



**UNIVERSIDADE EDUARDO MONDLANE**  
**FACULDADE DE CIÊNCIAS**  
**DEPARTAMENTO DE MATEMÁTICA E INFORMÁTICA**  
**PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ESTATÍSTICA APLICADA**

## **DISSERTAÇÃO DE MESTRADO**

**ANÁLISE DO RELACIONAMENTO ENTRE OS PREÇOS MENSIS DO CARVÃO  
MINERAL, DA GASOLINA E DA TAXA DE CÂMBIO DO NOVO METICAL DE  
MOÇAMBIQUE E O DÓLAR NORTE-AMERICANO NO PERÍODO DE 2014 a 2022**

**ÓSCAR ALEXANDRE MACHAIEIE**

**Maputo, Abril de 2026**

**UNIVERSIDADE EDUARDO MONDLANE**  
**FACULDADE DE CIÊNCIAS**  
**DEPARTAMENTO DE MATEMÁTICA E INFORMÁTICA**  
**PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ESTATÍSTICA APLICADA**

## **DISSERTAÇÃO DE MESTRADO**

**ANÁLISE DO RELACIONAMENTO ENTRE OS PREÇOS MENSIS DO CARVÃO  
MINERAL, DA GASOLINA E DA TAXA DE CÂMBIO DO NOVO METICAL DE  
MOÇAMBIQUE E O DÓLAR NORTE-AMERICANO NO PERÍODO DE 2014 a 2022**

**ÓSCAR ALEXANDRE MACHAIEIE**

Dissertação submetida ao Programa de Pós-graduação em Estatística Aplicada da Universidade Eduardo Mondlane, como parte dos requisitos para a obtenção do grau de Mestre em Estatística Aplicada.

Orientador: Prof. Doutor Alberto Chicafo Mulenga

Maputo, Abril de 2026

**UNIVERSIDADE EDUARDO MONDLANE**  
**FACULDADE DE CIÊNCIAS**  
**DEPARTAMENTO DE MATEMÁTICA E INFORMÁTICA**  
**PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ESTATÍSTICA APLICADA**

**ANÁLISE DO RELACIONAMENTO ENTRE OS PREÇOS MENSIS DO CARVÃO  
MINERAL, DA GASOLINA E DA TAXA DE CÂMBIO DO NOVO METICAL DE  
MOÇAMBIQUE E O DÓLAR NORTE-AMERICANO NO PERÍODO DE 2014 a 2022**

**ÓSCAR ALEXANDRE MACHAIEIE**

Dissertação submetida ao Programa de Pós-graduação em Estatística Aplicada da Universidade Eduardo Mondlane, como parte dos requisitos para a obtenção do grau de Mestre em Estatística Aplicada.

Aprovado em 25 de Março de 2026, por:

---

Doutor Miranda Albino Martins Muualo  
(Arguente - DMI - Universidade Eduardo Mondlane)

---

Doutora Sheyla Ratan Rodrigues Cassy  
(Presidente - DMI - Universidade Eduardo Mondlane)

---

Prof. Doutor Alberto Chicafo Mulenga  
(Orientador - DMI - Universidade Eduardo Mondlane)

Maputo, Abril de 2026

# **Dedicatória**

Este trabalho é dedicado a minha parceira Márcia Cumbe pelo apoio incondicional que tem me dado ao longo de todos esses anos.

# Agradecimentos

Agradeço ao meu supervisor, Prof. Doutor Alberto Mulenga, pelo apoio, orientação e incentivo durante a elaboração deste trabalho. Ao longo dos anos, tem sido um verdadeiro mentor, sempre disponível para ensinar, orientar e guiar o meu percurso académico.

Agradeço à minha parceira, Márcia Cumbe, pelo amor, carinho, paciência e compreensão, que tornaram esta jornada mais leve e alegre.

À minha família e aos meus amigos, o meu sincero obrigado; a vossa presença tornou os meus dias mais leves.

# Epígrafe

“Os dados contêm a verdade, mas cabe à estatística revelá-la.”

(Autor desconhecido)

# Resumo

A economia de Moçambique, como a de muitos países em desenvolvimento, depende das exportações e importações de commodities, sendo o dólar americano a principal moeda de referência no comércio internacional. Este estudo teve como objectivo analisar a relação entre os preços mensais das exportações de carvão mineral, os preços mensais das importações de gasolina e a taxa de câmbio mensal do novo metical moçambicano face ao dólar norte-americano, no período de Janeiro de 2014 a Janeiro de 2022. As séries foram obtidas do Instituto Nacional de Estatística e do site da [oanda.forex](http://oanda.forex). Para a análise da relação entre as séries, foram aplicados modelos de vectores autoregressivos e modelos de vectores de correcção de erros. Os resultados mostraram a existência de uma relação de cointegração, o que significa que choques em uma variável exercem impacto sobre as outras variáveis. A decomposição da variância dos erros de previsão mostrou que a taxa de câmbio desempenha um papel central na explicação das flutuações das outras variáveis, enquanto o carvão mineral e a gasolina apresentam efeitos mais moderados. Do estudo, conclui-se que a análise conjunta destas variáveis fornece uma compreensão mais clara da transmissão de choques no contexto económico moçambicano, contribuindo para a literatura sobre a dinâmica do mercado financeiro e das commodities.

**Palavras-chave:** Carvão mineral, Gasolina, Moçambique, Modelo de vectores autoregressivos, Taxa de câmbio.

# Abstract

The economy of Mozambique, like that of many developing countries, relies on commodity exports and imports, with the US dollar being the main reference currency in international trade. This study aimed to analyze the relationship between monthly coal export prices, monthly gasoline import prices, and the monthly exchange rate of the Mozambican metical against the US dollar, over the period from January 2014 to January 2022. The data were obtained from the National Institute of Statistics and the oanda.forex website. To examine the relationship among the series, vector autoregressive models and vector error correction models were applied. The results revealed the existence of a cointegration relationship, indicating that shocks in one variable have an impact on the others. Forecast error variance decomposition showed that the exchange rate plays a central role in explaining fluctuations in the other variables, while coal and gasoline exhibit more moderate effects. The study concludes that jointly analyzing these variables provides a clearer understanding of shock transmission in the Mozambican economic context, contributing to the literature on financial market and commodity dynamics.

**Keywords:** Exchange rate, Coal, Gasoline, Mozambique, Vector autoregressive models.

# Índice

<b>Dedicatória</b>	<b>i</b>
<b>Agradecimentos</b>	<b>ii</b>
<b>Epígrafe</b>	<b>iii</b>
<b>Resumo</b>	<b>iv</b>
<b>Abstract</b>	<b>v</b>
<b>Acrónimos</b>	<b>ix</b>
<b>Lista de Figuras</b>	<b>x</b>
<b>Lista de Tabelas</b>	<b>xii</b>
<b>1 Introdução</b>	<b>1</b>
1.1 Contextualização . . . . .	1
1.2 Problema do estudo . . . . .	3
1.3 Objectivos . . . . .	4
1.3.1 Objectivo geral . . . . .	4
1.3.2 Objectivos específicos . . . . .	4
1.4 Relevância do estudo . . . . .	5
1.5 Estrutura do trabalho . . . . .	5
<b>2 Revisão da literatura</b>	<b>6</b>
2.1 A taxa de câmbio nas economias em desenvolvimento . . . . .	6
2.2 Preços de commodities e a taxa de câmbio . . . . .	8
2.3 Estudos sobre Moçambique e países africanos . . . . .	9

2.4	Modelos de vectores autoregressivos . . . . .	10
2.4.1	Métodos de estimação dos coeficientes do modelo VAR . . . . .	12
2.4.2	Verificação da adequação do modelo VAR . . . . .	14
2.4.3	Aplicações dos modelos de vectores autoregressivos . . . . .	17
2.5	Modelo de vectores de correcção de erro . . . . .	19
2.5.1	Cointegração . . . . .	20
2.5.2	Estimação dos coeficientes do modelo de vectores de correcção de erro	22
<b>3</b>	<b>Material e métodos</b>	<b>25</b>
3.1	Classificação do estudo . . . . .	25
3.2	Material . . . . .	26
3.3	Métodos . . . . .	26
3.3.1	Análise exploratória dos dados . . . . .	26
3.3.2	Testes de estacionaridade . . . . .	27
3.3.3	Seleccção do número de defasagens . . . . .	31
3.3.4	Teste de cointegração . . . . .	33
3.3.5	Especificação e estimação dos coeficientes dos modelos VAR e VEC . .	37
3.3.6	Diagnóstico do modelo . . . . .	40
3.3.7	Análise da dinâmica das séries . . . . .	41
3.3.8	Avaliação do desempenho preditivo . . . . .	44
<b>4</b>	<b>Resultados e discussão</b>	<b>46</b>
4.1	Estatísticas descritivas . . . . .	46
4.2	Resultados do teste de estacionaridade . . . . .	49
4.3	Seleccção do número óptimo de defasagens do modelo VAR . . . . .	50
4.4	Estimação dos coeficientes do modelo VAR . . . . .	51
4.4.1	Teste de causalidade de Granger . . . . .	53
4.4.2	Testes de cointegração de Johansen . . . . .	53
4.5	Resultados do modelo de vectores de correcção de erros . . . . .	54
4.5.1	Avaliação global do modelo de vectores de correcção de erros . . . . .	54
4.5.2	Coeficientes do modelo de vectores de correcção de erro . . . . .	55
4.5.3	Diagnóstico do modelo de vectores de correcção de erro . . . . .	58
4.5.4	Análise das funções de resposta ao impulso . . . . .	62

4.5.5	Decomposição da variância dos erros de previsão . . . . .	64
4.5.6	Previsões com o modelo de vectores de correção de erros . . . . .	65
4.5.7	Avaliação das previsões do modelo VEC . . . . .	67
4.6	Discussão . . . . .	68
<b>5</b>	<b>Conclusões e recomendações</b>	<b>71</b>
5.1	Conclusões . . . . .	71
5.2	Recomendações . . . . .	72
5.3	Limitações do Estudo . . . . .	73
	<b>Bibliografia</b>	<b>74</b>

# Acrónimos

<b>ADF</b>	Augmented Dickey-Fuller
<b>AIC</b>	Critério de Informação de Akaike
<b>ARCH</b>	Autoregressive Conditional Heteroskedasticity
<b>coal</b>	Carvão mineral
<b>BIC</b>	Critério de Informação Bayesiano
<b>FEVD</b>	<i>Forecast Error Varinace Decomposition</i>
<b>fx</b>	Taxa de câmbio MZN/USD
<b>FMI</b>	Fundo Monetário Internacional
<b>gas</b>	Gasolina
<b>HQIC</b>	Critério de Informação de Hannan-Quinn
<b>IRF</b>	Função de Resposta a Impulso
<b>JB</b>	Jarque-Bera
<b>KPSS</b>	Kwiatkowski–Phillips–Schmidt–Shin
<b>MAE</b>	<i>Mean Absolute Error</i>
<b>MAPE</b>	<i>Mean Absolute Percentage Error</i>
<b>MV</b>	Máxima Verossimilhança
<b>MZN</b>	Novo Metical Moçambicano
<b>MQO</b>	Mínimos Quadrados Ordinários
<b>RMSE</b>	<i>Root Mean Squared Error</i>
<b>SADC</b>	Comunidade para o Desenvolvimento da África Austral
<b>MSVAR</b>	Modelo Estrutural de Vectors Auto-Regressivos
<b>MSVEC</b>	Modelo Estrutural de Vectors de Correção de Erros
<b>USD</b>	Dólar dos Estados Unidos da América
<b>VAR</b>	Vectors Auto-Regressivos
<b>VEC</b>	Vectors de Correção de Erros

# Lista de Figuras

4.1	Comportamento das séries da taxa de cambio, preços de carvão e preços de gasolina entre Janeiro 2014 a Janeiro de 2022. . . . .	48
4.2	Comportamento das séries dos retornos da taxa de cambio, preços de carvão e preços de gasolina entre Janeiro 2014 a Janeiro de 2022. . . . .	49
4.3	Equação de cointegração do modelo VEC (posto = 1). . . . .	58
4.4	Histogramas dos resíduos (taxa de câmbio e carvão mineral). . . . .	60
4.5	(c) Resíduos da equação dos preços da gasolina. . . . .	61
4.6	Autovalores da matriz associada ao sistema do modelo VEC no plano complexo. . . . .	62
4.7	Funções de resposta ao impulso ortogonalizados estimadas pelo modelo VEC. . . . .	63
4.8	Previsões dentro da amostra: taxa de câmbio e carvão mineral. . . . .	66
4.9	Previsões dentro da amostra: importações de gasolina. . . . .	67
5.1	Previsões fora da amostra (5 passos à frente) do modelo VEC, com intervalos de confiança de 95%. . . . .	81

# Lista de Tabelas

3.1	Variáveis do estudo. . . . .	26
4.1	Estatísticas descritivas das séries. . . . .	47
4.2	Testes de estacionaridade em nível. . . . .	50
4.3	Testes de estacionaridade em primeira diferença. . . . .	50
4.4	Seleção do número óptimo de defasagens usando os critérios de informação. . . . .	51
4.5	Resumo da estimação do modelo VAR(2) em primeiras diferenças. . . . .	51
4.6	Resultados do modelo VAR(2) para as séries dos retornos. . . . .	52
4.7	Estatísticas do teste de causalidade de Granger. . . . .	53
4.8	Teste de cointegração de Johansen. . . . .	54
4.9	Estatísticas de ajuste do modelo de vectores de correcção de erros. . . . .	54
4.10	Vector de cointegração ( $\beta$ ) normalizado em $\ln(fx)$ . . . . .	55
4.11	Coeficientes de ajustamento ( $\alpha$ ). . . . .	56
4.12	Valores das constantes do modelo VEC. . . . .	57
4.13	Teste LM de autocorrelação dos resíduos do modelo VEC. . . . .	58
4.14	Teste de normalidade de Lomnicki Jarque–Bera para os resíduos do modelo VEC. . . . .	59
4.15	Teste de normalidade baseado em assimetria e curtose dos resíduos. . . . .	59
4.16	Verificação de estabilidade do modelo VEC. . . . .	61
4.17	Decomposição da variância dos erros de previsão em percentagem. . . . .	65
4.18	Previsões usando o modelo VEC dentro e fora da amostra com IC 95%. . . . .	66
4.19	Medidas de erro de previsão do modelo VEC. . . . .	67
5.1	Teste ADF para as variáveis em nível. . . . .	80
5.2	Teste Phillips–Perron em nível. . . . .	80
5.3	Teste KPSS em nível ( $H_0$ = estacionaridade). . . . .	80
5.4	Teste ADF para as variáveis em primeira diferença. . . . .	81

5.5	Teste Phillips–Perron em primeira diferença. . . . .	81
5.6	Teste KPSS em primeira diferença ( $H_0$ = estacionaridade). . . . .	81
5.7	Estatísticas Descritivas dos Erros de Previsão. . . . .	82

# Capítulo 1

## Introdução

### 1.1 Contextualização

As taxas de câmbio desempenham um papel fundamental na economia, influenciando o comércio internacional, a inflação e a política monetária. O novo metical de Moçambique, como moeda nacional, está sujeito a flutuações cambiais determinadas por factores internos e externos. Entre os factores externos mais relevantes, destacam-se os preços das principais mercadorias transaccionadas internacionalmente, como o carvão mineral e os combustíveis, cujas variações podem afectar directamente a taxa de câmbio do novo metical face ao dólar norte-americano (USD).

Segundo o [World Bank \(2020\)](#) e a World Integrated Trade Solution ([WITS, 2024](#)), o dólar norte-americano é a principal moeda de referência nas transacções comerciais e financeiras internacionais de Moçambique, sendo utilizado tanto na exportação de recursos minerais como na importação de produtos energéticos. O carvão mineral constitui um dos principais produtos de exportação do país, representando uma fonte importante de divisas fazendo influência directa na entrada de moeda estrangeira no mercado cambial. Por outro lado, os combustíveis, largamente importados, são essenciais para o funcionamento da economia e têm um peso na balança comercial.

Neste contexto, compreender a forma como os choques nos preços do carvão, dos combustíveis e da cotação cambial do novo metical moçambicano e o dólar norte-americano (MZN/USD) influenciam-se entre si é fundamental para a formulação de políticas económicas e cambiais, bem como para a contribuição na literatura sobre a economia emergente em Moçambique. As-

sim, este estudo visa analisar a dinâmica entre estas três variáveis utilizando modelos de Vectores autoregressivos (VAR), para capturar interdependências e efeitos de choques a curto e médio prazo.

Caso se pretenda analisar a a dinâmica temporal das séries, [Sims \(1980\)](#), propõe o uso dos modelos de vectores autoregressivos sem impor uma estrutura causal a priori, assim, cada série é explicada em função dos seus valores históricos e dos valores históricos das demais restantes séries do sistema. Dessa forma, o modelo VAR oferece uma estrutura flexível para captar os efeitos de choques nas inovações das variáveis preços de carvão, preços dos combustíveis e na taxa de câmbio do MZN/USD durante o período da análise, bem como para examinar a resposta das perturbações usando as funções de impulso-resposta e decomposições da variância dos erros de previsão.

Na análise de séries temporais univariadas, assim como defende [Lütkepohl \(2005\)](#), o principal objectivo é a previsão, na qual os modelos de [Box e Jenkins \(1976\)](#), são utilizados. No entanto, com variáveis económicas, frequentemente o valor de uma variável não está apenas relacionado ao seu desfasamento, assim como depende do desfasamento de outras variáveis.

Levando em consideração a relação entre as variáveis [Sims \(1980\)](#), criticou o procedimento de estimação por equações simultâneas, no qual são necessárias restrições para a identificação e classificação das variáveis exógenas e endógenas no sistema, e sugeriu o uso do modelo de Vectores autoregressivos (VAR) para a análise de séries temporais macroeconómicas. Segundo [Stock e Watson \(2002\)](#), esse procedimento é uma técnica simples que permite capturar de forma sistemática a dinâmica entre as várias séries analisadas. [Enders \(2015\)](#), assume que deve-se tratar todas as variáveis como endógenas nesse tipo de modelo, e simultaneamente, sem levar em conta o conceito de independência ou dependência.

Na literatura, a classe de modelos VAR e suas aplicações em macroeconomia e finanças podem ser encontradas em [Hamilton \(1994\)](#), [Lütkepohl \(2005\)](#), [Pfaff \(2008\)](#), [Tsay \(2010\)](#), [Enders \(2015\)](#), entre outros. Segundo [Lütkepohl \(2005\)](#), as principais aplicações dos modelos de vectores autoregressivos são a previsão e a análise estrutural. Aplicações mais recentes dos modelos VAR incluem estudos como o de [Alam et al. \(2023\)](#), que investigaram as relações transitórias

de longo e curto período no sistema de variáveis macroeconómicas (balança comercial, taxa de desemprego, inflação, oferta monetária e investimento directo estrangeiro) e os mercados accionistas da China e do Paquistão, usando o modelo de Vectores de Correção de Erro (VEC). Os autores concluíram que ambos os mercados exibiam um vínculo de equilíbrio de longo prazo com essas variáveis, ajustando pequenos desequilíbrios na dinâmica transitória, a uma taxa de aproximadamente 6,78%. [Chaudhry e Bukhari \(2010\)](#), utilizaram o modelo VAR estrutural para analisar o impacto de choques macroeconómicos sobre as exportações têxteis do Paquistão, e encontraram que choques positivos nas exportações têxteis de países concorrentes levam a quedas temporárias seguidas por aumentos posteriores. O que é comum na maioria das aplicações dos modelos de vectores autoregressivos é a presença de equações de cointegração, indicando a existência de um vínculo de longo prazo entre as variáveis do sistema ([Ramos, 2012](#)).

### 1.2 Problema do estudo

A flutuação da taxa de câmbio entre o metical moçambicano e o dólar norte-americano tem implicações para a estabilidade económica de Moçambique. Variações cambiais afectam o custo das importações, os preços internos e a competitividade das empresas, influenciando, por consequência, o saldo da balança de pagamentos e o poder de compra da população.

Num país com uma economia dependente da exportação de recursos naturais como o carvão mineral e da importação de produtos essenciais como os combustíveis fósseis, alterações nos preços internacionais destas mercadorias representam choques externos com efeito na economia nacional, influenciando as variações da taxa de câmbio. Do ponto de vista estratégico, compreender a extensão e a natureza dessa influência exige uma análise sistemática da dinâmica entre estas variáveis ao longo do tempo. Embora existam estudos internacionais que analisam a relação entre os preços de commodities que são as cotações internacionais e as taxas de câmbio que são as paridades monetárias, o contexto moçambicano apresenta particularidades económicas e estruturais que justificam uma investigação específica. O problema está em identificar como os choques nos preços do carvão mineral, da gasolina e na taxa de câmbio de MZN/USD são transmitidos entre os mercados, e em que medida influenciam-se simultaneamente, considerando as especificidades macroeconómicas do país e o seu grau de exposição ao mercado externo.

Ao longo da última década, Moçambique enfrentou eventos externos que afectaram o sistema cambial, incluindo flutuações elevadas nos preços do petróleo e do carvão no mercado internacional, bem como crises económicas globais como a pandemia da COVID-19. Tais eventos reforçam a importância de compreender como as perturbações externas se propagam no sistema económico doméstico. Assim, é pertinente questionar se as variações nos preços do carvão mineral, da gasolina e na taxa de câmbio apresentam uma interdependência.

### 1.3 Objectivos

#### 1.3.1 Objectivo geral

Analisar o relacionamento entre os preços mensais do carvão mineral, da gasolina e da taxa de câmbio do novo metical de Moçambique e o dólar norte-americano no período de 2014 a 2022.

#### 1.3.2 Objectivos específicos

- Descrever o comportamento dos preços mensais de exportações do carvão mineral, das importações de gasolina e da taxa de câmbio do novo metical de Moçambique e o dólar norte-americano no período de 2014 a 2022;
- Calcular os coeficientes de um modelo da classe de vectores autoregressivos que possa descrever a dinâmica dos preços mensais de exportações do carvão mineral, das importações de gasolina e da taxa de câmbio do novo metical de Moçambique e o dólar norte-americano no período de 2014 a 2022;
- Analisar os efeitos dos choques económicos nos preços mensais de exportações do carvão mineral, das importações de gasolina e da taxa de câmbio no período de 2014 a 2022, utilizando as funções de resposta ao impulso e a decomposição da variância do erro de previsão;
- Realizar previsões dos preços mensais das exportações do carvão mineral, das importações de gasolina e da taxa de câmbio entre o novo metical de Moçambique e o dólar norte-americano no período de Fevereiro de 2022 a Julho de 2022.

## 1.4 Relevância do estudo

Este estudo justifica-se pela importância da taxa de câmbio do novo metical e do dólar norte-americano na economia moçambicana. Dado que a maioria das transacções comerciais externas de Moçambique são realizadas em dólares norte-americanos, compreender os factores que influenciam a sua variação é essencial para a formulação de políticas económicas eficazes. Em particular, os preços internacionais do carvão mineral e dos combustíveis têm potencial para gerar choques na economia nacional, afectando directamente a oferta e a procura de divisas no mercado cambial.

A análise da relação entre estas variáveis permitirá identificar os mecanismos através dos quais os choques nos preços de exportação e importação afectam a taxa de câmbio, oferecendo evidências para a política cambial e a gestão macroeconómica. Adicionalmente, ao aplicar modelos de vectores autoregressivos, este estudo proporciona uma abordagem metodológica para captar a interdependência entre os preços das commodities e a taxa de câmbio. Os resultados deste estudo poderão servir de base para a elaboração de estratégias que visem diminuir o efeito da variação cambial, beneficiando tanto os tomadores de decisões políticas como os agentes económicos e o sector empresarial em Moçambique.

O uso de modelos VAR contribui metodologicamente para o fortalecimento da literatura empírica em economia, promovendo a aplicação de ferramentas quantitativas avançadas na análise de problemas económicos nacionais. Isso reforça a capacidade analítica de instituições académicas e de investigação em Moçambique e incentiva a adopção de abordagens baseadas em evidência para a formulação de políticas públicas.

## 1.5 Estrutura do trabalho

Este trabalho está estruturado da seguinte forma: depois da introdução no Capítulo 1, no Capítulo 2, apresenta-se a revisão da literatura com destaque para estudos sobre relações entre taxas de câmbio e preços de commodities e as aplicações dos modelos VAR. No Capítulo 3 descreve-se os dados utilizados e a metodologia adoptada para resolver o problema do estudo, com foco no modelo VAR. O Capítulo 4 apresenta os resultados e a sua discussão. Por fim, o Capítulo 5 resume as principais conclusões e coloca-se algumas recomendações.

# Capítulo 2

## Revisão da literatura

### 2.1 A taxa de câmbio nas economias em desenvolvimento

Segundo a *International Monetary Fund* (IMF, 2017), a taxa de câmbio é um dos principais canais de transmissão de choques externos em economias em desenvolvimento. Em países em desenvolvimento, onde a estrutura produtiva e a capacidade de absorção de choques externos são mais frágeis, variações cambiais tendem a ter efeitos sobre o nível de preços, os fluxos comerciais e as contas externas (Edwards, 1989).

Para Krugman e Obstfeld (1991) as taxas de câmbio desempenham um papel crucial na economia, influenciando transações comerciais, políticas monetárias e fluxos de capital. De acordo com Dornbusch (1976), a dinâmica cambial pode ser explicada por factores como diferenças nas taxas de juros, balanças comerciais, preços de produtos de importação ou exportação e expectativas de mercado.

Eichengreen et al. (2008) afirmam que as economias com elevada dependência de produtos primários e com mercados cambiais relativamente sem liquidez estão mais expostas à variações, o que torna a gestão cambial um desafio constante.

Na vertente empírica, vários estudos têm investigado os determinantes das taxas de câmbio, com ênfase particular em países exportadores de commodities, como Moçambique. Chen e Rogoff (2002), verificaram que, em economias dependentes de exportações de recursos naturais, os preços internacionais de commodities como petróleo, gás e carvão têm efeito nas flutuações

cambiais. Similarmente [Cashin et al. \(2004\)](#), analisaram uma amostra de 53 países em desenvolvimento e identificaram que os choques nos preços de exportações primárias, como o carvão, explicam uma parcela considerável da variabilidade nas taxas de câmbio.

Variações na taxa de câmbio podem influenciar os preços de bens e serviços importados, afetando a inflação e o poder de compra. Em contrapartida, uma taxa de câmbio competitiva pode melhorar a balança comercial ao estimular exportações. No entanto, a instabilidade cambial pode introduzir incerteza nos mercados e dificultar o planeamento económico, sobretudo em países com baixa capacidade de absorção de choques exógenos. Além disso, países em desenvolvimento muitas vezes enfrentam o chamado “*pass-through cambial*” elevado, ou seja, a transmissão relativamente rápida e intensa das variações cambiais para os preços domésticos ([Goldfajn & Werlang, 2000](#)). Este fenómeno exige atenção especial das autoridades monetárias ao gerirem regimes cambiais, reservas internacionais e fluxos de capitais.

Os principais determinantes da taxa de câmbio incluem fundamentos macroeconómicos como o diferencial de inflação, os saldos da balança comercial, a taxa de juros, as reservas internacionais e as expectativas dos agentes económicos ([Obstfeld & Rogoff, 1996](#)). Contudo, na economia em desenvolvimento, factores externos como os preços das commodities, fluxos de capitais voláteis e eventos globais como por exemplo, choques de petróleo e crises financeiras, têm um peso especialmente muito elevado.

A literatura mostra que choques nos preços internacionais de produtos primários podem ter efeitos directos sobre as moedas de países exportadores ou importadores dessas commodities. Em particular, o caso de Moçambique, com dependência das exportações de carvão e das importações de combustíveis, encaixa-se nesse quadro de sensibilidade cambial às flutuações nos termos de troca.

Outro aspecto importante é o regime cambial adoptado por cada país. Países em desenvolvimento podem adoptar regimes fixos, flutuantes ou intermediários, cada um dos regimes apresenta suas vantagens e riscos. Um regime fixo pode ajudar a controlar a inflação, mas exige grandes reservas internacionais para ser sustentável. Já regimes flutuantes oferecem maior flexibilidade, mas podem expor a economia a maior variação ([Fisher, 2001](#)).

Em Moçambique, o regime cambial oscila bastante, com intervenção do Banco de Moçambique para suavizar excessos de variações. Este ajuste torna relevante o estudo da dinâmica dos preços do carvão, da gasolina e da taxa de câmbio MZN/USD.

## 2.2 Preços de commodities e a taxa de câmbio

De acordo com [Elbadawi e Soto \(1997\)](#), na África Subsariana a taxa de câmbio e os preços de exportações, apresentam choques nos termos de troca, particularmente relacionados a recursos naturais, que afectam de forma persistente a taxa de câmbio. Assim [Martins \(2020\)](#), defende que em Moçambique, a dependência do carvão mineral como principal produto de exportação torna o país particularmente sensível às flutuações dos preços internacionais deste recurso, o que afecta as receitas externas e a estabilidade cambial. Adicionalmente, a evolução dos preços de combustíveis, como a gasolina, também está associada à variação cambial, sobretudo em economias que são importadoras de energia. De acordo com [Diez et al. \(2020\)](#), variações ascendentes no valor internacional do crude tendem a enfraquecer as moedas domésticas, uma vez que deterioram o saldo da balança comercial.

Os valores de commodities desempenham uma função relevante na fixação de activos de troca como o câmbio em países cuja economia depende da exportação ou importação de bens primários. A literatura tem documentado a existência de moedas conhecidas como “commodity currencies”, que são correlacionadas com os preços das matérias-primas ([Chen & Rogoff, 2003](#)).

Moçambique, como um dos países que prevalece a exportação desse tipo de commodities, com o carvão mineral, em que aumentos nos preços internacionais desses produtos tendem a provocar uma valorização da moeda nacional, devido à maior entrada de divisas no mercado cambial. Em contrapartida, choques negativos nos preços de exportação reduzem as receitas em moeda estrangeira, pressionando pela depreciação cambial. Esse efeito é potencializado quando a balança comercial é dependente de um número restrito de produtos primários. No caso das commodities importadas, como a gasolina e derivados do petróleo, choques de preços podem afectar as moedas de troca, os preços de exportação de carvão mineral por meio do aumento da necessidade de moeda estrangeira para financiar importações. Tal situação provoca maior pressão sobre os valores de commodities e o câmbio, podendo gerar desequilíbrios macroeconómicos

adicionais, como aumento da inflação e deterioração das reservas internacionais (Kilian & Park, 2009).

Diversos estudos empíricos identificaram forte correlação entre o comportamento das moedas de países como Canadá, Austrália, Nova Zelândia, Noruega e Chile com os preços internacionais de commodities específicas (Cashin et al., 2004). Nestes estudos, concluiu-se que as moedas tendem a apreciar quando os preços das exportações aumentam e a depreciar quando os preços diminuem, evidenciando um canal de transmissão directo, e a mesma situação verificase em importações. Adicionalmente, estudos sobre economias africanas têm concluído que o vínculo entre os valores internacionais do crude e moedas domésticas tende a ser mais verificado quando há baixa diversificação produtiva e limitada capacidade de mudança cambial. Em tais contextos, a vulnerabilidade externa se traduz em maior variação na taxa de câmbio (Iwayemi & Fowowe, 2011).

Segundo Chen e Rogoff (2003) e Coudert et al. (2008), o vínculo entre os valores internacionais do crude e moedas domésticas também é explorado em modelos empíricos para fins de previsão. O uso de séries de preços de matérias-primas como variáveis exógenas em modelos autoregressivos integrados e de médias móveis (ARIMA), VAR ou VEC tem mostrado resultados promissores na melhoria da capacidade preditiva das taxas de câmbio e preços das commodities.

### **2.3 Estudos sobre Moçambique e países africanos**

A literatura sobre o comportamento simultâneo dos preços do carvão, das variações da taxa de câmbio entre o MZN/USD e dos preços da gasolina em Moçambique ainda é relativamente limitada, particularmente no que se refere à sua relação com os preços internacionais de commodities. No entanto, algumas pesquisas e relatórios institucionais destacam a relevância dos fluxos comerciais ligados a recursos minerais, como o carvão, à energia e a moedas de referência, como o dólar norte-americano, no seu comportamento. Segundo o Banco de Moçambique (BM, 2022), Moçambique opera sob um regime de flutuação gerida da paridade monetária, com intervenções no mundo de divisas destinadas a reduzir as flutuações excessivas. A autoridade monetária reconhece que o preço das principais exportações (carvão, alumínio, gás) e das

principais importações (combustíveis) exerce pressão directa sobre a oferta e procura de divisas.

Estudos como o de [Chichava \(2017\)](#), onde analisou a relação entre exportações de recursos naturais e o comportamento da taxa de câmbio em Moçambique, identificando correlações positivas entre os preços do carvão e a valorização do metical em determinados períodos. De forma complementar, o [FMI \(2022\)](#), concluiu que os choques negativos no valor do barril, como a gasolina, têm efeitos imediatos de inflação, por meio do aumento dos custos de transporte e energia, além de implicações cambiais.

No contexto regional [Mabugu et al. \(2016\)](#) estudaram a propagação de choques no valor do barril para variáveis macroeconómicas em países da região austral de África, incluindo Moçambique, e constataram que a taxa de câmbio é um dos principais canais de transmissão desses choques. Neste estudo, a resposta do metical, apresentou maior variabilidade do que em economias com maior grau de diversificação produtiva.

Apesar dessas contribuições, a maioria dos estudos disponíveis não aborda simultaneamente a dinâmica nos preços de exportações de carvão mineral, de importações de gasolina e da taxa de câmbio de forma integrada, nem aplica modelos dinâmicos multivariados como o VAR. Dessa forma, este trabalho procura preencher essa lacuna, ao analisar conjuntamente a evolução mensal dessas três variáveis no período de 2014 a 2022, para avaliar direcções de causalidade e impacto dos choques.

## 2.4 Modelos de vectores autoregressivos

De acordo com [Sims \(1980\)](#), os modelos de vectores autoregressivos representam uma abordagem metodológica para analisar a dinâmica entre variáveis macroeconómicas sem a necessidade de impor uma estrutura causal rígida a priori. Esses modelos permitem que a dinâmica de cada variável depende da sua própria trajectória histórica e da trajectória histórica das outras variáveis dentro do sistema, o que é particularmente útil em contextos onde as relações de causalidade são simultâneas e bidireccionais, como é o caso entre o valor do mercado e as cotações internacionais.

Seja  $\mathbf{y}_t = (y_{1t}, \dots, y_{Kt})'$  um vector  $K \times 1$  de  $K$  variáveis de séries temporais estacionárias, recolhidas num determinado período de tempo  $t$ . Ainda de acordo com Sims (1980) e Lütkepohl (2005), o modelo de vectores autoregressivos de ordem  $p$ , VAR( $p$ ), na sua forma reduzida, pode ser descrito pela expressão (2.1):

$$\mathbf{y}_t = \Phi_0 + \sum_{i=1}^p \Phi_i \mathbf{y}_{t-i} + \mathbf{u}_t \quad \text{e} \quad \mathbf{u}_t \sim N(0, \Sigma_u), \quad (2.1)$$

onde a constante  $\Phi_0$  é um vector  $K \times 1$ ,  $\Phi_i$  é a matriz que é composta pelos coeficientes de tamanho  $K \times K$ , e  $\mathbf{u}_t$  é um vector de perturbações estocásticas de dimensão  $K \times 1$ , cujas propriedades são dadas por  $E(\mathbf{u}_t) = 0$  para todo  $t$ ,  $E(\mathbf{u}_t \mathbf{u}_t') = \Sigma_u$  e  $E(\mathbf{u}_t \mathbf{u}_s') = 0$  para  $t \neq s$ . A matriz conhecida de variância-covariância  $\Sigma_u$  é assumida como definida e positiva, e o vector  $\mathbf{u}_t$  é correlacionado no tempo, mas pode apresentar correlações em alguns instantes de tempo, o que indica relações instantâneas entre as variáveis endógenas.

Para  $p = 1$ , o modelo VAR(1) é dado por  $\mathbf{y}_t = \Phi_0 + \Phi_1 \mathbf{y}_{t-1} + \mathbf{u}_t$ . Para  $K = 3$ , o modelo VAR(1) com três variáveis pode ser escrito como na expressão (2.2):

$$\begin{pmatrix} y_{1t} \\ y_{2t} \\ y_{3t} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \phi_{01} \\ \phi_{02} \\ \phi_{03} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \phi_{11} & \phi_{12} & \phi_{13} \\ \phi_{21} & \phi_{22} & \phi_{23} \\ \phi_{31} & \phi_{32} & \phi_{33} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} y_{1t-1} \\ y_{2t-1} \\ y_{3t-1} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} u_{1t} \\ u_{2t} \\ u_{3t} \end{pmatrix}, \quad (2.2)$$

ou, de forma equivalente, o sistema pode ser escrito na forma padrão:

$$\begin{aligned} y_{1t} &= \phi_{01} + \phi_{11}y_{1t-1} + \phi_{12}y_{2t-1} + \phi_{13}y_{3t-1} + u_{1t} \\ y_{2t} &= \phi_{02} + \phi_{21}y_{1t-1} + \phi_{22}y_{2t-1} + \phi_{23}y_{3t-1} + u_{2t} \\ y_{3t} &= \phi_{03} + \phi_{31}y_{1t-1} + \phi_{32}y_{2t-1} + \phi_{33}y_{3t-1} + u_{3t} \end{aligned} \quad (2.3)$$

Neste sistema, cada equação descreve a evolução temporal de uma variável endógena com base nos seus valores históricos e nos valores anteriores das restantes variáveis. Por exemplo, o coeficiente  $\phi_{32}$  representa o efeito que a variável  $y_2$  no período  $t - 1$  tem sobre a variável  $y_3$  no período  $t$ , mantendo constantes as demais variáveis. Se  $\phi_{32} > 0$ , isso indica que um aumento em  $y_2$  no período anterior está associado a um aumento em  $\phi_{32}$  na variável  $y_3$  no período actual. Por outro lado, se  $\phi_{32} < 0$ , um aumento em  $y_{2,t-1}$  está associado a uma redução em  $y_{3,t}$ .

Diferentemente dos modelos univariados, no caso de modelos ARIMA, que capturam apenas a dinâmica temporal de uma única série, os modelos VAR tratam todas as variáveis como simultaneamente endógenas, o que permite capturar as interdependências dinâmicas entre elas. Além disso, ao contrário dos modelos estruturais tradicionais, que requerem especificações teóricas sobre a causalidade, os modelos da classe VAR são considerados modelos livres de teoria, pois a causalidade é inferida empiricamente a partir dos dados. Essa característica torna o modelo especialmente útil em contextos exploratórios ou quando as relações entre variáveis são complexas e potencialmente recursivas (Sims, 1980).

### 2.4.1 Métodos de estimação dos coeficientes do modelo VAR

#### Método de Mínimos Quadrados Ordinários

A estimação dos coeficientes de modelos VAR( $p$ ) é tradicionalmente realizada através do método de Mínimos Quadrados Ordinários (MQO), aplicado de forma independente para cada equação do sistema. Como o lado direito de cada equação contém apenas valores desfasados das variáveis endógenas, não existe simultaneidade contemporânea, garantindo que o MQO produz estimadores linearmente consistentes e eficientes sob as condições clássicas de Gauss–Markov (Hamilton, 1994; Lütkepohl, 2005). Esta propriedade torna o método particularmente atrativo na prática empírica, sobretudo em análises exploratórias de sistemas multivariados.

Considere-se o modelo VAR( $p$ ) na forma matricial reduzida:

$$\mathbf{y}_t = \Phi_1 \mathbf{y}_{t-1} + \dots + \Phi_p \mathbf{y}_{t-p} + \mathbf{u}_t. \quad (2.4)$$

Colocando as observações ao longo do tempo, obtêm-se a forma matricial reduzida:

$$\mathbf{Y} = \mathbf{Z}\Phi + \mathbf{U}, \quad (2.5)$$

onde:

- $\mathbf{Y}$  é um vector  $K \times 1$  com as  $K$  das variáveis endógenas;
- $\mathbf{Z}$  é um vector  $K \times 1$  com os regressores (desfasagens de  $\mathbf{y}_t$ );
- $\Phi$  é uma matriz  $K \times (K + 1)$  com os coeficientes a estimar;

- $U$  é o vector de  $K \times 1$  resíduos.

O objectivo é encontrar os parâmetros que tendem a minimizar a soma dos quadrados das perturbações estocásticas:

$$\min_{\Phi} \text{tr}[(Y - Z\Phi)'(Y - Z\Phi)].$$

Derivando essa expressão em relação a  $\Phi$  e igualando a zero:

$$\frac{\partial}{\partial \Phi} \text{tr}[(Y - Z\Phi)'(Y - Z\Phi)] = -2Z'Y + 2Z'Z\Phi = 0.$$

Resolvendo em relação a  $\Phi$ , obtêm-se o estimador dos mínimos quadrados ordinários:

$$\hat{\Phi}_{MQO} = (Z'Z)^{-1}Z'Y. \quad (2.6)$$

Os resíduos estimados são dados por:

$$\hat{U} = Y - Z\hat{\Phi}_{MQO}. \quad (2.7)$$

Este método tem a vantagem de ser simples no processo de cálculo e exige poucos pressupostos para garantir a consistência e eficiência dos estimadores, desde que os erros sejam homoscedásticos e não autocorrelacionados. Uma propriedade relevante é que, sob a normalidade multivariada dos erros, o estimador de MQO coincide com o estimador de Máxima Verossimilhança (Sims, 1980; Hamilton, 1994). Por essa razão, a estimação preliminar via MQO constitui uma etapa fundamental em modelos VAR antes da análise de cointegração.

### Método de Máxima Verossimilhança

O método de Máxima Verossimilhança (MV) constitui uma alternativa ao método de MQO na estimação de modelos VAR e desempenha um papel central na metodologia de cointegração de Johansen. Partindo do pressuposto de normalidade multivariada nos termos de erro, os estimadores de MV são eficientes e permitem constituir testes estatísticos usando um determinado número de vectores de cointegração (Johansen, 1988, 1991; Juselius, 2006).

Desta forma, as perturbações estocásticas  $u_t$  convergem assintoticamente para um distribuição

normal multivariada:

$$\mathbf{u}_t \sim \mathcal{N}(0, \Sigma_u), \quad (2.8)$$

de modo que usando a função de verossimilhança conjunta é dada por:

$$L(\Phi, \Sigma_u) = \prod_{t=p+1}^T \frac{1}{(2\pi)^{K/2} |\Sigma_u|^{1/2}} \exp\left(-\frac{1}{2}(\mathbf{u}_t' \Sigma_u^{-1} \mathbf{u}_t)\right). \quad (2.9)$$

Maximizando  $\log L$  em relação a  $\Phi$  e  $\Sigma_u$ , obtêm-se estimadores eficientes sob a hipótese de normalidade dos erros. Este método é o padrão em estimações que envolvem testes de cointegração e decomposições estruturais. Neste estudo será adoptado o método da máxima verossimilhança na estimação conjunta dos parâmetros do sistema.

## 2.4.2 Verificação da adequação do modelo VAR

Assim que as etapas de estimação dos coeficientes estiverem satisfeitas para o modelo VAR( $p$ ), tem de se verificar se os resíduos estimados  $\hat{\mathbf{u}}_t$  satisfazem as suposições do modelo. Isso assegura a validade dos testes estatísticos, previsões e inferência estrutural baseada no sistema estimado.

### Propriedades dos resíduos

Segundo Hayashi (2000), para garantir a validade das estimativas obtidas, assume-se as seguintes propriedades dos resíduos  $\mathbf{u}_t$ :

- **Não autocorrelação:**  $E[\mathbf{u}_t \mathbf{u}_{t-h}'] = 0$ , para  $h \neq 0$ ;
- **Homoscedasticidade:**  $\text{Var}(\mathbf{u}_t) = \Sigma_u$  constante no tempo;
- **Normalidade:**  $\mathbf{u}_t \sim \mathcal{N}(0, \Sigma_u)$ , especialmente importante para inferência e testes baseados no método de máxima verossimilhança.
- **Independência dos regressores:**  $E[\hat{\mathbf{u}}_t | \mathbf{Z}_t] = 0$ , os resíduos devem ser ortogonais aos regressores do modelo.

Essas condições serão avaliadas posteriormente por meio de testes estatísticos e análise gráfica das perturbações aleatórias.

### Teste de autocorrelação dos resíduos

A ausência de dependência serial nos erros é uma condição necessária para a eficiência dos estimadores. Portanto, a ausência de dependência serial leva a evidência de que os termos de erro do modelo não estão correlacionados ao longo do tempo. Em outras palavras, o valor do erro em um período  $t$  não fornece informação sobre o erro em períodos anteriores ou posteriores. Os testes mais utilizados para verificação de autocorrelação são:

- **Teste de Portmanteau multivariado:** o teste avalia se os resíduos até uma defasagem  $h$  não apresentam autocorrelação (Hosking, 1980). Este teste é utilizado para resíduos de modelos de regressão multivariada, como o modelo VAR. A versão completa da estatística de teste, conforme apresentada em Lütkepohl (2005), é expressa pela equação 2.10:

$$Q_h = T^2 \sum_{j=1}^h \frac{1}{T-j} \text{tr} \left( \hat{C}'_j \hat{\Sigma}_u^{-1} \hat{C}_j \hat{\Sigma}_u^{-1} \right), \quad (2.10)$$

onde:  $T$  é o número de observações,  $\hat{C}_j = \frac{1}{T} \sum_{t=j+1}^T \hat{u}_t \hat{u}'_{t-j}$  é a matriz de autocorrelação dos resíduos na defasagem  $j$ ,  $\hat{\Sigma}_u = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \hat{u}_t \hat{u}'_t$  é a matriz de covariância dos resíduos e  $\text{tr}(\cdot)$  é o traço da matriz (soma dos elementos da diagonal principal).

#### Hipóteses a serem testadas

$$\begin{cases} H_0 : \text{Os resíduos não apresentam autocorrelação até a defasagem } h \\ H_1 : \text{Os resíduos apresentam autocorrelação para alguma defasagem } j \leq h \end{cases}$$

**Regra de decisão:** rejeita-se a  $H_0$  se  $Q_h > \chi^2_{K^2(h-p)}(\alpha)$ , onde:

$K$  é o número de variáveis determinado dentro de um sistema endógeno no modelo VAR,  $p$  é a ordem do modelo VAR,  $\alpha$  é o grau de confiança estatística escolhido, com o valor de decisão da distribuição qui-quadrado  $\chi^2_{K^2(h-p)}$  contendo  $K^2(h-p)$  graus de liberdade.

- **Teste de Ljung-Box:** Este teste é um ajustamento do teste de Box-Pierce, que melhora a aproximação da distribuição assintótica em amostras finitas. O teste é univariado e avalia se há autocorrelação significativa nos resíduos até a defasagem  $h$ . A estatística de teste pode ser expressa na equação 2.11:

$$\tilde{Q}_h = T(T + 2) \sum_{j=1}^h \frac{\hat{\rho}_j^2}{T - j}, \quad (2.11)$$

onde  $\hat{\rho}_j$  é a estimativa da autocorrelação dos resíduos na defasagem  $j$  e  $T$  sendo o total de observações.

**Hipóteses a serem testadas**

$$\begin{cases} H_0 : \text{Os resíduos não apresentam autocorrelação até a defasagem } h \\ H_1 : \text{Os resíduos apresentam autocorrelação para alguma defasagem } j \leq h \end{cases}$$

**Regra de decisão:** rejeita-se a  $H_0$  se  $\tilde{Q}_h > \chi_{h-p}^2(\alpha)$ , onde  $p$  pode ser tido como o total de parâmetros a serem estimados dentro do modelo (graus de liberdade ajustados),  $\alpha$  é o grau de confiança estatística,  $\chi_{h-p}^2$  é o valor de decisão qui-quadrado com  $h - p$  graus de liberdade.

- **Teste Multiplicador de Lagrange (LM):** Este teste, pode ser ajustado usando um modelo de regressão nos resíduos, na forma:

$$\hat{u}_t = \Phi_1 \mathbf{y}_{t-1} + \dots + \Phi_p \mathbf{y}_{t-p} + \mathbf{B}_1 \hat{u}_{t-1} + \dots + \mathbf{B}_h \hat{u}_{t-h} + \varepsilon_t,$$

com hipóteses:

$$H_0 : \forall \mathbf{B}_i = 0, \quad H_1 : \exists \mathbf{B}_i \neq 0 \quad \text{para } i = 1, \dots, h.$$

A estatística LM é:

$$LM_h = T \left( k - \text{tr}(\hat{\Sigma}_{re}^{-1} - \hat{\Sigma}_{un}) \right), \quad \text{com } LM_h \sim \chi^2(hK^2).$$

**Regra de decisão:** a hipótese nula de evidência empírica indica a rejeição de ausência de dependência serial nos resíduos se  $LM_h > \chi_{hK^2}^2(\alpha)$ , onde valor  $\chi_{hK^2}^2(\alpha)$  da distribuição qui-quadrado com  $hK^2$  graus de liberdade ao grau de confiança estatística  $\alpha$ ,  $h$  é o número de defasagens testadas,  $K$  são as variáveis auto-dependentes no modelo VAR,  $\hat{\Sigma}_{re}$  e  $\hat{\Sigma}_{un}$  são as matrizes de variância-covariância dos resíduos dos modelos restrito e não restrito, respectivamente.

### 2.4.3 Aplicações dos modelos de vectores autoregressivos

#### Causalidade de Granger

De acordo com Lütkepohl (2005), os modelos VAR representam as correlações entre um conjunto de variáveis e podem ser usados para investigar relações entre variáveis de interesse. Um tipo específico de relação foi proposto por Granger (1969), conhecido como causalidade de Granger.

Considere-se duas variáveis  $y_{1t}$  e  $y_{2t}$  que podem ser modeladas usando uma equação para cada uma, diz-se que  $y_{2t}$  causa Granger  $y_{1t}$  se a informação dos valores passados e presentes de  $y_{2t}$  ajuda a melhorar as previsões de  $y_{1t}$ . Formalmente,  $y_{2t}$  não causa Granger  $y_{1t}$  se, e somente se,  $\Phi_{12}^{(i)} = 0$  para  $i = 1, \dots, p$ , ou seja, os coeficientes passados de  $y_{2t}$  dentro da equação de  $y_{1t}$  são iguais a zero. Três situações comuns são destacadas:

1. Entre duas variáveis, testa-se se uma variável influencia a previsão da outra pela significância estatística dos coeficientes de defasagens.
2. Quando há mais de duas variáveis, testa-se a influência de cada variável individualmente, bem como o efeito conjunto.
3. Quando há interação entre todas as variáveis de um sistema como o VAR, o teste é implementado para todas as variáveis com base no número de equações.

O teste pode ser feito através do teste de Wald F ou  $\chi^2$ . a hipótese nula é de que  $y_{2t}$  não causa Granger  $y_{1t}$ :

$$H_0 : \phi_{11}^{(1)} = \phi_{12}^{(2)} = \dots = \phi_{1p}^{(p)} = 0.$$

A estatística F é dada por:

$$F = \frac{(RSS_r - RSS_u)/p}{RSS_u/(T - 2p - 1)} \quad \text{ou} \quad \chi^2 = T \times \frac{(RSS_r - RSS_u)}{RSS_u}, \quad (2.12)$$

onde  $RSS_r$  e  $RSS_u$  são as somas dos quadrados dos resíduos das regressões restrita e não

restrita, dadas por:

$$\begin{aligned} \text{Restrita: } y_{1t} &= \mu_1 + \sum_{i=1}^p \phi_{1i} y_{1,t-i} + u_{1t}, \\ \text{Não restrita: } y_{1t} &= \mu_2 + \sum_{i=1}^p \phi_{1i} y_{1,t-i} + \sum_{i=1}^p \phi_{2i} y_{2,t-i} + u_{2t}. \end{aligned}$$

Se a estatística  $F$  excede o valor crítico  $F_{cr} = F(p, T - 2p - 1)$  para o grau de confiança estatística  $\alpha$ , rejeita-se a hipótese nula de que  $y_{2t}$  não causa Granger  $y_{1t}$ .

Em regressões com regressores fixos e erros normalmente distribuídos, a estatística  $F$  possui uma distribuição exacta. No entanto, para regressões com variáveis dependentes desfasadas, como nas equações de causalidade de Granger, a validade do teste é apenas assintótica. Um teste assintoticamente equivalente é dado pela estatística qui-quadrado:

$$\chi^2 = T \times \frac{(RSS_r - RSS_u)}{RSS_u}.$$

a hipótese nula é rejeitado se essa estatística exceder o valor crítico  $\chi_{cr}^2 = \chi^2(p)$  para o grau de confiança estatística  $\alpha$ .

De forma análoga, a hipótese de que  $y_{1t}$  não causa Granger  $y_{2t}$  pode ser expressa, no contexto do modelo de vectores autoregressivos como:

$$H_0 : \phi_{11} = \phi_{12} = \dots = \phi_{1p} = 0.$$

Uma alternativa ao teste padrão de causalidade de Granger é o procedimento proposto por Doolado e Lütkepohl (1996). Nesse procedimento, para um modelo VAR( $p$ ), estima-se um sistema VAR( $p + 1$ ) e realiza-se um teste de Wald apenas sobre os coeficientes das primeiras  $p$  defasagens. Isso permite evitar certos problemas de especificação associados ao teste tradicional.

## Previsão com modelos de vectores autoregressivos

Uma aplicação central dos modelos VAR é a previsão conjunta de séries macroeconómicas. Com tudo Lütkepohl (2005) e Zivot e Wang (2006), defendem que a estrutura multivariada permite incorporar a informação histórica de todas as variáveis endógenas  $\mathbf{y}_t$  para gerar projecções

futuras, capturando as interdependências dinâmicas do sistema.

Seja  $\mathbf{y}_t = (y_{1t}, y_{2t}, \dots, y_{Kt})'$  um vector de  $K$  variáveis. O modelo VAR( $p$ ) ajustado é dado por:

$$\mathbf{y}_t = \sum_{i=1}^p \Phi_i \mathbf{y}_{t-i} + \mathbf{u}_t, \quad \mathbf{u}_t \sim \mathcal{N}(0, \Sigma_u).$$

A previsão  $\hat{\mathbf{y}}_{T+h}$  é construída iterativamente com base nas observações disponíveis até  $T$ , utilizando a forma recursiva do modelo.

De acordo com Tsay (2005), no contexto de modelos VAR, distinguem-se dois tipos de previsão:

- **Previsão não condicional:** calcula a trajectória futura de  $\hat{\mathbf{y}}_{T+h}$  utilizando apenas os valores históricos estimados, assumindo que os choques futuros  $\mathbf{u}_{T+h}$  possuem valor esperado zero. A previsão não condicional é o procedimento padrão em projecções.
- **Previsão condicional:** incorpora informação externa sobre uma ou mais variáveis, mantendo elas fixas em determinados valores futuros. As variáveis restantes são previstas condicionalmente a essa trajectória, útil em cenários simulados ou análises de política económica.

## 2.5 Modelo de vectores de correcção de erro

Johnston e DiNardo (1997), defendem que na presença de relações de equilíbrio de primeira ordem ou superior no modelo VAR, a presença de variáveis não estacionárias sugere a existência de relações de cointegração. A teoria económica geralmente sugere que duas ou mais variáveis económicas devem estar ligadas, de forma mais ou menos estreita. Embora essas relações sejam normalmente assumidas apenas no longo prazo, forças económicas actuam no sentido de eliminar desvios de dinâmica transitória dessas vínculo de equilíbrio de longo prazo.

O modelo de vectores de correcção de erro (VEC) é pode ser uma boa escolha em situações em que o objectivo é capturar correctamente as relações entre variáveis não estacionárias, também em situações onde existem  $r$  vectores de relação de equilíbrio que descrevem o vínculo de longo

prazo nas variáveis. O modelo VEC pode ser representado conforme a equação 2.13:

$$\Delta \mathbf{y}_t = \Phi_0 + \Pi \mathbf{y}_{t-1} + \sum_{i=1}^{p-1} \Gamma_i \Delta \mathbf{y}_{t-i} + \mathbf{u}_t, \quad (2.13)$$

onde o componente de correcção de erro é dado por  $\Pi = \alpha\beta'$  e os componentes autoregressivos  $\Gamma_i$  são funções das matrizes  $\Phi_i$ , para  $i = 1, \dots, p - 1$ :

$$\Gamma_j = - \sum_{i=j+1}^p \Phi_i \quad \text{e} \quad \Pi = -(I - \Phi_1 - \dots - \Phi_p) = -\Phi(1).$$

Observa-se que no componente  $\Pi = \alpha\beta'$ , o vector  $\alpha$  representa a velocidade de ajuste dos desvios da existência de equilíbrio conjunto, enquanto  $\beta$  contém os coeficientes dos vectores de equilíbrio conjunto. Um valor alto de  $\alpha$  indica convergência rápida para o vínculo de equilíbrio de longo tempo.

Segundo Johnston e DiNardo (1997), a análise das relações entre variáveis não estacionárias, porém cointegradas, envolve três etapas fundamentais:

1. Determinar o posto de cointegração, isto é, o número de vectores de cointegração existentes.
2. Estimar as matrizes dos parâmetros de cointegração  $\beta$  e de ajuste  $\alpha$ .
3. Estimar os coeficientes do modelo VAR incorporando as relações de cointegração, ou seja, estimar os coeficientes do modelo VEC.

### 2.5.1 Cointegração

Sejam as variáveis aleatórias  $y_t$  e  $x_t$ , de acordo com Johansen (1991), assumindo que exista um vínculo de equilíbrio de longo período entre variáveis  $y_t$  e  $x_t$ , então uma combinação linear de  $y_t$  e  $x_t$  pode ser derivada através da estimação da equação de regressão abaixo:

$$y_t = \beta_0 + \beta_1 x_t + u_t,$$

em seguida pode-se obter os resíduos  $\hat{u}_t = y_t - \hat{\beta}_0 - \hat{\beta}_1 x_t$ . Se  $\hat{u}_t \sim I(0)$ , significa que as séries de variáveis  $y_t$  e  $x_t$  são ditas cointegradas.

De forma geral, seja  $\mathbf{y}_t = (y_{1t}, \dots, y_{kt})'$  um vector de variáveis num processo  $K$ -dimensional. Diz-se que  $\mathbf{y}_t$  é cointegrado de ordem  $(d, b)$ , na notação  $\mathbf{y}_t \sim CI(d, b)$ , caso todos os componentes de  $\mathbf{y}_t$  forem  $I(d)$  e existir uma relação de linearidade em  $\mathbf{z}_t = \boldsymbol{\beta}'\mathbf{y}_t$ , com  $\boldsymbol{\beta} = (\beta_1, \dots, \beta_k)' \neq 0$ , de tal forma que  $\mathbf{z}_t \sim I(d - b)$ . Por exemplo, se todos os componentes de  $\mathbf{y}_t$  são  $I(1)$  e  $\boldsymbol{\beta}'\mathbf{y}_t \sim I(0)$ , então  $\mathbf{y}_t \sim CI(1, 1)$ . O rank de cointegração  $r$  é corresponde ao número de vectores de cointegração assumindo independência em termos de linearidade.

Assumindo uma relação de equilíbrio entre as séries de variáveis  $y_t$  e  $x_t$  de primeira ordem, isto é,  $y_t \sim I(1)$  e  $x_t \sim I(1)$ . Ao dizer que  $y_t$  e  $x_t$  são  $CI(1, 1)$ , isso significa que a equação de regressão  $y_t = \beta x_t + u_t$  tem um sentido prático pois existe um vínculo de equilíbrio de longo prazo simultâneo. Se  $y_t$  e  $x_t$  não forem cointegradas, isto é,  $y_t - \beta x_t = u_t \sim I(1)$ , então elas podem se distanciar cada vez mais com o tempo. Assim, não existe vínculo de equilíbrio de longo período entre elas. Nesse caso, o relacionamento entre  $y_t$  e  $x_t$  obtida por regressão é espúria.

De acordo com [Zivot e Wang \(2006\)](#) e [Mulenga \(2019\)](#), em muitos modelos de regressão em séries temporais é necessário que todas as variáveis sejam  $I(0)$ , para que os resultados estatísticos usuais do modelo de regressão linear sejam válidos. Caso um número de específico de variáveis ou o conjunto todo na regressão forem  $I(1)$ , ou seja, na presença de variáveis não estacionárias, os resultados estatísticos usuais podem não ser válidos. Ou seja, a regressão pode apresentar um alto coeficiente de determinação  $R^2$ , estatísticas  $t$  aparentemente significativas, mas os resultados não têm nenhum significado económico. Os resultados da regressão não são consistentes, ou seja, os coeficientes da regressão são ineficientes e os testes formais de inferência estatística não são plausíveis.

Uma situação relevante em que os resultados usuais que se obtém em termos estatísticos não são válidos é a regressão espúria, quando todos os regressores são  $I(1)$  e não são cointegrados. Usando a equação simples:

$$y_t = \alpha_0 + \alpha_1 x_t + u_t.$$

Ainda de acordo com [Mulenga \(2019\)](#), pode-se considerar quatro situações para a regressão:

1. Se  $y_t \sim I(0)$  e  $x_t \sim I(0)$ , então o modelo clássico de regressão é apropriado.

2. Se  $y_t \sim I(i)$  e  $x_t \sim I(j)$ , com  $i \neq j$ , então a regressão não faz sentido.
3. Se  $y_t \sim I(i)$ ,  $x_t \sim I(i)$  e  $u_t$  contém uma tendência estocástica, então a regressão  $\Delta y_t = \alpha_1 \Delta x_t + \Delta u_t$  é apropriada. Nota-se que, se uma das tendências for determinística e a outra estocástica, a diferenciação de ambas não é apropriada.
4. Se  $y_t \sim I(i)$ ,  $x_t \sim I(i)$  e  $u_t$  é estacionário, então  $y_t$  e  $x_t$  são cointegrados.

### 2.5.2 Estimação dos coeficientes do modelo de vectores de correcção de erro

Considere-se um modelo de vectores de correcção de erro (VEC) sem termos determinísticos, e actualizando o modelo na equação 2.14:

$$\Delta \mathbf{y}_t = \Pi \mathbf{y}_{t-1} + \Gamma_1 \Delta \mathbf{y}_{t-1} + \dots + \Gamma_{p-1} \Delta \mathbf{y}_{t-p+1} + \mathbf{u}_t. \quad (2.14)$$

onde  $\mathbf{y}_t = (y_{1t}, \dots, y_{kt})'$  denota um vector com  $K$  variáveis, posto( $\Pi$ ) =  $r$  com  $0 < r < K$ , de modo que  $\Pi = \alpha\beta'$ , sendo  $\alpha$  e  $\beta$  matrizes  $K \times r$  com posto  $r$ . Assume-se ainda que  $\mathbf{y}_t$  é um processo  $I(1)$ .

Escrevendo a equação 2.14 em forma compacta, tem-se a equação 2.15:

$$\Delta \mathbf{Y} = \Pi \mathbf{Y}_{-1} + \Gamma \Delta \mathbf{X} + \mathbf{U}, \quad (2.15)$$

onde:

- $\Delta \mathbf{Y} = [\Delta \mathbf{y}_1, \dots, \Delta \mathbf{y}_T]$ ;
- $\mathbf{Y}_{-1} = [\mathbf{y}_0, \dots, \mathbf{y}_{T-1}]$ ;
- $\Gamma = [\Gamma_1, \dots, \Gamma_{p-1}]$ ;
- $\mathbf{X} = [\Delta \mathbf{X}_0, \dots, \Delta \mathbf{X}_{T-1}]$ , com  $\mathbf{X}_{t-1} = [\Delta \mathbf{y}_{t-1}, \dots, \Delta \mathbf{y}_{t-p+1}]'$
- $\mathbf{U} = [\mathbf{u}_1, \dots, \mathbf{u}_T]$ .

De acordo com [Breitung et al. \(2004\)](#), dada uma matriz específica  $\Pi$ , a partir da equação 2.15 e utilizando o estimador dos mínimos quadrados ordinários, a matriz de parâmetros  $\Gamma$  é dada por:

$$\hat{\Gamma} = (\Delta Y - \Pi Y_{-1}) X' (X X')^{-1}. \quad (2.16)$$

Substituindo na equação (2.15) e após algumas operações algébricas, obtém-se:

$$\Delta Y M = \Pi Y_{-1} M + \hat{U}, \quad (2.17)$$

onde  $M = I - X'(X X')^{-1} X$ . Para qualquer número inteiro  $0 < r < K$ , um estimador  $\hat{\Pi}$  de  $\Pi$  com posto  $r$  pode ser obtido por meio de regressão com posto reduzido com base na equação (2.17). Seguindo [Johansen \(1988\)](#), o estimador é determinado pela definição das matrizes:

$$\begin{aligned} S_{00} &= \frac{1}{T} \Delta Y M \Delta Y M'; \\ S_{01} &= \frac{1}{T} \Delta Y M Y_{-1} M'; \\ S_{11} &= \frac{1}{T} Y_{-1} M Y_{-1} M'. \end{aligned}$$

A seguir, é necessário resolver o problema de autovalores generalizado dado pela equação abaixo:

$$\det(\lambda S_{11} - S'_{01} S^{-1}_{00} S_{01}) = 0. \quad (2.18)$$

Sejam  $\lambda_1 \geq \dots \geq \lambda_k$  os autovalores ordenados com a matriz correspondente de autovectores  $V = [b_1, \dots, b_k]$ , satisfazendo:

$$\lambda_i S_{11} b_i = S'_{01} S^{-1}_{00} S_{01} b_i.$$

A partir dos autovalores  $\lambda_i$  e autovectores  $b_i$ , seleccionam-se os  $r$  maiores autovalores e seus respectivos autovectores para construir a matriz  $\hat{\beta} = [b_1, \dots, b_r]$ , que representa os vectores de cointegração estimados. De acordo com [Johansen \(1988\)](#), a matriz de ajustes de dinâmica transitória  $\hat{\alpha}$  é obtida por regressão multivariada dos resíduos projectados:

$$\hat{\alpha} = \Delta Y M \hat{\beta} (\hat{\beta}' S_{11} \hat{\beta})^{-1}. \quad (2.19)$$

Assim, o estimador de posto reduzido para  $\Pi$  é dado pela expressão (2.20):

$$\hat{\Pi} = \hat{\alpha}\hat{\beta}'. \quad (2.20)$$

Esse procedimento garante que  $\hat{\Pi}$  tenha posto  $r$  e que os vectores de cointegração estejam normalizados conforme as restrições de identificação impostas.

Segundo [Breitung e Pesaran \(2008\)](#), os procedimentos formais são dados por:

1. Eliminar o efeito das defasagens por projecção ortogonal com a matriz  $M$ ;
2. Calcular as matrizes de covariância  $S_{00}$ ,  $S_{01}$ ,  $S_{11}$ ;
3. Resolver o problema de autovalores generalizado para obter  $\hat{\beta}$ ;
4. Estimar  $\hat{\alpha}$  por regressão dos resíduos projectados;
5. Reconstruir  $\hat{\Pi} = \hat{\alpha}\hat{\beta}'$ .

# Capítulo 3

## Material e métodos

### 3.1 Classificação do estudo

Como o objectivo do estudo é analisar fenómenos a partir de quantificações, aplicando técnicas estatísticas e econométricas, o estudo quanto a abordagem classifica-se como quantitativo. Portanto, [Fonseca \(2002\)](#), defende que os resultados do estudo quantitativo podem ser expressos via mensuração. Maioritariamente, nesse tipo de estudo predomina a linguagem matemática a fim-de descrever as razões de um fenómeno, o relacionamneto entre variáveis e a possibilidade de previsão do seu comportamento futuro.

Quanto a natureza trata-se de um estudo explicativo e preditivo. Porque este estudo busca identificar e explicar as relações entre a moeda monetária, exportações de carvão e importações de combustíveis, bem como prever a sua evolução futura. De acordo com [Gil \(2007\)](#), o estudo explicativo foca-se em evidenciar determinados factores que contribuem na ocorrência de eventos, explicando o “porquê das coisas” a partir dos resultados obtidos.

Quanto aos procedimentos técnicos, o presente trabalho pode ser interpretado como um estudo “ex post facto” e “documental”. A razão de ser ex post facto é devido a utilização de dados já ocorridos (2014–2022), investigando possíveis relações de causa e efeito entre as séries temporais analisadas. Segundo [Fonseca \(2002\)](#), a principal característica deste tipo de estudo é que os dados são recolhidos após a ocorrência dos eventos. É também documental porque recorre a fontes secundárias, tal como defendem [Lakatos e Marconi \(2003\)](#), quando referem que esse tipo de estudo faz o uso de materiais já publicados e disponíveis em arquivos e bases estatísticas.

## 3.2 Material

Este estudo utiliza a série mensal da taxa de câmbio do novo metical moçambicano face ao dólar norte-americano, a série dos preços mensais de exportações do carvão mineral, e a série dos preços mensais das importações de gasolina, abrangendo o período de Janeiro de 2014 a Janeiro 2022, totalizando 109 observações para cada série. Os dados foram obtidos a partir das bases de dados do [oanda.forex<sup>1</sup>](https://www.oanda.com/bvi-en/), e do Instituto Nacional de Estatística (INE).

**Tabela 3.1:** Variáveis do estudo.

Variável	Código	Frequência
Taxa de câmbio nominal MZN/USD	fx	Mensal
Exportações mensais de carvão mineral (milhões de USD)	coal	Mensal
Importações mensais de gasolina (milhões de USD)	gas	Mensal

As séries foram transformadas usando logaritmos naturais e depois foram transformadas em retornos usando diferenças logarítmicas, de modo a estabilizar a variância e permitir interpretação em termos de variação percentual. Para o processamento dos dados, utilizou-se o programa informático STATA versão 17.0 e para compilação do texto utilizou-se o programa informático LaTeX versão 4.6.3.

## 3.3 Métodos

O estudo adota como principal abordagem a modelação de vectores autoregressivos e suas extensões, com as seguintes etapas metodológicas:

### 3.3.1 Análise exploratória dos dados

Inicialmente, fez-se à análise gráfica e estatística descritiva das séries, com destaque para médias, variâncias, coeficientes de assimetria e curtose. Esta análise permite identificar padrões de tendência, sazonalidade e variabilidade.

---

<sup>1</sup><https://www.oanda.com/bvi-en/>

### 3.3.2 Testes de estacionaridade

Antecedendo a estimação dos coeficientes dos modelos VAR, um procedimento fundamental é ter certeza de que as propriedades aleatórias e estacionárias das séries envolvidas são estacionárias. Diz-se série temporal  $\{y_t\}$  estritamente estacionária se a distribuição conjunta de  $y_{t_1}, y_{t_2}, \dots, y_{t_k}$  é a mesma que a de  $y_{t_1+h}, y_{t_2+h}, \dots, y_{t_k+h}$ , para todo  $t_1, \dots, t_k$  e qualquer  $h \in \mathbb{Z}$ . Na prática, trabalha-se com a noção de estacionaridade fraca em média e variância, também conhecida como estacionaridade de segunda ordem.

- **Média constante ao longo de todo o período:**  $E[y_t] = \mu, \quad \forall t$
- **Variância constante ao longo de todo o período:**  $\text{Var}(y_t) = E[(y_t - \mu)^2] = \sigma^2, \quad \forall t$
- **Covariância depende apenas da defasagem  $h$ :**  $\text{Cov}(y_t, y_{t+h}) = \gamma(h), \quad \forall t, h$

Dado que o modelo VAR assume estacionaridade dos vectores de séries temporais, considera-se que o vector aleatório  $\mathbf{y}_t = (y_{1t}, y_{2t}, \dots, y_{kt})'$ , de dimensão  $\times 1$ , deve possuir média constante  $E(\mathbf{y}_t) = \boldsymbol{\mu}$ , variância finita  $\text{Var}(\mathbf{y}_t) = \boldsymbol{\Sigma}_y$ , e matriz de covariância temporal  $\text{Cov}(\mathbf{y}_t, \mathbf{y}_{t-h})$  que depende apenas de  $h$ , para todo  $t$ .

Por outro lado, a série temporal  $\{y_t\}$  pode-se dizer integrada de ordem  $d$ , denotada por  $I(d)$ , se ela se torna estacionária após ser diferenciada  $d$  vezes. Em particular:

- $I(0)$ : A série é estacionária em nível;
- $I(1)$ : A série não é estacionária em nível, mas estacionária após uma diferenciação;
- $I(d)$ : A série requer  $d$  diferenciações para se tornar estacionária.

Sendo a série uma raiz unitária significa que não se apresenta como estacionária. Formalmente, pode-se dizer que é um processo autoregressivo de primeira ordem (AR(1)):

$$y_t = \phi_1 y_{t-1} + \varepsilon_t.$$

Se  $|\phi_1| < 1$ , significa que trata-se de um processo estacionário. Se  $\phi_1 = 1$ , há uma raiz unitária e o processo é não estacionário.

### Testes de raiz unitária

Para verificar a presença de raiz unitária, utilizam-se os seguintes testes:

- **Teste de Dickey-Fuller (DF):** Segundo [Dickey e Fuller \(1979\)](#), considera-se o modelo AR(1) simples:

$$\Delta y_t = \rho y_{t-1} + \varepsilon_t, \quad \text{neste caso } \rho = \phi_1 - 1.$$

Hipóteses a serem testadas:

- $H_0 : \rho = 0$  (A série possui raiz unitária),
  - $H_1 : \rho < 0$  (A série não possui raiz unitária).
- **Teste de Dickey-Fuller aumentado (ADF):** O teste ADF é apresentado por [Said e Dickey \(1984\)](#), como uma extensão do teste DF [Dickey e Fuller \(1979\)](#), para lidar com dependência serial nas perturbações aleatórias. A equação geral estimada é dada por (3.1):

$$\Delta y_t = \alpha + \beta t + \rho y_{t-1} + \sum_{i=1}^p \phi_i \Delta y_{t-i} + \varepsilon_t, \quad (3.1)$$

onde:  $\alpha$  é o intercepto,  $\beta$  indica a tendência determinística,  $\rho$  é o coeficiente da raiz unitária, os  $\phi_i$  são os coeficientes das defasagens adicionais,  $p$  é o número de defasagens incluídas no modelo e  $\varepsilon_t$  o termo de ruído branco. As hipóteses do teste são:

- $H_0 : \rho = 0$  (A série não é estacionária),
- $H_1 : \rho < 0$  (A série é estacionária).

A estatística de teste é:

$$\tau_{ADF} = \frac{\hat{\rho}}{EP(\hat{\rho})}.$$

Essa estatística não segue uma distribuição t-student usualmente utilizada sob a hipótese nula. Os valores de referência foram derivados por [Dickey e Fuller \(1979\)](#) e dependem da inclusão de intercepto e tendência.

### Regra de decisão

- Se  $\tau_{ADF} < \text{valor crítico}$ , então rejeita-se a  $H_0$  de que a série é estacionária.
- Se  $\tau_{ADF} \geq \text{valor crítico}$ , então aceita-se a  $H_0$  de que a série possui raiz unitária.

- **Teste de Phillips–Perron:** O procedimento de Phillips–Perron (PP), introduzido por [Phillips e Perron \(1988\)](#), é um teste não paramétrico para detecção de raízes unitárias em séries temporais. Tal como o procedimento de Dickey–Fuller (DF), o teste PP baseia-se na estimação de uma regressão autoregressiva de primeira ordem, mas distingue-se por corrigir a autocorrelação serial e a heteroscedasticidade dos resíduos de forma não paramétrica.

Considere-se a regressão autoregressiva

$$y_t = \alpha + \rho y_{t-1} + \varepsilon_t, \quad (3.2)$$

onde o interesse centra-se na hipótese nula de raíz unitária,

**As hipóteses a serem testadas são:**

- $H_0 : \rho = 1$ , a série tem raíz unitária
- $H_1 : |\rho| < 1$ , a série não tem raíz unitária.

Após a estimação pelo método dos mínimos quadrados ordinários, [Phillips e Perron \(1988\)](#) propuseram duas estatísticas de teste ajustadas, designadas por  $Z_\rho$  e  $Z_\tau$ , que podem ser interpretadas como versões das estatísticas do teste Dickey–Fuller. As estatísticas de teste são dadas por:

$$Z_\rho = T(\hat{\rho} - 1) - \frac{1}{2} \left( \frac{T^2 \hat{\sigma}^2}{s_T^2} \right) (\hat{\lambda}_T^2 - \hat{\gamma}_{0,T}), \quad (3.3)$$

$$Z_\tau = \sqrt{\frac{\hat{\gamma}_{0,T}}{\hat{\lambda}_T^2}} \left( \frac{\hat{\rho} - 1}{\hat{\sigma}} \right) - \frac{1}{2} \left( \frac{\hat{\lambda}_T^2 - \hat{\gamma}_{0,T}}{\hat{\lambda}_T} \right) \left( \frac{T\hat{\sigma}}{s_T} \right), \quad (3.4)$$

onde:

- $\hat{\rho}$  é o estimador dos mínimos quadrados ordinários do coeficiente autoregressivo;
- $\hat{\sigma}$  é o erro-padrão dos mínimos quadrados ordinários de  $\hat{\rho}$ ;
- $\hat{\gamma}_{j,T}$  são as autocovariâncias amostrais dos resíduos;
- $\hat{\lambda}_T^2$  é o estimador da variância de longo prazo, calculado com correcção de Newey–West;
- $s_T^2$  é a variância ajustada dos resíduos;

- $T$  é o tamanho da amostra.

O estimador da variância de longo prazo é definido como

$$\hat{\lambda}_T^2 = \hat{\gamma}_{0,T} + 2 \sum_{j=1}^q \left(1 - \frac{j}{q+1}\right) \hat{\gamma}_{j,T}, \quad (3.5)$$

onde  $q$  representa o número de defasagens utilizado no estimador de Newey–West.

As estatísticas  $Z_\rho$  e  $Z_\tau$  seguem a mesma distribuição assintótica das estatísticas do teste de Dickey–Fuller, pelo que os valores críticos utilizados são idênticos (Phillips e Perron, 1988; Hamilton, 1994). A rejeição hipótese nula indica que a série é estacionária após a remoção de componentes determinísticos, como intercepto e tendência linear, quando incluídos no modelo.

**Teste de KPSS (Kwiatkowski–Phillips–Schmidt–Shin):** assume estacionaridade como hipótese nula e testa se a série contém uma tendência estocástica. Segundo Kwiatkowski et al. (1992), a série é decomposta como:

$$y_t = \mu + \delta t + dr_t + \varepsilon_t,$$

onde  $r_t = r_{t-1} + u_t$  é um passeio aleatório, e  $u_t \sim (0, \sigma_u^2)$ . As hipóteses do teste são:

- $H_0$  : a série é estacionária;
- $H_1$  : a série não é estacionária.

A estatística de teste é expressa por:

$$\text{KPSS} = \frac{1}{T^2} \sum_{t=1}^T \frac{S_t^2}{\hat{\sigma}^2}, \quad S_t = \sum_{t=1}^T \hat{\varepsilon}_t,$$

Tendo  $\hat{\sigma}^2$  como estimador que assume a propriedade de consistência para variância a longo prazo para os resíduos.

A análise empírica requer que todas as séries no vector  $\mathbf{y}_t$  sejam integradas da mesma ordem  $d$ , usualmente  $I(1)$ , para ter a validade do modelo VAR ou, em caso de cointegração, sua reespecificação como um modelo de vectores de correcção de erro.

### 3.3.3 Selecção do número de defasagens

A escolha adequada do número de defasagens  $p$  no modelo  $\text{VAR}(p)$  é uma etapa fundamental, pois influencia directamente a qualidade da estimação dos parâmetros, a validade dos testes estatísticos e a interpretação das funções de impulso-resposta. Um modelo subespecificado (com  $p$  pequeno) pode deixar resíduos autocorrelacionados, enquanto um modelo superspecificado (com  $p$  excessivo) consome graus de liberdade e reduz a precisão dos estimadores.

Seja o vector de séries temporais  $\mathbf{y}_t = (y_{1t}, y_{2t}, \dots, y_{Kt})'$ . O modelo  $\text{VAR}(p)$  assume que  $\mathbf{y}_t$  é uma função linear de seus  $p$  defasamentos:

$$\mathbf{y}_t = \Phi_1 \mathbf{y}_{t-1} + \Phi_2 \mathbf{y}_{t-2} + \dots + \Phi_p \mathbf{y}_{t-p} + \mathbf{u}_t, \quad (3.6)$$

onde  $\Phi_i$  é uma matriz de  $K \times K$  coeficientes e  $\mathbf{u}_t \sim \mathcal{N}(0, \Sigma_u)$  representa o vector de inovações.

A determinação empírica do valor de  $p$  baseia-se em critérios de informação que penalizam a complexidade do modelo. Os critérios apresentados depois do comando `varsoc` no STATA são:

- **Erro Final de Previsão** - (*Final Prediction Error* [FPE]):

$$FPE(p) = \left( \frac{T + k^2 p + 1}{T - k^2 p - 1} \right)^k \times |\hat{\Sigma}_u(p)|. \quad (3.7)$$

- **Critério de Informação Akaike** - (*Akaike Information Criterion* [AIC]):

$$AIC(p) = \log |\hat{\Sigma}_u(p)| + \frac{2k^2 p}{T}. \quad (3.8)$$

- **Critério de Informação Hannan–Quinn** - (*Hannan–Quinn Information Criterion* [HQIC]):

$$HQIC(p) = \log |\hat{\Sigma}_u(p)| + \frac{2 \log(\log(T)) k^2 p}{T}. \quad (3.9)$$

- **Critério de Informação Bayesiano de Schwarz** - (*Schwarz Bayesian Information Criterion* [SBIC]):

$$SBIC(p) = \log |\hat{\Sigma}_u(p)| + \frac{\log(T)k^2p}{T}. \quad (3.10)$$

Onde  $T$  é o número total das observações,  $k$  o total número de variáveis endógenas (dimensão de  $\mathbf{y}_t$ ), e  $\hat{\Sigma}_u(p)$  é a matriz de variância-covariância dos erros para o modelo estimado de ordem  $p$ .

O valor óptimo de  $p$  é aquele que minimiza o valor apresentado pelo critério. Na prática, os critérios podem sugerir ordens diferentes, sendo comum adoptar o menor valor sugerido entre eles, especialmente quando o objectivo inclui a estimação de modelos com cointegração, onde um  $p$  elevado implica aumento no número de parâmetros.

### Teste da razão de verossimilhança

O teste da razão de verossimilhança (*Likelihood Ratio* [LR]) é utilizado para comparar modelos VAR aninhados com diferentes ordens de defasagem. De acordo com [Mulenga \(2019\)](#), no teste da Razão de Verossimilhança, um modelo especificado com um número menor de defasagens é interpretado como uma versão restrita de um modelo mais geral, que incorpora um conjunto mais amplo de parâmetros. Uma vez que os modelos considerados são aninhados, a hipótese nula estabelece que o modelo mais parcimonioso é suficiente para representar a dinâmica do sistema. Nessa situação, espera-se que as diferenças entre os valores das funções de verossimilhança dos dois modelos sejam reduzidas.

[Mulenga \(2019\)](#) assume  $R(\alpha) = \mathbf{0}$  como o conjunto de restrições que define o modelo restrito e  $L(\alpha, \Sigma_u)$  a função de verossimilhança associada ao modelo VAR, em que  $\alpha$  representa o vector de parâmetros e  $\Sigma_u$  a matriz de variância-covariância dos erros. Tendo a expressão abaixo como a estatística de LR:

$$LR = T \times (\ln |\Sigma_u^r| - \ln |\Sigma_u^u|),$$

onde  $\Sigma_u^r$  e  $\Sigma_u^u$  denotam as matrizes de variância-covariância dos termos de ruído branco dos modelos restrito e não restrito, respectivamente, e  $T$  representa o tamanho da amostra. Sob a hipótese nula de que a estatística LR tende a convergir assintoticamente para uma distribuição qui-quadrado,  $LR \xrightarrow{d} \chi^2(\nu)$ , em que  $\nu$  corresponde ao número de graus de liberdade, igual

à diferença entre as dimensões dos modelos não restrito e restrito. No presente trabalho, a selecção da ordem do modelo VAR foi realizada com base nos critérios FPE, LR, AIC, HQIC e SBIC, aplicados aos retornos das séries mensais. Para a escolha procurou-se balancear a parcimónia e adequação estatística, respeitando a natureza dos dados económicos e o horizonte para a dinâmica transitória.

Existem vários procedimentos de estimação dos parâmetros do modelo VAR, sendo os dois principais, o método dos Mínimos Quadrados Ordinários (MQO), em para este aplica-se equação por equação e o método da Máxima Verossimilhança (MV). Ambos são utilizados na literatura e fornecem estimadores consistentes para diferentes conjuntos de hipóteses. Esta secção apresenta uma síntese técnica de ambos os métodos, com destaque para o procedimento adoptado neste estudo, o método de Máxima Verossimilhança.

### 3.3.4 Teste de cointegração

O vector  $\mathbf{y}_t$  de dimensão  $K \times 1$ , é integrado de ordem um, ou seja,  $I(1)$ , com  $0 < r < K$  vectores de cointegração, se existir uma matriz  $\mathbf{B}'$  de dimensão  $r \times K$  tal que  $\mathbf{B}'\mathbf{y}_t \sim I(0)$ . Testar a cointegração pode ser pensado como testar a existência de um vínculo de equilíbrio de longo período entre os elementos de  $\mathbf{y}_t$ . Os testes de cointegração abrangem duas situações:

1. Existe no máximo, um vector de cointegração;
2. Existem  $r$ , onde  $0 < r < K$ , vectores de cointegração.

Entre os vários procedimentos, dois métodos são descritos nesse estudo, o procedimento inicial é o de dois passos de [Engle e Granger \(1987\)](#), relacionado à primeira situação, e o segundo, a metodologia de Johansen ([Johansen, 1991](#)), para a segunda situação.

#### Procedimento em dois passos de Engle e Granger

No caso de haver um vector de cointegração, [Engle e Granger \(1987\)](#), mostraram que um simples procedimento de teste baseado em resíduos pode ser utilizado para verificar a cointegração. Neste caso, um vínculo de equilíbrio de longo prazo para os componentes de  $\mathbf{y}_t$  pode ser estimada pela regressão:

$$y_{1t} = \beta' \mathbf{y}_{2t} + u_t,$$

onde  $\mathbf{y}_{2t} = (y_{2t}, \dots, y_{kt})'$  é um vector de dimensão  $(K - 1) \times 1$ .

Para a hipótese nula que assume ausência de cointegração para  $\mathbf{y}_t$ , deve-se testar a existência da raiz unitária nos resíduos  $u_t$ , conforme descrito na subsecção 3.3.2, ou seja,  $u_t \sim I(1)$  contra  $u_t \sim I(0)$ . Contudo, o teste centra-se nas hipóteses:

$$H_0 : u_t = \beta' \mathbf{y}_t \sim I(1) \quad (\text{não existe cointegração}),$$

$$H_1 : u_t = \beta' \mathbf{y}_t \sim I(0) \quad (\text{existe cointegração}).$$

Se a hipótese de existência da raiz unitária for rejeitada, então a hipótese de não existência de cointegração também é rejeitada. Assim, os testes de cointegração são semelhantes aos testes de raiz unitária, com diferenças principalmente nos valores críticos usados.

[MacKinnon \(1991\)](#) fornece tabelas de valores críticos baseados em simulações que são suficientemente precisas para aplicações práticas. O procedimento de Engle e Granger tem certos problemas potenciais um deles é de que no caso do vector de cointegração a ser estimado pode não incluir todos os componentes relevantes de  $\mathbf{y}_t$ . Nesse caso, o vector de cointegração não será consistentemente estimado pelo método de MQO, levando a resultados de uma regressão espúria.

A estimação dos coeficientes do modelo  $y_{1t} = \beta' \mathbf{y}_{2t} + u_t$  é equivalente a omitir os componentes de dinâmica transitória do modelo VEC. Se isso resultar em autocorrelação nos resíduos, embora os resultados ainda sejam válidos assintoticamente, pode causar um grande viés em amostras finitas. Por esse motivo, faz sentido estimar os coeficientes do modelo dinâmico completo. Como todas as variáveis no modelo VEC são  $I(0)$ , o modelo pode ser consistentemente estimado usando o método dos mínimos quadrados ordinários. Usando esta metodologia leva a um desempenho melhor, pois evita que a dinâmica transitória seja empurrada para os resíduos.

### **Metodologia de Johansen**

Existe uma abordagem alternativa para testar a cointegração, o procedimento de [Johansen \(1991\)](#), evita algumas limitações do teste directo de raízes unitárias e o problema de normalização existente no método de [Engle \(1982\)](#), ao permitir testar directamente o número de relações de cointegração. A abordagem de Johansen centra-se em estimadores de máxima verossimilhança,

e é necessário que as séries temporais sejam normalmente distribuídas no contexto multivariado.

A metodologia parte do pressuposto de que dado um modelo VAR expresso na ordem  $p$ , que pode ser representado na forma dinâmica ou na forma de vectores de correcção de erros pela expressão:

$$\Delta \mathbf{y}_t = \Phi_0 + \Pi \mathbf{y}_{t-1} + \sum_{i=1}^{p-1} \Gamma_i \Delta \mathbf{y}_{t-i} + \mathbf{u}_t.$$

De acordo com [Tsay \(2010\)](#), para componentes de  $\mathbf{y}_t$  não estacionários  $I(1)$ , a fim de obter resíduos estacionários  $\mathbf{u}_t$ , o termo  $\Pi \mathbf{y}_{t-1}$  também deve ser estacionário. Se o processo VAR( $p$ ) possui raízes unitárias, então a matriz contendo todos coeficientes  $\Pi$  terá posto mais reduzido, ou seja,  $\text{posto}(\Pi) = r < K$ . Assim, testar a presença de cointegração é o mesmo que verificar o posto da matriz  $\Pi$ :

- Se  $\Pi$  tem posto completo, então todas as séries são estacionárias;
- Se o  $\text{posto}(\Pi) = 0$ , então não há relações de cointegração;
- Se  $0 < \text{posto}(\Pi) = r < K$ , então  $\mathbf{y}_t \sim I(1)$  com  $r$  vectores de cointegração linearmente independentes.

Sendo  $\text{posto}(\Pi) = r$ , existem matrizes  $\beta$  e  $\alpha$  de dimensão  $K \times r$  com  $\text{posto}(\alpha) = \text{posto}(\beta) = r$ , tais que  $\Pi = \alpha\beta'$ , e  $\beta' \mathbf{y}_t \sim I(0)$ . Assim, o modelo VEC pode também ser representado na forma:

$$\Delta \mathbf{y}_t = \alpha\beta' \mathbf{y}_{t-1} + \Gamma_1 \Delta \mathbf{y}_{t-1} + \cdots + \Gamma_{p-1} \Delta \mathbf{y}_{t-p+1} + \mathbf{u}_t.$$

Segundo [Johansen \(1991\)](#), o procedimento de Johansen segue os seguintes passos:

1. Especificar e estimar um modelo VAR( $p$ ) para  $\mathbf{y}_t$ ;
2. Determinar  $\text{posto}(\Pi)$ , ou seja, o número de vectores de cointegração;
3. Impor, se necessário, restrições de normalização e identificação sobre os vectores de cointegração;
4. Estimar o modelo VEC resultante com base nos vectores de cointegração normalizados.

De forma geral, sabe-se que, dado um valor de  $r$ , o estimador de MV de  $\beta$  pressupõe-se que define a integração de  $\mathbf{y}_{t-1}$  desencadeando as  $r$  maiores correlações canônicas de  $\Delta \mathbf{y}_t$  com

$\mathbf{y}_{t-1}$ , após correcções para desfasagens e variáveis determinísticas (quando presentes). Assim, [Johansen \(1991\)](#), propõe dois testes do tipo razão de verossimilhança para verificar a significância dessas correlações canônicas, e portanto, o posto da matriz  $\Pi$  reduzido:

A presença de cointegração é testada formalmente através do procedimento proposto por Johansen, que utiliza dois testes baseados nos autovalores da matriz estimada  $\hat{\Pi}$ :

- **Estatística de traço (trace):**

$$\text{Trace}(r_0) = -T \times \sum_{i=r_0+1}^K \log(1 - \hat{\lambda}_i),$$

O objectivo é verificar se o número de vectores de cointegração é o mesmo ou inferior a  $r_0$ , a rejeição da hipótese nula leva a concluir que o número de vectores cointegrados é maior do que  $r_0$ , onde  $\hat{\lambda}_i$  são os autovalores ordenados da matriz estimada.

De forma algébrica as hipóteses podem ser escritas com:

$$H_0 : r \leq r_0$$

$$H_1 : r > r_0$$

- **Estatística do máximo autovalor (maximum eigenvalue):**

$$\lambda_{\max}(r_0) = -T \times \log(1 - \hat{\lambda}_{r_0+1})$$

a hipótese nula para esse teste é de que o número de vectores de cointegração é  $r_0$  contra a hipótese alternativa de que o número de vectores cointegrados é  $r_0 + 1$ .

As estatísticas obtidas são comparadas com valores críticos de [Johansen \(1991\)](#), que dependem do número de variáveis, do tamanho amostral e da presença de termos determinísticos (constante, tendência, dummies).

Usando a representação estatística tem-se:

$$H_0 : r = r_0,$$

$$H_1 : r = r_0 + 1.$$

**Regra de decisão:** Rejeita-se a  $H_0$  se

$$\lambda_{\max}(r_0) > c_{\alpha}(r_0),$$

onde  $c_{\alpha}(r_0)$  é o valor crítico tabelado para o grau de confiança estatística  $\alpha$ , obtido de tabelas de [Johansen \(1988\)](#). Os valores críticos dependem da forma como o modelo for especificado (com ou sem presença de tendência determinística, com ou sem intercepto no vector de cointegração).

No caso específico de séries temporais que apresentam tendência comum ou cointegração, como frequentemente ocorre com preços internacionais e paridade monetária, a utilização do modelo VEC, assim como sugere [Johansen \(1991\)](#), permite ir além das dinâmicas transitórias. O modelo VEC incorpora restrições de longo prazo decorrentes da cointegração e, ao mesmo tempo, modela as dinâmicas de curto prazo, capturando os desvios instantâneos do equilíbrio. Esta combinação torna-o particularmente adequado para estudar como os choques nos preços de exportação do carvão mineral, de importação dos combustíveis e da taxa de câmbio do metical em relação ao dólar norte-americano (MZN/USD) se propagam e influenciam-se entre si, tanto no curto como no longo período.

### 3.3.5 Especificação e estimação dos coeficientes dos modelos VAR e VEC

A estimação dos coeficientes é realizada via Máxima Verossimilhança, conforme descrito na subsecção (2.4.1):

- VAR em níveis, caso as séries sejam estacionárias;
- VEC, quando existir cointegração entre as variáveis;
- Estrutural VAR e Estrutural VEC, quando se fizer necessária a identificação estrutural para inferir relações de causalidade contemporâneas.

### Estimação pelo método de máxima verossimilhança

Coso se conclua de que há normalidade multivariada nas perturbações aleatórias  $\mathbf{u}_t$  ou seja, a distribuição em 2.8, então a função de log-verossimilhança do modelo VAR( $p$ ) é dada por:

$$\log L(\Phi, \Sigma_u) = -\frac{(T-p)K}{2} \log(2\pi) - \frac{(T-p)}{2} \log |\Sigma_u| - \frac{1}{2} \text{tr} [(\mathbf{Y} - \mathbf{Z}\Phi)' \Sigma_u^{-1} (\mathbf{Y} - \mathbf{Z}\Phi)], \quad (3.11)$$

onde:

- $\mathbf{Y}$  é a matriz  $(T-p) \times K$  com as observações das variáveis endógenas,
- $\mathbf{Z}$  é a matriz  $(T-p) \times m$ , com  $m = Kp + c$ , contendo as defasagens e os termos determinísticos (exemplo a constante),
- $\Phi$  é a matriz  $m \times K$  coeficientes a estimar,
- $\Sigma_u$  é a matriz  $K \times K$  de variância-covariância dos resíduos.

O objectivo é encontrar as estimativas de  $\Phi$  e  $\Sigma_u$  que maximizam os valores da função  $\log L(\Phi, \Sigma_u)$ .

De acordo com Lütkepohl (2005), a função objectivo pode ser definida como:

$$\mathcal{L}(\Phi, \Sigma_u) = -\frac{1}{2} \text{tr} [(\mathbf{Y} - \mathbf{Z}\Phi)' \Sigma_u^{-1} (\mathbf{Y} - \mathbf{Z}\Phi)],$$

a derivada de  $\mathcal{L}$  em relação a  $\Phi$  é dada por:

$$\frac{\partial \mathcal{L}}{\partial \Phi} = \mathbf{Z}' \Sigma_u^{-1} (\mathbf{Y} - \mathbf{Z}\Phi).$$

Igualando a derivada a zero:

$$\mathbf{Z}' (\mathbf{Y} - \mathbf{Z}\Phi) = 0,$$

resultando na solução:

$$\hat{\Phi} = (\mathbf{Z}' \mathbf{Z})^{-1} \mathbf{Z}' \mathbf{Y}. \quad (3.12)$$

Note-se que a matriz  $\mathbf{Z}' \mathbf{Z}$  é simétrica e deve ser positiva definida, condição necessária para garantir que o seu inverso existe. Esta condição implica que as colunas de  $\mathbf{Z}$  não apresentem multicolinearidade perfeita, para assegurar que cada regressor contenha informação independente para a estimação dos parâmetros. Em contexto de modelos VAR, isto equivale a exigir que o número de observações  $T-p$  seja suficientemente superior ao número total de regressores

$m$ , e que as defasagens incluídas não sejam linearmente redundantes.

A matriz de resíduos estimados é obtida da diferença:  $\hat{U} = Y - Z\hat{\beta}$ . Substituindo em  $\log L$ , obtém-se a função de log-verossimilhança concentrada:

$$\log L(\Sigma_u) = -\frac{(T-p)K}{2} \log(2\pi) - \frac{(T-p)}{2} \log |\Sigma_u| - \frac{1}{2} \text{tr} \left[ \hat{U}' \Sigma_u^{-1} \hat{U} \right].$$

A matriz  $\Sigma_u$  representa a matriz de variância-covariância dos termos de ruído branco, descrevendo a variabilidade dos erros em cada equação e a correlação contemporânea entre eles. Como se trata de uma matriz de covariâncias multivariada, ela deve ser também simétrica e positiva definida. A positividade definida garante que o determinante  $|\Sigma_u|$  é estritamente positivo, para permitir que a verossimilhança seja finita e que a inversa  $\Sigma_u^{-1}$  exista. Além disso, a estrutura de  $\Sigma_u$  capta relações contemporâneas entre as variáveis do sistema endógeno, desempenhando um papel fundamental em inferências como a decomposição da variância do erro da previsão e funções de impulso-resposta.

A derivada da log-verossimilhança concentrada em relação a  $\Sigma_u$  é:

$$\frac{\partial \log L}{\partial \Sigma_u} = -\frac{(T-p)}{2} \Sigma_u^{-1} + \frac{1}{2} \Sigma_u^{-1} \hat{U}' \hat{U} \Sigma_u^{-1}.$$

Igualando a zero:

$$\Sigma_u^{-1} \hat{U}' \hat{U} \Sigma_u^{-1} = (T-p) \Sigma_u^{-1},$$

resultando no estimador de MV para a matriz de variância-covariância:

$$\hat{\Sigma}_u = \frac{1}{T-p} (Y - Z\hat{\Phi})'(Y - Z\hat{\Phi}). \quad (3.13)$$

Portanto, as estimativas pelo método de máxima verossimilhança  $\hat{\Phi}$  e  $\hat{\Sigma}_u$  coincidem com as estimativas obtidas via Mínimos Quadrados equação por equação, mas são deduzidos com base na maximização da função de log-verossimilhança sob a suposição de normalidade multivariada dos resíduos.

Ainda de acordo com [Lütkepohl \(2005\)](#), em aplicações empíricas, é comum ajustar a matriz  $\hat{\Sigma}_u$  dividindo por  $T-p-m$ , especialmente para inferência baseada em amostras finitas. No presente

estudo, estas estimativas são utilizadas para inferência estatística, construção de funções de impulso-resposta, decomposição da variância e testes de cointegração.

### 3.3.6 Diagnóstico do modelo

#### Teste de estabilidade do modelo

O desempenho do modelo VAR é satisfatório, se o sistema for estável, em outras palavras, se as raízes do polinómio característico caírem no círculo unitário. Define-se o polinómio matricial:

$$\det(\mathbf{I}_K - \Phi_1 z - \dots - \Phi_p z^p) = 0.$$

Considera-se estável o modelo, quando as raízes  $z_i$  do polinómio satisfazem  $|z_i| < 1$ . Essa condição garante que choques passados se dissipam ao longo do tempo e que o processo VAR não é explosivo. A verificação é geralmente feita com a análise das raízes.

#### Teste Portmanteau para autocorrelação dos resíduos

A verificação da autocorrelação dos resíduos é parte fundamental da avaliação da adequação de modelos VAR ou VEC. Conforme recomendado por [Lütkepohl e Krätzig \(2004\)](#), pode-se utilizar o teste Portmanteau ou sua versão ajustada, que examina se as autocovariâncias dos resíduos diferem significativamente de zero.

Seja um modelo VAR( $p$ ) com os resíduos estimados  $\hat{u}_t$ . Então a matriz de autocovariância dos erros à defasagem  $j$  é dada por:

$$\hat{C}_j = \frac{1}{T} \sum_{t=j+1}^T \hat{u}_t \hat{u}'_{t-j}, \quad j = 0, 1, \dots, h,$$

onde  $T$  é o número de observações. Detalhes do teste de Portmanteau para autocorrelação dos resíduos estão descritos na subsecção [2.4.2](#).

#### Teste de normalidade multivariada dos resíduos

Uma etapa fundamental é avaliar a normalidade multivariada dos resíduos, para validar inferências baseadas em modelos VAR ou VEC.

### Teste de Jarque-Bera multivariado

De acordo com [Lütkepohl e Krätzig \(2004\)](#), um procedimento apropriado consiste em generalizar os testes de Lomnicki–Jarque–Bera aplicando-os aos resíduos padronizados do modelo.

As perturbações aleatórias  $\hat{\mathbf{u}}_t$  de dimensão  $K \times 1$ , o vector de média  $\hat{\mathbf{u}} = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \hat{\mathbf{u}}_t$ , e a matriz de covariância das perturbações aleatórias  $\hat{\Sigma}_u = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T (\hat{\mathbf{u}}_t - \hat{\mathbf{u}})(\hat{\mathbf{u}}_t - \hat{\mathbf{u}})'$ , a normalização dos resíduos é feita através da decomposição espectral  $\hat{\Sigma}_u = \mathbf{Q}\mathbf{\Lambda}\mathbf{Q}'$ , onde  $\mathbf{Q}$  contém os autovectores e  $\mathbf{\Lambda} = \text{diag}(\lambda_1, \dots, \lambda_K)$  os autovalores. A raiz quadrada inversa de  $\hat{\Sigma}_u$  é:

$$\hat{\Sigma}_u^{-1/2} = \mathbf{Q} \text{diag}(\lambda_1^{-1/2}, \dots, \lambda_K^{-1/2}) \mathbf{Q}'.$$

Os resíduos padronizados são então definidos como:

$$\hat{\mathbf{u}}_t^s = \hat{\Sigma}_u^{-1/2} (\hat{\mathbf{u}}_t - \hat{\mathbf{u}}).$$

A partir destes resíduos obtêm-se as medidas de assimetria e curtose componente a componente:

$$b_{1k} = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T (\hat{\mathbf{u}}_{kt}^s)^3, \quad b_{2k} = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T (\hat{\mathbf{u}}_{kt}^s)^4.$$

Definindo os vectores  $\mathbf{b}_1 = (b_{11}, \dots, b_{1K})'$  e  $\mathbf{b}_2 = (b_{21}, \dots, b_{2K})'$ , as estatísticas do teste são:

$$s_3^2 = T \frac{\mathbf{b}_1' \mathbf{b}_1}{6}, \quad s_4^2 = T \frac{(\mathbf{b}_2 - \mathbf{3}_K)' (\mathbf{b}_2 - \mathbf{3}_K)}{24},$$

onde  $\mathbf{3}_K = (3, 3, \dots, 3)'$ . A estatística conjunta de normalidade é:  $LJB_K = s_3^2 + s_4^2$ , a qual, sob a hipótese nula de normalidade multivariada,  $LJB_K \sim \chi^2(2K)$ .

**Regra de decisão:** rejeita-se a  $H_0$  de normalidade multivariada se  $LJB_K > \chi_{2K}^2(\alpha)$ .

Segundo [Lütkepohl e Krätzig \(2004\)](#), esta abordagem é preferida em modelos VAR ou VEC por ser invariante a transformações lineares e não depender da ordenação das variáveis, ao contrário da normalização via Cholesky.

### 3.3.7 Análise da dinâmica das séries

O processo de análise da dinâmica das séries inclui a análise de causalidade de granger, a análise das funções de impulso-resposta (IRFs), para capturar o efeito de choques nos preços do carvão

e da gasolina sobre a taxa de câmbio, e a decomposição da variância dos erros de previsão, centrando-se em quantificar a proporção de cada uma das variáveis na explicação da variância da taxa de câmbio em diferentes horizontes temporais. A análise de causalidade de Granger foi descrita na revisão de literatura na subsecção 2.4.3, nesta secção irá-se discutir a análise das funções de impulso-resposta e a análise de decomposição da variância dos erros de previsão.

### Função Impulso-Resposta

Dado um modelo VAR( $p$ ) estável, outra formulação matemática é representá-lo como um processo infinito de médias móveis MA( $\infty$ ):  $y_t = \sum_{s=0}^{\infty} \Psi_s u_{t-s}$ . Os coeficientes  $\psi_{s,ij}$  da matriz  $\Psi_s$  representam a resposta de impulso da variável  $i$  a um choque unitário em  $j$  com defasagem  $s$ . Isto é,  $\frac{\partial y_{it+s}}{\partial u_{jt}} = \psi_{s,ij}$ . Para obter respostas a choques estruturalmente independentes, pode-se estimar um modelo estrutural triangular:

$$\begin{aligned} y_{1t} &= \phi_{01} + \phi'_{11} \mathbf{y}_{t-1} + \cdots + \phi'_{1p} \mathbf{y}_{t-p} + \varepsilon_{1t}; \\ y_{2t} &= \phi_{02} + \alpha_{21} y_{1t} + \phi'_{21} \mathbf{y}_{t-1} + \cdots + \phi'_{2p} \mathbf{y}_{t-p} + \varepsilon_{2t}; \\ &\vdots \\ y_{kt} &= \phi_{0k} + \sum_{j=1}^{k-1} \alpha_{kj} y_{jt} + \sum_{l=1}^p \phi'_{kl} \mathbf{y}_{t-l} + \varepsilon_{kt}. \end{aligned} \tag{3.14}$$

Segundo Zivot e Wang (2006), na forma matricial, o modelo estrutural triangular VAR( $p$ ) é representado por:

$$\mathbf{A} \mathbf{y}_t = \Phi_0^* + \sum_{i=1}^p \Phi_i^* \mathbf{y}_{t-i} + \varepsilon_t. \tag{3.15}$$

A matriz cuja diagonal principal é composta por 1's é a matriz triangular inferior  $\mathbf{A}$ . Esse modelo estrutural triangular impõe uma ordenação causal recursiva do tipo  $y_1 \rightarrow y_2 \rightarrow \cdots \rightarrow y_k$ , essa ordenação implica que os valores das variáveis da seta afectam da esquerda para a direita, mas o inverso não ocorre (Mulenga, 2019). Dessa forma, tais efeitos podem ser são capturados pelos coeficientes  $a_{ij}$  da matriz  $\mathbf{A}$  no sistema da equação (3.15). Por exemplo, a ordenação  $y_1 \rightarrow y_2 \rightarrow y_3$  impõe as seguintes restrições:

- $y_{1t}$  afecta  $y_{2t}$  e  $y_{3t}$ , mas  $y_{2t}$  e  $y_{3t}$  não afectam  $y_{1t}$ ;
- $y_{2t}$  afecta  $y_{3t}$ , mas  $y_{3t}$  não afecta  $y_{2t}$ .

Essas restrições estruturais são necessárias para identificar choques independentes nas equações do modelo VAR e obter funções de impulso-resposta significativas.

### Decomposição da variância do erro de previsão

De acordo com [Mulenga \(2019\)](#), a decomposição da variância do erro de previsão, em inglês, (*Forecast Error Variance Decomposition* [FEVD]) fornece informação sobre a quantidade da variância do erro de previsão ao prever  $y_{it+h}$ , que é devida à variabilidade nos choques estruturais  $\varepsilon_{ij}$  entre os tempos  $t$  e  $t + h$ . Utilizando os choques ortogonais  $\varepsilon_t$ , o vector de erro de previsão  $h$ -passos à frente, contendo os coeficientes do modelo VAR que são conhecidos, está exposto a seguir:

$$\mathbf{y}_{t+h} - \mathbf{y}_{t+h|t} = \sum_{j=0}^{h-1} \Theta_j \varepsilon_{t+h-j}.$$

Dada uma variável  $y_{it+h}$ , a equação 3.16 mostra o seu erro de previsão:

$$y_{it+h} - y_{it+h|t} = \sum_{j=0}^{h-1} \theta_{ji1} \varepsilon_{1,t+h-j} + \cdots + \sum_{j=0}^{h-1} \theta_{jik} \varepsilon_{k,t+h-j}. \quad (3.16)$$

Uma vez que observa-se ortogonalidade nos erros estruturais, a FEVD em  $h$ -passos adiante é pode-se representar na equação 3.17:

$$\text{var}(y_{it+h} - y_{it+h|t}) = \sigma_{\varepsilon_1}^2 \sum_{j=0}^{h-1} (\theta_{ji1})^2 + \cdots + \sigma_{\varepsilon_k}^2 \sum_{j=0}^{h-1} (\theta_{jik})^2, \quad (3.17)$$

onde  $\sigma_{\varepsilon_j}^2 = \text{var}(\varepsilon_j)$ . A proporção de  $\text{var}(y_{it+h} - y_{it+h|t})$  devido ao choque  $\varepsilon_j$  é dada por:

$$\text{FEVD}_{ij}(h) = \frac{\sigma_{\varepsilon_j}^2 \sum_{j=0}^{h-1} (\theta_{ji1})^2}{\sigma_{\varepsilon_1}^2 \sum_{j=0}^{h-1} (\theta_{ji1})^2 + \cdots + \sigma_{\varepsilon_k}^2 \sum_{j=0}^{h-1} (\theta_{jik})^2}. \quad (3.18)$$

Contudo, num modelo VAR com  $K$  variáveis, existem  $K^2$  valores de  $\text{FEVD}_{ij}(h)$ , que dependem da ordenação causal recursiva usada para identificar os choques estruturais  $\varepsilon_t$ , não sendo portanto única. Isso depende do esquema de identificação. Assim, diferentes ordenações causais produzem diferentes valores da FEVD. De um modo geral, a análise de IRF tem sido o principal foco de interesse na aplicação dos modelos VAR estruturais, mas uma extensão natural do conceito de FEVD é a decomposição histórica das séries temporais observadas.

### 3.3.8 Avaliação do desempenho preditivo

A avaliação da qualidade preditiva de modelos VAR exige a comparação entre os valores observados  $y_t$  e as previsões  $\hat{y}_t$ , tanto dentro como fora da amostra. De acordo com [Diebold \(2015\)](#), [Hyndman e Athanasopoulos \(2018\)](#), as medidas de erro permitem quantificar a magnitude média dos desvios entre o valor observado e o previsto, constituindo um critério fundamental para determinar se um modelo apresenta desempenho aceitável. Neste estudo, são consideradas quatro medidas apresentadas na literatura de previsão: o Erro Médio Absoluto, a estatística de U-Theil, o Erro Percentual Absoluto Médio e a Raiz do Erro Médio Quadrático.

- **Erro Médio Absoluto** (*Mean Absolute Error* [MAE]): Quantifica a média dos erros absolutos e é definido pela equação 3.19 (Hyndman & Athanasopoulos 2018).

$$MAE = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T |y_t - \hat{y}_t|. \quad (3.19)$$

Valores menores de MAE indicam previsões mais próximas dos valores observados e o indicador é robusto a outliers moderados.

- **Raiz do Erro Médio Quadrático** (*Root Mean Squared Error* [RMSE]): penaliza de forma mais intensa erros de grande magnitude e é definido por

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T (y_t - \hat{y}_t)^2}. \quad (3.20)$$

Segundo [Diebold \(2015\)](#), este indicador é particularmente útil quando se pretende avaliar se o modelo evita erros extremos.

- **Erro Percentual Absoluto Médio** (*Mean Absolute Percentage Error* [MAPE]): expressa o erro de previsão em termos relativos, permitindo fazer comparações entre variáveis em escalas distintas:

$$MAPE = \frac{100}{T} \sum_{t=1}^T \left| \frac{y_t - \hat{y}_t}{y_t} \right|. \quad (3.21)$$

O MAPE é utilizado em contextos económicos e financeiros quando a interpretação percentual facilita a análise.

- **Estatística de U-Theil**: proposta por [Theil \(1966\)](#), compara o desempenho do modelo completo com o desempenho de um modelo simples (*naive*) ou passeio aleatório. É

definida por

$$U = \frac{\sqrt{\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T (y_t - \hat{y}_t)^2}}{\sqrt{\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T y_t^2 + \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \hat{y}_t^2}}. \quad (3.22)$$

Um valor de  $U < 1$  significa que o modelo preditivo supera um modelo de referência sem memória (como o passeio aleatório), portanto valores próximos de zero indicam um bom poder preditivo. Quando  $U > 1$ , a previsão é inferior à de um modelo ingênuo.

Cada medida captura aspectos distintos do desempenho preditivo. O MAE fornece uma avaliação linear e intuitiva da magnitude dos erros, o RMSE enfatiza grandes desvios, sendo útil quando erros extremos são indesejáveis, o MAPE expressa a precisão de forma relativa, facilitando comparação entre variáveis, e o índice de Theil  $U$  permite avaliar se o modelo tem bom ajuste face a alternativas simples, como discutido em (Theil, 1966). De acordo com Diebold (2015) e Hyndman e Athanasopoulos (2018) uma previsão é considerada satisfatória quando as medidas de erro ficam substancialmente abaixo daquelas obtidas por modelos de referência, como ARIMA univariados, modelos autoregressivos simples ou processos de passeio aleatório. Em particular, para os modelos VAR, Lütkepohl (2005) destaca que valores baixos de MAE, RMSE e MAPE, combinados com  $U < 1$ , sugerem que o modelo é capaz de capturar a dinâmica multivariada e a interdependência entre as séries de forma mais eficiente do que métodos baseados apenas um modelo univariado. Por fim, a avaliação preditiva deve incluir ainda uma previsão fora da amostra, inspeção visual das trajetórias previstas e testes de estabilidade dos parâmetros, para assegurar que o desempenho se mantém robusto ao longo do tempo.

# Capítulo 4

## Resultados e discussão

### 4.1 Estatísticas descritivas

Nesta secção apresentam-se as estatísticas descritivas das séries temporais utilizadas no estudo: a taxa de câmbio do novo metical moçambicano face ao dólar norte-americano ( $\text{fx}$ ), as exportações de carvão mineral ( $\text{coal}$ ) e as importações de gasolina ( $\text{gas}$ ). A Tabela 4.1 resume as estatísticas descritivas das séries segundo as diferentes transformações realizadas.

Os resultados indicam que, em termos de valores originais, a taxa de câmbio apresenta um valor mínimo de 2,05 e um máximo de 176,42, reflectindo uma forte desvalorização do metical face ao dólar ao longo do período de 2014 a 2022, com uma média de 70,76. As séries de carvão mineral e gasolina apresentam médias de 56,69 e 86,89 milhões de dólares, respectivamente.

No entanto, ao analisar a dispersão relativa por meio do coeficiente de variação, observa-se que a série da gasolina apresenta a maior variabilidade relativa com o  $CV = 0,62$ , seguida da taxa de câmbio com o  $CV = 0,44$ , enquanto a série de carvão mineral mostra uma variabilidade consideravelmente menor com o  $CV = 0,25$ . Estes resultados evidenciam que, apesar de a gasolina e o carvão mineral apresentarem magnitudes semelhantes, o comportamento da série de gasolina é substancialmente mais instável ao longo do tempo.

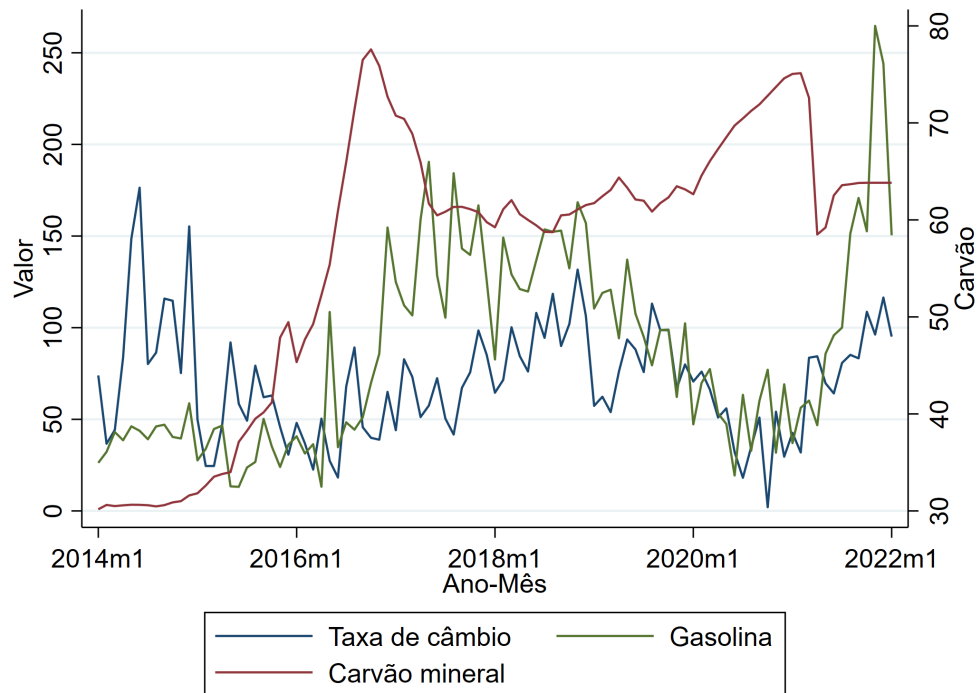
**Tabela 4.1:** Estatísticas descritivas das séries.

Variável	Obs	Média	Desvio-padrão	Mínimo	Máximo	CV
<i>Séries originais</i>						
Taxa de câmbio (fx)	97	70.76	31.12	2.05	176.42	0.44
Carvão mineral (coal) $\times 10^6$	97	56.69	14.22	30.17	77.58	0.25
Gasolina (gas) $\times 10^6$	97	86.89	53.67	13.16	265.68	0.62
<i>Logaritmos</i>						
Log(fx)	97	4.14	0.58	0.72	5.17	0.14
Log(coal)	97	4.00	0.29	3.41	4.35	0.07
Log(gas)	97	4.25	0.69	2.58	5.58	0.16
<i>Primeiras diferenças dos logaritmos</i>						
$\Delta$ Log(fx)	96	0.0026	0.63	-3.21	3.27	242.31
$\Delta$ Log(coal)	96	0.0078	0.04	-0.22	0.15	5.13
$\Delta$ Log(gas)	96	0.0182	0.47	-1.24	2.16	25.82

Após a transformação logarítmica, verifica-se uma redução da dispersão relativa das séries, como indicado pelos coeficientes de variação mais baixos. Em particular, a série de carvão apresenta um CV de apenas 7%, sugerindo boa estabilidade relativa após a transformação. Esta redução da variabilidade facilita a interpretação em termo percentual e contribui para uma maior consistência estatística na modelação econométrica.

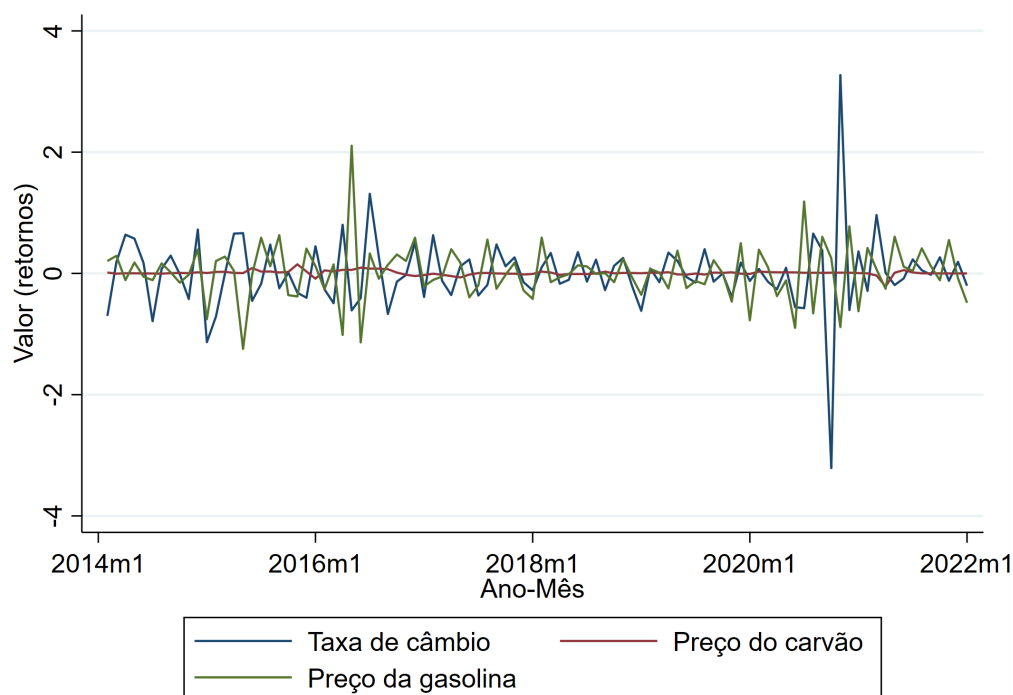
As primeiras diferenças dos logaritmos, que podem ser interpretadas como aproximações das taxas de crescimento mensal, apresentam médias próximas de zero, indicando ausência de tendência explosiva. Apesar dos elevados valores do coeficiente de variação para algumas séries nesta forma, tal comportamento é esperado, uma vez que as médias são muito próximas de zero, reforçando a adequação destas transformações para análises baseadas em estacionaridade.

Conforme ilustrado na Figura 4.1, as séries originais da taxa de câmbio MZN/USD, das exportações de carvão mineral e das importações de gasolina apresentam oscilações ao longo do tempo, com níveis distintos de variabilidade. A taxa de câmbio e a gasolina apresentam flutuações acentuadas e de elevada variabilidade, por outro lado, o carvão mineral apresenta movimentos mais suaves nos primeiros 3 anos do estudo e as flutuações são mais persistentes a partir de 2016 em diante. A presença de tendência e mudanças de nível sugere que as séries não são estacionárias.



**Figura 4.1:** Comportamento das séries da taxa de câmbio, preços de carvão e preços de gasolina entre Janeiro 2014 a Janeiro de 2022.

A Figura 4.2, mostra que as séries dos retornos (ou primeiras diferenças logarítmicas) oscilam em torno de média próxima de zero, indicando que a transformação foi eficaz na remoção da não-estacionaridade. Observa-se, contudo, oscilações no fim do 2020, sendo mais elevada para a taxa de câmbio e a gasolina, e reduzida para o carvão mineral. Essas características reforçam a adequação do uso das séries transformadas na modelação dinâmica e justificam a aplicação do modelo VEC.



**Figura 4.2:** Comportamento das séries dos retornos da taxa de câmbio, preços de carvão e preços de gasolina entre Janeiro 2014 a Janeiro de 2022.

## 4.2 Resultados do teste de estacionaridade

Antes da estimação dos coeficientes dos modelos VAR ou VEC, é fundamental verificar se as séries são estacionárias ou apresentam raiz unitária. Para tal, aplicaram-se três testes complementares, o teste de Dickey-Fuller Aumentado (ADF), o teste de Phillips-Perron (PP) e o teste de Kwiatkowski-Phillips-Schmidt-Shin (KPSS). Os dois primeiros assumem como hipótese nula a presença de raiz unitária, enquanto o KPSS considera a estacionaridade como hipótese nula.

A Tabela 4.2 apresenta os resultados dos testes aplicados às séries sem transformação aplicados com 12 defasamentos excepto para o teste KPSS. Os testes ADF não rejeitam a hipótese nula de raiz unitária para nenhuma das séries, sugerindo não estacionaridade. O teste PP rejeita a hipótese nula apenas para a taxa de câmbio, enquanto para o carvão e a gasolina os resultados não são estatisticamente significativos. O teste KPSS rejeita a hipótese de estacionaridade para todas as séries, com estatísticas superiores ao valor crítico de 1%, confirmando que as séries são integradas de ordem um,  $I(1)$ .

**Tabela 4.2:** Testes de estacionaridade em nível.

Série	ADF (p-valor)		PP (p-valor)		KPSS
Taxa de câmbio (fx)	-2.127	(0.234)	-5.434	(0.000)	0.286 (> 0.216)
Carvão mineral (coal)	-2.541	(0.106)	-1.521	(0.822)	1.380 (> 0.216)
Gasolina (gas)	-1.792	(0.384)	-3.879	(0.013)	0.830 (> 0.216)

Aplicando os mesmos testes às primeiras diferenças dos logaritmos, os resultados são mistos. O teste ADF rejeita a hipótese nula apenas para a taxa de câmbio, mas não para o carvão e a gasolina. No entanto, o teste PP rejeita a hipótese de raiz unitária para todas as séries, com estatísticas significativas para todos os níveis de significância. Os resultados do teste PP são suficientes para concluir que as séries tornam-se estacionárias após serem transformadas em retornos. Assim, considera-se que todas as variáveis são  $I(1)$ , esta é a condição necessária para a análise de cointegração e estimação de um modelo de vectores de correcção de erros.

**Tabela 4.3:** Testes de estacionaridade em primeira diferença.

Série	ADF (p-valor)		PP (p-valor)	
$\Delta \text{Log}(fx)$	-2.861	(0.050)	-22.024	(0.000)
$\Delta \text{Log}(coal)$	-2.120	(0.237)	-6.811	(0.000)
$\Delta \text{Log}(gas)$	-1.846	(0.358)	-19.961	(0.000)

Portanto, as séries de taxa de câmbio MZN/USD, preços das exportações de carvão mineral e preços das importações de gasolina não são estacionárias em nível, mas tornam-se estacionárias após a primeira diferença dos logaritmos. Todas as variáveis são  $I(1)$ , o que valida a aplicação de testes de cointegração e a estimação de um modelo VEC. As tabelas detalhadas encontram-se no Apêndice A.

### 4.3 Seleção do número óptimo de defasagens do modelo VAR

A escolha do número de defasagens foi realizada com base nos critérios de informação de Akaike (AIC), Hannan–Quinn (HQIC), Schwarz–Bayesian (SBIC) e no teste de razão de verossimilhança (LR). A Tabela 4.4 apresenta os resultados desses testes, onde observa-se que o critério de Informação Akaike e o erro de previsão final (FPE) seleccionaram 2 defasagens, enquanto o critério de Hannan–Quinn e o de Schwarz–Bayesian indicam 1 defasagem. O teste da razão

de verossimilhança também propõe um modelo com 2 defasagens estatisticamente superior ao com 1 defasagem, com  $p$ -valor = 0.010. Considerando o equilíbrio entre parcimônia e a qualidade de ajuste, adoptou-se o modelo com 2 defasagens, que apresenta o menor valor de AIC e FPE, e é estatisticamente justificável segundo o teste LR.

**Tabela 4.4:** Selecção do número óptimo de defasagens usando os critérios de informação.

Lag	LL	LR	df	p	FPE	AIC	HQIC	SBIC
0	17.741				0.000146	-0.3204	-0.2873	-0.2382
1	51.915	68.349	9	0.000	0.000084	-0.8677	<b>-0.7350*</b>	<b>-0.5388*</b>
2	62.723	<b>21.615*</b>	9	0.010	<b>0.000081*</b>	<b>-0.9070*</b>	-0.6747	-0.3314
3	68.676	11.908	9	0.219	0.000087	-0.8408	-0.5089	-0.0185
4	76.393	15.434	9	0.080	0.000090	-0.8129	-0.3814	0.2561

## 4.4 Estimação dos coeficientes do modelo VAR

Antes da análise de cointegração, procedeu-se à estimação de um modelo VAR com duas defasagens (VAR(2)) para as séries dos retornos. Os coeficientes do modelo apresentam boas estatísticas de qualidade de ajuste global do modelo, com (LL) de 65,50, (AIC) de -0,9468 e (FPE) de 0,0000779.

**Tabela 4.5:** Resumo da estimação do modelo VAR(2) em primeiras diferenças.

Equação	Parms	RMSE	$R^2$	Qui-quadrado	p-valor
$\Delta \ln(fx)$	7	0,535	0,324	44,99	0,000
$\Delta \ln(coal)$	7	0,038	0,154	17,08	0,009
$\Delta \ln(gas)$	7	0,412	0,328	45,81	0,000

Estatísticas globais: LL = 65,50; AIC = -0,9468; FPE = 0,0000779 .

A Tabela 4.5 resume os principais indicadores estatísticos por equação. Observa-se que as equações para  $\Delta \ln(fx)$  e  $\Delta \ln(gas)$  apresentam elevada significância estatística ( $p$ -valor = 0,000), com coeficientes de determinação ( $R^2$ ) de 0,32 e 0,33, respectivamente. A equação para  $\Delta \ln(coal)$  apresenta menor poder explicativo ( $R^2 = 0,15$ ), mas ainda assim estatisticamente significativa ( $p$ -valor igual a 0,009).

**Tabela 4.6:** Resultados do modelo VAR(2) para as séries dos retornos.

Variável	Coefficiente	Erro Padrão	$z$	$p$ -valor	IC 95%
<b>Equação: <math>\Delta \ln(fx)</math></b>					
L1. $\Delta \ln(fx)$	-0,5570	0,0964	-5,78	0,000	[-0.746 ; -0.368]
L2. $\Delta \ln(fx)$	-0,2903	0,0963	-3,02	0,003	[-0.479 ; -0.102]
L1. $\Delta \ln(coal)$	-0,8191	1,4820	-0,55	0,580	[-3.724 ; 2.086]
L2. $\Delta \ln(coal)$	1,0967	1,4566	0,75	0,452	[-1.758 ; 3.952]
L1. $\Delta \ln(gas)$	0,1925	0,1370	1,41	0,160	[-0.076 ; 0.461]
L2. $\Delta \ln(gas)$	0,3210	0,1368	2,35	0,019	[ 0.053 ; 0.589]
Constante	0,0014	0,0551	0,03	0,979	[-0.107 ; 0.109]
<b>Equação: <math>\Delta \ln(coal)</math></b>					
L1. $\Delta \ln(fx)$	-0,0023	0,0068	-0,34	0,730	[-0.016 ; 0.011]
L2. $\Delta \ln(fx)$	0,0044	0,0068	0,65	0,517	[-0.009 ; 0.018]
L1. $\Delta \ln(coal)$	0,3758	0,1043	3,60	0,000	[0.171 ; 0.580]
L2. $\Delta \ln(coal)$	-0,0616	0,1025	-0,60	0,548	[-0.262 ; 0.139]
L1. $\Delta \ln(gas)$	-0,0121	0,0096	-1,26	0,209	[-0.031 ; 0.007]
L2. $\Delta \ln(gas)$	-0,0025	0,0096	-0,25	0,799	[-0.021 ; 0.016]
Constante	0,0057	0,0039	1,48	0,138	[-0.002 ; 0.013]
<b>Equação: <math>\Delta \ln(gas)</math></b>					
L1. $\Delta \ln(fx)$	0,0457	0,0723	0,63	0,528	[-0.096 ; 0.187]
L2. $\Delta \ln(fx)$	-0,0572	0,0723	-0,79	0,429	[-0.199 ; 0.084]
L1. $\Delta \ln(coal)$	0,3559	1,1123	0,32	0,749	[-1.824 ; 2.536]
L2. $\Delta \ln(coal)$	0,0254	1,0933	0,02	0,981	[-2.117 ; 2.168]
L1. $\Delta \ln(gas)$	-0,6244	0,1028	-6,07	0,000	[-0.826 ; -0.423]
L2. $\Delta \ln(gas)$	-0,2374	0,1026	-2,31	0,021	[-0.439 ; -0.036]
Constante	0,0292	0,0414	0,71	0,480	[-0.052 ; 0.110]

A análise da significância estatística do modelo VAR(2) mostra que a dinâmica das séries é dominada por efeitos autoregressivos, com algumas interações de curto prazo entre variáveis. Ao nível de 1%, apenas quatro coeficientes são estatisticamente significativos, reflectindo a forte persistência da taxa de câmbio e da gasolina por meio das suas desfasagens próprias. Ao nível de 5%, o número de coeficientes significativos aumenta para seis, mantendo-se a predominância dos efeitos autoregressivos, e ao nível de 10%, identificam-se oito coeficientes significativos, incluindo alguns efeitos cruzados de curto prazo entre as variáveis. Observa-se que os termos desfasados da própria taxa de câmbio do novo metical face ao dólar norte-americano influenciam seus valores actuais com coeficientes negativos e significativos em ambas as desfasagens. De forma semelhante, a gasolina apresenta efeito sobre si mesma nas duas desfasagens, sugerindo um comportamento de reversão à média (Tabela 4.6). No entanto, os efeitos adicionais de curto prazo apresentam magnitude relativamente reduzida, indicando que a dinâmica do sistema

é essencialmente explicada pelas interações temporais internas de cada série.

#### 4.4.1 Teste de causalidade de Granger

Para investigar a relação entre as variáveis e determinar quais delas contribuem para melhorar a previsão de outras ao longo do tempo, depois de obtido o modelo VAR(2), o teste de causalidade de Granger na Tabela 4.7, mostra que, as variáveis carvão mineral e gasolina, individualmente e em conjunto, não ajudam a melhorar a previsão da variável taxa de câmbio, pois os p-valores são superiores a 0,05. Assim, não se rejeita a hipótese nula de ausência de causalidade de Granger. A variável gasolina apresenta forte evidência de causalidade de Granger sobre o carvão mineral, tanto individualmente (p-valor = 0,000) quanto em conjunto com a taxa de câmbio (p-valor = 0,000). Portanto, rejeita-se a hipótese nula e pode-se dizer que a gasolina Granger-causa o carvão mineral. A variável taxa de câmbio também Granger-causa gasolina, com valor de  $\chi^2 = 5,1 \times 10^5$  e p-valor = 0,000, indicando forte significância estatística. Já o carvão mineral não apresenta evidência de causalidade sobre a gasolina.

**Tabela 4.7:** Estatísticas do teste de causalidade de Granger.

Equação	Variável Excluída	$\chi^2$	df	p-valor
d.ln.fx	d.ln.coal	1.9548	4	0.744
	d.ln.gas	6.3973	4	0.171
	Todas	8.0384	8	0.430
d.ln.coal	d.ln.fx	6.8755	4	0.143
	d.ln.gas	38.851	4	0.000
	Todas	39.692	8	0.000
d.ln.gas	d.ln.fx	$5,1 \times 10^5$	4	0.000
	d.ln.coal	2.5123	4	0.642
	Todas	$5,2 \times 10^5$	8	0.000

#### 4.4.2 Testes de cointegração de Johansen

Dado que todas as séries são  $I(1)$ , aplicou-se o teste de Johansen com duas defasagens, conforme determinado na selecção do modelo VAR. A Tabela 4.8 apresenta os resultados dos testes do Traço (*Trace*) e do Máximo Autovalor (*Max-Eigenvalue*), que permitem determinar o número de relações de cointegração entre as variáveis  $\ln fx$ ,  $\ln coal$  e  $\ln gas$ .

**Tabela 4.8:** Teste de cointegração de Johansen.

Rank	LL	Eigenvalue	Estat.traço (p)	Estat.max (p)	Decisão
0	55.924	–	49.789 (29.68)	37.663 (20.97)	$RH_0$
1	74.756	0.3273	12.127 (15.41)	8.425 (12.07)	$NRH_0$
2	78.968	0.0849	3.702 (6.76)	3.702 (3.76)	$NRH_0$
3	80.819	0.0382	-	-	

A estatística Traço para a hipótese nula de ausência de cointegração ( $r = 0$ ) é de 49,79, valor substancialmente superior ao valor crítico a 5% (29,68), portanto, rejeita-se a  $H_0$ . Este resultado indica que o sistema das três variáveis partilha pelo menos uma relação de equilíbrio de longo prazo. Ao testar a hipótese nula de existência de até um vector de cointegração ( $r \leq 1$ ), a estatística Traço é igual a 12,13, valor inferior ao limiar crítico de 15,41. Portanto, não se rejeita a  $H_0$ , sugerindo que não há evidência estatística para a presença de um segundo vector de cointegração. O mesmo ocorre para a hipótese  $r \leq 2$ , cuja estatística (3,70) é marginalmente inferior ao valor crítico (3,76). Assim, não existe evidência empírica para mais do que uma relação de longo prazo. Os resultados do teste do Máximo Autovalor reforçam esta constatação indicando apenas um vector de cointegração. Isso significa que, embora as séries sejam individualmente não estacionárias, existe uma combinação linear entre elas que é estacionária, representando uma relação de equilíbrio a longo prazo que condiciona a dinâmica conjunta destas variáveis no contexto económico moçambicano.

## 4.5 Resultados do modelo de vectores de correcção de erros

### 4.5.1 Avaliação global do modelo de vectores de correcção de erros

A Tabela 4.9 apresenta as principais estatísticas de qualidade do ajuste do modelo VEC estimado com uma defasagem e um vector de cointegração, conforme indicado pelos testes anteriores.

**Tabela 4.9:** Estatísticas de ajuste do modelo de vectores de correcção de erros.

Equação	Observações	Parâms	RMSE	$R^2$	$\chi^2$	p-valor
$\Delta \ln(fx)$	96	2	0,498	0,375	56,47	0,000
$\Delta \ln(coal)$	96	2	0,039	0,040	3,96	0,138
$\Delta \ln(gas)$	96	2	0,424	0,194	22,63	0,000

Estatísticas globais: AIC = -0,978; HQIC = -0,892; SBIC = -0,765; LL = 54,96.

Os resultados indicam que o modelo apresenta um desempenho estatístico aceitável. A log-

verossimilhança ( $LL = 54,96$ ) e os critérios de informação negativos (AIC, HQIC e SBIC) sugerem um ajuste razoável as séries temporais em análise. As estatísticas de Wald mostram que as equações para  $\Delta \ln(fx)$  e  $\Delta \ln(gas)$  são estatisticamente significativas ao nível de 1%, enquanto a equação para  $\Delta \ln(coal)$  não apresenta significância estatística, o que pode indicar menor influência dos coeficientes da equação da variável carvão na dinâmica transitória do sistema. O coeficiente de determinação ( $R^2$ ) revela que a equação da taxa de câmbio explica cerca de 38% da sua variabilidade, enquanto a equação da gasolina explica cerca de 19%. A equação do carvão apresenta um  $R^2$  muito baixo (4%), o que é comum em modelos VEC quando a variável tem comportamento mais exógeno ou menos sensível às outras variáveis do sistema. De forma geral, o desempenho estatístico apoia a utilização do modelo VEC, pois confirma que é possível capturar tanto os ajustes de curto prazo como as relações de equilíbrio de longo prazo entre a taxa de câmbio MZN/USD, exportações de carvão mineral e importações de gasolina.

#### 4.5.2 Coeficientes do modelo de vectores de correcção de erro

A estimação dos coeficientes do modelo de vectores de correcção de erro permite decompor a dinâmica do sistema em três componentes fundamentais: (i) a relação de longo prazo capturada pelo vector de cointegração ( $\beta$ ), (ii) a velocidade de ajustamento aos desvios desse equilíbrio ( $\alpha$ ) e (iii) a dinâmica transitória expressa pelas equações em diferenças, incluindo os termos constantes. A Tabela 4.10 apresenta o vector de cointegração normalizado ( $\beta$ ) pela taxa de câmbio, conforme a normalização de Johansen imposta pelo modelo. O resultado indica a seguinte relação de longo prazo entre as variáveis:

$$\ln(fx)_t = -1,222 \ln(coal)_t + 0,794 \ln(gas)_t + 5,636.$$

**Tabela 4.10:** Vector de cointegração ( $\beta$ ) normalizado em  $\ln(fx)$ .

Variável	Coef.	Erro Padrão	z	p-valor
$\ln(fx)$	1,000	–	–	–
$\ln(coal)$	1,222	0,241	5,06	0,000
$\ln(gas)$	-0,794	0,104	-7,64	0,000
Constante	-5,636	–	–	–

Os coeficientes associados ao carvão mineral e à gasolina são estatisticamente significativos,

evidenciando a existência de uma relação de equilíbrio de longo prazo entre as variáveis. O sinal positivo do coeficiente do carvão sugere que aumentos nos preços mensais de exportações de carvão estão associados a pressões de depreciação cambial a longo prazo, enquanto o coeficiente negativo da gasolina indica que maiores importações de gasolina estão associadas a uma apreciação da taxa de câmbio, possivelmente reflectindo mudanças nos eventos relacionados a energias ou dinâmica cambial específica no período analisado.

A Tabela 4.11 apresenta os coeficientes de correcção de erro ( $\alpha$ ), que medem a velocidade e a direcção com que cada variável responde a desvios em relação ao equilíbrio de longo prazo.

**Tabela 4.11:** Coeficientes de ajustamento ( $\alpha$ ).

Equação	Coef. CE1	Erro Padrão	z	p-valor
$\Delta \ln(fx)$	-0,676	0,090	-7,51	0,000
$\Delta \ln(coal)$	0,003	0,007	0,43	0,670
$\Delta \ln(gas)$	0,363	0,077	4,74	0,000

Os resultados da Tabela 4.11 indicam que a taxa de câmbio e a gasolina apresentam coeficientes de ajustamento estatisticamente significativos, confirmando que estas variáveis desempenham um papel fundamental na correcção de desequilíbrios de longo prazo. Em particular, o coeficiente negativo e elevado da taxa de câmbio indica um ajustamento rápido, sugerindo que cerca de 68% do desvio em relação ao equilíbrio é corrigido no período seguinte. Por outro lado, o coeficiente associado ao carvão mineral é estatisticamente não significativo, indicando que esta variável não reage de forma sistemática aos desvios do equilíbrio, o que sugere um comportamento mais exógeno no curto prazo.

Em relação a análise da dinâmica transitória, os resultados das equações em diferenças mostram que o modelo apresenta bom ajustamento para a taxa de câmbio e a gasolina, conforme indicado pelas estatísticas globais de significância ( $p$ -valor do teste  $\chi^2 < 0,01$ ). Em contraste, a equação do carvão não é estatisticamente significativa como um todo, reforçando a evidência de fraca integração dinâmica desta variável no sistema (Tabela 4.9).

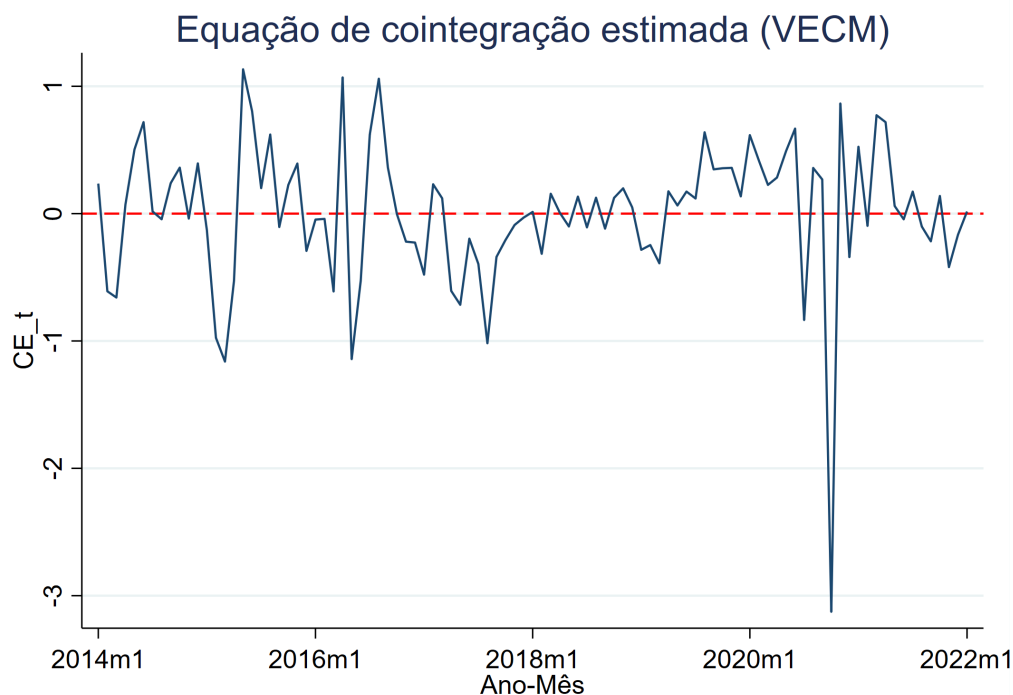
**Tabela 4.12:** Valores das constantes do modelo VEC.

<b>Equação</b>	<b>Constante</b>	<b>Erro padrão</b>	<b>z</b>	<b>p-valor</b>
$\Delta \ln(fx)$	0,0082	0,0509	0,16	0,872
$\Delta \ln(coal)$	0,0078	0,0040	1,94	0,053
$\Delta \ln(gas)$	0,0152	0,0433	0,35	0,726

A Tabela 4.12, mostra que os valores das constantes captam variações médias não explicadas pelo coeficiente de correcção de erro. Observa-se que, para a taxa de câmbio e para a gasolina, os coeficientes associados às constantes não são estatisticamente significativos, significando ausência de tendência determinística nas respectivas equações. No caso do carvão mineral, a constante é marginalmente significativa ao nível de 10%, sugerindo a presença de um ligeiro componente sistemático de curto prazo, não capturado pelo equilíbrio de longo prazo.

A Figura 4.3, apresenta a evolução da equação de cointegração, estimada a partir do modelo VEC com uma relação de cointegração entre as variáveis taxa de câmbio MZN/USD, os preços de exportações de carvão mineral e os preços de importações de gasolina. Esta série representa os desvios em relação ao equilíbrio de longo prazo identificado pelo teste de Johansen. Observa-se que a série oscila em torno de zero ao longo do período de análise (2014m1 a 2022m1), o que é consistente com a presença de cointegração. Essa oscilação indica que, embora ocorram choques temporários, o sistema tende a retornar ao seu equilíbrio de longo prazo, validando a hipótese de cointegração.

Destaca-se um desvio acentuado em Outubro de 2020, possivelmente associado a choques externos, como a pandemia da COVID-19, que afectaram simultaneamente os mercados cambial e energético. Após esse período, observa-se um movimento de correcção, com a série retornando gradualmente a vizinhança do zero, evidenciando a eficácia do mecanismo de correcção de erro incorporado no modelo. Portanto, a série da equação de cointegração fornece evidência empírica de que a taxa de câmbio do novo metical moçambicano face ao dólar norte-americano, os preços das exportações de carvão mineral e os preços de importação da gasolina estão interligados por uma relação estável de longo prazo, e que o modelo VEC é adequado para capturar essa dinâmica.



**Figura 4.3:** Equação de cointegração do modelo VEC (posto = 1).

### 4.5.3 Diagnóstico do modelo de vectores de correcção de erro

**Teste LM de autocorrelação para os resíduos.** Após a estimação, procedeu-se à avaliação da adequação do modelo VEC por meio de testes de diagnóstico, de modo a verificar se os pressupostos foram atendidos. O teste de Multiplicador de Lagrange (LM) foi utilizado para avaliar a presença de autocorrelação serial nos resíduos.

**Tabela 4.13:** Teste LM de autocorrelação dos resíduos do modelo VEC.

Desfasagem	$\chi^2$	gl	p-valor
1	7,37	9	0,598
2	10,17	9	0,337
3	11,15	9	0,266
4	7,49	9	0,587
5	16,10	9	0,065
6	27,31	9	0,001
7	14,64	9	0,101
8	9,24	9	0,416
9	7,78	9	0,556
10	13,69	9	0,134

A Tabela 4.13, mostra que, com excepção da desfasagem 6, todos os valores de probabilidade são superiores a 5%, portanto, não se rejeita a hipótese nula da ausência de autocorrelação

serial. Assim, de forma geral, o modelo não apresenta autocorrelação significativa nos resíduos.

**Teste de Normalidade, assimetria e curtose dos resíduos do modelo VEC.** A adequação da hipótese de normalidade dos resíduos é um aspecto relevante na avaliação de modelos VAR e VEC, sobretudo para inferência baseada em máxima verossimilhança. A Tabela 4.14, apresenta os resultados do teste de de Lomnicki Jarque–Bera aplicado individualmente a cada equação do modelo, bem como de forma conjunta.

**Tabela 4.14:** Teste de normalidade de Lomnicki Jarque–Bera para os resíduos do modelo VEC.

Equação	$\chi^2$	gl	p-valor
$\Delta \ln(fx)$	576,25	2	0,000
$\Delta \ln(coal)$	416,99	2	0,000
$\Delta \ln(gas)$	22,37	2	0,000
Todas	1015,62	6	0,000

Os resultados indicam rejeição da hipótese nula de normalidade para todas as equações individuais e para o sistema como um todo. No entanto, conforme se discutiu na literatura, a não normalidade dos resíduos não compromete a consistência das estimativas do modelo VEC, embora possa afectar a eficiência dos testes baseados na normalidade. Para uma análise mais detalhada da forma das distribuições empíricas dos resíduos, a Tabela 4.15, apresenta as estatísticas de assimetria e curtose separadamente para cada equação.

**Tabela 4.15:** Teste de normalidade baseado em assimetria e curtose dos resíduos.

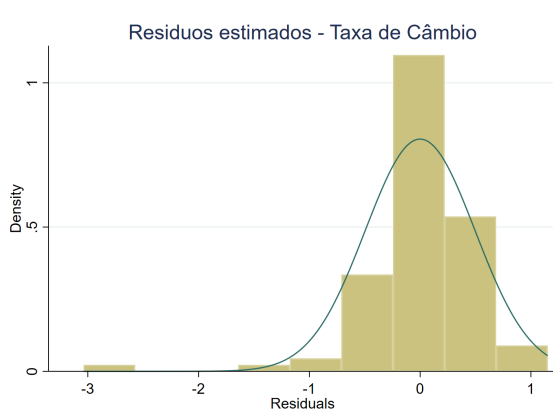
Equação	Estatística	Valor	$\chi^2$	p-valor
$\Delta \ln(fx)$	Assimetria	-2.125	70.720	0.000
	Curtose	14.361	505.534	0.000
$\Delta \ln(coal)$	Assimetria	-0.928	13.483	0.000
	Curtose	13.150	403.510	0.000
$\Delta \ln(gas)$	Assimetria	-0.180	0.506	0.477
	Curtose	5.363	21.863	0.000

A análise conjunta destas estatísticas mostra diferenças no comportamento dos resíduos das três equações. Os resíduos da equação da taxa de câmbio apresentam assimetria negativa elevada, indicando uma distribuição acentuada à esquerda, com maior frequência de observações extremas negativas. Além disso, a curtose superior a 3 caracteriza uma distribuição fortemente leptocúrtica, apresentando caudas pesadas e elevada concentração de valores em torno da média.

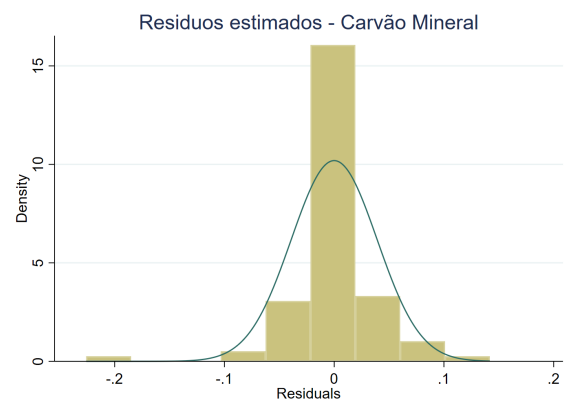
No caso da equação dos preços de carvão mineral, observa-se igualmente assimetria negativa estatisticamente significativa, embora de menor magnitude, associada a um nível de curtose muito elevado. Tais valores indicam também uma distribuição leptocúrtica, com caudas pesadas, sugerindo que variações extremas nos preços de exportação ocorrem com maior frequência do que o previsto pela distribuição normal tal como a função densidade ilustra (Figura 4.4(b)).

Por sua vez, os resíduos da equação dos preços da gasolina apresentam comportamento distinto. A estatística de assimetria não é estatisticamente significativa, indicando uma distribuição aproximadamente simétrica. No entanto, a curtose é significativamente superior a 3, caracterizando uma distribuição leptocúrtica moderada. Isto implica que, apesar da simetria, a série apresenta muitas observações nos extremos, o que pode estar associado a choques nos preços internacionais de gasolina.

A ilustração gráfica dos resultados também pode ser vista através dos histogramas dos resíduos apresentados nas Figuras 4.4 e 4.5, onde observa-se que, para a taxa de câmbio, a distribuição empírica exibe caudas mais longas e picos mais acentuados do que a curva normal teórica sobreposta, enquanto os resíduos da equação dos preços da gasolina e da equação dos preços do carvão mineral mostram uma forma mais simétrica, embora ainda com excesso de curtose.

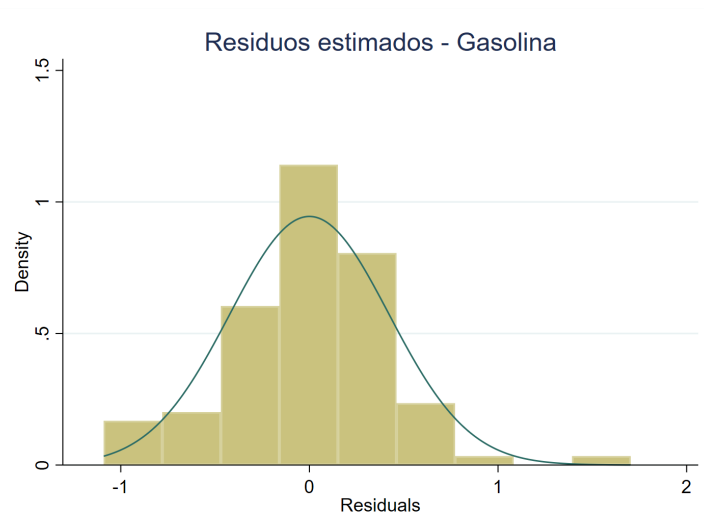


(a) Resíduos da equação da taxa de câmbio.



(b) Resíduos da equação dos preços do carvão mineral.

**Figura 4.4:** Histogramas dos resíduos (taxa de câmbio e carvão mineral).



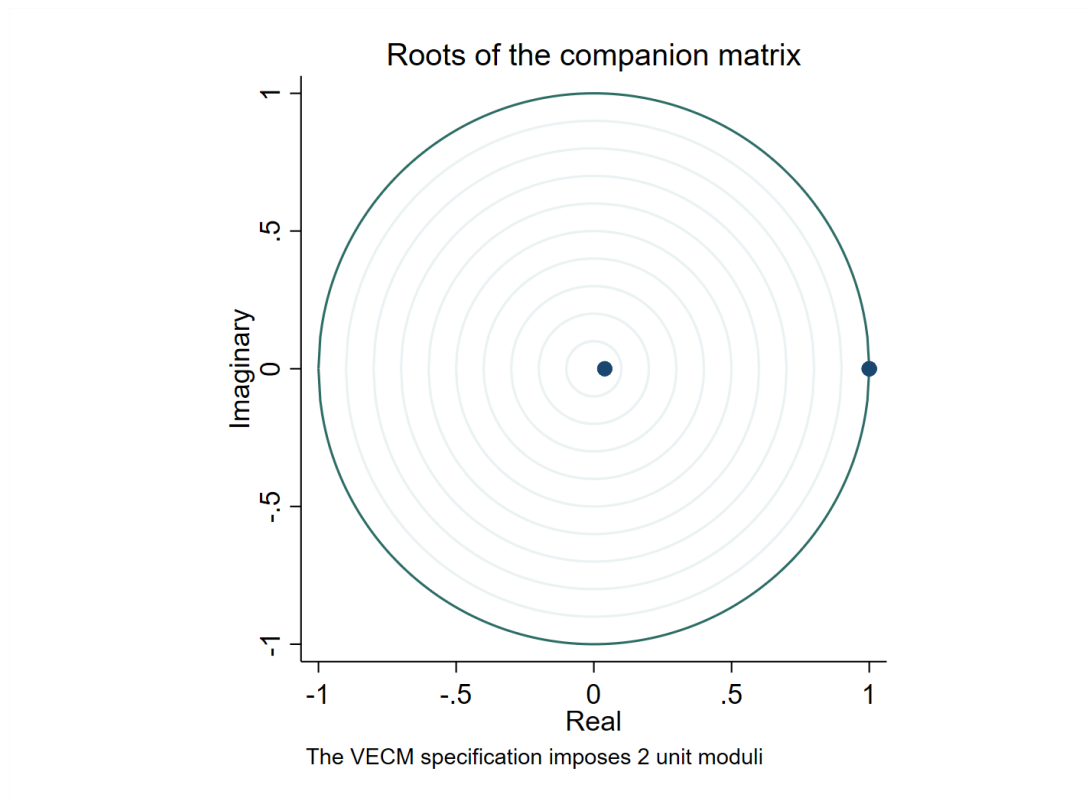
**Figura 4.5:** (c) Resíduos da equação dos preços da gasolina.

### Estabilidade do Modelo

A estabilidade do modelo VEC foi avaliada por meio da análise dos autovalores da matriz compan. A Figura 4.6 e a Tabela 4.16 apresentam os autovalores no plano complexo, juntamente com o círculo unitário. Todos os autovalores estão dentro do círculo unitário, excepto os dois valores unitários impostos pela estrutura de cointegração do modelo. A presença desses autovalores com módulo igual a 1 é esperada e não compromete a estabilidade do sistema. Os demais autovalores possuem módulo inferior a 1, indicando que o sistema é estável e que os choques tendem a se dissipar ao longo do tempo.

**Tabela 4.16:** Verificação de estabilidade do modelo VEC.

<b>Autovalor</b>	<b>Módulo</b>
1.000	1.000
1.000	1.000
0.040	0.040



**Figura 4.6:** Autovalores da matriz associada ao sistema do modelo VEC no plano complexo.

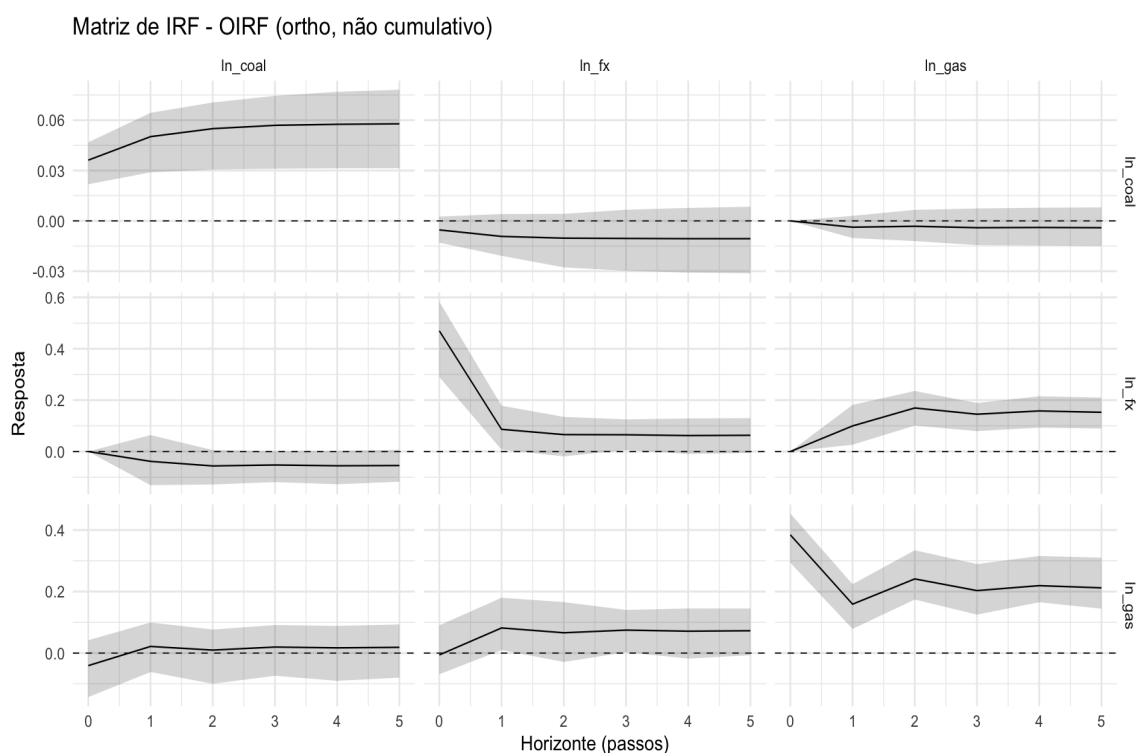
Essa verificação é essencial para garantir que o modelo VEC produza previsões confiáveis e que o vínculo de equilíbrio de longo prazo entre as variáveis sejam sustentáveis. Em conjunto com os testes de diagnóstico, os resultados mostram que o modelo VEC estimado é estatisticamente aceitável, com erros não autocorrelacionados e estrutura dinâmica estável, validando sua utilização para análise de cointegração e previsão multivariada.

#### 4.5.4 Análise das funções de resposta ao impulso

As funções de resposta ao impulso ortogonalizadas (OIRF) permitem avaliar como os choques exógenos, estruturalmente e independentes entre si, afetam a dinâmica conjunta das variáveis do sistema ao longo do tempo. A Figura 4.7, apresenta as respostas não acumuladas das séries da taxa de câmbio do carvão mineral e da gasolina a choques unitários ortogonais, acompanhadas dos respectivos intervalos de confiança obtidos por bootstrap.

De forma geral, a primeira linha da Figura 4.7 apresenta as respostas da preço do carvão ( $\ln\_coal$ ) a choques nas três variáveis do sistema. Um choque positivo nos preços de carvão mineral responde com um aumento positivo dos seus preços ao fim do primeiro mês, que se

intensifica ligeiramente no fim do segundo mês e, a partir do terceiro mês, estabiliza-se em torno de um nível positivo, indicando persistência do choque. Quando o impulso provém da taxa de câmbio, a resposta do carvão é negativa e de pequena magnitude, sugerindo que uma depreciação da taxa de câmbio tende a reduzir temporariamente os preços do carvão mineral, possivelmente por efeitos de competitividade externa ou ajustamentos de preços. Já um choque proveniente dos preços das importações da gasolina gera um impacto praticamente igual a zero sobre os preços das exportações de carvão mineral ao fim do primeiro mês, permanecendo próximo de zero ao longo do horizonte temporal de 5 meses, o que indica fraca interligação directa entre estes mercados no curto prazo.



**Figura 4.7:** Funções de resposta ao impulso ortogonalizados estimadas pelo modelo VEC.

A segunda linha mostra as respostas da taxa de câmbio ( $\ln\_fx$ ). Um choque igual a zero nos preços das exportações de carvão mineral gera variação ligeiramente negativa na taxa de câmbio até no fim do primeiro mês, que rapidamente mantém-se no mesmo nível, indicando um efeito permanente negativo e constante da taxa de câmbio. Por outro lado, um choque positivo para a da taxa de câmbio produz uma resposta diminuindo seu valor sem atingir zero no fim do primeiro mês, seguida de um efeito e constante até ao fim dos cinco meses, evidenciando um ajustamento relativamente rápido do mercado cambial. Quando o choque provém dos preços da gasolina, observa-se uma resposta positiva da taxa de câmbio, especialmente no fim

dos primeiros dois meses, o que sugere que aumentos nos preços da gasolina, exercem pressão sobre a procura por divisas, levando à depreciação do metical, ainda que sem efeitos duradouros.

Na terceira linha, que apresenta as respostas dos preços das importações da gasolina ( $ln\_gas$ ), observa-se que um choque negativo nos preços de carvão provoca um impacto inicial negativo que se torna positivo no fim do primeiro mês, seguido de uma estabilização parcial nos períodos seguintes, indicando variabilidade no modelo e ajustamento dos preços de carvão nos meses seguintes. Um choque positivo da taxa de câmbio gera um aumento do preço da gasolina no fim do primeiro mês, reflectindo escassez das importações quando ocorre depreciação da taxa de câmbio. Este efeito perde força gradualmente, sugerindo ausência de persistência de curto e médio prazo. Por outro lado, choques positivos nos preços de exportação de carvão mineral provoca uma redução nos preços de importação da gasolina, até ao fim do primeiro mês, no segundo mês os preços das importações da gasolina voltam a subir ligeiramente, no terceiro voltam a descer. Esta transição do efeito continua ao fim dos cinco meses analisados.

### **4.5.5 Decomposição da variância dos erros de previsão**

A decomposição da variância dos erros de previsão (FEVD) fornece uma medida quantitativa da contribuição relativa de cada variável na variância dos erros de previsão do sistema. A Tabela 4.17 apresenta os resultados para um horizonte de cinco períodos. Para a taxa de câmbio, observa-se que, no primeiro período, 98,31% da variação é explicada pelos valores passados da própria taxa de câmbio, 0,50% pelos preços do carvão e 1,19% pelos preços da gasolina. No segundo período, a contribuição da própria taxa de câmbio diminui para 84,34%, enquanto o efeito dos preços da gasolina aumenta para 15,34%, indicando uma crescente influência cruzada no curto prazo. No quinto período, o efeito da própria taxa de câmbio cai para 62,72%, e o efeito dos preços da gasolina passa a explicar 37,08% da variância dos erros de previsão, mostrando que a previsão da taxa de câmbio torna-se cada vez mais sensível a variação dos preços da gasolina ao longo do tempo.

Para os preços do carvão, a própria variável domina a explicação da variância dos erros em todos os períodos, com 99,95% no primeiro período, 99,52% no segundo e ainda 98,92% no quinto período, enquanto a taxa de câmbio e os preços da gasolina têm contribuição residual, indicando forte persistência autoregressiva e limitada influência cruzada. Por fim, para os preços

da gasolina, no primeiro período 99,95% da variância dos erros é explicada pelos próprios valores passados, com apenas pequenas contribuições da taxa de câmbio e do carvão. No segundo período, a influência dos preços de carvão mineral cresce para 15,24%, e no quinto período os efeitos cruzados ainda representam cerca de 36,36% da variância total, mostrando que, ao longo do tempo, os preços da gasolina tornam-se mais sensíveis às variações dos preços do carvão mineral.

**Tabela 4.17:** Decomposição da variância dos erros de previsão em percentagem.

Passo	Taxa de câmbio (fx)			Carvão mineral (coal)			Gasolina (gas)		
	fx	coal	gas	fx	coal	gas	fx	coal	gas
1	98.31	0.50	1.19	0.00	99.95	0.05	0.05	0.00	99.95
2	84.34	0.32	15.34	0.42	99.52	0.06	0.06	15.24	84.70
3	74.17	0.25	25.58	0.69	99.24	0.07	0.07	25.13	74.80
4	67.47	0.22	32.31	0.87	99.05	0.08	0.08	31.66	68.26
5	62.72	0.20	37.08	1.00	98.92	0.08	0.08	36.28	63.64

Em geral, pode-se observar que os erros de previsão da taxa de câmbio são mais explicados pelos valores passados da própria taxa de câmbio em seguida pelos valores passados dos preços da gasolina, e, por fim, pelos valores passados dos preços de carvão mineral, os erros da previsão dos preços do carvão são explicados pelos seus valores passados. Os erros de previsão dos preços da gasolina são explicados pelos seus valores passados, em seguida pelos valores passados dos preços do carvão, e, por fim, da taxa de câmbio. Os resultados da IRF e da FEVD mostram que os preços de importações da gasolina e da taxa de câmbio MZN/USD exercem um papel fundamental tanto na transmissão de choques quanto na determinação da variância dos erros de previsão das demais variáveis.

#### 4.5.6 Previsões com o modelo de vectores de correção de erros

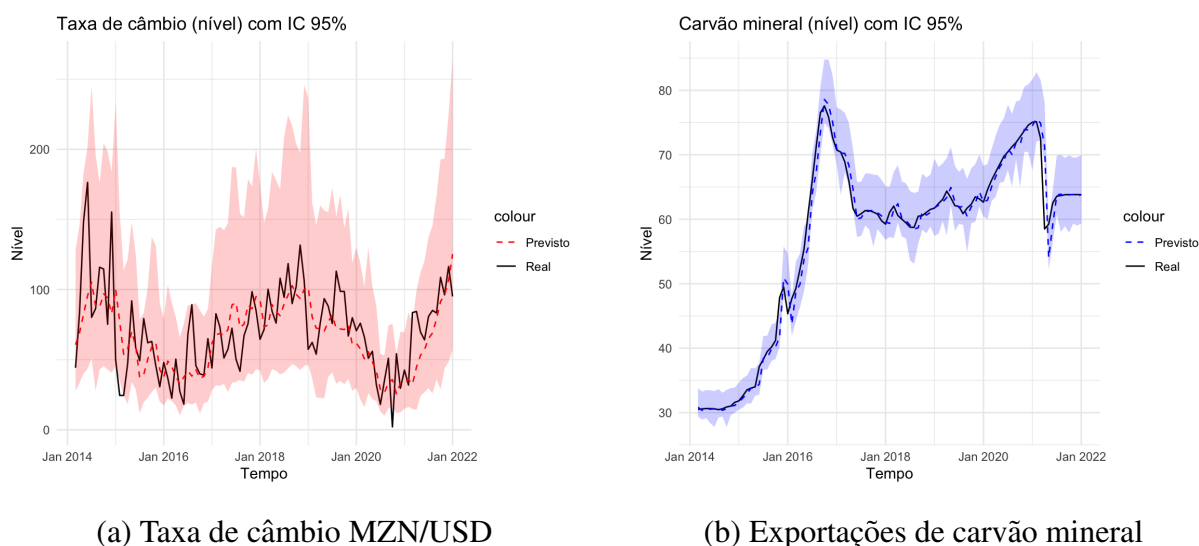
Após a estimação do modelo VEC, foram geradas previsões tanto dentro como fora da amostra, incluindo intervalos de confiança de 95%, para avaliar a capacidade preditiva do modelo. De forma geral, segundo os resultados apresentados na Tabela 4.18, o modelo reproduz bem o comportamento das séries dentro da amostra, captando os movimentos de curto prazo da taxa de câmbio, dos preços de carvão mineral e dos preços da gasolina, ainda que apresente picos em certos períodos, especialmente para os preços da gasolina e para a taxa de câmbio. As previsões fora da amostra mantêm coerência com os padrões históricos, com incerteza crescente ao longo

do horizonte de cinco passos, particularmente para os preços das importações da gasolina devido à sua maior variabilidade.

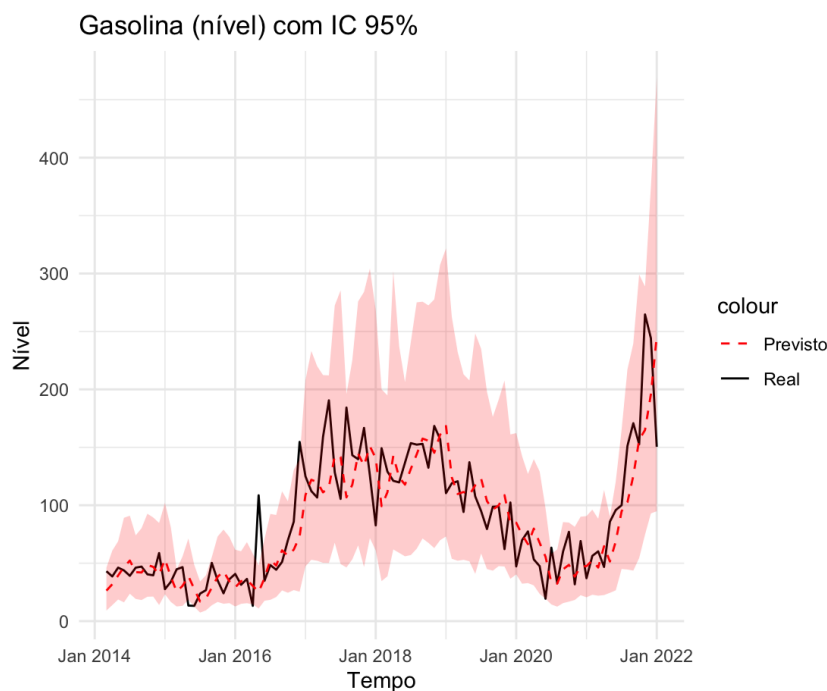
**Tabela 4.18:** Previsões usando o modelo VEC dentro e fora da amostra com IC 95%.

Data	Taxa de câmbio (fx)			Carvão (coal)			Gasolina (gas)		
	$y_t$	$\hat{y}_t$	IC: 95%	$y_t$	$\hat{y}_t$	IC: 95%	$y_t$	$\hat{y}_t$	IC: 95%
Sep 2021	83.3	79.2	36.1–167.0	63.8	63.4	58.9–69.5	171.0	125.0	43.6–240.0
Out 2021	109.0	91.4	29.0–193.0	63.8	63.8	57.9–69.9	153.0	157.0	54.5–299.0
Nov 2021	96.3	96.2	43.8–193.0	63.8	63.8	59.3–69.6	265.0	165.0	74.7–289.0
Dez 2021	116.0	107.0	48.5–225.0	63.8	63.5	59.0–69.6	244.0	196.0	92.9–374.0
Jan 2022	95.1	125.0	57.0–264.0	63.8	63.8	59.3–70.0	150.0	245.0	94.9–469.0
Feb 2022	–	105.0	41.9–264.0	–	64.2	59.7–69.0	–	189.0	88.5–403.0
Mar 2022	–	97.7	37.4–255.0	–	64.4	56.7–72.6	–	172.0	74.5–396.0
Abr 2022	–	101.0	36.0–282.0	–	64.4	54.4–75.7	–	179.0	68.0–472.0
Mai 2022	–	99.3	33.7–293.0	–	64.6	52.5–78.5	–	176.0	61.1–507.0
Jun 2022	–	99.9	32.1–311.0	–	64.9	51.0–80.9	–	177.0	56.1–561.0

As Figuras 4.8 e 4.9, mostra graficamente as previsões dentro da amostra incluindo os intervalos de confiança de 95%. A Figura 4.8b, ao longo do tempo mostra que o modelo conseguiu reconstruir a série dos preços das exportações do carvão mineral e os seus intervalos de confiança são estáveis. Por outro lado, apesar de o modelo ter conseguido reconstruir as séries da taxa de câmbio e dos preços das importações da gasolina, conforme as Figuras 4.8a e 4.8b, os seus intervalos de confiança tornam-se mais amplos ao longo do tempo, com períodos de pico. Esse comportamento permace quando se fez a previsão para os cinco períodos a frente. Contudo, esses resultados vão de acordo com os resultados da Tabela 4.18.



**Figura 4.8:** Previsões dentro da amostra: taxa de câmbio e carvão mineral.



**Figura 4.9:** Previsões dentro da amostra: importações de gasolina.

#### 4.5.7 Avaliação das previsões do modelo VEC

Para avaliar a qualidade das previsões do modelo VEC, foram calculadas as principais medidas de erro de previsão, o Erro Absoluto Médio (MAE), a Raiz do Erro Quadrático Médio (RMSE), o Erro Percentual Absoluto Médio (MAPE) e a estatística de U-Theil. Os resultados são apresentados na Tabela 4.19.

**Tabela 4.19:** Medidas de erro de previsão do modelo VEC.

Variável	MAE	RMSE	MAPE (%)	U-Theil
Taxa de Câmbio (Metical/USD)	4,13	4,19	100,10	1,012
Carvão Mineral	4,00	4,01	99,80	1,000
Gasolina	4,25	4,31	99,54	1,008

Os resultados mostram que os valores de MAE e RMSE são relativamente próximos entre si, indicando consistência no desempenho do modelo. O MAPE encontra-se próximo de 100% para todas as variáveis, o que significa que, em média, o erro absoluto é da mesma ordem de magnitude que os valores observados, reflectindo elevada variabilidade das séries. A estatística de U-Theil está ligeiramente acima de 1, sugerindo que o modelo captura as principais dinâmicas de longo prazo e o desempenho preditivo aceitável.

Do ponto de vista prático, esses resultados reflectem as características das séries macroeconómicas analisadas, influenciadas por choques externos e variabilidade de preços internacionais. Mesmo assim, o modelo VEC mostrou-se adequado para capturar a interdependência e a cointegração entre taxa de câmbio do novo metical de Moçambique face ao dólar norte-americano, os preços mensais das exportações do carvão mineral e os preços mensais das importações de gasolina, oferecendo previsões consistentes para fins analíticos e de tomada de decisão.

### 4.6 Discussão

A análise conduzida ao longo deste trabalho permitiu verificar a dinâmica de curto e longo prazo entre a taxa de câmbio do novo metical de moçambicano face ao dólar norte-americano, os preços mensais das exportações do carvão mineral e os preços mensais das importações de gasolina, no período de 2014 a 2022. O enquadramento metodológico baseou-se em testes de raiz unitária, estimação dos coeficientes do modelo de vectores autoregressivos (VAR), análise de cointegração de Johansen e, finalmente, estimação dos coeficientes do modelo de vectores de correcção de erros (VEC), complementado por funções de resposta ao impulso (IRF), decomposição da variância dos erros de previsão (FEVD) e previsão dentro e fora da amostra. Nesta secção, discute-se a relevância dos resultados obtidos, a forma como respondem aos objectivos do estudo e a sua coerência com a literatura empírica existente.

Os resultados preliminares, obtidos através do modelo VAR em primeiras diferenças, evidenciaram relações estatisticamente significativas entre as variáveis, mas não captaram de forma adequada as interdependências de longo prazo. A aplicação do teste de Johansen indicou a presença de pelo menos um vector de cointegração, o que significa que as três séries partilham uma relação de equilíbrio de longo prazo. Este resultado é consistente com a teoria económica, que sugere que mercados de bens energéticos e a taxa de câmbio estão estruturalmente interligados (Johansen, 1995 e Engle & Granger, 1987). Estudos internacionais concordam com esta evidência, como os trabalhos de Baffes et al. (2015) e Zivot e Wang (2006), que verificaram de que mercados de commodities energéticas em geral mostram relações de cointegração com variáveis cambiais. No contexto africano, trabalhos como de Moyo (2018), realizado na África do Sul identificou resultados semelhantes, reforçando a ideia de que choques em commodities estratégicas tendem a reflectir-se na taxa de câmbio.

O ajuste do modelo VEC permitiu caracterizar a dinâmica do sistema. Verificou-se que a taxa de câmbio MZN/USD e os preços da gasolina desempenham papéis centrais na correção de erro, com coeficientes significativos e sinais coerentes com a teoria. A taxa de câmbio MZN/USD ajusta-se rapidamente a desequilíbrios, enquanto que séries dos preços da gasolina apresenta resposta moderada, mas estatisticamente relevante. Em contrapartida, a série dos preços do carvão mostrou-se praticamente exógena no curto prazo, sugerindo que sua dinâmica é menos sensível às interações com as demais variáveis. Estes resultados são consistentes com estudos do [IMF \(2016\)](#) e [Morales e Andreosso-O'Callaghan \(2018\)](#), que destacam a vulnerabilidade de economias dependentes de recursos às flutuações externas, sobretudo no sector energético.

As funções de resposta ao impulso (IRF) indicaram que choques positivos na taxa de câmbio MZN/USD geram respostas nas séries de dos preços de carvão e de gasolina indicando possível aumento e diminuição dos preços mensais, ainda que de curta duração. Choques nos preços de carvão mineral apresentaram pouco efeito sobre a taxa de câmbio, enquanto choques nos preços da gasolina mostraram efeitos mais imediatos, mas transitórios. Esse resultado é coerente com estudos como de [Diebold e Yilmaz \(2012\)](#) e [Baffes et al. \(2015\)](#), que analisaram mercados de commodities e encontraram forte transmissão de choques entre variáveis cambiais e preços de recursos naturais, embora com assimetrias.

A decomposição da variância do erro de previsão mostrou o papel dominante da taxa de câmbio do novo metical moçambicano face ao dólar norte-americano na explicação da variância dos erros das previsões, mais de 60% da variância dos erros de previsão da taxa de câmbio de MZN/USD é explicada pelos seus próprios choques nas inovações passadas, mas a influência dos preços do carvão mineral e dos preços da gasolina cresce marginalmente a medida que aumenta o horizonte da previsão, o comportamento da taxa de câmbio na decomposição da variância do erro de previsão é semelhante ao comportamento dos preços da gasolina na transmissão de choques com mais de 60%. Para a série dos preços de carvão mineral, o comportamento mostra-se mais independente na transmissão dos choques, com uma percentagem acima de 98% da variância dos erros de previsão a depender das inovações passadas da própria série. Este resultado sugere que a taxa de câmbio MZN/USD e os preços da gasolina actuam como canal de propagação de choques externos, o que é consistente com o estudos de [Hossain](#)

(2011), onde investigou o efeito das exportações de commodities sobre a volatilidade das taxas de câmbio em economias exportadoras de recursos e concluiu que choques nos preços das commodities podem gerar impacto significativo nas taxas de câmbio. Da mesma forma que [Morales e Andreosso-O'Callaghan \(2018\)](#) analisaram a transmissão de choques entre preços de commodities e variáveis macroeconómicas em países emergentes, mostrando que certas commodities actuam como canais principais de propagação de choques externos.

A previsão dentro da amostra apresentou um ajuste razoável para a taxa de câmbio e os preços da gasolina, e um bom desempenho para a série dos preços do carvão mineral, cuja série apresentou baixa variabilidade entre os valores observados e valores previstos. As previsões fora da amostra mantiveram coerência com as tendências históricas, mas com maior amplitude dos intervalos de confiança, reflectindo elevada incerteza. As medidas de erro de previsão (MAE, RMSE, MAPE e U-Theil) indicaram que, embora o modelo tenha capturado as relações estruturais, a precisão é limitada com alguns valores da estatística de U-Theil ligeiramente acima de 1, sobretudo para variáveis voláteis como a taxa de câmbio. Este resultado é consistente com o estudo de [Hyndman e Athanasopoulos \(2018\)](#), que destaca a dificuldade de previsão em mercados de economias emergentes devido à instabilidade macroeconómica.

No contexto moçambicano, estes resultados são particularmente relevantes. A evidência empírica confirma a importância de considerar as interações entre a taxa de câmbio do novo metical de Moçambique face ao dólar norte-americano, os preços mensais das exportações do carvão mineral e os preços mensais das importações de gasolina, ao analisar a estabilidade macroeconómica. O modelo VEC foi adequado para capturar as relações dinâmicas de curto e longo prazo, o que foi útil para compreender os mecanismos de transmissão de choques entre mercados. Embora não se trate de um estudo de política económica, os resultados também oferecem evidências para a formulação de estratégias de mitigação de riscos cambiais e energéticos.

# Capítulo 5

## Conclusões e recomendações

### 5.1 Conclusões

O presente estudo teve como objectivo analisar o relacionamento entre os preços mensais do carvão mineral, da gasolina e da taxa de câmbio do novo metical moçambicano e o dólar norte-americano no período de 2014 a 2022, utilizando modelos de vectores autoregressivos e modelos de vectores de correcção de erros (VEC). Depois do estudo, conclui-se que:

As séries da taxa de cambio, dos preços de carvão mineral e dos preços de gasolina, não eram estacionárias, tendo se tornado estacionárias depois das primeiras diferenças. O teste de cointegração de Johansen identificou um vector de cointegração, indicando que as três séries não evoluem de forma independente, mas partilham uma relação estável ao longo do tempo.

Os resultados do modelo VEC mostraram que a taxa de câmbio entre MZN/USD e os preços da gasolina desempenham papéis centrais no mecanismo de correcção de erro, ajustando-se rapidamente a desvios do equilíbrio de longo prazo. Por outro lado, a série dos preços do carvão apresentou coeficiente não significativo, sugerindo comportamento mais exógeno no curto prazo. Esta assimetria indica que choques no mercado dos combustíveis e variações cambiais estão mais interligados do que os choques na série nos preços de carvão mineral, possivelmente devido à estrutura regulatória e a importância estratégica da gasolina no consumo interno.

As funções de resposta ao impulso mostraram que choques na taxa de câmbio e nos preços da gasolina têm efeitos imediatos, sobre as demais variáveis, enquanto choques nos preços de

carvão mineral exercem efeito moderado. A decomposição da variância de erro de previsão mostrou que os preços de carvão mineral são endógenos no sistema, explicando a maior parte da sua própria variância do erro de previsão, e influenciando marginalmente as demais.

No que se refere à capacidade preditiva do modelo VEC, as previsões dentro da amostra foram satisfatórias para todas as séries em análise. As previsões fora da amostra mantiveram coerência com as tendências históricas, embora com maiores amplitudes do intervalo de confiança. As medidas de erro de previsão indicaram que, apesar da boa capacidade de ajuste estrutural, a capacidade preditiva é limitada em algumas estatísticas, sobretudo para variáveis voláteis como a taxa de câmbio.

Do ponto de vista prático, os resultados mostram que a taxa de câmbio e os preços das commodities energéticas não devem ser analisados isoladamente. A interdependência identificada implica que choques externos ou internos em qualquer um destes mercados tendem a repercutir-se nos restantes, com implicações para decisões cambiais, a gestão de reservas internacionais e a formulação de estratégias de mitigação de risco energético. Embora este estudo não tenha caráter normativo, os resultados oferecem subsídios para análises futuras e para a compreensão dos mecanismos de transmissão de choques externos na economia moçambicana.

## 5.2 Recomendações

Com base nos resultados obtidos neste estudo, algumas recomendações podem ser sugeridas para aprofundar futuras investigações e enriquecer a literatura sobre o tema:

- **Expansão do conjunto de variáveis:** recomenda-se incluir variáveis adicionais, como preços internacionais do petróleo, taxa de inflação, PIB, reservas internacionais, e indicadores de política monetária, de forma a capturar com maior amplitude o relacionamento das variáveis cambiais e energéticas.
- **Exploração de metodologias alternativas:** sugere-se explorar modelos não lineares e de variabilidade condicional como os modelos de Heteroscedasticidade Condicional autoregressiva Generalizada (GARCH) e suas extensões, que permitam captar assimetrias, heteroscedasticidade e efeitos de segunda ordem não identificáveis pelo modelo VEC tradicional.

- **Utilização de dados de maior frequência:** sempre que possível, é recomendada a aplicação de dados semanais ou diários, os quais poderiam melhorar a capacidade preditiva do modelo e permitir uma avaliação mais precisa do efeito dos choques cambiais e de preços de commodities.
- **Análise comparativa dentro e fora da amostra:** recomenda-se comparar o desempenho do modelo VEC em diferentes horizontes (curto, médio e longo prazo), de modo a verificar a precisão do modelo e a identificar possíveis limitações na capacidade de projecção de horizontes mais longos, assim como uma análise comparativa dentro da amostra entre os valores previstos os valores observados.

### 5.3 Limitações do Estudo

Apesar da adequação do modelo, este estudo apresenta algumas limitações que devem ser consideradas ao interpretar os resultados:

- **Limitação dos dados:** as séries utilizadas possuem frequência mensal e extensão temporal relativamente curta, o que reduz a precisão estatística e restringe a exploração de dinâmicas de defasagens mais longas.
- **Hipótese de linearidade:** o modelo VEC assume relações lineares entre as variáveis, podendo não captar integralmente a complexidade e situações não linearidades existentes nas interações entre a taxa de câmbio e os preços de commodities em economias emergentes.
- **Ausência de variáveis exógenas:** o modelo não incluiu variáveis externas, como preços internacionais de petróleo ou indicadores de política económica, que poderiam exercer alguma influência sobre a taxa de câmbio e os fluxos de importação analisados.

# Bibliografia

- Alam, I., Shichang, L., Muneer, S., Rehman, M. Z., Mohsin, M., & Azam, T. (2023). The investigations of long and short-term relationships between macroeconomic variables and stock markets: Evidence from China and Pakistan. *Computational Mathematics and its Applications*, 1(1), 21–30. <https://doi.org/10.17352/cma.000003> :contentReference[oaicite:1]index=1.
- Baffes, J., Kose, M. A., Ohnsorge, F., & Stocker, M. (2015). The great plunge in oil prices: Causes, consequences, and policy responses. *World Bank Policy Research Note*, PRN/15/01. <http://documents.worldbank.org/curated/en/2015/12/25666189/great-plunge-oil-prices-causes-consequences-policy-responses>.
- Banco de Moçambique (2022). *Relatório Anual 2022*. Maputo: Banco de Moçambique.
- Box, G. E. P., & Jenkins, G. M. (1976). *Time Series Analysis: Forecasting and Control*. Holden-Day. ISBN: 0816211043. :contentReference[oaicite:2]index=2.
- Breitung, J., Bruggemann, R., & Lütkepohl, H. (2004). Structural vector autoregressive modeling and impulse responses. In Lütkepohl, H. & Krätzig, M. (Eds.), *Applied Time Series Econometrics* (pp. 159–196). Cambridge University Press. ISBN: 978-0-521-78059-7.
- Breitung, J., & Pesaran, M. H. (2008). Unit Roots and Cointegration in Panels. In L. Matyas & P. Sevestre (Eds.), *The Econometrics of Panel Data*. Springer. ISBN: 978-3-540-69356-2.
- Cashin, P., Céspedes, L. F., & Sahay, R. (2004). Commodity currencies and the real exchange rate. *Journal of Development Economics*, 75(1), 239-268. doi:10.1016/j.jdeveco.2003.09.001.
- Chen, Y. C., & Rogoff, K. (2002). Commodity currencies and empirical exchange rate puzzles. *Journal of International Economics*, 60(1), 133–160. doi:10.1016/S0022-1996(02)00048-8.

- Chen, Y., & Rogoff, K. (2003). Commodity currencies. *Journal of International Economics*, 60(1), 133–160. doi:10.1016/S0022-1996(02)00048-8.
- Chaudhry, M. A., & Bukhari, S. A. H. (2010). The impact of macroeconomic shocks on Pakistan's textile exports: A structural VAR approach. *The Pakistan Development Review*, 49(4), 681–693.
- Chichava, A. (2017). Efeitos macroeconômicos da exportação de carvão mineral em Moçambique. *Revista Científica da UEM: Série Ciências Económicas*, 5(2), 45–67.
- Coudert, V., Couharde, C., & Mignon, V. (2008). Do terms of trade drive real exchange rates? Comparing oil and commodity currencies. *CEPII Working Paper*.
- Dickey, D. A., & Fuller, W. A. (1979). Distribution of the estimators for autoregressive time series with a unit root. *Journal of the American Statistical Association*, 74(366), 427–431. doi:10.1080/01621459.1979.10482535.
- Diebold, F. X., & Yilmaz, K. (2012). Better to Give than to Receive: Predictive Directional Measurement of Volatility Spillovers. *International Journal of Forecasting*, 28(1), 57–66. doi:10.1016/j.ijforecast.2011.02.006.
- Diebold, F. X. (2015). *Forecasting: Principles and Practice*. University of Pennsylvania, Department of Economics. ISBN: 978-0990352800.
- Diez, F. J., Leigh, D., & Tambunlertchai, S. (2020). Global market power and its macroeconomic implications. *IMF Working Paper*, No. 2020/181. doi:10.5089/9781513521525.001.
- Dolado, J. J., & Lütkepohl, H. (1996). Making Wald tests work for cointegrated VAR systems. *Econometric Reviews*, 15(4), 369–386.
- Dornbusch, R. (1976). Expectations and exchange rate dynamics. *Journal of Political Economy*, 84(6), 1161–1176.
- Edwards, S. (1989). *Real Exchange Rates, Devaluation, and Adjustment: Exchange Rate Policy in Developing Countries*. MIT Press. ISBN: 978-0262082119.
- Eichengreen, B., Hausmann, R., & Panizza, U. (2008). Currency mismatches, debt intolerance and original sin: Why they are not the same and why it matters. *In Capital controls and*

- capital flows in emerging economies: Policies, practices and consequences* (pp. 121–170). University of Chicago Press. ISBN: 978-0226108811.
- Elbadawi, I. A., & Soto, R. (1997). Real exchange rate and macroeconomic adjustment in sub-Saharan Africa and other developing countries. *Journal of African Economies*, 6(suppl\_3), 74–120.
- Enders, W. (2015). *Applied Econometric Time Series* (4th ed.). Wiley. ISBN: 978-1118808566.
- Engle, R. F. (1982). Autoregressive conditional heteroskedasticity with estimates of the variance of United Kingdom inflation. *Econometrica*, 50(4), 987–1007. doi:10.2307/1912773.
- Engle, R. F., & Granger, C. W. J. (1987). Co-integration and error correction: Representation, estimation, and testing. *Econometrica*, 55(2), 251–276. doi:10.2307/1913236.
- Fisher, S. (2001). Exchange rate regimes: Is the bipolar view correct? *Journal of Economic Perspectives*, 15(2), 3–24. doi:10.1257/jep.15.2.3.
- Frenkel, J. A. (1977). Interest rate parity theory. *Journal of International Economics*, 7(1), 55–74. doi:10.1016/0022-1996(77)90050-3.
- Fundo Monetário Internacional. (2022). *Mozambique: Selected Issues*. IMF Country Report No. 22/55.
- Fonseca, J. J. S. (2002). *Metodologia da pesquisa científica*. Fortaleza: UEC.
- Gil, A. C. (2007). *Métodos e técnicas de pesquisa social* (6ª ed.). São Paulo: Atlas.
- Goldfajn, I., & Werlang, S. R. C. (2000). The pass-through from depreciation to inflation: a panel study. *Banco Central do Brasil, Working Paper Series*.
- Granger, C. W. J. (1969). Investigating causal relations by econometric models and cross-spectral methods. *Econometrica*, 37(3), 424–438.
- Hamilton, J. D. (1994). *Time Series Analysis*. Princeton University Press.
- Hayashi, F. (2000). *Econometrics*. Princeton University Press.
- Hosking, J. R. M. (1980). The multivariate portmanteau statistic. *Journal of the American Statistical Association*, 75(371), 602–608. doi:10.2307/287656.

- Hossain, A. (2011). Commodity Prices and Exchange Rate Dynamics in Developing Countries. *Economic Modelling*, 28(6), 2403–2413.
- Hyndman, R. J., & Athanasopoulos, G. (2018). *Forecasting: Principles and Practice* (2nd ed.). OTexts.
- International Monetary Fund. (2016). *Sub-Saharan Africa: Time for a Policy Reset*. Regional Economic Outlook, Washington, D.C.: IMF.
- International Monetary Fund (2017). *Sub-Saharan Africa Regional Economic Outlook*. Washington, DC: IMF.
- Iwayemi, A., & Fowowe, B. (2011). Impact of oil price shocks on selected macroeconomic variables in Nigeria. *Energy Policy*, 39(2), 603–612. doi:10.1016/j.enpol.2010.10.046.
- Johansen, S. (1988). Statistical analysis of cointegration vectors. *Journal of Economic Dynamics and Control*, 12(2–3), 231–254. doi:10.1016/0165-1889(88)90041-3.
- Johansen, S. (1991). Estimation and hypothesis testing of cointegration vectors in Gaussian vector autoregressive models. *Econometrica*, 59(6), 1551–1580. doi:10.2307/2938278.
- Johansen, S. (1995). *Likelihood-Based Inference in Cointegrated Vector Autoregressive Models*. Oxford University Press. ISBN: 978-0198774508.
- Johnston, J., & DiNardo, J. (1997). *Econometric Methods* (4th ed.). McGraw-Hill. ISBN: 978-0071150142.
- Juselius, K. (2006). *The Cointegrated VAR Model: Methodology and Applications*. Oxford University Press. ISBN: 978-0199275747.
- Kilian, L., & Park, C. (2009). The impact of oil price shocks on the U.S. stock market. *International Economic Review*, 50(4), 1267–1287. doi:10.1111/j.1468-2354.2009.00554.
- Kwiatkowski, D., Phillips, P. C. B., Schmidt, P., & Shin, Y. (1992). Testing the null hypothesis of stationarity against the alternative of a unit root. *Journal of Econometrics*, 54(1–3), 159–178. doi:10.1016/0304-4076(92)90104-O.
- Krugman, P., & Obstfeld, M. (1991). *Exchange Rate Dynamics*. HarperCollins. ISBN: 978-0065002387.

- Lakatos, E. M., & Marconi, M. A. (2003). *Fundamentos de metodologia científica* (5ª ed.). São Paulo: Atlas. ISBN: 978-8597013688.
- Lütkepohl, H., & Krätzig, M. (2004). *Applied Time Series Econometrics*. Cambridge University Press. ISBN: 978-0521780597.
- Lütkepohl, H. (2005). *New Introduction to Multiple Time Series Analysis*. Springer. ISBN: 978-3540401725.
- Mabugu, R., Chitiga, M., & Robichaud, V. (2016). Macroeconomic and distributional impacts of oil price shocks in SADC countries. *African Development Review*, 28(S1), 76–88.
- MacKinnon, J. G. (1991). Critical values for cointegration tests. In R. F. Engle & C. W. J. Granger (Eds.), *Long-run Economic Relationships: Readings in Cointegration* (pp. 267–276). Oxford University Press. ISBN: 978-0198289284.
- Martins, A. (2020). China and Japan's economic influence in Africa: A case study of Mozambique. *African Economic Review*, 15(2), 45–63.
- Morales, L., & Andreosso-O'Callaghan, B. (2018). The impact of commodity price shocks on exchange rates in emerging economies. *Journal of International Money and Finance*, 81, 223–245. doi:10.1016/j.jimonfin.2017.10.007.
- Moyo, C. (2018). Commodity price shocks and exchange rate dynamics in South Africa: Evidence from a VAR model. *South African Journal of Economics*, 86(4), 462–480. doi:10.1111/saje.12251.
- Mulenga, A. (2019). Application of vector autoregressive models. *Volatility models and the multivariate links with applications to the economy of Mozambique*. chap 3, pp. 39–80.
- Obstfeld, M., & Rogoff, K. (1996). *Foundations of International Macroeconomics*. MIT Press. ISBN: 978-0262081891.
- Pfaff, B. (2008). *Analysis of Integrated and Cointegrated Time Series with R*. Springer. ISBN: 978-0387788996.
- Phillips, P. C. B., & Perron, P. (1988). Testing for a unit root in time series regression. *Biometrika*, 75(2), 335–346. doi:10.1093/biomet/75.2.335.

- Ramos, F. R. J. (2012). *Cointegração, modelos VAR e BVAR: estudo comparativo entre a abordagem clássica e bayesiana no contexto dos mercados financeiros europeus*. Universidade de Lisboa. <https://repositorio.ulisboa.pt/handle/10451/8822>.
- Said, E. S., & Dickey, D. A. (1984). Testing for unit root in autoregressive moving average models of unknown order. *Biometrika*, 71(3), 599–607. doi:10.1093/biomet/71.3.599.
- Sims, C. A. (1980). Macroeconomics and reality. *Econometrica*, 48(1), 1–48. doi:10.2307/1912027.
- Stock, J. H., & Watson, M. W. (2002). Macroeconomic forecasting using diffusion indexes. *Journal of Business & Economic Statistics*, 20(2), 147–162. doi:10.1198/073500102317351921.
- Theil, H. (1966). *Applied Economic Forecasting*. North-Holland Publishing. ISBN: 978-0444001681.
- Tsay, R. S. (2005). *Analysis of Financial Time Series* (2nd ed.). John Wiley & Sons. ISBN: 978-0471686898.
- Tsay, R. S. (2010). *Analysis of Financial Time Series* (3rd ed.). Wiley. ISBN: 978-0470414354.
- World Bank. (2020). *Mozambique Economic Update: Navigating through the Pandemic*. World Bank Publications. <https://documents.worldbank.org/en/publication/documents-reports/documentdetail/493161606631428707/mozambique-economic-update-navigating-through-the-pandemic>.
- World Integrated Trade Solution (2024). Mozambique Trade Summary. *World Bank*. <https://wits.worldbank.org/CountryProfile/en/Country/MOZ/Year/LTST/Summary>.
- Zivot, E., & Wang, J. (2006). *Modeling Financial Time Series with S-PLUS*. Springer. ISBN: 978-0387323480 doi:10.1007/978-0-387-32348-0:contentReference[oaicite:1]index=1.

# Apêndice

## A - Testes de Estacionaridade das séries

### A1 - Testes de Estacionaridade em Nível

**Tabela 5.1:** Teste ADF para as variáveis em nível.

Variável	Estatística Z(t)	Valor crítico 5%	p-valor	Conclusão
Taxa de câmbio	-2.127	-2.903	0.2339	Não estacionária
Carvão mineral	-2.541	-2.903	0.1057	Não estacionária
Gasolina	-1.792	-2.903	0.3842	Não estacionária

**Tabela 5.2:** Teste Phillips–Perron em nível.

Variável	Estatística Z(t)	Valor crítico 5%	p-valor	Conclusão
Taxa de câmbio	-5.434	-3.454	0.0000	Estacionária
Carvão mineral	-1.521	-3.454	0.8220	Não estacionária
Gasolina	-3.879	-3.454	0.0130	Estacionária

**Tabela 5.3:** Teste KPSS em nível ( $H_0$  = estacionaridade).

Variável	Estatística	Conclusão
Taxa de câmbio	0.286	Rejeita $H_0$ , não estacionária
Carvão mineral	1.380	Rejeita $H_0$ , não estacionária
Gasolina	0.830	Rejeita $H_0$ , não estacionária

## A2 - Testes de Estacionaridade em Primeira Diferença

**Tabela 5.4:** Teste ADF para as variáveis em primeira diferença.

Variável	Estatística Z(t)	Valor crítico 5%	p-valor	Conclusão
$\Delta \ln(\text{Taxa de câmbio})$	-2.861	-2.904	0.0501	Estacionária (5%)
$\Delta \ln(\text{Carvão mineral})$	-2.120	-2.904	0.2365	Não estacionária
$\Delta \ln(\text{Gasolina})$	-1.846	-2.904	0.3579	Não estacionária

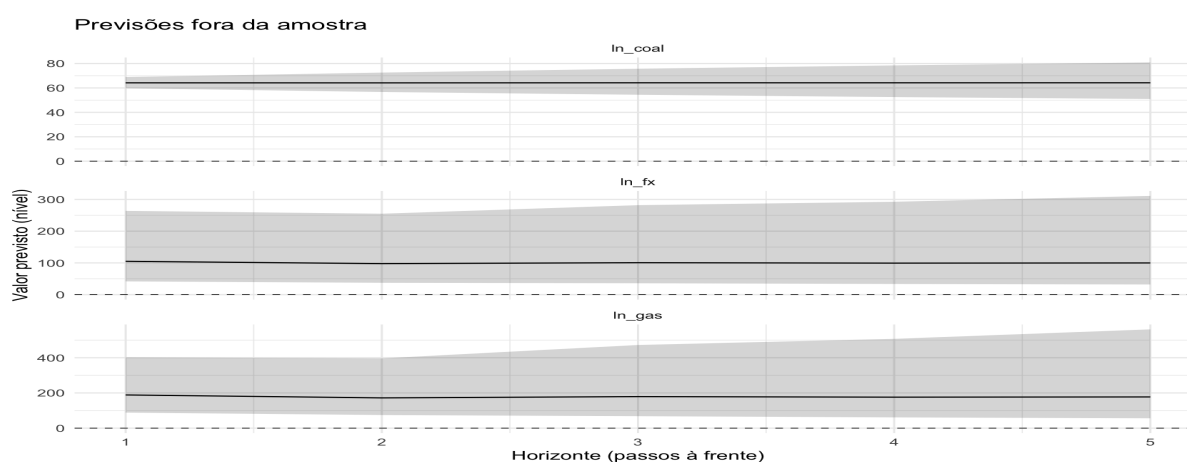
**Tabela 5.5:** Teste Phillips–Perron em primeira diferença.

Variável	Estatística Z(t)	Valor crítico 5%	p-valor	Conclusão
$\Delta \ln(\text{Taxa de câmbio})$	-22.024	-3.455	0.0000	Estacionária
$\Delta \ln(\text{Carvão mineral})$	-6.811	-3.455	0.0000	Estacionária
$\Delta \ln(\text{Gasolina})$	-19.061	-3.455	0.0000	Estacionária

**Tabela 5.6:** Teste KPSS em primeira diferença ( $H_0$  = estacionaridade).

Variável	Estatística	Conclusão
$\Delta \ln(\text{Taxa de câmbio})$	0.00953	Não rejeita $H_0$ , estacionária
$\Delta \ln(\text{Carvão mineral})$	0.115	Não rejeita $H_0$ , estacionária
$\Delta \ln(\text{Gasolina})$	0.0178	Não rejeita $H_0$ , estacionária

## A3 - Previsão fora da amostra



**Figura 5.1:** Previsões fora da amostra (5 passos à frente) do modelo VEC, com intervalos de confiança de 95%.

## A4: Estatísticas Descritivas dos Erros de Previsão

**Tabela 5.7:** Estatísticas Descritivas dos Erros de Previsão.

Variável	Medida	Média	Desvio-Padrão	Mínimo	Máximo
Taxa de Câmbio (fx)	(MAE)	4.1311	0.7022	0.8929	5.5053
	(RMSE)	17.5541	5.0727	0.7973	30.3082
	(MAPE)	1.0010	0.1027	0.4688	1.2406
Carvão (coal)	(MAE)	3.9976	0.2891	3.4089	4.3424
	(RMSE)	16.0634	2.2226	11.6207	18.8567
	(MAPE)	0.9980	0.0005	0.9969	1.0004
gas (gasolina)	(MAE)	4.2466	0.7207	2.1508	5.6352
	(RMSE)	18.5476	5.9797	4.6260	31.7557
	(MAPE)	0.9954	0.0564	0.8345	1.3237