicador de preços de alimentos no Brasil. O modelo exposto ainda apresenta lacunas que podem ser preenchidas, como é o caso da não inclusão da variável de taxa de câmbio. Tal variável representa um fator importante na dinâmica dos preços de alimentos no Brasil, conforme especificado no Box do Relatório de Inflação de setembro de 2023 do Banco Central intitulado “Evolução recente dos preços de alimentos no Brasil”.

REFERÊNCIA BIBLIOGRÁFICA

- BATTEN, S. “Climate change and the macro-economy: a critical review.” Bank of England, 2018. 1-10.
- BATTEN, S. SOWEBUTSS, R. TANAKA, M. “Let’s talk about the weather: the impact of climate change on central bank” Bank of England, Volume 603 2016. 24-27.
- BCB. Banco Central do Brasil. Relatório de Riscos e Oportunidades Sociais, Ambientais e Climáticos; Volume 4. BCB publicado, 2024
- BCB. Banco Central do Brasil. Evolução recente dos preços de alimentos no Brasil; Relatório Trimestral de Inflação, edição 3, volume 25. BCB 28/09/2023.
- BCB. Banco Central do Brasil. Impacto do clima na inflação de alimentos; Relatório Trimestral de Inflação, edição 2, volume 21. BCB 27/06/2019.
- BCB. Banco Central do Brasil. El Niño, Chuvas e Principais Impactos Inflacionários; Relatório Trimestral de Inflação, edição 4, volume 17. BCB 23/12/2015.
- BCB. Banco Central do Brasil. Modelos de Vetores Autoregressivos ; Relatório Trimestral de Inflação, edição 1, volume 10. BCB 23/07/2008.
- BCB. Banco Central do Brasil. Inflação de Alimentos; Volume 3. Relatório Trimestral de Inflação, edição 3, volume 12. BCB 30/09/2010.
- BORGES, V. Alterações Climáticas e seu efeito na Inflação. Secretaria-Geral do Ministério do Ambiente e Ação Climática, 2022.
- BRUCE, Peter; BRUCE, Andrew. Estatística prática para cientistas de dados: 50 conceitos essenciais. 1ª edição. Rio de Janeiro — RJ: Alta Books, 2019
- BUENO, R. Econometria de Séries Temporais. São Paulo: Editora Cenage Learning, 2022.
- CATTEANO, C. PERI, G. The migration response to increasing temperatures. NBER working paper series, NBER, n. 21622, p.3-6, outubro, 2015. DOI: 10.3386/w21622.
- DELL, M., JONES, B. F. and Olken, B. A. (2014) What do we learn from the weather? The New Climate–Economy Literature,’ *Journal of Economic Literature* 2014, 52(3):740–798
- FANKHAUSER, S. and R. S. J. Tol (2005) ‘On climate change and economic growth,’ *Resource and Energy Economics* 27:1–17
- FERREIRA, Z. “Incorporando os efeitos do clima na medida do progresso técnico: uma análise para agricultura brasileira”. 2023. Tese (Doutorado em Economia) – Programa de Pós-Graduação em Economia, Universidade de Brasília, 2023
- IPCC. Painel Intergovernamental sobre mudança do clima. Mudança do Clima 2023: Relatório síntese [s.l.] IPCC publicado, 2022

KOTZ, M *et al.* “Global warming and heat extremes to enhance inflationary pressures.” Communications Earth & environment. 21/03/2024. DOI: <https://doi.org/10.1038/s43247-023-01173-x>

LACHAUD, M. A.; BRAVO-URETA, B. E.; LUDENA, C. E. Agricultural productivity in Latin America and the Caribbean in the presence of unobserved heterogeneity and climatic effects. *Climatic Change*, v. 143, n. 3–4, p. 445–460, 7 ago. 2017.

LESK, C., ROWHANI, P. & RAMANKUTTY, N. Influence of extreme weather disasters on global crop production. *Nature* 529, 84–87 (2016). <https://doi.org/10.1038/nature16467>

LÜTKEPOHL, H (2006). *New Introduction to Multiple Time Series Analysis*. New York Editora: Springer-Verlag, 2006.

OH, C. H. e R. REUVENY (2010). “Climatic natural disasters, political risk, and international trade.” *Global Environmental Change*.

PARKER, M. (2018). “The Impact of Disasters on Inflation.” *Economics of Disasters and Climate Change*.

PFAFF, B (2008). *VAR, SVAR and SVEC Models: Implementation Within R Package vars*. *Journal of Statistical Software*. V.27, n.4, julho.2008

RIGAUD, K *et al.* *Groundswell Preparing for internal climate migration*; World Bank Group, p.23-203.

SIMS, C; STOCK, J.H; WATSON, M.W. Inference in Linear Time Models with some Unit Roots. *Econométrica*, v.58, n.1, p.113-144, janeiro.1990

ANEXO I – DIAGNÓSTICO DO MODELO

O diagnóstico do modelo tem por finalidade testar hipóteses que sobre os parâmetros e estabilidade do VAR. Para o caso, serão avaliados 4 testes adicionado à verificação dos autovalores do polinômio característico e análise dos resíduos.

1) Teste de Lung-Box

O teste de Lung-Box tem o objetivo de verificar a existência da autocorrelação multivariada dos resíduos (Bueno, 2022). As hipóteses do teste são:

$$H_0: E(e_t e'_{t-j}) = 0 \quad \forall j = 1, 2, \dots, J > p \quad \begin{array}{l} \text{Não há correlação} \\ \text{multivariada nos resíduos} \end{array} \quad (\text{A.1})$$

$$H_a: E(e_t e'_{t-j}) \neq 0 \quad \text{para algum } j \quad \begin{array}{l} \text{Há correlação multivariada} \\ \text{nos resíduos} \end{array} \quad (\text{A.2})$$

Teste de Autocorrelação		
Estatística de Teste	Graus de liberdade	p-valor
351,63	350	0,4655

Como o p-valor da estatística é maior do que o nível de significância ($\alpha > 0.05$) não se pode rejeitar a hipótese nula de ausência de autocorrelação serial dos resíduos. Portanto, é possível afirmar que os resíduos do modelo não apresentam autocorrelação multivariada significativa.

2) Teste de Jarque -Bera

O teste de Jarque-Bera testa a hipótese dos resíduos do modelo VAR segue uma distribuição normal. Para o caso multivariado, o teste é calculado usando os resíduos que são padronizados pela decomposição de Choleski da matriz de variância-covariância para os resíduos centrados (Pfaff, 2008). As hipóteses do teste são:

H_0 : os resíduos seguem um distribuição normal

H_a : os não resíduos seguem um distribuição normal

Teste de Normalidade		
Estadística de Teste	Graus de liberdade	p-valor
335	10	0

Como o p-valor da estatística é menor do que o nível de significância ($\alpha > 0.05$) pode rejeitar a hipótese nula de que os resíduos seguem uma distribuição normal. Portanto, é possível afirmar que os resíduos do modelo não seguem a distribuição normal.

3) Teste de ARCH-LM

O Teste multivariado ARCH-LM tem a finalidade de testar a heterocedasticidade condicional dos resíduos (Lütkepohl, 2005). O teste estima a regressão:

$$vech(\hat{e}_t, \hat{e}_t^T) = \beta_0 + \beta_1 vech(\hat{e}_{t-1}, \hat{e}_{t-1}^T) + \dots + vech(\hat{e}_{t-q}, \hat{e}_{t-q}^T) + v_t \quad (\text{A.3})$$

em que β_j ($j = 1, 2, \dots, q$) é a matriz de coeficientes

As hipóteses do teste são:

$H_0: B_0 = B_1 = \dots = B_q = 0$ - Não há heterocedasticidade condicional nos resíduos

$H_a: B_0 \neq 0$ ou $\dots B_q \neq 0$ - Há heterocedasticidade condicional nos resíduos

Teste de Heterocedasticidade		
Qui-quadrado	Graus de liberdade	p-valor
855	1125	1

Como o p-valor da estatística é maior do que o nível de significância ($\alpha > 0.05$) não pode rejeitar a hipótese nula de que os resíduos não apresentam heterocedasticidade. Portanto, é possível afirmar que os resíduos do modelo são homocedásticos.

4) Avaliação dos autovalores do polinômio característico

A estabilidade do VAR é uma característica de extrema importância para o modelo, já que a partir dela é possível gerar séries temporais estacionárias com médias, variâncias e estrutura de covariância constantes ao longo do tempo (Pfaff, 2008, p.2). Além disso, o choque na variável, o efeito é dissipado e há um retorno para o equilíbrio de longo prazo. A forma de avaliar a estabilidade é por meio da análise dos autovalores do polinômio característico.

$$\det(I + A_{1z} - \dots - A_p z^p) \neq 0 \text{ para } |z| \leq 1 \quad (\text{A.4})$$

De acordo com Pfaff (2008), a estabilidade do modelo é garantida quando os autovalores do polinômio característico, em módulo, são menores do que 1. O número de autovalores do polinômio característico deve ser igual ao número de variáveis multiplicado pela ordem do modelo.

Círculo Unitário									
λ_1	λ_2	λ_3	λ_4	λ_5	λ_6	λ_7	λ_8	λ_9	λ_{10}
0,80	0,68	0,68	0,56	0,56	0,52	0,49	0,49	0,40	0,33

Como mostrado na Tabela acima, todos os autovalores do polinômio característico do VAR (2) que estuda os efeitos climáticos na inflação de alimentos são menores do que 1. Portanto, o modelo é estável.

5) Análise dos resíduos

Um VAR(p) é dito como adequado quando os resíduos do modelo seguem o ruído branco, isto é, os resíduos não têm média e variância constantes e não são correlacionados entre si. A autocorrelação serial dos resíduos já foi analisada acima por meio do teste de Ljung-Box. No Gráfico 10, podemos analisar a média e a variância dos resíduos de cada variável.

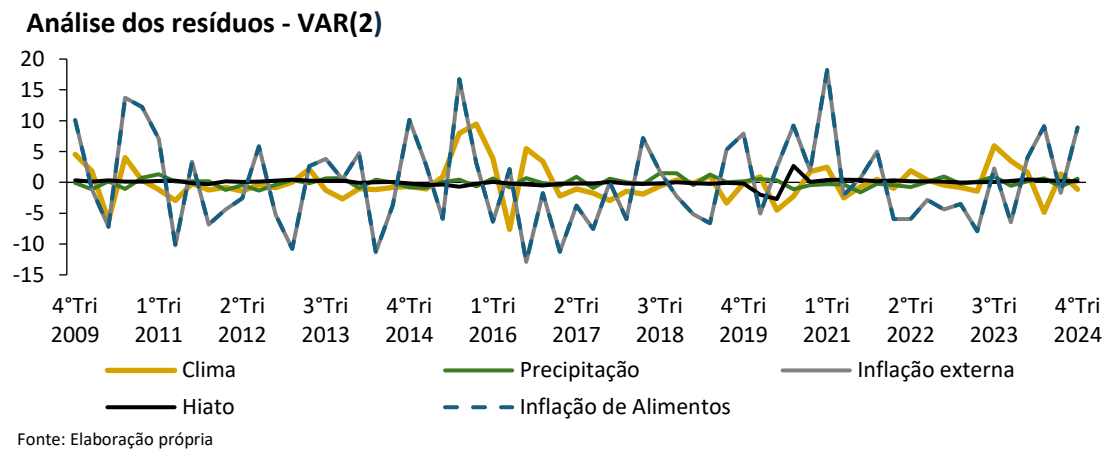


Gráfico 10 – Resíduos do modelo

É perceptível que todas as variáveis do Gráfico 10 se concentram em torno do ponto médio igual a zero. Além disso, as variáveis também não apresentam uma tendência no tempo, o que permite afirmar que a média e a variância são constantes ao longo do tempo. Desse modo, o modelo se mostra adequado.