



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

Diego Gelsomino Azeredo

MODELO DE PREVISÃO DO PREÇO DO COBRE NO CURTO PRAZO:
IDENTIFICAÇÃO DE VARIÁVEIS SIGNIFICATIVAS PARA A SUA FORMAÇÃO E
ANÁLISE DE RESPOSTAS A CHOQUES

Rio de Janeiro

2023

Diego Gelsomino Azeredo

**MODELO DE PREVISÃO DO PREÇO DO COBRE NO CURTO PRAZO:
IDENTIFICAÇÃO DE VARIÁVEIS SIGNIFICATIVAS PARA A SUA FORMAÇÃO E
ANÁLISE DE RESPOSTAS A CHOQUES**

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado
ao Instituto de Economia da Universidade
Federal do Rio de Janeiro como exigência para
obtenção do título de Bacharel em Ciências
Econômicas.

Orientadora: Susan Schommer

Rio de Janeiro

2023

FICHA CATALOGRÁFICA

DEIXAR EM BRANCO PORQUE SERÁ A SECRETARIA ACADÊMICA DO IE QUE IRÁ INSERIR A ATA
PREENCHIDA E ASSINADA

AGRADECIMENTOS

Gostaria de expressar minha sincera gratidão a todas as pessoas que contribuíram para a realização desta monografia. Este trabalho não teria sido possível sem o apoio e orientação generosos de várias pessoas, as quais gostaria de mencionar e agradecer de coração.

Em primeiro lugar, quero agradecer aos meus pais, Cláudia e Fernandes, o apoio de vocês foi meu alicerce. Tudo que conquistei até hoje foi graças ao seu suporte. Vocês foram a minha maior motivação a perseguir meus objetivos acadêmicos com determinação. Ao meu irmão, Douglas, seu companheirismo e suporte foram fundamentais para toda minha jornada até aqui. A todos outros familiares, obrigado pelo carinho e encorajamento constante, eles foram determinantes em muitos momentos difíceis.

Aos meus colegas de graduação, que tornaram essa caminhada muitos mais leve e prazerosa. Minha sincera gratidão por todos momentos de estudo e parceria. Aos professores que contribuíram com insights valiosos, debates enriquecedores e feedback construtivo, expresso minha sincera apreciação. Cada interação moldou e refinou este trabalho, enriquecendo sua qualidade e profundidade.

À minha orientadora, Susan Schommer, pela orientação sábia, paciência e valiosas contribuições ao longo deste processo. Sua dedicação à excelência acadêmica e seu comprometimento com meu desenvolvimento acadêmico foram fundamentais para o sucesso deste projeto.

A todos os amigos que estiveram ao meu lado durante essa jornada desafiadora, proporcionando momentos de descontração e apoio moral.

Por fim, agradeço às instituições e pessoas que disponibilizaram recursos, materiais e informações, sua colaboração foi fundamental para a pesquisa. A UFRJ foi a minha segunda casa durante toda a graduação. Este trabalho é o resultado de uma colaboração coletiva e reflete o esforço conjunto de muitas pessoas. A todos, meu mais profundo agradecimento por fazerem parte desta conquista.

Diego Gelsomino Azeredo

“A estatística tem o poder de revelar padrões ocultos nos dados, transformando a incerteza em conhecimento preditivo.”(HASTIE, TIBSHIRANI, & FRIEDMAN, 2009, p. 2).

RESUMO

A volatilidade dos preços do cobre é influenciada por uma complexa interação de fatores, incluindo a oferta e demanda globais, as condições econômicas, as políticas governamentais, eventos geopolíticos e inovações tecnológicas. O preço desse metal é afetado por instabilidades do equilíbrio microeconômico entre sua oferta e demanda. Além disso, o cobre desempenha um papel vital na economia global e na indústria moderna, sendo um recurso indispensável para uma ampla gama de aplicações, desde a eletrônica até a construção civil. Dessa forma, o comportamento do preço do cobre é capaz de auxiliar a identificação de tendências macroeconômicas e a prever outros indicadores que possuem forte correlação com o cobre tanto no curto quanto no longo prazo. Esta pesquisa tem como objetivo avaliar variáveis de mercado capazes de influenciar o preço do cobre por meio de técnicas estatísticas multivariadas. Foram utilizadas a análise de componentes principais (PCA) e o modelo VAR para auxiliar na identificação de variáveis significativas. Após, foram realizados testes de Causalidade de Granger para verificar relações de causa e efeito entre e foi aplicado a Função Impulso-Resposta com o intuito de mensurar a intensidade do impacto de cada variável sobre o preço do cobre. Por fim, foi estimado uma regressão linear múltipla para analisar as relações dessas variáveis em conjunto sobre o preço do cobre. Os resultados demonstraram que o preço de alumínio e o índice igualmente ponderado das taxas de câmbio do Chile e da China, ambos defasados, apresentaram forte poder preditivo em relação ao preço de cobre.

Palavras-chave: Preço do Cobre, Análise de Componentes Principais, Modelo VAR, Causalidade de Granger, Função-Impulso Resposta, Regressão Linear Múltipla.

ABSTRACT

The volatility of copper prices is influenced by a complex interaction of factors, including global supply and demand, economic conditions, government policies, geopolitical events, and technological innovations. The price of this metal is affected by instabilities in the microeconomic balance between its supply and demand. Additionally, copper plays a vital role in the global economy and modern industry, serving as an indispensable resource for a wide range of applications, from electronics to construction. Thus, the behavior of copper prices can assist in identifying macroeconomic trends and predicting other indicators that have a strong correlation with copper in both the short and long term. This research aims to evaluate market variables capable of influencing copper prices through multivariate statistical techniques. Principal Component Analysis (PCA) and the Vector Autoregression (VAR) model were used to identify significant variables. Granger Causality tests were conducted to examine cause-and-effect relationships, and the Impulse-Response Function was applied to measure the intensity of the impact of each variable on copper prices. Finally, a multiple linear regression was estimated to analyze the relationships among these variables collectively affecting copper prices. The results showed that the price of aluminum and the equally weighted index of exchange rates from Chile and China, both lagged, demonstrated a strong predictive power regarding copper prices.

Keywords: Copper Price, Principal Component Analysis, VAR Model, Granger Causality, Impulse-Response Function, Multiple Linear Regression.

LISTA DE GRÁFICOS

Gráfico 1 – Produção global de minas de cobre mais estimativas	16
Gráfico 2 – Participação de cada país na produção de minas de cobre em 2012	17
Gráfico 3 – Participação de cada país na produção de minas de cobre em 2021	17
Gráfico 4 – Produção global de cobre refinado mais estimativas	17
Gráfico 5 – Participação de cada país na produção de cobre refinado em 2012	18
Gráfico 6 – Participação de cada país na produção de cobre refinado em 2021	18
Gráfico 7 – Participação de cada setor na demanda final de cobre mundial	19
Gráfico 8 – Demanda global de cobre	20
Gráfico 9 – Participação de cada país na demanda de cobre refinado em 2012	21
Gráfico 10 – Participação de cada país na demanda de cobre refinado em 2021	21
Gráfico 11 – Preço mensal do cobre em dólares por tonelada	37
Gráfico 12 – Decomposição da série do preço de cobre	37
Gráfico 13 – Produção global de cobre em milhares de toneladas	38
Gráfico 14 – Decomposição da série de produção global de cobre	39
Gráfico 15 – Produção de cobre do Chile em milhares de toneladas	39
Gráfico 16 – Decomposição da série de produção de cobre do Chile	40
Gráfico 17 – Preço do brent na Europa em dólares por barril	41
Gráfico 18 – Decomposição da série de preço do brent	41
Gráfico 19 – Preço do alumínio em dólares por tonelada	42
Gráfico 20 – Decomposição da série de preço do alumínio	43
Gráfico 21 – Estoque de cobre na LME em milhares de toneladas	44
Gráfico 22 – Decomposição da série de estoque de cobre	44
Gráfico 23 – Produção industrial global (Base fixa 2010 = 100)	45

Gráfico 24 – Decomposição da série de produção industrial global	46
Gráfico 25 – Importação de Cobre da China em milhares de tonelada	47
Gráfico 26 – Decomposição da série de importação de cobre da China	47
Gráfico 27 – Baltic Dry Index	48
Gráfico 28 – Decomposição da série do BDI	49
Gráfico 29 – Índice de Taxa de Câmbio (Base fixa 2010 = 100)	50
Gráfico 30 – Decomposição da série do índice de taxa de câmbio	50
Gráfico 31 – Boxplot das séries originais	52
Gráfico 32 – Boxplot das séries padronizadas	53
Gráfico 33 – Gráficos de dispersão das variáveis da base de dados	54
Gráfico 34 – Biplot dos dois primeiros componentes principais	57
Gráfico 35 – Impulso Resposta – Preço Cobre x Produção de Cobre do Chile	63
Gráfico 36 – Impulso Resposta – Preço Cobre x Preço Brent	64
Gráfico 37 – Impulso Resposta – Preço Cobre x Preço Alumínio	65
Gráfico 38 – Impulso Resposta Acumulada – Preço Cobre x Preço Alumínio	65
Gráfico 39 – Gráfico 39 – Impulso Resposta – Preço Cobre x Baltic Dry Index	66
Gráfico 40 – Impulso Resposta – Preço Cobre x Índice de Taxa de Câmbio	67
Gráfico 41 – Impulso Resposta Acumulada – Preço Cobre x Índice de Taxa de Câmbio	67
Gráfico 42 – Preço do cobre realizado vs Preço estimado pelo modelo	71

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Razões das séries escolhidas e as relações esperadas	51
Tabela 2 – Resumo estatístico	52
Tabela 3 – Resultado das correlações lineares entre as variáveis e o preço do cobre	54
Tabela 4 – Proporção de cada componente principal na variância dos dados originais	55
Tabela 5 – Resultado dos loadings para os três primeiros componentes principais	56
Tabela 6 – Resultados dos testes ADF e ZA para as séries em nível	58
Tabela 7 – Resultados dos testes ADF e ZA para as séries na diferença	59
Tabela 8 – Resultado do Modelo VAR	60
Tabela 9 – Resultados do testes de autocorrelação e de heterocedasticidade	61
Tabela 10 – Resultados dos testes de Causalidade de Granger	62
Tabela 11 – Resultados da 1º Regressão Linear Múltipla	69
Tabela 12 – Resultado da 1º estimativa dos parâmetros das variáveis	69
Tabela 13 – Resultados da 2º Regressão Linear Múltipla	70
Tabela 14 – Resultado da 2º estimativa dos parâmetros das variáveis	70

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO	10
1.1 Justificativa	10
1.2 Objetivos	11
2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	12
3 CONTEXTUALIZAÇÃO	15
3.1 Produção e Oferta	15
3.2 Demanda	18
3.3 Mercado	21
4 METODOLOGIA	23
4.1 Teste de Bartlett	24
4.2 Análise de Componentes Principais (PCA)	24
4.3 Séries temporais	26
4.4 Teste de Raiz Unitária e Estacionaridade	27
4.5 Modelo VAR (Vetorial Autorregressivo)	29
4.6 Teste de Causalidade de Granger	30
4.7 Função Impulso-Resposta.....	32
4.8 Regressão Linear Múltipla.....	33
5 VARIÁVEIS E DADOS UTILIZADOS – AMOSTRA	36
5.1 Base de Dados	36
5.2 Preço do Cobre	36
5.3 Produção Global de Cobre	38
5.4 Produção de Cobre do Chile	39
5.5 Preço do Petróleo	40
5.6 Preço do Alumínio	41
5.7 Estoque de Cobre na LME	43
5.8 Produção Industrial Global	44
5.9 Importação de Cobre da China	46
5.10 Baltic Dry Index	48
5.11 Índice de Taxa de Câmbio	49

6 ANÁLISE DOS RESULTADOS	52
6.1 Resumo Estatístico	52
6.2 Teste de Bartlett e Correlações Lineares	53
6.3 Análise de Componentes Principais (PCA)	55
6.4 Verificação de estacionaridade e modelo VAR	57
6.5 Teste de Causalidade de Granger e Função Impulso-Resposta	61
7 CONSIDERAÇÕES FINAIS	72
8 REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	73

1. INTRODUÇÃO

O cobre, conhecido como o "metal dos deuses" ou o "barômetro da economia", desempenha um papel vital na economia global e na indústria moderna. Sua excepcional condutividade elétrica, maleabilidade e resistência à corrosão o tornam um recurso indispensável para uma ampla gama de aplicações, desde a eletrônica até a construção civil. Dada sua importância econômica, compreender e prever as flutuações no preço do cobre no mercado internacional é de interesse fundamental para investidores, empresas, governos e acadêmicos.

A volatilidade dos preços do cobre é influenciada por uma complexa interação de fatores, incluindo a oferta e demanda globais, as condições econômicas, as políticas governamentais, eventos geopolíticos e inovações tecnológicas. Portanto, a modelagem do preço do cobre é um desafio multifacetado que requer a aplicação de teorias econômicas, métodos estatísticos avançados e análises de dados de alta qualidade.

Nesta monografia, exploraremos em profundidade a modelagem do preço do cobre no mercado internacional. Nosso objetivo é investigar como diferentes variáveis, tanto macroeconômicas quanto específicas do setor de mineração, podem afetar os movimentos de preços do cobre. Através da utilização de métodos quantitativos e modelos econométricos, buscaremos desenvolver uma estrutura analítica sólida para compreender e prever as flutuações de preços desse metal precioso.

À medida que mergulhamos nessa jornada de análise, nossa expectativa é contribuir para o avanço do conhecimento sobre o mercado de cobre e, ao mesmo tempo, fornecer insights valiosos para tomadores de decisão em um mundo cada vez mais interconectado e globalizado. A modelagem do preço do cobre é um campo em constante evolução, e nossa pesquisa busca fornecer uma base sólida para entender as dinâmicas complexas que moldam o mercado internacional de cobre.

1.1 Justificativa

O cobre ou Dr. Cobre, como também é conhecido, é capaz muitas vezes de "diagnosticar" ou fornecer sinais da saúde da economia global. A razão para esse apelido está relacionada ao fato de que o cobre é amplamente utilizado em uma variedade de setores econômicos, incluindo construção, eletrônica e manufatura. Com isso, comportamento do preço

do cobre é capaz de auxiliar a identificação de tendências macroeconômicas e a prever outros indicadores que possuem forte correlação com o cobre tanto no curto quanto no longo prazo. Como exemplo, se a demanda de um país por esse metal aumentar de forma considerável, possivelmente a economia desse país está em expansão, já que como foi dito o cobre tem um uso muito difundido em diversos setores.

Analogamente, é de grande importância para governos como o do Chile (maior produtor e exportador de cobre do mundo) compreender e prever as flutuações no preço do cobre no mercado internacional, já que este pode impactar de forma substancial sua economia, como exemplo o Balanço de Pagamentos do país. Com isso, esse conhecimento é necessário para uma melhor formulação de suas políticas cambiais, monetárias e fiscais.

Esse conhecimento é fundamental também para empresas mineradoras de cobre e investidores que desejam executar estratégias de hedge. Hedge é um mecanismo que serve para proteger operações financeiras que são expostas a uma alta taxa de volatilidade, isto é, estão em constante variação de preço. Dessa forma, é possível fornecer previsibilidade ao mercado tanto para compradores quanto vendedores. Um produtor de commodities pode usar um contrato de futuros para fixar o preço de venda antecipadamente, evitando impactos negativos de uma queda no preço da commodity.

Por fim, esse conhecimento também é de grande interesse para analistas do mercado financeiro, que auxiliam com estudos as instituições que trabalham, para realizar ganhos sobre as flutuações do preço do metal.

1.2 Objetivos

O primeiro objetivo desse trabalho consiste em identificar, a partir de uma lista de variáveis potencialmente relevantes, aquelas que nos testes estatísticos se mostram mais significativas para a explicação das flutuações do preço do cobre no mercado internacional.

Além disso, o segundo objetivo desse estudo consiste em avaliar as relações existentes entre as variáveis até aqui mais relevantes, como por exemplo de causalidade, e quantificar a intensidade da resposta do preço do cobre a choques nessas variáveis.

Por fim, o terceiro e último objetivo consiste em estimar um modelo para a especificação do preço do cobre no mercado internacional, utilizando de variáveis com defasagem, ou seja, em períodos anteriores ao período corrente.

2. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

Diversos estudos e pesquisas sobre o tema em questão foram desenvolvidos e apresentados na literatura. Em muitos desses trabalhos, os autores examinaram variáveis e indicadores relevantes na determinação do preço do cobre no mercado internacional. Alguns desses estudos merecem destaque e serão discutidos nos parágrafos seguintes deste capítulo, que tem como objetivo descrever a literatura relacionada.

Um estudo notável foi realizado por Zhang (2015), investigando a presença ou não de relação de causalidade entre o preço do cobre no mercado internacional e a taxa de câmbio do Chile. Analisando dados de janeiro de 1996 a julho de 2015, foi realizado um teste de Causalidade de Granger da taxa de câmbio sobre o preço do cobre e vice-versa para diversos horizontes de tempo. O resultado observado foi que o impacto do preço da commodity sobre a taxa de câmbio é mais evidente do que a relação inversa. Isso se deve ao fato de que uma commodity pode ter uma relevância substancial para a economia de um país, seja por meio das exportações ou do saldo comercial, enquanto a relevância de um país para o mercado de uma commodity tende a ser mais limitada. Entretanto, ainda no trabalho, a causalidade da taxa de câmbio chilena sobre o preço do cobre revelou-se bastante significativa. Por último, foi realizado uma análise da função impulso-resposta para mensurar a intensidade e duração da resposta do preço do cobre a um choque na taxa de câmbio. Os resultados indicaram que o efeito é imediato, com duração de aproximadamente 5 dias, sendo mais pronunciado nos primeiros 3 dias após o impacto inicial.

Em outro trabalho interessante, Zhang (2021) analisa o conjunto de dados mensais dos preços do cobre, de janeiro de 1990 a dezembro de 2019. Para isso, ele utilizada dados de preços de outros metais, gás natural e taxas de câmbio das moedas dos países que têm a maior produção de cobre ao redor do mundo para prever o preço do cobre. Diferentes conjuntos de defasagens até o lag 5 foram considerados para prever os preços mensais do cobre com base em vários algoritmos de Machine-Learning, incluindo rede neural de perceptron de múltiplas camadas (MLP), k-vizinhos mais próximos (KNN), máquina de vetores de suporte (SVM), árvore de aumento de gradiente (GBT) e floresta aleatória (RF). Os resultados revelaram que as taxas de câmbio das moedas dos países que têm a produção de cobre mais abundante ao redor do mundo têm um efeito significativo na volatilidade dos preços mensais do cobre no mundo, e devem ser usadas para prever os preços mensais do cobre no futuro.

Em outro artigo relevante, Lim (2020) resolveu analisar se o Treatment Charge (TC) tem um efeito negativo nos preços do cobre na London Metal Exchange (LME). O TC é um dos fatores-chave no processo de fundição dentro da indústria metalúrgica. Ela é conhecida por taxas negociadas que podem estar vinculadas aos preços dos metais. Nas práticas de mercado, o minerador ou vendedor deve pagar a TC a uma fundição como uma concessão no custo do concentrado de metal. Utilizando três anos de dados semanais, inicialmente, ele identifica a partir de regressão linear simples, uma ligação estatisticamente significativa e negativa entre o TC e os preços do cobre na LME e verifica que um aumento de 10% no TC resulta em uma diminuição de 1,8% no retorno do cobre. Em segundo lugar, para analisar ainda mais o impacto do TC nos preços do cobre, ele realizou um modelo VAR e Função Impulso-Resposta para observar resposta impulsiva a um choque unitário no TC. O resultado mostrou que impacto negativo nos retornos do cobre é transitório, em vez de permanente, e que após o segundo período, o efeito negativo das inovações no TC sobre os retornos do cobre à vista se dissipava rapidamente.

Outro trabalho que merece destaque é o de Magraph (2016). Nesse estudo, foi realizado a identificação de possíveis variáveis relevantes para a previsão do preço do cobre, dentre elas: Produção de Cobre Refinado Global, Preço do Alumínio, Preço do Petróleo Brent, Nível de Estoques nas bolsas da Londres, Shanghai e Chicago e nas *bonded warehouses* chinesas, um Índice de Produção Industrial do JP Morgan e um Índice igualmente ponderado com as taxas de câmbio do Chile, do Peru, da Zona do Euro e da China. Em sua análise, ele utilizou dados de janeiro de 2009 até dezembro de 2015 e realizou um Modelo VAR e testes de Causalidade de Granger com até 12 meses de defasagem para identificar possíveis relações causais entre as variáveis, e realizou funções Impulso-Resposta para observar as respostas do preço do cobre a choques unitários nessas variáveis. Por fim, ele estimou uma regressão linear múltipla para analisar o efeito das variáveis em conjunto. Os resultados mostraram que a produção industrial global foi a variável mais significativa nos testes estatísticos e que apresentou o maior impacto sobre o preço do cobre. Esse impacto indicou um sinal positivo com uma defasagem de 6 meses para cima. As outras duas variáveis mais significativas foram: o preço do Petróleo e preço do alumínio. Entretanto, o preço do petróleo se mostrou significativo apenas no Modelo VAR, enquanto o Preço do Alumínio que foi mais significativa nos testes como um todo, apresentou coeficientes com sinais inversos no Modelo VAR e na Função Impulso-Resposta. O resto das variáveis apresentaram pouca relevância.

Por fim, em um trabalho mais abrangente Campos Bis (2023) utilizou da Análise de Componentes Principais e uma Regressão Linear Múltipla para identificar dentre uma lista de variáveis de mercado, quais são capazes de influenciar o preço do minério de ferro. As variáveis estudadas incluíram a taxa de exportação de minério de ferro e concentrados do Brasil, a produção de aço da China, a produção de aço do Japão, a produção de aço da Europa, a produção de aço dos Estados Unidos, a produção de aço da Índia, o preço do aço, o preço do carvão, o Produto Interno Bruto (PIB) da Construção Civil na China, o índice de construção dos Estados Unidos, o preço do petróleo e a produção global de petróleo. Foram utilizados dados anuais de 1991 a 2020. Os três primeiros componentes principais explicaram 89,12% da variabilidade da matriz de dados, e a análise do Biplot mostrou uma mudança significativa do comportamento da amostra, com a concentração de elementos em duas nuvens de pontos: dos anos 1990 ao início dos anos 2000, em linha com o comportamento da produção de aço nos Estados Unidos; e outra de 2000 para frente, em linha com o comportamento acelerado do crescimento da produção chinesa. Após a eliminação das variáveis que apresentaram correlações com os componentes principais mais divergentes do preço do minério de ferro, foi feita uma regressão linear múltipla. A regressão linear múltipla destacou a significância de cinco variáveis: exportação de minério de ferro do Brasil, produção de aço da China, preço do carvão, produção de aço da Índia e preço do aço.

3. CONTEXTUALIZAÇÃO

3.1 Produção e Oferta

A produção do cobre pode ser dividida em três etapas, das quais em cada, o cobre adquire uma forma diferente dado o seu grau de pureza. Essas etapas podem ser divididas em: 1) Extração e beneficiamento, 2) Fundição/lixiviação e 3) Refino.

Na primeira etapa, a mineração do cobre pode ser realizada por dois métodos: mineração a céu aberto, para depósitos de menor teor próximos à superfície e a mineração subterrânea, na qual é conseguida afundando poços até os níveis apropriados e depois abrindo túneis horizontais, chamados galerias, para se chegar ao minério. Para o beneficiamento do minério, a flotação por espuma é o método mais amplamente utilizado. Por meio de britagem, moagem e adição de alguns produtos químicos, forma-se o concentrado de cobre, com grau de pureza de aproximadamente 25 a 40%. O concentrado é então transportado para uma fundição para processamento adicional.

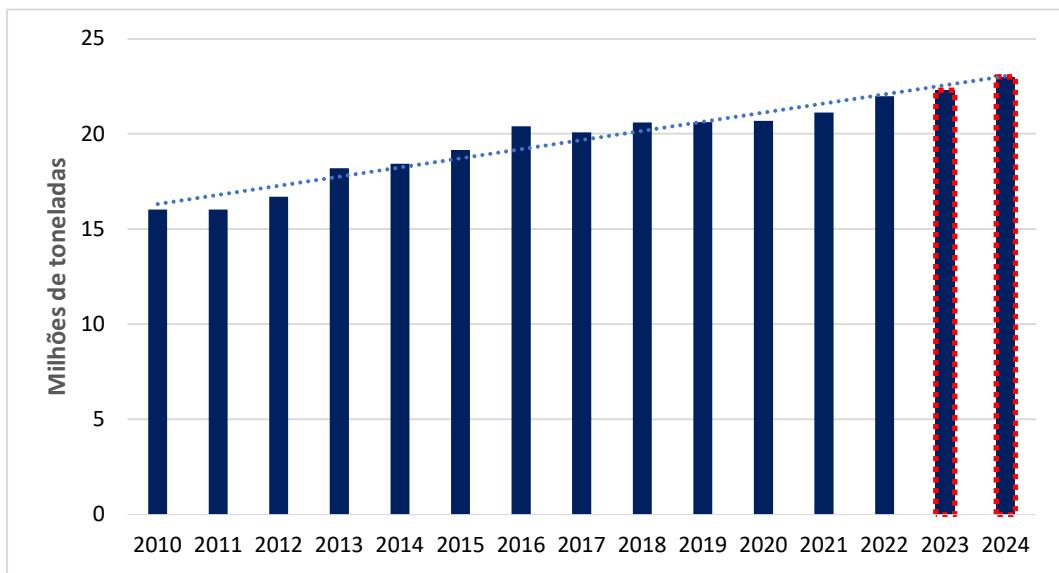
Na segunda etapa, uma vez que o concentrado é produzido, impurezas adicionais são removidas através da fusão. A fusão envolve aquecer o concentrado seco em um forno com ar enriquecido em oxigênio, produzindo calor suficiente para fundir o concentrado em escória. Impurezas de ferro e enxofre são oxidadas, e com isso, o dióxido de enxofre é formado posteriormente, o qual pode ser utilizado na produção de ácido sulfúrico. Esse processo é conhecido por pirometalurgia. Nesta etapa, o cobre formado é 98% puro e é chamado de Blister. Essa etapa também pode ser realizada pelo processo de hidrometalurgia, com o uso de uma solução de lixiviação.

Na última e terceira etapa, é conduzido um processo eletrolítico para o refino do cobre. A célula eletrolítica consiste em um ânodo de cobre, uma chapa inicial de cobre como o cátodo e uma solução eletrolítica de sulfato de cobre e ácido sulfúrico. Quando uma corrente elétrica passa, o cobre do ânodo é depositado no cátodo. Isso se acumula gradualmente formando o cátodo de cobre refinado, com uma pureza superior a 99%. Essa é a forma na qual o cobre é negociado na LME.

Uma outra fonte importante de cobre é a sucata de cobre e ligas de cobre. A produção de cobre a partir de objetos usados reciclados representa 10 a 15% da produção das minas. Além disso, há considerável refundição e refino de sucata gerada durante a fabricação e fabricação. A produção de cobre a partir de sucata tem as vantagens de precisar consideravelmente de menos energia do que a mineração e processamento do minério de cobre e evita resíduos de minas, de concentradores, da lixiviação e da fundição.

De acordo com o ICSG (International Copper Study Group), a produção mundial de minas de cobre em 2022 foi de aproximadamente 21.9 milhões de toneladas, o gráfico abaixo apresenta a evolução desse dado de 2010 até 2022, mostrando a existência de uma leve tendência crescente nesse período. A empresa Nornickel estima em sua previsão de curto prazo que nos próximos dois anos, a produção ainda permaneça dentro dessa tendência, impulsionada por aumentos na América do Sul e na República Democrática do Congo. O Gráfico 1 abaixo apresenta essas informações. Vale lembrar que órgãos internacionais, mineradoras, bancos de investimentos, entre outros costumam possuir números com bastante divergência quanto ao nível de produção ou demanda por cobre em seus balanços. Por isso, a fim de comparação de diferentes balanços, irei utilizar a variação percentual na produção ou na demanda por cobre estimada por outros agentes em cima dos números divulgados pelo ICSG.

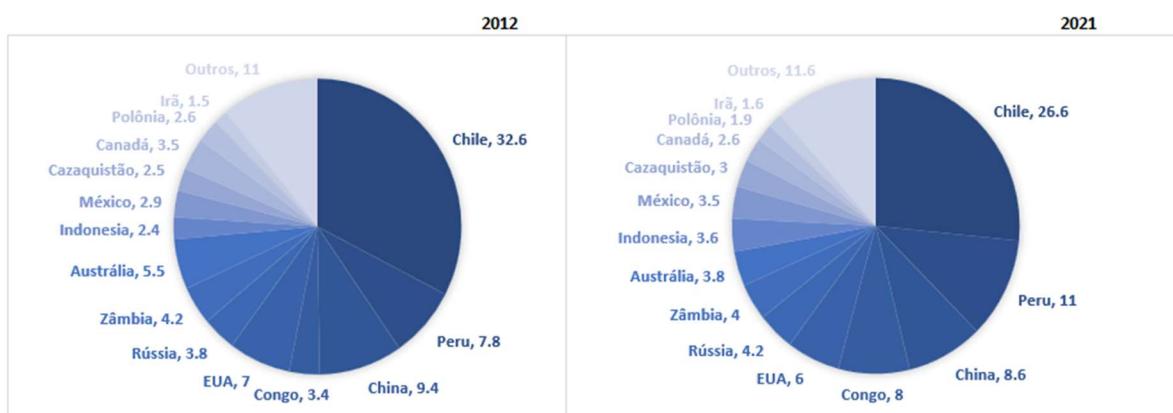
Gráfico 1 – Produção global de minas de cobre mais estimativas



Fonte: Elaboração do autor com dados do ICSG, 2023

Ainda, o Chile é o país com a maior produção de minas, com cerca de 26.6% da produção mundial. Junto do Chile, segue o Peru em segundo com 11%, a China em terceira com 8.6% e o Congo em quarto com 8%. Os gráficos 2 e 3 abaixo ilustram a variação que teve na participação de cada país entre 2012 e 2021. Os dois grandes destaques ficam para o aumento das participações do Peru e do Congo, e da perda de participação do Chile, mas que ainda continua sendo o líder com bastante folga.

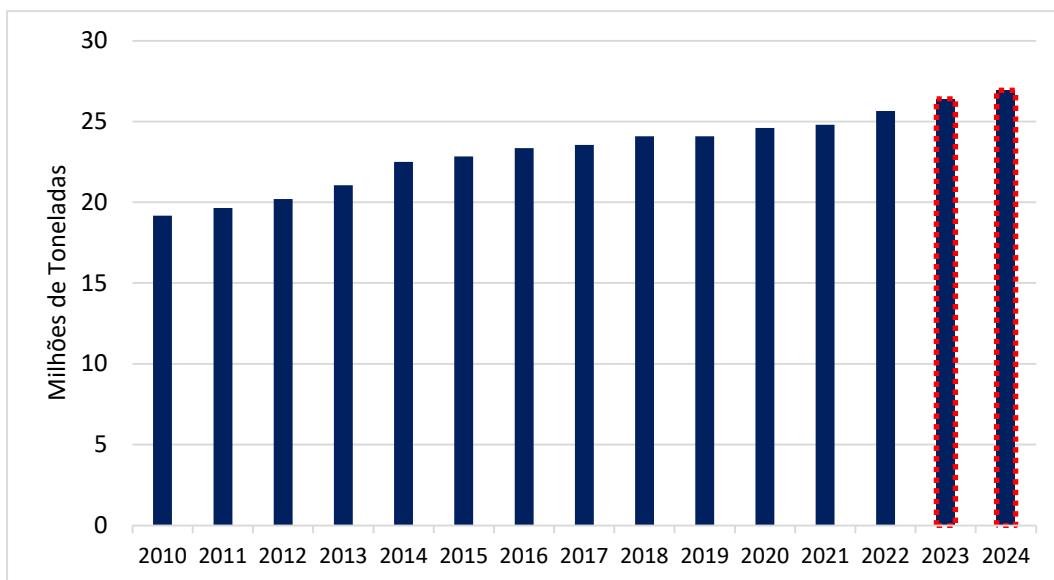
Gráficos 2 e 3 – Participação de cada país na produção de minas de cobre em 2012 e 2021 (%)



Fonte: Elaboração do autor com dados do ICSG, 2023

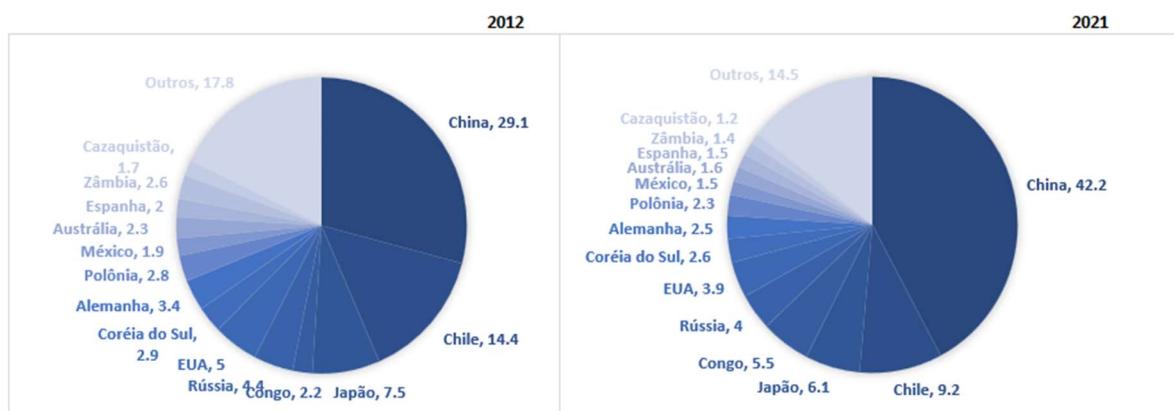
Em relação à produção de cobre refinado, o ICSG apresentou que a produção em 2022 foi de aproximadamente 25,6 milhões de toneladas. Atualmente, a China é o maior produtor de cobre refinado do mundo, e em 2021 possuía uma participação de cerca 42,2% da produção mundial. A Nornickel estima que ainda no final de 2023, a China deve alcançar 45% de toda a produção mundial, e seja responsável por grandes expansões da capacidade de fundição e refino que impulsionarão o crescimento estimado de 2 a 3% da produção refinada do mundo. Abaixo, seguem os gráficos 4, 5 e 6 com esses dados.

Gráfico 4 – Produção global de cobre refinado mais estimativas



Fonte: Elaboração do autor com dados do ICSG, 2023

Gráficos 5 e 6 - Participação de cada país na produção de cobre refinado em 2012 e 2021 (%)



Fonte: Elaboração do autor com dados do ICSG, 2023

3.2 Demanda

O cobre é um metal versátil cujas propriedades físicas e químicas o tornam indispensável em diversos setores industriais. Sua alta condutividade elétrica, maleabilidade e resistência à corrosão o destacam como um material crucial em aplicações que vão desde a eletrônica até a construção. No setor elétrico e de infraestrutura, é um material ideal para condutores elétricos em fios e cabos. Sua maleabilidade permite a produção de fios finos e flexíveis, facilitando a instalação em sistemas elétricos complexos, e a ductibilidade permite ser moldado em fios finos, tubos e chapas, tornando-o adaptável a diversas aplicações. Sua resistência à corrosão é outra característica valiosa, garantindo durabilidade em ambientes desafiadores. Ele é usado na fabricação de transformadores, motores elétricos, geradores e dispositivos eletrônicos.

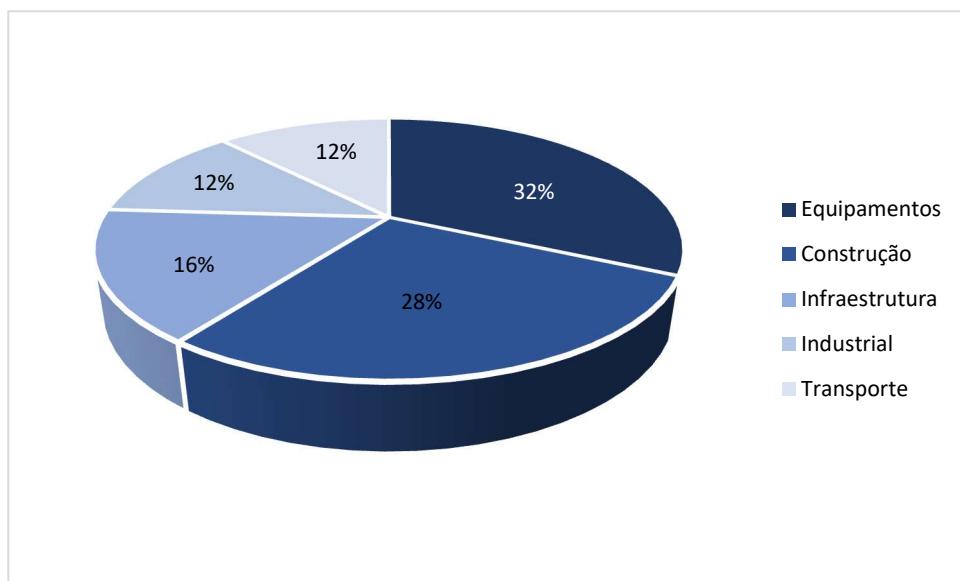
O cobre também desempenha um papel vital na construção civil, sendo utilizado em encanamentos, refrigeração e revestimentos. Sua resistência à corrosão o torna ideal para tubulações de água e sistemas de aquecimento, garantindo uma longa vida útil em estruturas essenciais.

No setor de energias renováveis, o cobre desempenha um papel crucial em tecnologias como painéis solares e turbinas eólicas. Sua capacidade de conduzir eletricidade de forma eficiente é fundamental para a captura e distribuição de energia dessas fontes limpas.

O cobre também é bastante utilizado no setor automotivo, especialmente no de veículos elétricos. A transição para veículos elétricos impulsiona a demanda por cobre em motores, baterias e sistemas de carga. Em média, um carro com motor à combustão possui cerca de 22

kg de cobre, enquanto veículos elétricos possuem aproximadamente de 80 a 100 kg de cobre. Sua contribuição para a eficiência e desempenho desses veículos é fundamental para a mobilidade sustentável, e dado que se espera um forte crescimento nesse setor nos próximos anos, então é esperado um crescimento da demanda de cobre também. Além disso, o cobre também é utilizado em aviões e trens. Segue abaixo o Gráfico 7, com a participação de cada setor na demanda final de cobre com dados de 2020.

Gráfico 7 – Participação de cada setor na demanda final de cobre mundial



Fonte: Elaboração do autor com dados do ICSG, 2023

Ao contrário da produção, os dados referentes à demanda de cobre apresentam uma complexidade maior em sua obtenção. A produção, geralmente, é realizada por grandes empresas mineradoras que divulgam informações confiáveis e de fácil acesso. No entanto, a demanda é caracterizada pela produção fragmentada de diversos fabricantes, envolvendo uma ampla gama de produtos e semi-produtos de cobre. Nesse contexto, é comum por se utilizar uma métrica amplamente empregada para abordar a demanda de cobre: a demanda aparente. Embora não seja uma métrica perfeita, ela se mostra satisfatória como indicador dos principais países consumidores e revela suas tendências de consumo. A demanda aparente apresenta a seguinte fórmula:

$$\text{Demanda Aparente} = \text{Produção} + \text{Importação} - \text{Exportação} - \Delta \text{Estoques}$$

Importante destacar que o número utilizado na variação de estoques não representa o número real, pois existem inúmeros estoques em pequenas empresas e em armazéns privados que tornam difícil a contabilização desse número. Por isso, é utilizado o número de estoques

nas principais bolsas internacionais de comercialização do cobre, elas são: LME, SHFE e a CME. Dessa forma, os estoques visíveis servem como uma boa proxy para o cálculo da demanda aparente.

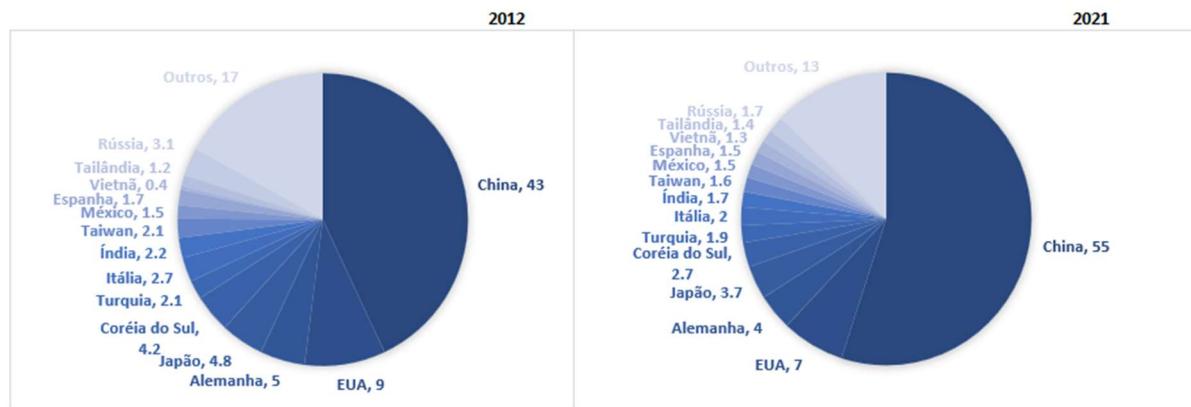
De acordo com o ICSG, a demanda mundial por cobre em 2022 foi de cerca de 26 milhões de toneladas. A China é a maior demandante de cobre do mundo, sendo responsável por 55% desse número. Como pode se ver no gráfico abaixo, a China aumentou sua participação em 12% de 2012 até 2021, e a empresa Nornickel estima que no final de 2023, a China deve alcançar quase 57% de toda a demanda mundial. O crescimento estimado para os próximos dois anos é modesto, entre 2 e 3%, devido a tendência de queda da produção industrial europeia e preocupações em torno do crescimento chinês. Abaixo, seguem os gráficos 8, 9 e 10 com essas informações. Porém, no longo prazo, é esperado um forte aumento do uso do metal que estará associado ao desenvolvimento de fontes de energia renováveis e à eletrificação dos transportes. O consumo de baterias e veículos elétricos híbridos e infraestrutura de carregamento pode atingir 4,7 milhões de toneladas em 2030 e dobrar para 5,5 milhões de toneladas em 2035, ante 2,7 milhões de toneladas em 2022, e o desenvolvimento de redes de transmissão e distribuição de energia, que atualmente consomem apenas 100 mil mt/ano de cobre, exigiria 1,1 milhões de toneladas e 1,8 milhões de toneladas em 2030 e 2035, respectivamente.

Gráfico 8 – Demanda global de cobre



Fonte: Elaboração do autor com dados do ICSG, 2023

Gráficos 9 e 10 - Participação de cada país na demanda de cobre refinado em 2012 e 2021 (%)



Fonte: Elaboração do autor com dados do ICSG, 2023

3.3 Mercado

A London Metal Exchange (LME) destaca-se como a bolsa mais tradicional para a negociação de cobre refinado globalmente, registrando os maiores volumes de transações diárias e servindo como referência para negociações em escala mundial. A Chicago Mercantile Exchange (CME) também desempenha um papel significativo na negociação de cobre, com foco específico nesse metal. O crescente impacto da China nos mercados de metais em geral tem elevado a importância da Shanghai Futures Exchange (SHFE) como uma bolsa influente globalmente. No entanto, é crucial ressaltar que os preços praticados nessas bolsas não costumam variar substancialmente, pois qualquer divergência cria oportunidades de arbitragem que, ao serem exploradas, tendem a alinhar novamente os preços.

Na LME, o cobre é negociado por meio de contratos futuros padronizados. Esses contratos são elaborados de acordo com certas especificações rigorosas, determinando as características do cobre que está sendo negociado. Dentre elas, pode ser citado:

1. Grau e Qualidade do Cobre: A LME negocia cobre de alta qualidade, geralmente na forma de catodos de cobre. Os catodos são barras de cobre puro que atendem a padrões específicos de qualidade e pureza.
2. Tamanho do Contrato: Os contratos de cobre na LME têm um tamanho padrão, que representa uma quantidade específica de metal. O tamanho do contrato padrão pode variar ao longo do tempo, mas é estabelecido pela bolsa para padronizar as transações.

3. Local de Entrega: Os contratos futuros de cobre na LME frequentemente incluem a especificação do local de entrega física do metal. Isso fornece clareza sobre onde o comprador pode esperar receber o cobre, facilitando a logística e a gestão dos contratos.
4. Especificação do Grau de Pureza: Além da forma física, a qualidade do cobre pode ser especificada em termos de pureza. Isso garante que o metal atenda a padrões industriais e comerciais específicos.
5. Mês de Vencimento: Os contratos futuros têm datas de vencimento específicas. Os participantes do mercado podem negociar contratos para entrega em diferentes meses, permitindo flexibilidade nas estratégias de negociação.
6. Margens e Requisitos de Garantia: A LME estabelece requisitos de margem, que são fundos que os participantes devem manter como garantia para cobrir potenciais perdas. Isso ajuda a garantir a integridade e estabilidade do mercado.
7. Preço de Liquidação: O preço de liquidação é o preço pelo qual o contrato é liquidado no vencimento. Esse preço é geralmente baseado em indicadores de mercado e pode ser influenciado por fatores como oferta e demanda, condições econômicas globais e outros eventos relevantes.

Essas especificidades proporcionam uma estrutura clara e transparente para a negociação de cobre na LME, garantindo a eficiência e a confiabilidade do mercado de metais. Vale ressaltar que essas características podem ser ajustadas ou atualizadas pela LME conforme necessário para refletir as condições do mercado e as melhores práticas da indústria.

De forma mais clara, existem diversas formas negociáveis de cobre, tais como cobre refinado, concentrado, blister, sucata, entre outras. Mas é na forma de refinado que o cobre é transacionado nas bolsas anteriormente citadas, estabelecendo preços que são monitorados atentamente por todos os agentes do mercado. As demais formas de cobre não são objeto de negociação em bolsas, e seus preços geralmente são determinados diretamente entre os envolvidos ou são derivados do preço internacional do cobre refinado.

4. METODOLOGIA E DADOS

Para alcançar o propósito deste estudo, a abordagem metodológica adotada envolve a aplicação de procedimentos destinados a avaliar, quantificar e compreender os impactos de várias variáveis potencialmente significativas para o preço do cobre no mercado internacional. Nesse contexto, cada variável será minuciosamente examinada, e suas interações com o preço do cobre serão cuidadosamente avaliadas. Para cada uma dessas variáveis interligadas, são conduzidas verificações e testes de hipóteses, cujos resultados serão apresentados nas seções subsequentes.

No âmbito da análise estatística de variáveis, existem duas categorias distintas: estatísticas univariadas, que envolvem a análise de cada variável individualmente, e estatísticas multivariadas, que realizam uma análise conjunta das variáveis (Vicini, 2005). As estatísticas multivariadas possibilitam a investigação simultânea de várias variáveis, considerando cada elemento da amostra. É fundamental que todas as variáveis sejam aleatórias e apresentem correlação entre si. Esse tipo de abordagem oferece uma forma de avaliar informações que não podem ser obtidas e interpretadas por meio de técnicas estatísticas univariadas (Hair Jr. Joseph, 2009). Técnicas estatísticas multivariadas incluem a análise de componentes principais (PCA) e a regressão linear múltipla (MLR).

Primeiramente, é realizado o Teste de Bartlett, que é essencial para verificar a presença de correlação suficiente entre os dados, condição necessária para a aplicação de técnicas estatísticas multivariadas (Bartlett, 1951). Posteriormente, a análise de componentes principais (PCA) foi executada com o intuito de compreender a interdependência entre as variáveis. O critério de Kaiser foi empregado para determinar quantos componentes principais deveriam ser retidos na análise (Kaiser, 1970).

Feito a análise PCA, e retendo as variáveis mais relevantes, é necessário analisar e caracterizar as séries temporais da base de dados, com o intuito de auxiliar na escolha do modelo mais apropriado para o nosso estudo. Inicialmente, é realizada a verificação do pressuposto de estacionariedade. Isso é feito por meio do teste de Dickey-Fuller Aumentado. Dado os resultados, veremos a existência de algumas séries estacionárias em nível, o que implica no uso do Modelo VAR (Vetorial Autoregressivo) sem a necessidade de verificar cointegração entre as variáveis do modelo, que se passasse no teste, implicaria no uso do Modelo VECM (Vetor de correção de erros) . O Modelo VAR está sujeito a testes de causalidade de Granger para avaliar a existência de uma relação de precedência temporal entre

as variáveis, que é o objetivo principal deste estudo. Finalmente, são conduzidas análises da função impulso-resposta com o intuito de mensurar a eventual causalidade identificada em diferentes horizontes temporais.

4.1 Teste de Bartlett

O Teste de Bartlett é utilizado para avaliar a homogeneidade das variâncias em diferentes conjuntos de dados. A fundamentação teórica do Teste de Bartlett baseia-se na teoria da estatística inferencial e nos princípios da distribuição qui-quadrado. De acordo com Gujarati (2004), o teste busca avaliar se as variâncias de dois ou mais grupos são estatisticamente iguais. A homogeneidade das variâncias é uma suposição essencial em muitos modelos econômicos, e a violação dessa hipótese pode comprometer a validade das inferências realizadas. Ao analisar dados de séries temporais ou comparar grupos distintos em estudos econômicos, é crucial assegurar que as variâncias sejam consistentes. Segundo Wooldridge (2002), "a homocedasticidade é importante para garantir que os estimadores dos coeficientes de regressão sejam eficientes e não viesados".

A aplicação do Teste de Bartlett envolve uma série de etapas precisas. Inicialmente, formula-se a hipótese nula (H_0) de que as variâncias são iguais entre os grupos analisados. Conforme Hamilton (1994) destaca, "o teste é realizado calculando uma estatística de teste baseada nas diferenças entre as observações e as médias dos grupos". A estatística de teste segue uma distribuição qui-quadrado e, comparada a um valor crítico, determina se rejeitamos ou não H_0 . Se a estatística de teste for significativa, rejeita-se H_0 , indicando heterogeneidade nas variâncias. Segundo Gujarati (2004), "a presença de heterocedasticidade pode levar a estimativas ineficientes e, portanto, à necessidade de técnicas de correção ou consideração de modelos alternativos".

4.2 Análise de Componentes Principais (PCA)

A Análise dos Componentes Principais (PCA) é uma técnica fundamental em econometria, utilizada para lidar com a multicolinearidade entre variáveis e reduzir a dimensionalidade dos dados. Seu uso é notável na identificação de padrões complexos em conjuntos de dados econômicos. De acordo com Varella (2008), a PCA é uma abordagem estatística multivariada que busca extrair a estrutura subjacente dos dados, representando-a de forma mais concisa e informativa. A base teórica da PCA reside na transformação linear das

variáveis originais em um novo conjunto de variáveis, os chamados componentes principais. Como destaca Jolliffe (2002), essa transformação visa capturar a máxima variância presente nos dados, permitindo uma representação mais eficiente e simplificada.

Antes de aplicar a PCA, é essencial entender a correlação entre as variáveis, garantindo que estejam padronizadas para que nenhuma variável tenha mais peso que outra (Gujarati, 2004). A construção da matriz de covariância ou correlação é, portanto, o primeiro passo. A recomendação é que a padronização só deve ser feita quando as unidades de medidas das características observadas não forem as mesmas.

$$X = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & x_{13} & \dots & x_{1p} \\ x_{21} & x_{22} & x_{23} & \dots & x_{2p} \\ x_{31} & x_{32} & x_{33} & \dots & x_{3p} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{n1} & x_{n2} & x_{31} & \dots & x_{np} \end{bmatrix} \quad S = \begin{bmatrix} Var(x_1) & Cov(x_1x_2) & Cov(x_1x_3) & \dots & Cov(x_1x_p) \\ Cov(x_2x_1) & Var(x_2) & Cov(x_2x_3) & \dots & Cov(x_2x_p) \\ Cov(x_3x_1) & Cov(x_3x_2) & Var(x_3) & \dots & Cov(x_3x_p) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ Cov(x_px_1) & Cov(x_px_2) & Cov(x_px_3) & \dots & Var(x_p) \end{bmatrix}$$

Matriz de Dados

Matriz Covariância

$$Z = \begin{bmatrix} z_{11} & z_{12} & z_{13} & \dots & z_{1p} \\ z_{21} & z_{22} & z_{23} & \dots & z_{2p} \\ z_{31} & z_{32} & z_{33} & \dots & z_{3p} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ z_{n1} & z_{n2} & z_{31} & \dots & z_{np} \end{bmatrix} \quad R = \begin{bmatrix} 1 & r(x_1x_2) & r(x_1x_3) & \dots & r(x_1x_p) \\ r(x_2x_1) & 1 & r(x_2x_3) & \dots & r(x_2x_p) \\ r(x_3x_1) & r(x_3x_2) & 1 & \dots & r(x_3x_p) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ r(x_px_1) & r(x_px_2) & r(x_px_3) & \dots & 1 \end{bmatrix}$$

Matriz com Dados Padronizados

Matriz Correlação

Os componentes principais são achados resolvendo-se a equação característica da matriz covariância ou correlação:

$$\det[R - \lambda I] = 0$$

As soluções desse Sistema ou as raízes da equação característica são chamadas de Autovalores ($\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3, \dots, \lambda_p$). Com os autovalores podemos encontrar os autovetores associados a estes. Se a matriz R for de posto completo, o que significa que não possui colunas que são combinações lineares umas das outras, a equação $R - \lambda I = 0$ terá p raízes conhecidas como autovalores ou raízes características da matriz R. Ao construir a matriz de dados X, é crucial observar que o valor de n deve ser pelo menos igual a p+1. Em outras palavras, se desejamos realizar um experimento para analisar o comportamento de p características de

indivíduos de uma população, é recomendado que o delineamento estatístico contenha pelo menos $p+1$ tratamentos.

Para cada autovalor λ_i existe um autovetor \tilde{a}_i :

$$\tilde{a}_i = \begin{bmatrix} a_{i1} \\ a_{i2} \\ a_{i3} \\ \vdots \\ a_{ip} \end{bmatrix}$$

Seguindo a explicação de Bouroche e Saporta (1982), os autovetores representam as direções dos eixos principais e os autovalores indicam a quantidade de variância explicada por cada componente principal. Aqui, PC_i representa o i -ésimo componente principal ($i = 1, 2, \dots, p$):

$$PC_i = \tilde{a}_i x = a_1 x_1 + a_2 x_2 + \cdots + a_p x_p$$

Cada componente principal está associado a uma variância específica representada pelo seu autovalor correspondente. A proporção da variância total explicada por cada componente principal é dada pela Equação X:

$$P_i = \frac{\lambda_i}{\sum_{i=1}^p \lambda_i}$$

Aqui, P_i indica a proporção da variância total explicada pelo i -ésimo componente principal, p é o número de variáveis, e é o i -ésimo autovalor.

A decisão sobre quantos componentes principais reter depende da interpretação dos autovalores. Seguindo a abordagem de Kaiser (1970), retêm-se os componentes principais associados a autovalores significativos, descartando os menos relevantes.

4.3 Séries Temporais

As séries temporais representam uma forma única de dados na análise estatística, desempenhando um papel crucial em diversas áreas. Segundo Box, Jenkins e Reinsel (1994), séries temporais são conjuntos de observações ordenadas ao longo do tempo, nas quais a

dependência temporal é uma característica distintiva. Compreender as características fundamentais dessas séries é essencial para explorar efetivamente o comportamento dinâmico das variáveis ao longo do tempo.

As séries temporais são frequentemente decompostas em componentes essenciais, destacando suas características intrínsecas. Como ressaltado por Brockwell e Davis (2016), a decomposição clássica inclui três elementos principais: tendência, sazonalidade e resíduos. A tendência reflete a direção geral dos dados ao longo do tempo, enquanto a sazonalidade representa padrões recorrentes que ocorrem em períodos fixos. Já, os resíduos são as variações não explicadas pelas componentes anteriores.

Além disso, a estacionariedade é uma propriedade crucial das séries temporais. Uma série é considerada estacionária quando suas propriedades estatísticas, como média e variância, permanecem constantes ao longo do tempo. Conforme discutido por Hamilton (1994), a estacionariedade facilita a modelagem, tornando os padrões identificados mais consistentes ao longo da série. Também, quando trabalhamos com séries temporais, é fundamental analisar a presença de autocorrelação entre as observações. A autocorrelação é uma medida estatística que avalia a relação linear entre os valores de uma variável em um determinado período de tempo e os valores dessa mesma variável em períodos anteriores. Em séries temporais, a autocorrelação indica se há uma dependência entre observações separadas por diferentes lags (intervalos de tempo). Essas ferramentas fornecem insights sobre a dependência temporal e auxiliam na identificação de padrões significativos.

4.4 Teste de Raiz Unitária e Estacionaridade

O teste de Dickey-Fuller Aumentado (ADF) surge como uma ferramenta central para avaliar a presença de raízes unitárias e, consequentemente, a estacionariedade de uma série temporal.

A metodologia do teste ADF começa com a formulação da hipótese nula (H_0) e da hipótese alternativa (H_1). A hipótese nula afirma que a série temporal possui uma raiz unitária, indicando que não é estacionária, enquanto a hipótese alternativa sugere que a série é estacionária. Formalmente, as hipóteses são definidas como:

H_0 : A série temporal possui uma raiz unitária (é não estacionária)

H1: A série temporal é estacionária.

O teste ADF avalia essas hipóteses ao ajustar um modelo de regressão linear à série temporal, incorporando defasagens da série e suas diferenças. O teste baseia-se em um modelo autoregressivo de primeira ordem (AR(1)), representado pela equação:

$$Y_t = \beta Y_{t-1} + \varepsilon_t$$

Onde:

Y_t é o valor da série temporal no tempo t ;

β é o coeficiente autorregressivo, que representa a influência do valor anterior Y_{t-1} sobre Y_t ;

Y_{t-1} é o valor da série temporal no tempo anterior;

ε_t é o termo de erro no tempo t , que representa a variação não explicada pelo modelo e é assumido ser um ruído branco (uma sequência de variáveis aleatórias independentes e identicamente distribuídas com média zero e variância constante).

Se β for maior ou igual a 1 (isto é, se há uma raiz unitária), então a série é não estacionária. A partir do AR(1), se tira a diferença entre Y_t e Y_{t-1} :

$$\Delta Y_t = \theta Y_{t-1} + \varepsilon_t$$

Onde:

ΔY_t é a primeira diferença da série temporal,

θ mede a presença de raiz unitária, e é ε_t um termo de erro.

A série será não-estacionária se $\theta = 0$, pois isso implica que $\beta = 1$. Isso acontece porque, se $\theta = 0$, então a diferença será igual ao termo de ruído branco (ε_t), estacionário.

A partir dessas ideias, elabora-se a equação geral do modelo utilizada no teste ADF:

$$\Delta Y_t = \alpha + \gamma t + \theta Y_{t-1} + \sum_{i=1}^n \delta \Delta Y_{t-i} + \varepsilon_t$$

Aqui, adicionamos um termo de tendência temporal (t), e dois coeficientes (α) e (γ). O coeficiente α nesse caso é um drift. Por fim, a adição do termo somatório visa retirar a correlação do termo de erro .

O teste ADF então calcula uma estatística t que compara o grau de persistência das defasagens na série temporal com a tendência temporal. A estatística t é comparada a valores críticos de distribuição, determinando se a hipótese nula é rejeitada ou não.

A interpretação dos resultados do teste ADF depende do valor p associado à estatística t. Se o valor p for menor que um nível de significância escolhido (geralmente 0,05), rejeitamos a hipótese nula, indicando que a série é estacionária. Caso contrário, não podemos rejeitar a hipótese nula, sugerindo a presença de uma raiz unitária e, portanto, a não estacionariedade da série.

4.5 Modelo VAR (Vetorial Autorregressivo)

Modelos vetoriais autoregressivos, ou modelos VAR, são comumente utilizados em sistemas de previsão de séries temporais inter-relacionadas e para análise do impacto dinâmico de perturbações aleatórias sobre o sistema de variáveis. Uma vantagem do Modelo VAR é sua capacidade de capturar dinâmicas complexas entre variáveis, bem como a possibilidade de realizar análises de impulso-resposta e decomposição da variância. A metodologia do Modelo VAR começa com a formulação de um sistema de equações lineares, em que cada variável no modelo é expressa como uma função linear de suas defasagens e das defasagens de outras variáveis. De forma geral, um VAR de ordem p (VAR(p)) para duas variáveis (Y_1 e Y_2) pode ser representado da seguinte maneira:

$$Y_{1,t} = \alpha_1 + \beta_{11}Y_{1,t-1} + \beta_{12}Y_{2,t-1} + \cdots + \beta_{1p}Y_{1,t-p} + \beta_{2p}Y_{2,t-p} + \varepsilon_{1,t}$$

$$Y_{2,t} = \alpha_2 + \beta_{21}Y_{1,t-1} + \beta_{22}Y_{2,t-1} + \cdots + \beta_{2p}Y_{1,t-p} + \beta_{2p}Y_{2,t-p} + \varepsilon_{2,t}$$

onde α é um vetor de constantes, β são matrizes de coeficientes que capturam as relações de defasagem entre as variáveis, e ε é um vetor de resíduos brancos.

O Modelo VAR não impõe uma estrutura hierárquica entre as variáveis, permitindo a modelagem de interações bidirecionais. Por isso, cada equação no sistema é estimada simultaneamente usando métodos de máxima verossimilhança ou mínimos quadrados ordinários. A ordem do modelo (p) é uma consideração crítica, pois determina o número de

defasagens incluídas nas equações. A escolha adequada de p é frequentemente realizada por meio de técnicas como critério de informação bayesiano (BIC) ou critério de informação aic (AIC).

Importante destacar que as séries Y_1 e Y_2 têm que ser estacionárias. Caso isso não ocorra, utiliza-se as diferenças de ordem n das variáveis, até que as diferenças oriundas dessas variáveis se tornem estacionárias, ou seja, integra-se as séries temporais até que essas se tornem estacionárias. Após esse procedimento, essas variáveis são ditas integradas de ordem n , ou $I(n)$. Vale notar, entretanto, que a utilização de um n grande pode gerar problemas em amostras pequenas, uma vez que a estimação dos parâmetros do modelo VAR consumirá muitos graus de liberdade.

Por fim, no caso de duas séries temporais serem integradas de ordem 1 e cointegradas, é necessário a utilização de um modelo VECM (Vetorial com correção de erros), que é um caso restrito do Modelo VAR. Isso é necessário, pois como Engle e Granger (1987) mostraram, variáveis individualmente não estacionárias podem ter relações estáveis de longo prazo, desde que uma combinação linear dessas séries possua tendências estocásticas que se anulem, e dessa forma a estacionariedade seja alcançada. Com isso, a análise entre as variáveis passa a verificar uma relação ou equilíbrio de longo prazo, e não mais de curto prazo.

4.6 Teste de Causalidade de Granger

O Teste de Causalidade de Granger é uma ferramenta estatística poderosa utilizada para avaliar se uma série temporal pode ser considerada causalmente relacionada a outra. Desenvolvido por Clive Granger, ganhador do Prêmio Nobel em Economia em 2003, a base subjacente à sua abordagem pressupõe que o futuro não exerce influência causal sobre o passado ou o presente. Em outras palavras, se um evento Y acontece após um evento X , a conclusão é que Y não pode ser a causa de X . Simultaneamente, é importante destacar que a ocorrência de X não implica necessariamente que Y seja causado por X .

A base do Teste de Causalidade de Granger reside na formulação de hipóteses nula e alternativa. A hipótese nula afirma que uma série temporal não causa a outra, enquanto a hipótese alternativa sugere o contrário. Matematicamente, considere duas séries temporais X_t e Y_t . A hipótese nula é representada como:

$H_0: X_t \text{ não Granger causa } Y_t (\beta_1 = \beta_2 = \dots = \beta_p = 0)$

$H_1: X_t \text{ Granger causa } Y_t (\beta_1 \neq 0 \text{ ou } \beta_2 \neq 0 \text{ ou } \dots \text{ ou } \beta_p \neq 0)$

O próximo passo envolve a estimação de um Modelo Vetorial Autorregressivo (VAR).

Se X_t e Y_t são as séries temporais em questão, o VAR é representado como:

$$Y_t = \sum_{i=1}^p \alpha_i Y_{t-i} + \sum_{i=1}^p \beta_i X_{t-i} + \varepsilon_t$$

Onde: p é a ordem do modelo, α e β são coeficientes a serem estimados, e ε_t é o termo de erro.

Uma vez que o modelo VAR é estimado, a próxima etapa é impor restrições no modelo para testar a causalidade de Granger. Isso é feito omitindo as variáveis defasadas não significativas, ou seja, $\beta_1 = \beta_2 = \dots = \beta_p = 0$ se a hipótese nula for verdadeira.

A estatística de teste para o Teste de Causalidade de Granger segue uma distribuição F e é calculada comparando o ajuste do modelo restrito (hipótese nula) com o modelo irrestrito (hipótese alternativa). A fórmula é dada por:

$$F = \frac{(SSR_r - SSR_u)/m}{SSR_u/(T - 2k)}$$

onde SSR_r é a soma dos quadrados dos resíduos para o modelo restrito, SSR_u é a soma dos quadrados dos resíduos para o modelo irrestrito, m é o número de restrições, T é o número de observações e k é o número de variáveis no modelo.

Comparando o valor calculado da estatística de teste com o valor crítico da distribuição F para um determinado nível de significância, podemos decidir se rejeitamos ou não a hipótese nula. Se a estatística de teste for maior que o valor crítico, rejeitamos a hipótese nula, indicando evidências de causalidade de Granger.

É importante ressaltar que a escolha do número de defasagens desempenha um papel crucial na análise da relação de causalidade. Gujarati (2004) destaca que esse processo é altamente sensível à quantidade de lags adotada. No presente estudo, optou-se pelo critério exaustivo para determinar as defasagens, o que implica na construção de modelos considerando todas as defasagens dentro de um limite predefinido. No entanto, vale mencionar que também

é possível empregar critérios alternativos, como os de Akaike ou Schwarz, para essa determinação.

4.7 Função Impulso-Resposta

A Função Impulso-Resposta (FIR) é uma ferramenta essencial na análise econométrica, proporcionando insights sobre as dinâmicas de um modelo em resposta a choques ou estímulos. Como destaca Hamilton (1994), a FIR é particularmente valiosa para entender as interações dinâmicas em modelos econômicos. Suponha um modelo VAR(p) com k variáveis endógenas, onde Y_t é o vetor dessas variáveis. O impulso é introduzido na equação para uma variável específica, e a FIR mede a resposta de todas as variáveis ao longo do horizonte temporal

$$Y_t = \beta_1 Y_{t-1} + \beta_2 Y_{t-2} + \cdots + \beta_p Y_{t-p} + \varepsilon_t$$

A FIR é obtida a partir dos coeficientes estimados β_i do modelo VAR. A resposta ao impulso de uma variável Y_j a um choque na variável Y_i é dada por:

$$FIR_{ij}(h) = \sum_{s=0}^h \beta_{isj}$$

onde h é o horizonte temporal, e β_{isj} é o elemento na i -ésima linha e j -ésima coluna da matriz de coeficientes β_s .

A FIR permite avaliar a magnitude e a persistência dos efeitos de um choque em uma variável sobre as demais ao longo do tempo. Se, por exemplo, $FIR_{ij}(h)$ é positivo para $h > 0$, isso indica que um choque positivo em Y_i tem efeitos positivos em Y_j nos períodos subsequentes. Para verificar a significância estatística da FIR, pode-se realizar testes de hipóteses sobre os coeficientes β_{isj} . Se o intervalo de confiança não incluir zero, pode-se inferir que a resposta ao impulso é estatisticamente diferente de zero (Enders, 2010).

De maneira geral, o resultado da análise da Função Impulso-Resposta é representado em um gráfico que ilustra o impacto estimado para cada defasagem. Nos gráficos usados, observaremos uma linha azul que representa o impacto, e ela é cercada por duas linhas pontilhadas vermelhas que indicam o intervalo correspondente a um desvio-padrão para cima e para baixo. A interpretação comum é que existe um impacto estatisticamente significativo

em um determinado período se a linha do zero não estiver contida no intervalo formado pelas linhas pontilhadas vermelhas naquele ponto.

4.8 Regressão Linear Múltipla

A Regressão Linear Múltipla é uma análise estatística que permite modelar a relação entre uma variável dependente e várias variáveis independentes. O objetivo é gerar um modelo matemático que explique as flutuações dessa variável dependente a partir das flutuações de outras variáveis independentes. Exemplificando, ela busca modelar a relação entre a variável dependente Y e p variáveis independentes $1, 2, \dots, X_1, X_2, \dots, X_p$ por meio da equação:

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_{1i} + \beta_2 X_{2i} + \dots + \beta_p X_{Pi} + \varepsilon_t$$

onde β_0 é o intercepto, $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_p$ são os coeficientes associados a cada variável independente, e ε é o termo de erro.

Os coeficientes β são estimados minimizando a soma dos quadrados dos resíduos (SSR), ou seja, a diferença entre os valores observados e os valores previstos pelo modelo. Esta estimativa é realizada utilizando o método dos mínimos quadrados, conforme discutido por Wooldridge (2015), através da seguinte equação:

$$\min \sum_{i=1}^n \hat{u}_i^2 = \sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{\beta}_0 - \hat{\beta}_1 X_{1p} - \hat{\beta}_2 X_2 - \dots - \hat{\beta}_p X_p)^2$$

Para testar a significância dos coeficientes, podem-se realizar testes de hipóteses, como o teste t. Esse teste avalia se o coeficiente de uma variável é estatisticamente diferente de zero.

A estatística de teste t é calculada como $\frac{\hat{\beta}_j}{SE(\hat{\beta}_j)}$, onde $\hat{\beta}_j$ é o estimador do coeficiente e $SE(\hat{\beta}_j)$ é o erro padrão associado.

Já em relação ao poder explicativo do modelo, o coeficiente de determinação R^2 mede a proporção da variabilidade da variável dependente explicada pelas variáveis independentes. Wooldridge (2015) discute como esse coeficiente é calculado por $R^2 = 1 - \frac{SSR}{SST}$, onde SST é a soma total dos quadrados. Este coeficiente expressa a fração da variação total da variável dependente que é explicada pelo modelo de regressão. Logo, quanto maior o coeficiente de determinação, mais eficaz é a modelagem.

No entanto, existem também outras métricas para avaliar a qualidade de um modelo de regressão, como o R^2 ajustado, que avalia o grau de explicação do modelo levando em consideração a quantidade de variáveis independentes utilizadas. Diferentemente do coeficiente de determinação, o ajustado não diminui ao adicionar uma variável ao modelo, oferecendo uma indicação sobre se a informação adicional trazida por essa variável é estatisticamente relevante ou não. O R^2 ajustado é dado pela seguinte equação:

$$R_{ajustado}^2 = 1 - \left(\frac{(1 - R^2) \cdot (n - 1)}{n - k - 1} \right)$$

Por fim, destaca-se propriedades necessárias para a modelagem de uma regressão linear múltipla e uma estimativa mais eficiente dos parâmetros:

1. **Linearidade:** A relação entre as variáveis independentes e a variável dependente é linear.
2. **Média amostral dos resíduos deve ser igual a zero:** O valor esperado dos resíduos deve ser igual a zero.
3. **Ausência de Colinearidade Perfeita:** As variáveis independentes não têm uma relação linear perfeita entre si. A colinearidade perfeita pode dificultar a estimativa precisa dos coeficientes.
4. **Covariância entre os resíduos e as variáveis dependentes deve ser nula:** a covariância amostral entre os valores estimados de MQO e os resíduos de MQO é zero.
5. **Homocedasticidade:** A variabilidade dos erros é constante em todas as observações
6. **Normalidade dos Erros:** Os termos de erro seguem uma distribuição normal. Isso é fundamental para a inferência estatística e testes de hipóteses.
7. **Ausência de autocorrelação serial entre os termos de erro:** os resíduos não exibem uma correlação sistemática ou padrões temporais entre si.

Caso essas condições não sejam atendidas, os resultados podem ser enviesados, e as conclusões podem ser questionáveis. Portanto, é fundamental avaliar e diagnosticar esses pressupostos ao realizar análises de regressão.

5. VARIÁVEIS E DADOS UTILIZADOS – AMOSTRA

5.1 Base de Dados

Os dados utilizados nesse trabalho baseiam-se em fontes oficiais e são verificados regularmente em busca de inconsistências.

Foram utilizadas variáveis independentes para analisar a influência no preço médio mensal do cobre refinado, de 2010 a 2022, em dólares americanos por tonelada. As variáveis dependentes são:

1. Produção Global de Cobre Refinado;
2. Produção de Cobre Refinado do Chile;
3. Preço do Petróleo;
4. Preço do Alumínio;
5. Estoque de Cobre na LME;
6. Produção Industrial Global;
7. Importação de Cobre Refinado da China;
8. Baltic Dry Index (BDI);
9. Índice de Taxa de Câmbio

Também foram adicionados os gráficos com a decomposição das séries em sazonalidade, tendência e resíduos. Isso foi feito, pois as informações contidas nesses gráficos serão bastante úteis na Análise dos Componentes Principais e na verificação de estacionariedade das séries.

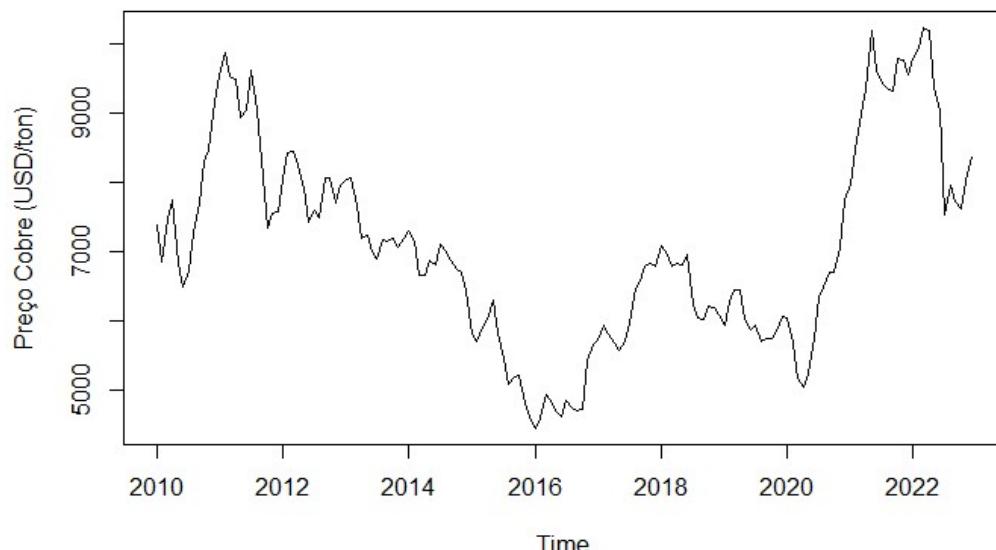
5.2 Preço do Cobre

O preço do cobre no mercado internacional é influenciado por uma interação complexa de fatores econômicos, geopolíticos e industriais. As principais bolsas de negociação para contratos futuros de cobre incluem a London Metal Exchange (LME), a Commodity Exchange (COMEX) e a Shanghai Futures Exchange (SHFE).

A LME, com sede em Londres, se destaca como o maior mercado do mundo em contratos a termo padronizados, contratos futuros e opções de metais básicos. Ela é uma referência global e desempenha um papel crucial na formação dos preços do cobre, refletindo transações no mercado à vista e em contratos futuros. É por isso que a série de preço utilizada

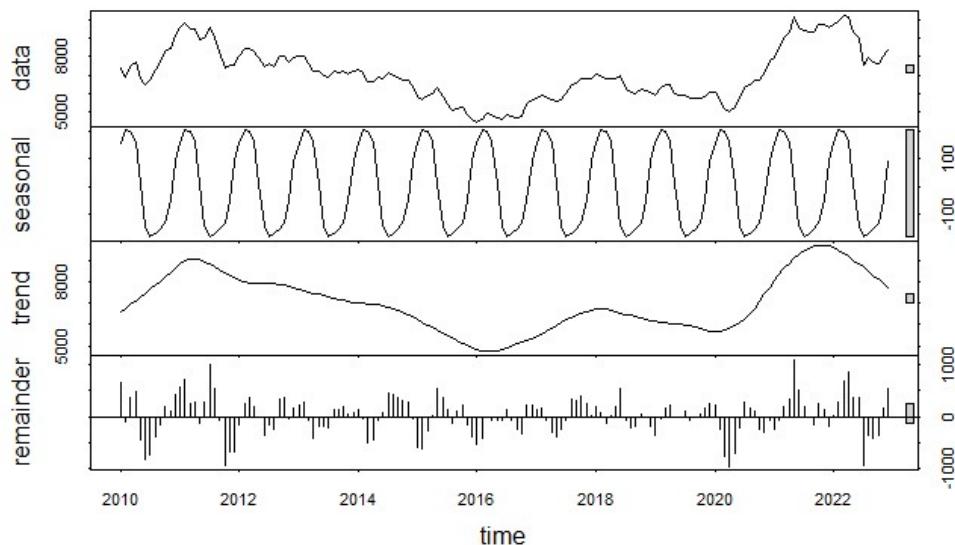
nesta obra é a do preço spot negociado na LME, que é o preço para entrega imediata do metal, que, portanto, melhor representa a situação do mercado físico do metal. A COMEX, parte do grupo CME Group nos Estados Unidos, também oferece contratos futuros de cobre. A SHFE, localizada na China, é uma bolsa importante para contratos futuros de cobre denominados em yuan chinês, refletindo a importância da China como o maior consumidor mundial de cobre. Abaixo, segue o Gráfico 11 com preço mensal do cobre em dólares por tonelada negociado no mercado spot da LME.

Gráfico 11 - Preço mensal do cobre em dólares por tonelada



Fonte: Elaboração do autor com dados da Bloomberg, 2023

Gráfico 12 - Decomposição da série do preço de cobre em sazonalidade, tendência e resíduos



Fonte: Elaboração do autor com dados da Bloomberg, 2023

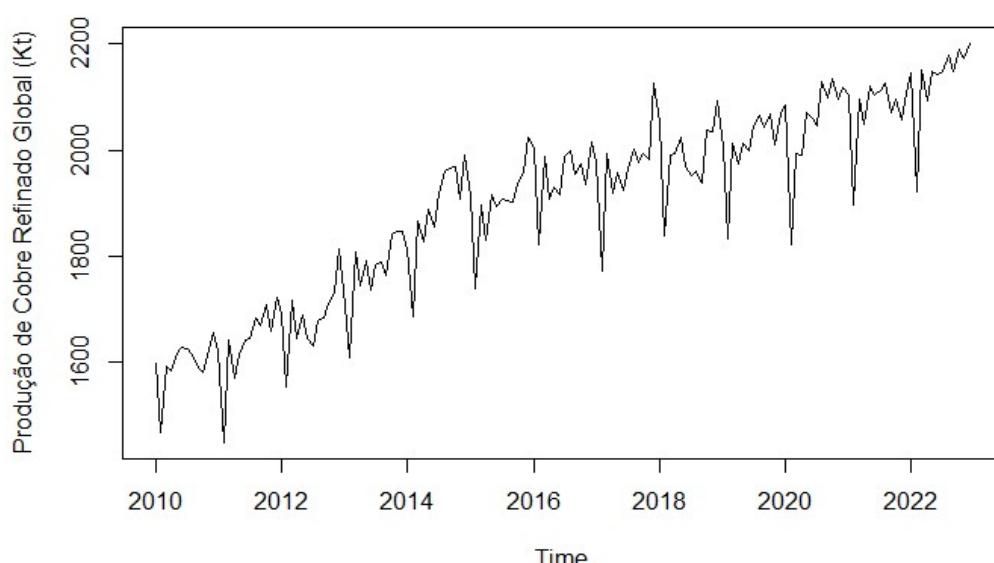
5.3 Produção Global de Cobre

Quando o nível de produção de cobre é elevado, há o potencial de uma oferta excessiva no mercado. Isso ocorre quando a produção supera a demanda, resultando em um aumento nos estoques disponíveis. Um excesso de oferta de cobre refinado pode levar a pressões negativas sobre o preço, pois os compradores têm mais opções e, portanto, podem negociar preços mais baixos.

Por outro lado, uma produção de cobre muito baixa pode criar um cenário de déficit no mercado. Se a demanda por cobre permanecer forte enquanto a produção é insuficiente para atendê-la, os estoques diminuem, o que pode exercer pressões positivas sobre os preços. Em situações de déficit, os compradores podem competir pelos suprimentos disponíveis, impulsionando os preços para cima.

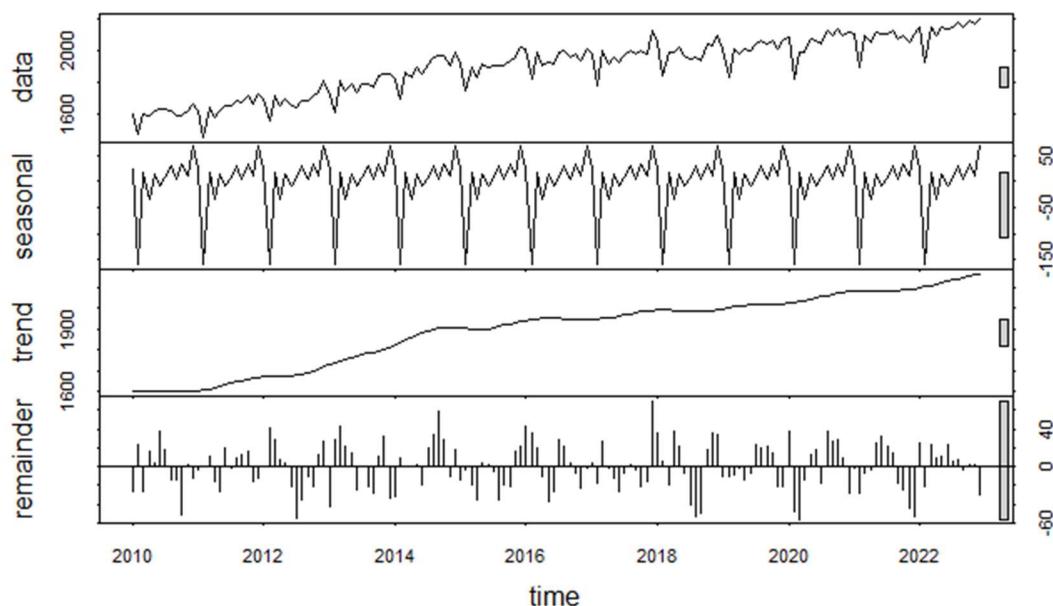
Os dados de produção global de cobre usados nesse trabalho são provenientes do International Copper Study Group (ICSG). O ICSG compila dados oficiais de produção de cobre de diversos países e estima a produção em locais que não fornecem informações oficiais. Esses dados mensuram o volume total de cobre refinado produzido. O Gráfico 13 abaixo apresenta a produção global em milhares de tonelada desde janeiro de 2010 até dezembro de 2022.

Gráfico 13 – Produção global de cobre em milhares de toneladas



Fonte: Elaboração do autor com dados do ICSG, 2023

Gráfico 14 - Decomposição da série de produção global de cobre em sazonalidade, tendência e resíduos

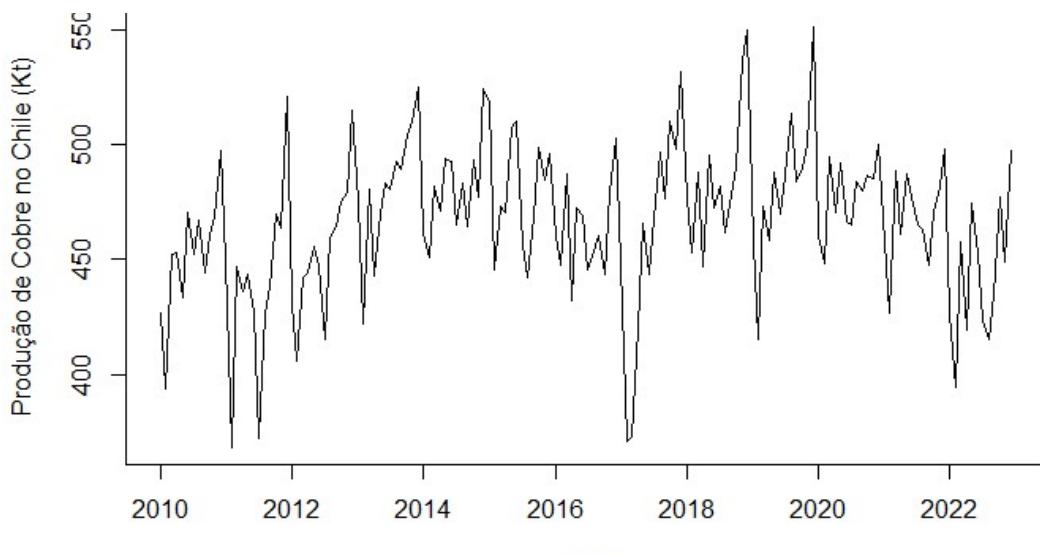


Fonte: Elaboração do autor com dados do ICSG, 2023

5.4 Produção de Cobre do Chile

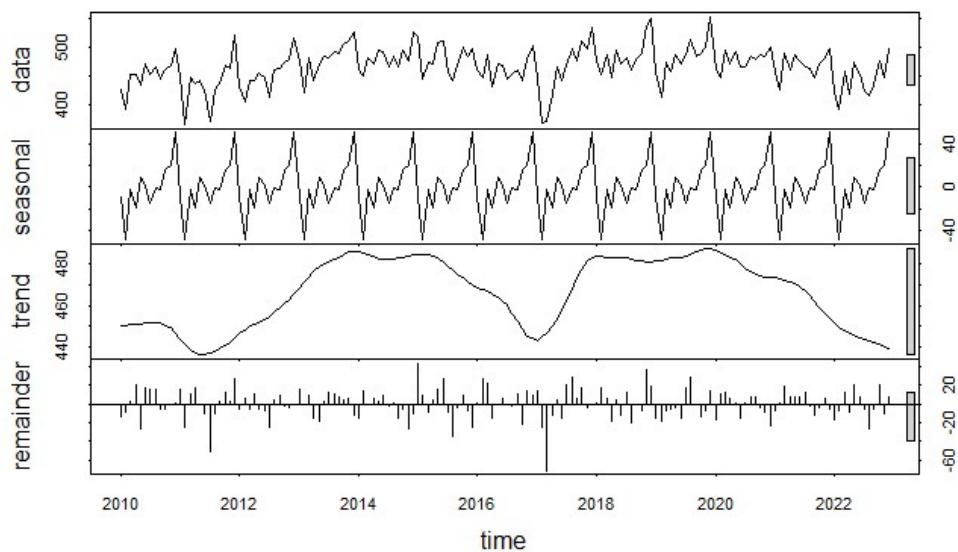
Como já dito anteriormente na seção 2.1, o Chile é o país com a maior produção de minas, com cerca de 26.6% da produção mundial. Portanto, o nível de sua produção pode impactar fortemente o nível de oferta de cobre mundial. Os dados também são provenientes do ICSG. Segue abaixo o Gráfico 15 com a produção mensal de minas do Chile em milhares de toneladas de 2010 a 2022.

Gráfico 15 – Produção de cobre do Chile em milhares de toneladas



Fonte: Elaboração do autor com dados do ICSG, 2023

Gráfico 16 - Decomposição da série de produção de cobre do Chile em sazonalidade, tendência e resíduos



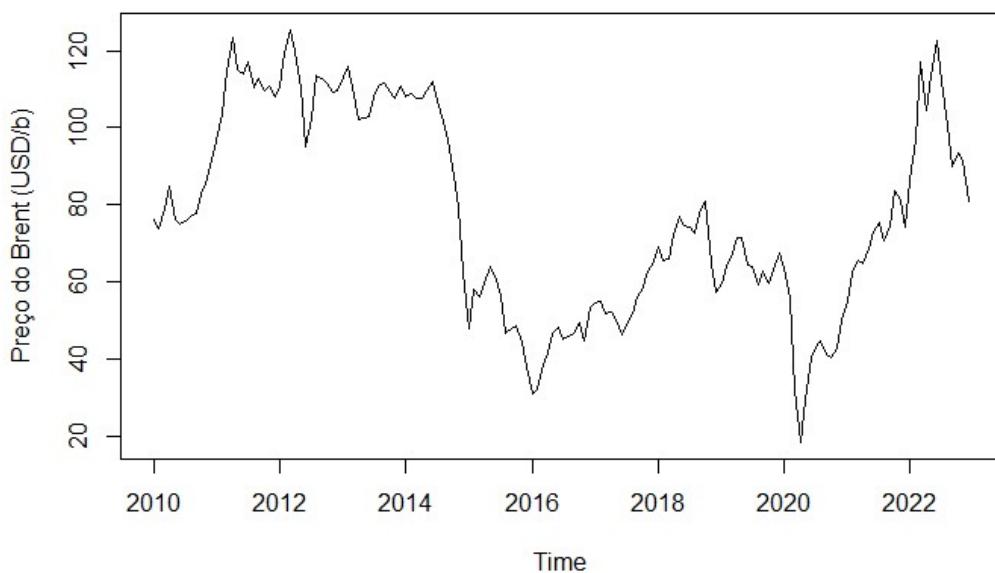
Fonte: Elaboração do autor com dados do ICSG, 2023

5.5 Preço do Petróleo

Primeiramente, tanto o petróleo quanto o cobre são amplamente utilizados em setores industriais. O petróleo é um componente essencial na produção de energia e é utilizado em diversos produtos derivados, enquanto o cobre é utilizado em aplicações elétricas, construção e manufatura. Portanto, mudanças na demanda industrial, como aquelas associadas ao crescimento econômico global, podem afetar tanto a demanda por petróleo quanto à por cobre.

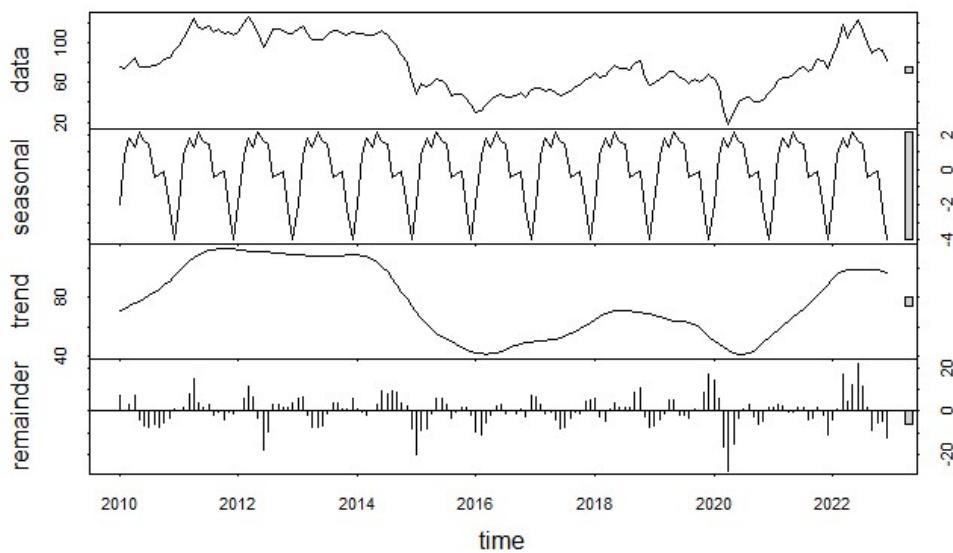
Além disso, o preço do petróleo pode influenciar os custos de produção e transporte tanto no setor de mineração quanto no de refino de cobre. Dessa forma, aumentos nos preços do petróleo podem levar a custos mais elevados para as empresas, impactando potencialmente os custos de produção do cobre. A série de dados utilizada é a média mensal do Preço spot do Brent na Europa FOB em dólares por barril. O Gráfico 17 apresenta essa série.

Gráfico 17 – Preço do Brent na Europa em dólares por barril



Fonte: Elaboração do autor com dados da Bloomberg, 2023

Gráfico 18 - Decomposição da série de preço do brent em sazonalidade, tendência e resíduos



Fonte: Elaboração do autor com dados da Bloomberg, 2023

5.6 Preço do Alumínio

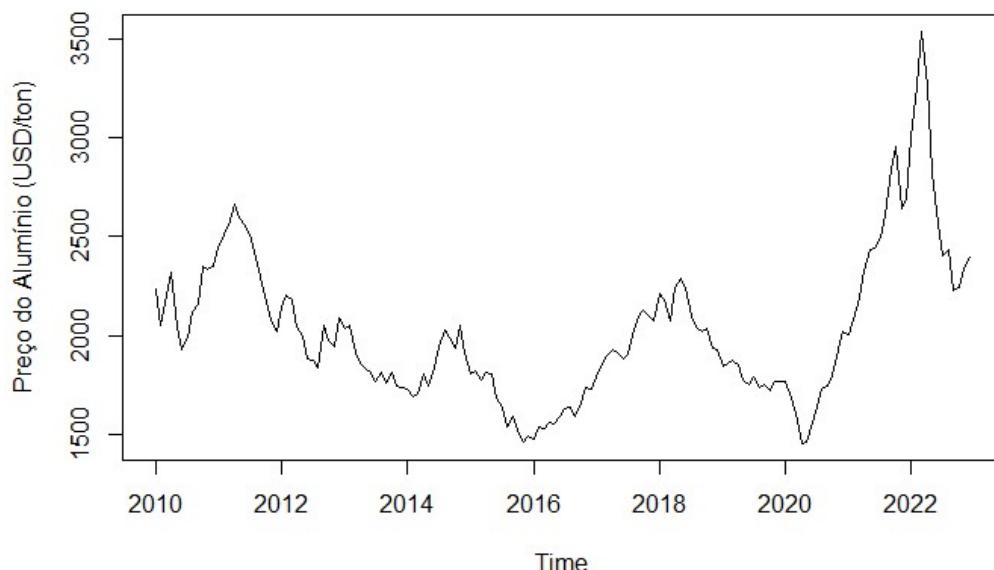
Em algumas aplicações, o alumínio pode ser substituído pelo cobre e vice-versa, dependendo das características específicas necessárias para determinado uso e das condições do mercado.

Embora o cobre seja superior ao alumínio em termos de condutividade elétrica, em algumas aplicações onde uma condutividade ligeiramente menor é aceitável, o alumínio pode ser utilizado devido à sua condução elétrica adequada. Isso é particularmente relevante em aplicações de transmissão de energia elétrica.

Além disso, o alumínio é significativamente mais leve do que o cobre, apresentando uma densidade mais baixa. Isso faz do alumínio uma escolha preferencial em aplicações onde a redução de peso é crítica, como na indústria aeroespacial e de transporte, contribuindo para a eficiência no consumo de combustível.

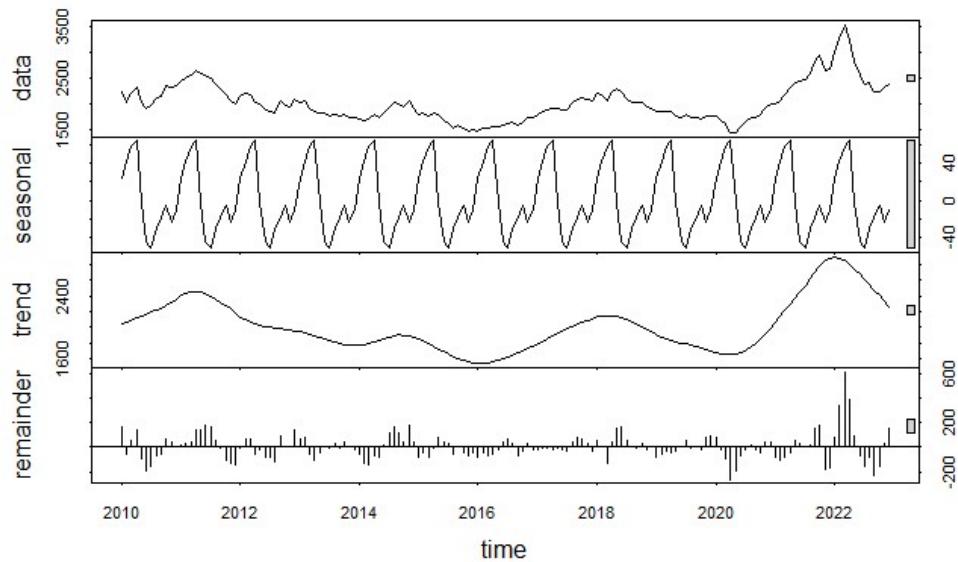
Por fim, o alumínio tem uma excelente resistência à corrosão, especialmente quando comparado ao cobre. Essa propriedade torna o alumínio adequado para aplicações em ambientes corrosivos, como construções expostas ao tempo, componentes marítimos e sistemas de refrigeração. Com isso, mudanças na substitutibilidade entre esses metais podem afetar a dinâmica de preços. O Gráfico 19 apresenta preço mensal do alumínio em dólares por tonelada negociado no mercado spot da LME.

Gráfico 19 – Preço do alumínio em dólares por tonelada



Fonte: Elaboração do autor com dados da Bloomberg, 2023

Gráfico 20 - Decomposição da série de preço do alumínio em sazonalidade, tendência e resíduos

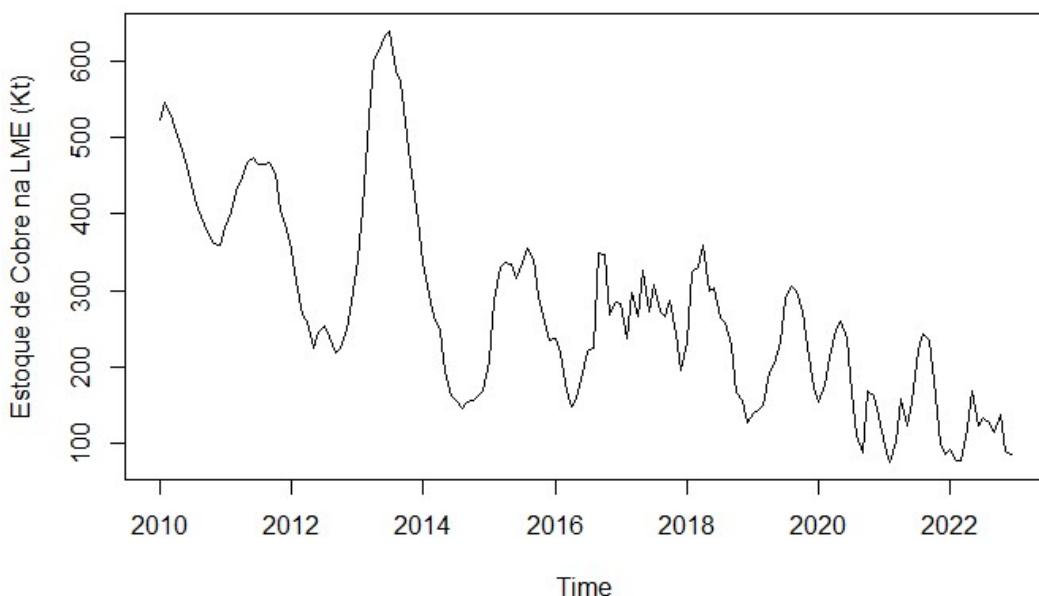


Fonte: Elaboração do autor com dados da Bloomberg, 2023

5.7 Estoque de Cobre na LME

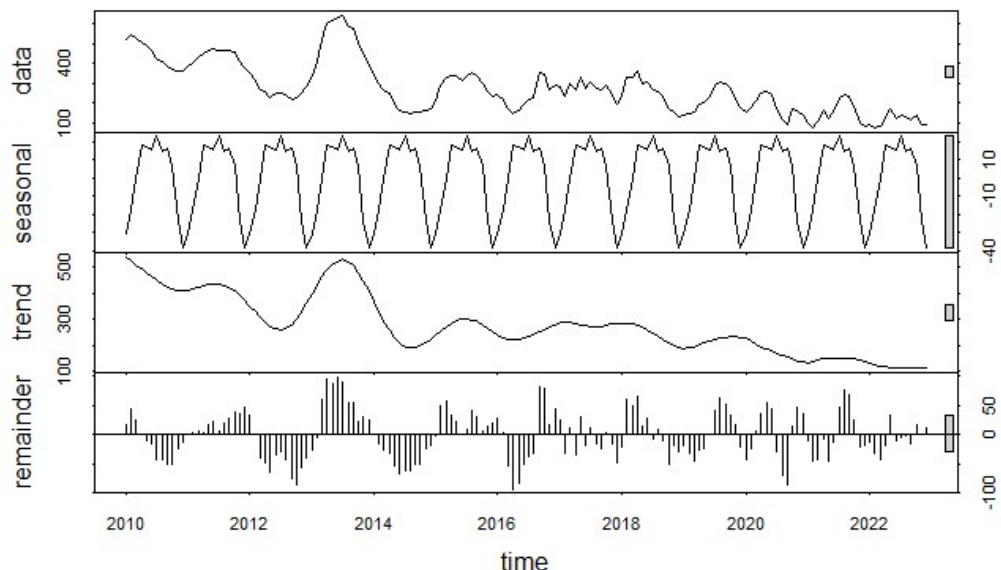
Dado que a LME é uma das principais bolsas de metais do mundo, os estoques de cobre na LME são uma medida direta da oferta disponível no mercado. Quando os estoques aumentam, isso pode indicar uma sobreoferta ou uma demanda enfraquecida em relação à produção, pressionando os preços para baixo. Por outro lado, estoques em declínio podem sugerir uma demanda robusta ou interrupções na oferta, exercendo pressões de alta sobre os preços. Segue abaixo o Gráfico 21 com a série de estoques de cobre na LME de 2010 a 2022.

Gráfico 21 – Estoque de cobre na LME em milhares de toneladas



Fonte: Elaboração do autor com dados da Bloomberg, 2023

Gráfico 22 - Decomposição da série de estoque de cobre em sazonalidade, tendência e resíduos



Fonte: Elaboração do autor com dados da Bloomberg, 2023

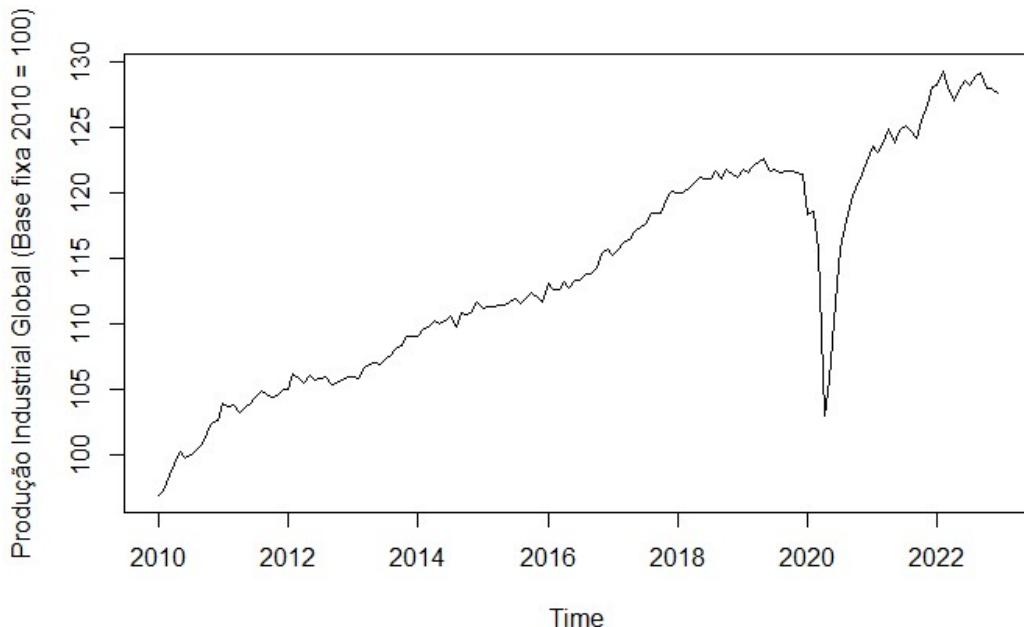
5.8 Produção Industrial Global

A relação entre a produção industrial global e o preço do cobre reflete a interconexão entre a atividade econômica e a demanda por esse metal essencial. O cobre é um componente vital em uma variedade de indústrias, incluindo eletrônicos, construção, transporte e energia.

Assim, a produção industrial global exerce uma influência significativa nos preços do cobre de várias maneiras.

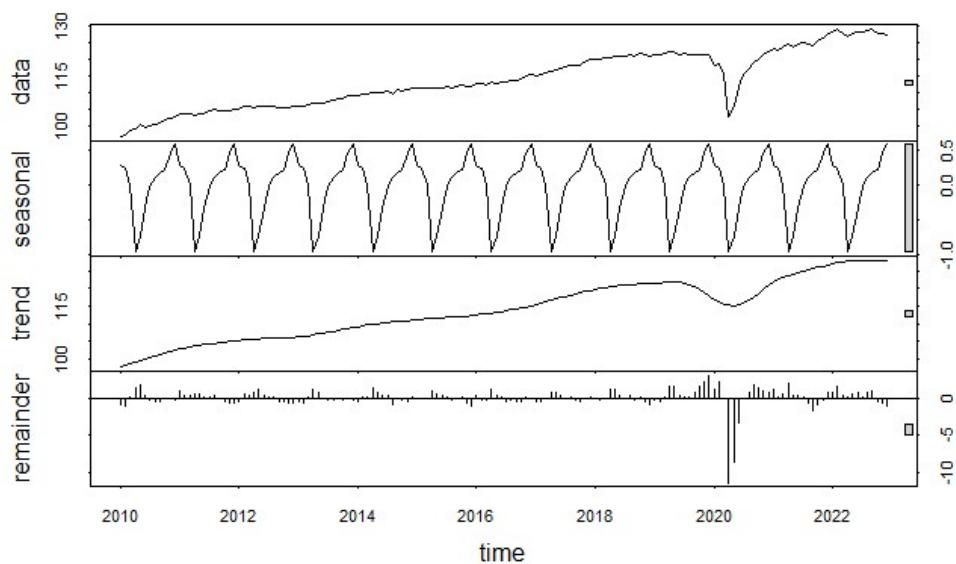
A Série de dados de Produção Industrial Global é proveniente do CPB Dutch Bureau for Economic Policy Analysis, um instituto de pesquisa independente que fornece análises e projeções econômicas relevantes para políticas econômicas. Uma de suas funções é auxiliar o Governo Holandês com o conhecimento científico e as percepções necessárias para prosseguir uma política econômica ativa. O índice é calculado utilizando o ano de 2010 como ano base e já sazonalmente ajustado. Os pesos dos países no índice são as participações desses países no valor agregado nominal global denominado em dólares na indústria. O Gráfico 23 apresenta essa série.

Gráfico 23 – Produção industrial global (Base fixa 2010 = 100)



Fonte: Elaboração do autor com dados do CPB Dutch Bureau, 2023

Gráfico 24 - Decomposição da série de produção industrial global em sazonalidade, tendência e resíduos

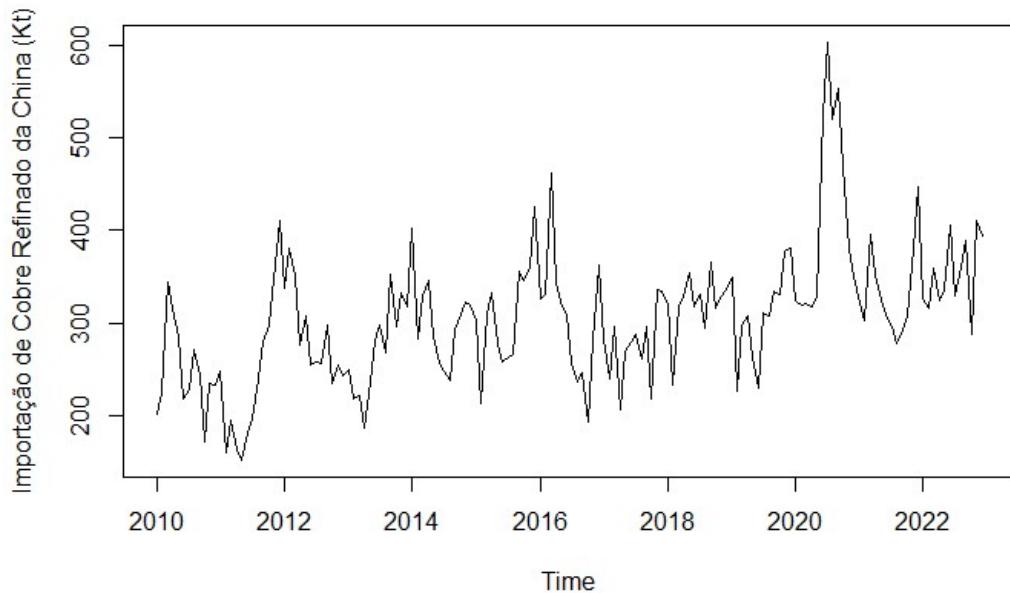


Fonte: Elaboração do autor com dados do CPB Dutch Bureau, 2023

5.9 Importação de Cobre da China

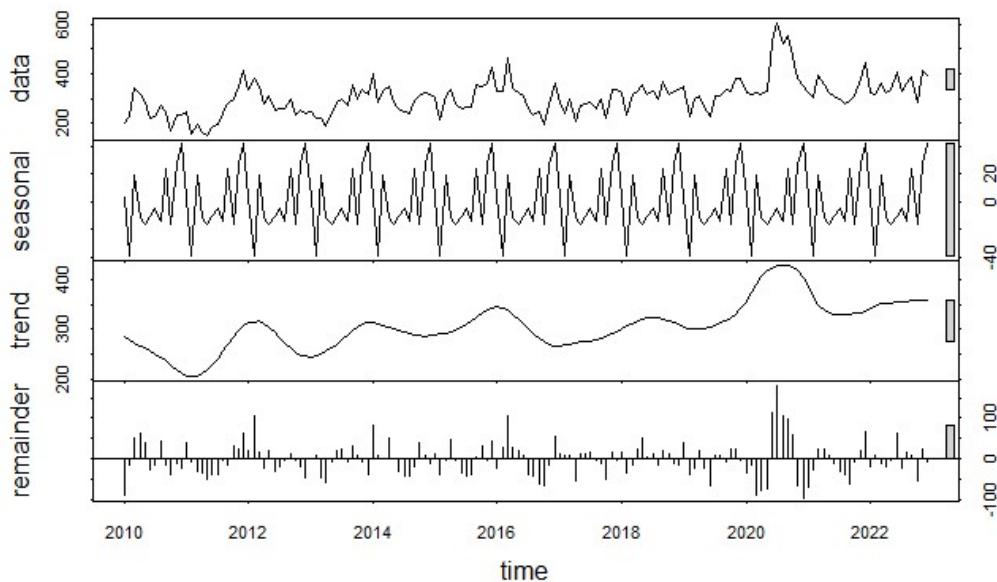
Como já dito anteriormente na seção 2.2, a China é maior consumidora de cobre do mundo com 55% da participação mundial. O crescimento econômico contínuo da China tem impulsionado uma demanda crescente por cobre. O país utiliza esse metal em uma variedade de setores, incluindo construção, infraestrutura, eletrônicos e veículos elétricos. Portanto, aumentos na importação de cobre pela China muitas vezes indicam uma demanda robusta por esse metal. Os dados dessa série são provenientes do International Trade Center (ITC), uma agência conjunta das Nações Unidas e da Organização Mundial do Comércio, que compila dados oficiais de comércio internacional de diversos países. O Gráfico 25 apresenta as importações mensais de cobre da China de 2010 a 2022.

Gráfico 25 – Importação de Cobre da China em milhares de tonelada



Fonte: Elaboração do autor com dados do ITC, 2023

Gráfico 26 - Decomposição da série de importação de cobre da China em sazonalidade, tendência e resíduos

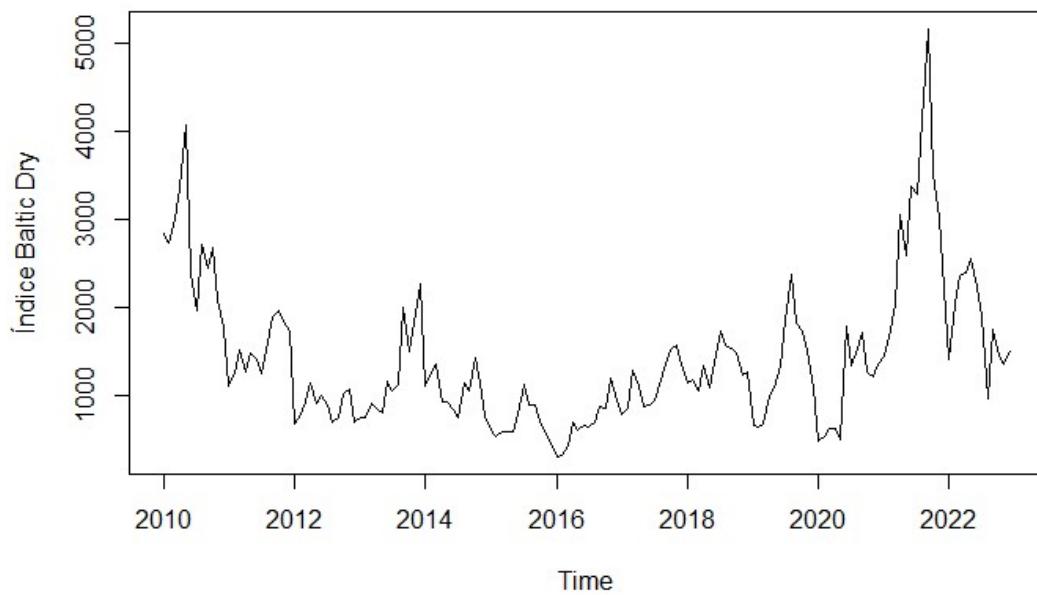


Fonte: Elaboração do autor com dados do ITC, 2023

5.10 Baltic Dry Index

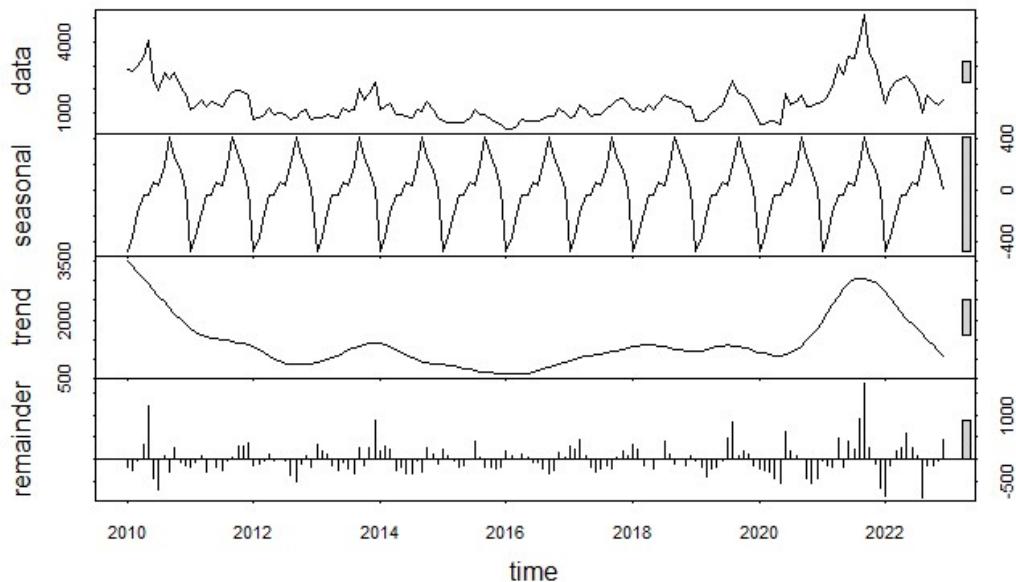
O Baltic Dry Index (BDI) é um indicador que rastreia os custos de transporte marítimo para commodities a granel, incluindo minério de ferro, carvão e grãos. Ele reflete a oferta e demanda por transporte marítimo e é considerado um indicador antecedente das condições econômicas globais. Como o BDI reflete as tendências no comércio internacional, a movimentação de mercadorias a granel sugere uma atividade comercial significativa entre países, e o cobre sendo uma commodity amplamente negociada globalmente, está diretamente vinculado a padrões de comércio internacional. Mudanças nas condições do BDI podem indicar mudanças nas dinâmicas do comércio que, por sua vez, impactam a demanda por cobre. O cálculo do Baltic Dry Index envolve uma média ponderada das taxas de frete para diferentes categorias de navios, como graneleiros capesize, panamax e supramax, em várias rotas comerciais. O Gráfico 27 apresenta a média mensal do índice de 2010 a 2022.

Gráfico 27 – Baltic Dry Index



Fonte: Elaboração do autor com dados da Bloomberg, 2023

Gráfico 28 - Decomposição da série do BDI em sazonalidade, tendência e resíduos

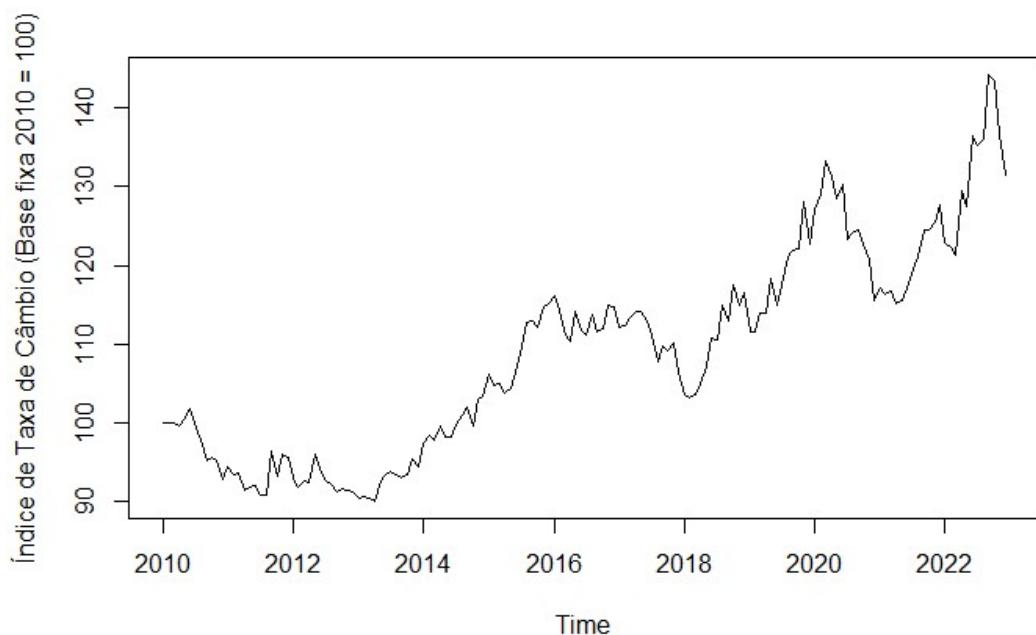


Fonte: Elaboração do autor com dados da Bloomberg, 2023

5.11 Índice de Taxa de Câmbio

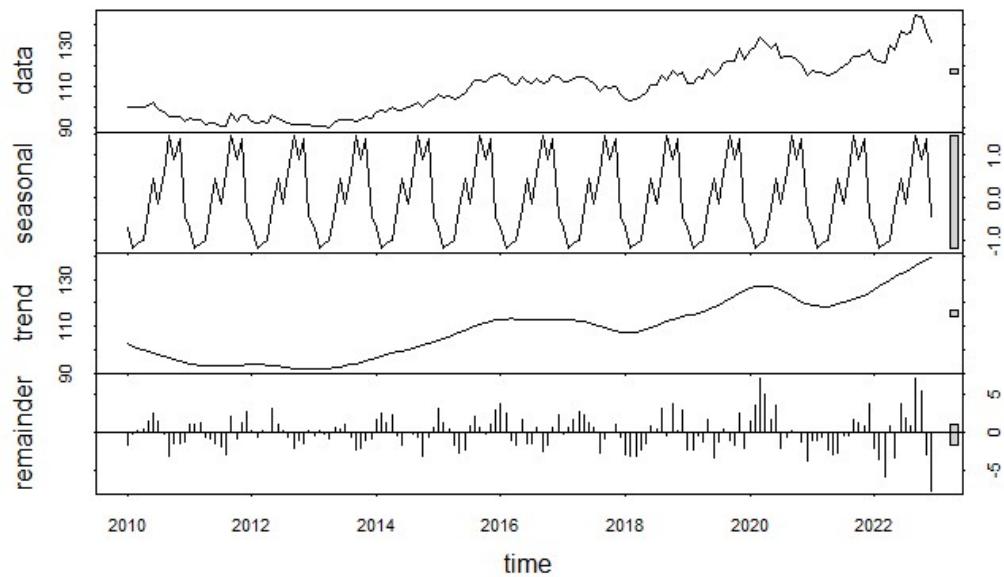
A influência da taxa de câmbio sobre o comércio internacional de cobre ocorre principalmente através de dois canais: o poder de compra dos países que consomem o cobre e a lucratividade dos países produtores de cobre. Quando o câmbio se desvaloriza e considerando um preço fixo do cobre em dólares, o metal torna-se mais caro para os países importadores. Isso desencoraja o consumo e, por conseguinte, exerce pressão de baixa sobre o preço do cobre em dólares. Por outro lado, no mesmo cenário de preço do cobre em dólares, uma desvalorização cambial beneficia os países produtores que exportam o metal, aumentando suas receitas. Isso estimula a oferta e, como resultado, também exerce pressão de baixa sobre o preço do cobre em dólares. Dessa forma, foi elaborado um índice atribuindo pesos iguais às seguintes séries de taxas de câmbio: Peso/US\$ (Chile) e Yuan/US\$ (China). Ambos países possuem uma posição de destaque no mercado de cobre. O Gráfico 29 apresenta o índice mensal de janeiro de 2010 a dezembro de 2022.

Gráfico 29 – Índice de Taxa de Câmbio (Base fixa 2010 = 100)



Fonte: Elaboração do autor com dados do Investing.com, 2023

Gráfico 30 - Decomposição da série do índice de taxa de câmbio em sazonalidade, tendência e resíduos



Fonte: Elaboração do autor com dados do Investing.com, 2023

Na tabela 1 apresentada abaixo, encontramos um resumo das séries que foram escolhidas para análise, juntamente com a justificativa para a seleção de cada uma delas e a natureza da relação esperada entre essas séries.

Tabela 1 – Razões das séries escolhidas e as relações esperadas

Série de Dados	Razão da Escolha	Relação Esperada
Produção de Cobre Global	Se a produção de cobre aumenta significativamente, deveria haver pressão de baixa nos preços.	Negativa
Produção de Cobre no Chile	Se o principal produtor de cobre aumenta a produção significativamente, deveria haver pressão de baixa nos preços.	Negativa
Preço do Brent	O preço do petróleo pode impactar os custos de produção e transporte para muitas indústrias, incluindo a produção de cobre. Com isso, aumentos no preço do petróleo deveriam pressionar de forma positiva o preço do cobre.	Positiva
Preço do Alumínio	Em algumas aplicações, o alumínio pode ser substituído pelo cobre e vice-versa devido à característica de ambos de serem bons condutores elétricos. Por isso, seria esperado que um aumento no preço do alumínio deveria levar a um aumento no preço do cobre.	Positiva
Estoque de Cobre	Dado um forte acúmulo de estoques, espera-se que uma sobreoferta de cobre pressione o preço do cobre para baixo	Negativa
Produção Industrial Global	Como o cobre é usado em uma ampla gama de setores da indústria, um aumento da produção industrial deveria pressionar de forma positiva o preço do cobre.	Positiva
Importação de Cobre da China	Quanto maior a importação de cobre do principal país consumidor de cobre, espera-se um aumento no consumo de cobre, e assim um pressão positiva sobre seu preço.	Positiva
Índice Baltic Dry	O BDI é um indicador que mede o custo de transporte marítimo a granel de commodities secas, e reflete a oferta e demanda pelo transporte marítimo dessas commodities. Com isso, ele pode ser considerado um indicador avançado da demanda global por commodities, e portanto, seria esperado uma relação positiva com o preço do cobre.	Positiva
Índice Taxa de Câmbio	Uma Taxa de Câmbio depreciada de um país exportador deveria estimular a produção e a exportação de cobre, enquanto uma Taxa de Câmbio apreciada de um país importador deveria estimular um maior consumo, e consequentemente, maior demanda.	Negativa

Fonte: Elaboração do autor, 2023

6. ANÁLISE DOS RESULTADOS

Primeiramente, a análise exploratória realizada neste estudo fez uso da versão 4.3.0 do software R para todos os estudos estatísticos que serão apresentados a seguir.

6.1 Resumo Estatístico

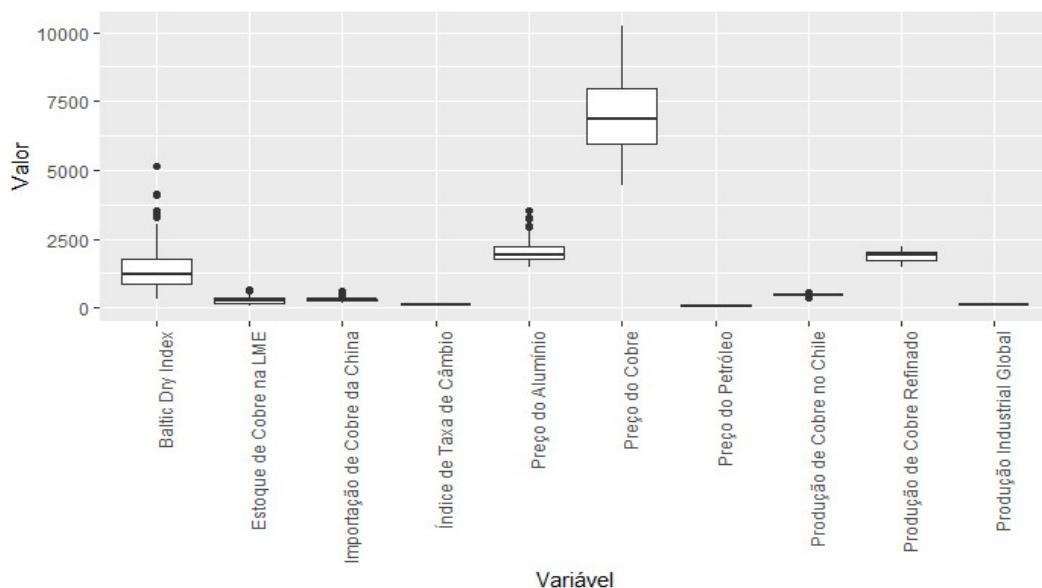
Primeiramente, segue abaixo a tabela 2 com o resumo estatística das séries que serão analisadas, e após, os boxplots das variáveis originais e das mesmas padronizadas.

Tabela 2 – Resumo estatístico

Série de Dados	Mínimo	1º Quartil	Mediana	Média	3º Quartil	Máximo	Desvio Padrão
Preço do Cobre (USD/t)	4462.8	5941.1	6874.8	7065.2	7985.4	10237.6	1447.1
Produção de Cobre Refinado (Kt)	1450.0	1739.0	1936.5	1897.6	2039.3	2201.9	180.6
Produção de Cobre no Chile (Kt)	368.3	447.4	468.9	466.5	487.2	551.5	32.7
Preço do Petróleo (USD/b)	18.4	56.1	74.3	77.6	106.9	125.5	26.5
Preço do Alumínio (USD/t)	1457.2	1769.7	1940.6	2025.0	2207.8	3537.9	374.3
Estoque de Cobre na LME (Kt)	75.3	167.7	257.4	275.9	347.8	640.3	131.9
Produção Industrial Global	97.0	106.1	112.9	114.0	121.4	129.3	8.4
Importação de Cobre da China (Kt)	152.9	257.3	308.6	306.0	335.8	603.4	72.2
Baltic Dry Index	317.0	862.0	1229.0	1423.3	1750.3	5167.0	812.9
Índice de Taxa de Câmbio	90.1	96.3	110.5	108.9	116.8	144.3	13.2

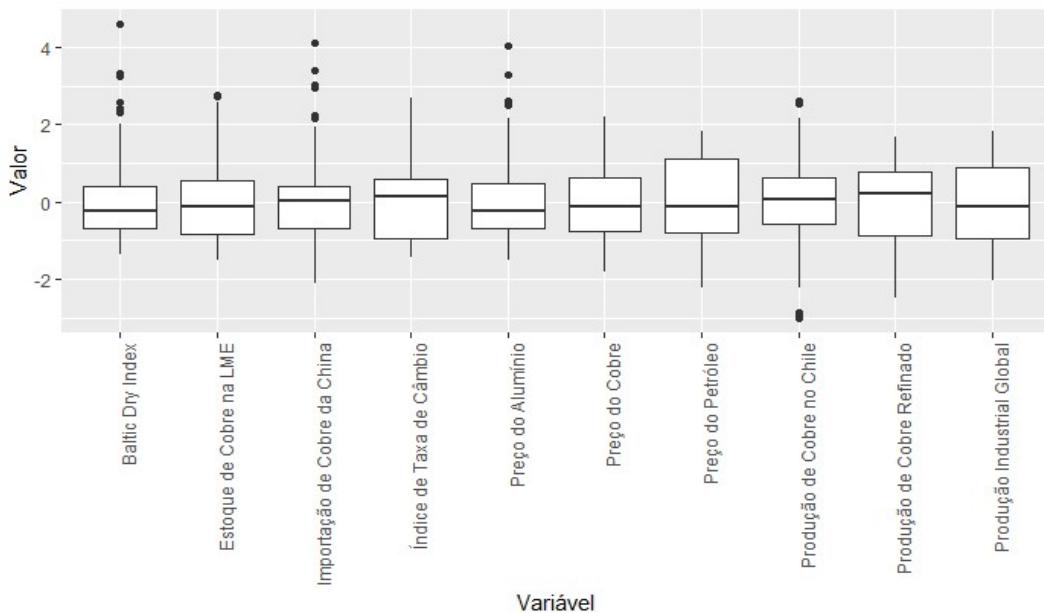
Fonte: Elaboração do autor, 2023

Gráfico 31 – Boxplot das séries originais



Fonte: Elaboração do autor, 2023

Gráfico 32 – Boxplot das séries padronizadas



Fonte: Elaboração do autor, 2023

6.2 Teste de Bartlett e Correlações Lineares

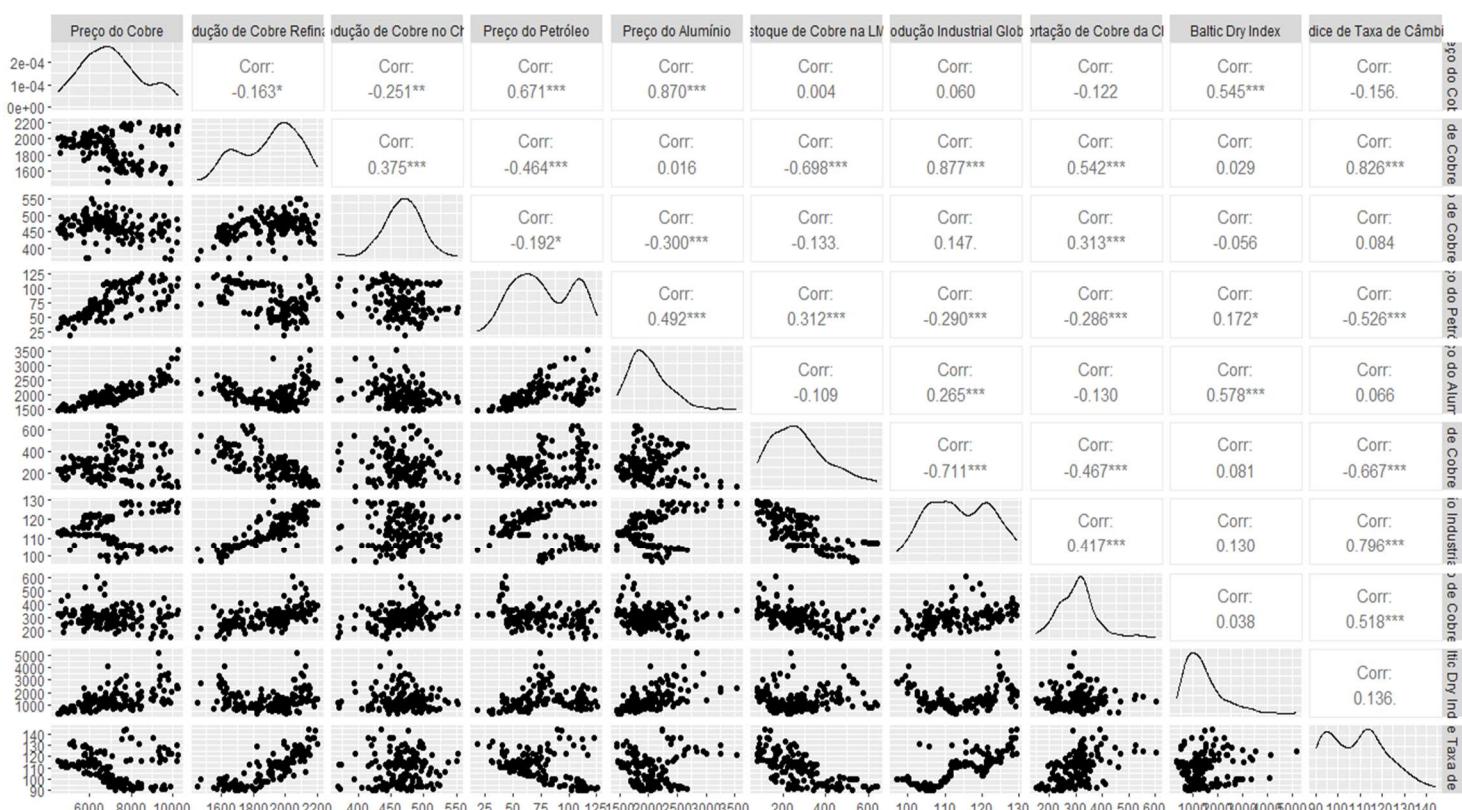
O Teste de Bartlett foi realizado no conjunto de dados e apresentou p-valor < $2.2 \times e^{-16}$. Como o p-valor foi inferior a 5%, a hipótese nula é rejeitada e indica que pelo menos uma das séries tem uma variância significativamente diferente das outras. O resultado sugere que existam correlações significativas nas variáveis de dados.

Também foram realizadas correlações lineares entre as variáveis e a variável do preço do cobre para nos auxiliar no processo de escolha das variáveis para a Regressão Linear Múltipla. Elas estão explicitadas na tabela 3 abaixo. Para maiores detalhes, também foi calculado a correlação linear de cada variável com cada outra variável. A Gráfico 33 exibe essas informações. Dentre os resultados, o Estoque de Cobre, a Produção Industrial e a Importação de Cobre da China se mostraram menos significativos e apresentaram correlações abaixo de 0,15. A Importação de Cobre da China apresentou uma fraca correlação negativa com o preço do cobre. A correlação negativa pode estar associada à relação mais comum existente da elasticidade preço-consumo. De que quanto menor o preço do cobre no mercado, maior é o consumo associado àquele bem, e com isso maior é importação da China. Todas as outras variáveis apresentaram os sinais das correlações em linha com as relações esperadas.

Tabela 3 – Resultado das correlações lineares entre as variáveis e o preço do cobre

Variáveis	Correlação Linear com Preço de Cobre
Produção de Cobre Refinado	-0.163
Produção de Cobre no Chile	-0.251
Preço do Petróleo	0.671
Preço do Alumínio	0.870
Estoque de Cobre na LME	0.004
Produção Industrial Global	0.060
Importação de Cobre da China	-0.122
Baltic Dry Index	0.545
Índice de Taxa de Câmbio	-0.156

Fonte: Elaboração do autor, 2023

Gráfico 33 – Gráficos de dispersão das variáveis da base de dados

Fonte: Elaboração do autor, 2023

6.3 Análise de Componentes Principais (PCA)

A análise de componentes principais foi realizada no conjunto de dados padronizado. De acordo com Kaiser critério, os componentes com autovalores maiores que 1 devem ser retidos na análise. Com isso, os três primeiros componentes principais foram mantidos. A proporção de cada componente principal explica a variação dos dados originais. Na Tabela 4, é apresentado a variância explicada de cada componente principal, essa proporção acumulada e também os autovalores associados a cada componente. Os valores encontrados para os componentes principais 1, 2 e 3 são respectivamente 40.48%, 27.38% e 10.09% e representam 77.94% da variabilidade total dos dados da matriz original. Os componentes principais são capazes de representar as variáveis originais. O alto valor de variabilidade nos dois primeiros componentes principais representa forte interdependência entre as variáveis.

Tabela 4 – Resultado das correlações lineares entre as variáveis e o preço do cobre

Componente Principal	Autovalor	Variância Explicada	Variância Acumulada Explicada
1	4.048	40.480	40.480
2	2.738	27.377	67.856
3	1.008	10.085	77.941
4	0.796	7.965	85.906
5	0.607	6.067	91.973
6	0.316	3.162	95.135
7	0.200	2.005	97.140
8	0.135	1.345	98.485
9	0.084	0.840	99.325
10	0.067	0.675	100.000

Fonte: Elaboração do autor, 2023

O peso ou loading de cada variável corresponde ao grau de influência dado pela correlação entre cada variável e algum componente que está sendo interpretado, ou seja, à importância de cada variável em cada componente principal. A Tabela 5 apresenta os resultados dos loadings para os três primeiros componentes principais. O Gráfico 34, que apresenta um gráfico biplot, também auxilia na visualização dessas informações. O biplot apresenta os dois primeiros componentes principais, que explicam 77.94% da variação dos dados originais. Pode-se observar que o Preço do Alumínio, o Baltic Dry Index e o Preço do Petróleo apresentaram os comportamentos mais parecidos com o Preço do Cobre em relação aos dois componentes principais. Todas as outras variáveis apresentaram comportamentos um

tanto quanto intermediários ou contrários. Fica o destaque para variável de Produção de Cobre no Chile que mais apresentou comportamento contrário em relação ao preço de cobre. Este fenômeno poderia ser justificado com base de que um alto nível de produção do principal país produtor do mundo, possa levar a um excesso de cobre no mercado, e assim exerce pressão negativa sobre o preço.

Tabela 5 – Resultado dos loadings para os três primeiros componentes principais

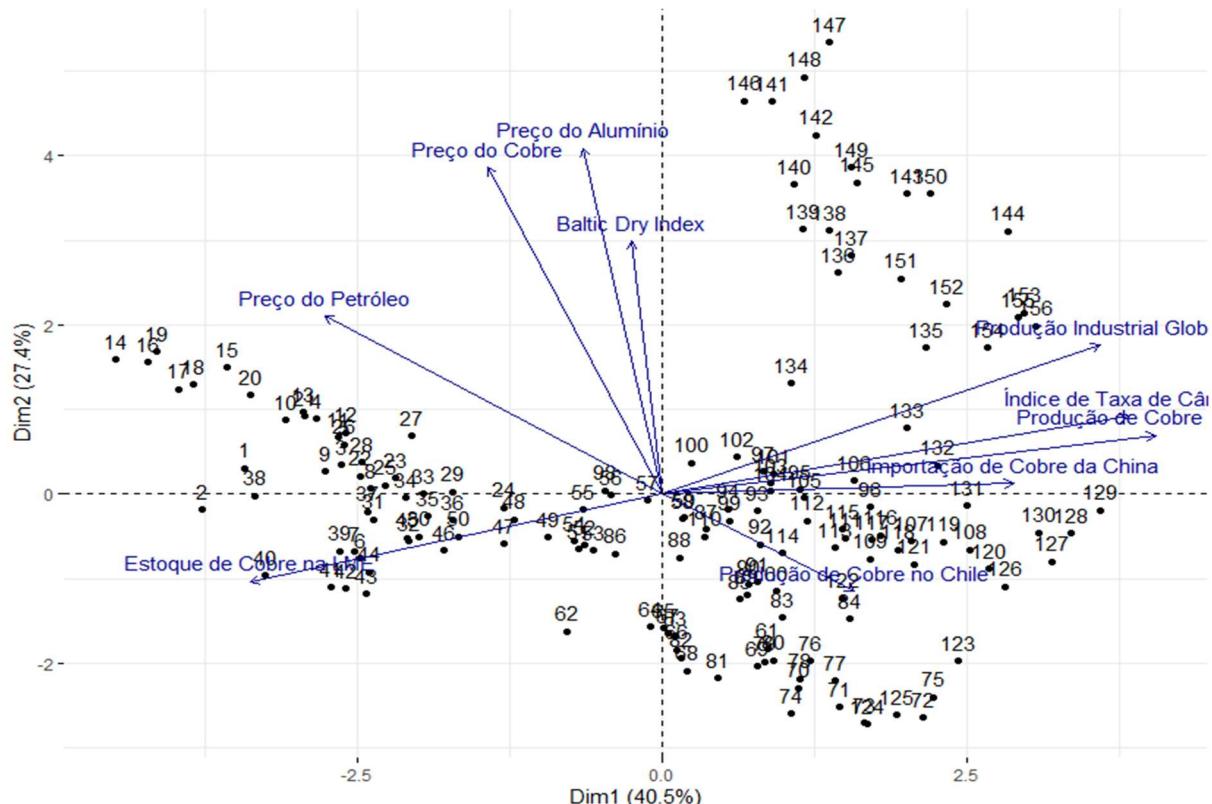
Variável	Componente 1	Componente 2	Componente 3
Preço do Cobre	-0.329	0.888	0.112
Produção de Cobre Refinado	0.931	0.160	0.059
Produção de Cobre no Chile	0.363	-0.263	0.824
Preço do Petróleo	-0.637	0.484	0.208
Preço do Alumínio	-0.148	0.939	-0.058
Estoque de Cobre na LME	-0.778	-0.237	0.165
Produção Industrial Global	0.827	0.405	-0.114
Importação de Cobre da China	0.664	0.029	0.340
Baltic Dry Index	-0.058	0.687	0.263
Índice de Taxa de Câmbio	0.882	0.212	-0.205

Fonte: Elaboração do autor, 2023

Claras mudanças nos comportamentos dos elementos amostrais são observadas a partir do ano de 2014, e também a partir de 2020. De 2010 a meados do início de 2014, tem-se uma clara nuvem de elementos amostrais na parte superior esquerda. Nada pode ser afirmado de forma concreta, mas esse foi um período marcado por altos níveis de estoques de cobre e de petróleo junto à altos níveis de preços dessas commodities. Isso ocorreu devido ao grande aumento das produções anuais tanto para o cobre devido às expansões da capacidade de produção de cobre em várias partes do mundo como Chile, Peru, China e Zâmbia, quanto para o petróleo com a descoberta de grandes reservas de gás de xisto nos Estados Unidos. Mas ainda assim, foi o período de recuperação econômica pós crise de 2008. De 2014 a 2020, o gráfico apresenta uma concentração de elementos amostrais na parte inferior direita. Esse foi um período marcado por um leve crescimento econômico estável global até a chegada da pandemia. Por fim, do início da Pandemia (início de 2020) até o final de 2022, os elementos amostrais passam a se concentrar na parte superior direita.

A partir desses resultados, para a realização do Modelo VAR, dos testes de causalidade e das análises de impulso-resposta foram removidas as variáveis que apresentaram menor interdependência com o preço do cobre e se mostraram menos significativas a partir das relações de correlação linear e análise de componentes principais. Com isso, foram retiradas as seguintes variáveis: Estoque de Cobre na LME, Produção Industrial Global, Importações de Cobre da China e Produção de Cobre Refinado Global.

Gráfico 34 – Biplot dos dois primeiros componentes principais



Fonte: Elaboração do autor, 2023

6.4 Verificação de estacionaridade e modelo VAR

Para verificar a estacionaridade das séries temporais, foi realizado o teste Dickey-Fuller (ADF) aumentado para cada série no nível e na diferença, como indicado nas tabelas 6 e 7. Além disso, foi feito o teste de Zivot-Andrews, que checa a existência de quebras estruturais.

Vamos verificar se cada série é estacionária I(0) ou não estacionária I(1). Se haver quebra estrutural, os testes de raiz unitária podem ser enviesados tendendo a não rejeição da

hipótese nula. Com isso, vamos testar a raiz unitária para cada série em nível e em primeira diferença através do teste ADF. Tal teste verifica se a hipótese nula de uma raiz unitária está presente em um modelo autorregressivo. Já a hipótese alternativa é diferente dependendo de qual versão do teste é usada:

- * 01 – Estacionário;
- * 02 – Estacionário com intercepto (“drift”);
- * 03 – Estacionário com tendência (“trend”).

No teste de Zivot & Andrews, a hipótese nula informa que a série tem raiz unitária com quebra estrutural. A hipótese alternativa informa que as séries são estacionárias com quebras.

Tabela 6 – Resultados dos testes ADF e ZA para as séries em nível

Variável	Estatística t	Estatística t com drift	Estatística t com tendência	Zivot-Andrews
Preço do Cobre	-0.0565	-1.8555	-1.841	-2.9925
Produção de Cobre do Chile	-0.905	-6.8603**	-6.9204**	-8.7251***
Preço do Brent	-0.6123	-2.0362	-2.3116	-3.7494
Preço do Alumínio	-0.159	-2.2853	-2.3599	-2.7442
Índice Baltic Dry	-1.8194*	-3.3582**	-3.4614**	-4.9911*
Índice Taxa de Câmbio	1.0869	-0.4257	-2.944	-3.7172

Fonte: Elaboração do autor, 2023.

Nota: ** significante a 5%, * significante a 10%

Tabela 7 – Resultados dos testes ADF e ZA para as séries na diferença

Variável	Estatística t	Estatística t com drift	Estatística t com tendência	Estatística t Zivot-Andrews
ΔPreço Cobre	-7.4489**	-7.426**	-7.4272*	-10.4737**'
ΔProdução de Cobre do Chile	-12.8316**	-12.7921**	-12.7465**	-16.7066**'
ΔPreço Brent	-8.6805**	-8.6494**	-8.6198**	-9.8558**'
ΔPreço Alumínio	-8.4098 **	-8.3823**	-8.3931**	-11.3059**'
ΔÍndice Baltic Dry	-9.6305**	-9.6074**	-9.6089**	-14.7009**'
ΔÍndice Taxa de Câmbio	-7.8268**	-7.8806**	-7.8819**	-15.9495**'

Fonte: Elaboração do autor, 2023.

Nota: ** significante a 5%, * significante a 10%

Os testes sugerem que tanto a série em nível de produção de cobre do Chile quanto a série em nível do Baltic Dry Index são estacionárias ou I(0). Enquanto isso, as séries do Preço de Cobre, do Preço do Brent, do Preço do Alumínio e do Índice de Taxa de Câmbio se mostraram estacionárias apenas após a aplicação da diferença. Como foi encontrado duas séries em nível estacionárias, podemos aplicar o modelo VAR, sem a necessidade de verificar cointegração entre as séries. Isso teria de ser feito, se todas as séries em nível fossem I(1). Com isso, vamos utilizar uma base de dados com todas as séries estacionárias I(0) para realizar o modelo VAR.

Antes, uma questão central na análise VAR é encontrar o número de defasagens, que produz os melhores resultados. Usamos critérios de informação como AIC, BIC ou HQ. Geralmente, a AIC é preferida a outros critérios, devido às suas características favoráveis de previsão de pequenas amostras. A AIC sugeriu usar uma ordem de 1, então vamos estimar um modelo com uma defasagem.

Previamente, o modelo foi rodado sem a utilização de dummies, o que estava gerando tanto problemas de heterocedasticidade quanto existência de autocorrelação nos dados. Como o teste de Zivot-Andrews indicou uma quebra estrutural em jan-2011 para a produção de cobre no Chile, e como já citado anteriormente, o período de jan/2010 à dez/2013 foi marcado por

um forte aumento da produção anual chilena, foi adicionado uma dummy para esse período. Além disso, foi adicionado uma dummy para o período da pandemia de mar/2020 à jul/2022, quando a maior parte das restrições de mobilidade no mundo, e principalmente na China já estavam sendo removidas. Por fim, foi adicionado um drift e um coeficiente de tendência, já que as séries em nível de Produção de Cobre do Chile e do Baltic Dry Index se mostraram mais significativas com tais nos testes de raiz unitária.

Tabela 8 – Resultado do Modelo VAR

Variável	Coeficiente	Erro Padrão	Pr(> t)
ΔPreço de Cobre (L1)	-0.02125	0.09689	0.82673
Produção de Cobre do Chile (L1)	0.89781	0.84795	0.29146
ΔPreço Brent (L1)	-2.23709	4.69019	0.63411
ΔPreço Aluminio (L1)	0.96421	0.32318	0.00335 **
Índice Baltic Dry (L1)	0.01002	0.03858	0.79554
ΔÍndice Taxa de Câmbio (L1)	-48.19988	10.96356	2.12e-05 ***
Dummy Produção Chile (L1)	83.36139	104.70993	0.42727
Dummy Pandemia (L1)	60.86834	99.7856	0.54283
Constante	-483.92511	418.9632	0.24998
Tendência	0.52151	1.14936	0.6507

Fonte: Elaboração do autor, 2023.

Nota: *** significante a 1% , ** significante a 5% e * significante a 10%.

É possível verificar que tanto Preço do Alumínio com lag 1 e o Índice de Taxa de Câmbio com lag 1 deram significativos ao Preço do Cobre a um nível de 5%. O modelo sugeriu uma relação positiva entre o preço do alumínio e o preço do cobre, em linha com a relação esperada, já que o alumínio pode ser considerado um bem substituto do cobre em certas aplicações, logo uma alta no preço do alumínio exerceria pressão positiva sobre o preço do

cobre. O valor do coeficiente entre as variáveis foi de 0.90. O modelo também sugeriu uma relação negativa entre o Índice de Taxa de Câmbio e o preço do cobre, a qual também era esperada, já que uma taxa de câmbio depreciada de um país exportador deveria estimular a produção e a exportação de cobre, enquanto uma Taxa de Câmbio apreciada de um país importador deveria estimular um maior consumo, e consequentemente, maior demanda.

A partir disso, vamos realizar dois testes de especificação, sendo eles: o Portmanteau Test, um teste de autocorrelação para verificar se os erros são conjuntamente não correlacionados no curto prazo (Utilizamos 10 lags no teste por uma questão prática, mas a partir da oitava defasagem já estava sendo sugerido a não autocorrelação entre os erros); e o ARCH Test, um teste para verificar a presença de heterocedasticidade.

Tabela 9 – Resultados do testes de autocorrelação e de heterocedasticidade

Portmanteau Test		ARCH Test	
P-Valor	Qui-quadrada	P-Valor	Qui-quadrada
0.1977	604.64	1	5364

Fonte: Elaboração do autor, 2023.

Como $0.1977 > 0.05$, podemos rejeitar a hipótese nula de não autocorrelação, ou seja, os erros não são autocorrelacionados. Já o p-valor = $1.0 > 0.05$, aponta que o teste não rejeita a hipótese nula de homocedasticidade condicional a 5%, o que sugere ausência de heterocedasticidade. Ambos resultados indicam que o modelo está bem especificado.

6.5 Teste de Causalidade de Granger e Função Impulso-Resposta

Com o intuito de avaliar possíveis relações de causalidade entre as variáveis e o preço do cobre, foi realizado testes de Causalidade de Granger. Para relembrar o funcionamento do teste, se um evento Y acontece após um evento X, a conclusão é que Y não pode ser a causa de X. Ainda sim, isso não implica que Y seja causado por X. Foram realizados testes de causalidade para a defasagem de 1 mês, dado que foi o lag indicado pelo critério AIC para ser usado no Modelo VAR

Tabela 10 – Resultados dos testes de Causalidade de Granger

Variável	Estatística F	p-valor
Produção de Cobre do Chile	1.3984	0.2021
Preço do Brent	0.20807	0.9837
Preço do Alumínio	2.623	0.01087
Índice Baltic Dry	1.8926	0.06736
Índice Taxa de Câmbio	3.6916	0.000591

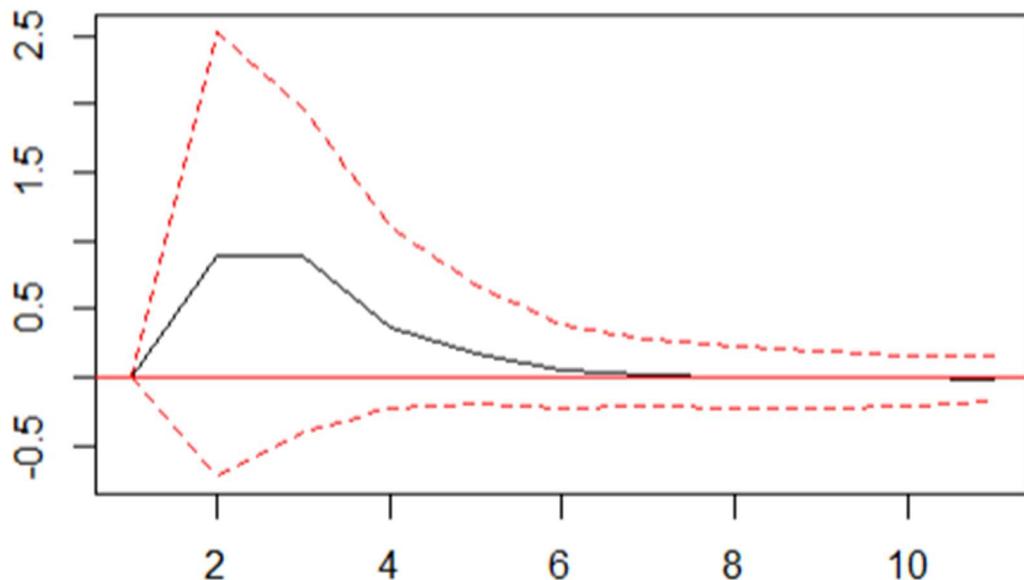
Fonte: Elaboração do autor, 2023

Resultados que apresentam um baixo p-valor, geralmente abaixo de 0.05, indicam evidência estatística para rejeitar a hipótese nula de que não há causalidade de Granger. Nesse caso, você pode afirmar que há evidências de causalidade entre as variáveis. Dados os testes, apenas o Preço do Alumínio com lag 1 e o Índice de Taxa de Câmbio com lag 1 mostraram evidências de causalidade com o Preço do Cobre.

Por fim, para se obter uma melhor intuição do comportamento dinâmico entre as variáveis, são usadas respostas ao impulso (IR). Elas são a reação de uma variável de resposta a um choque de uma variável de impulso. A trajetória da variável de resposta pode ser plotada, o que resulta nas curvas onduladas a seguir. Nos gráficos de resposta ao impulso, a linha contínua em preto representa o impacto estimado em cada período de tempo, enquanto as linhas vermelhas pontilhadas representam um desvio padrão acima e abaixo desse valor. Em termos gerais, considera-se que o impacto estimado existe em cada período quando o intervalo entre as linhas pontilhadas vermelhas não inclui a linha zero. Em outras palavras, a existência desse impacto é aceita para variações de até um desvio padrão em ambas as direções.

Adicionalmente, é importante notar que nos gráficos o período "t" corresponde a uma defasagem de t-1. Isso ocorre porque o instante denominado como 1 no gráfico realmente corresponde ao instante 0. Portanto, os gráficos contêm 13 pontos, não 12.

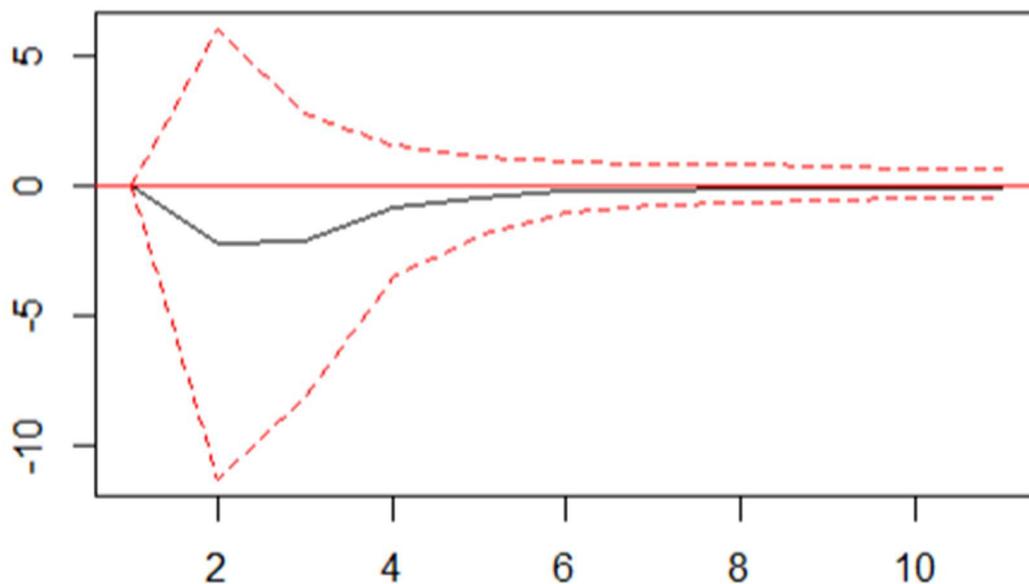
Gráfico 35 – Impulso Resposta – Preço Cobre x Produção de Cobre do Chile



Fonte: Elaboração dos autor, 2023.

Analizando a resposta do preço de cobre à um choque na produção de Cobre do Chile (Gráfico 35), ela não apresentou uma resposta significativa. Esse resultado está em acordo com a não causalidade de Granger encontrada anteriormente. Duas possíveis razões para esse resultado podem ser: 1) que existe sim uma relação de causalidade, entretanto o preço do cobre responde de forma imediata a variações no nível de produção. Uma vez que na presente análise foi utilizada a média mensal do preço e o dado existente de produção é de frequência mensal, um tempo de resposta consideravelmente inferior a um mês não é devidamente captado; 2) Alguns analistas defendem que é a demanda quem consiste em um driver para os preços do metal, e não a oferta, sendo a oferta reativa ao preço e não o inverso.

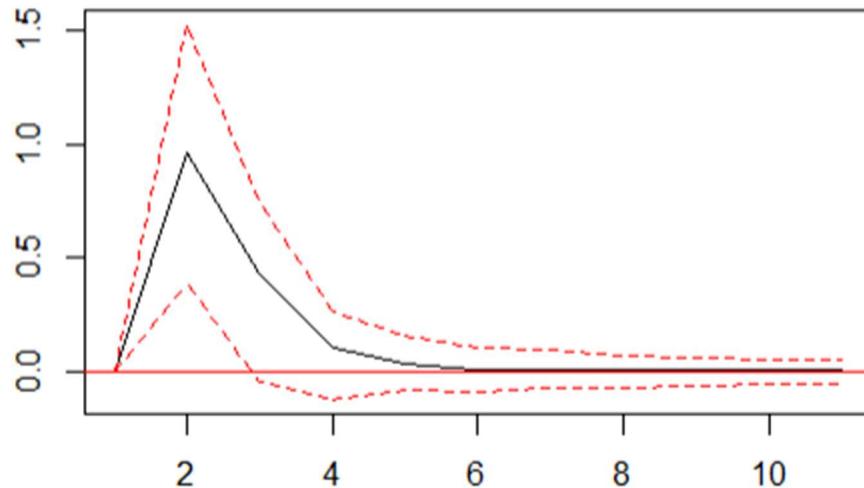
Gráfico 36 – Impulso Resposta – Preço Cobre x Preço Brent



Fonte: Elaboração do autor, 2023.

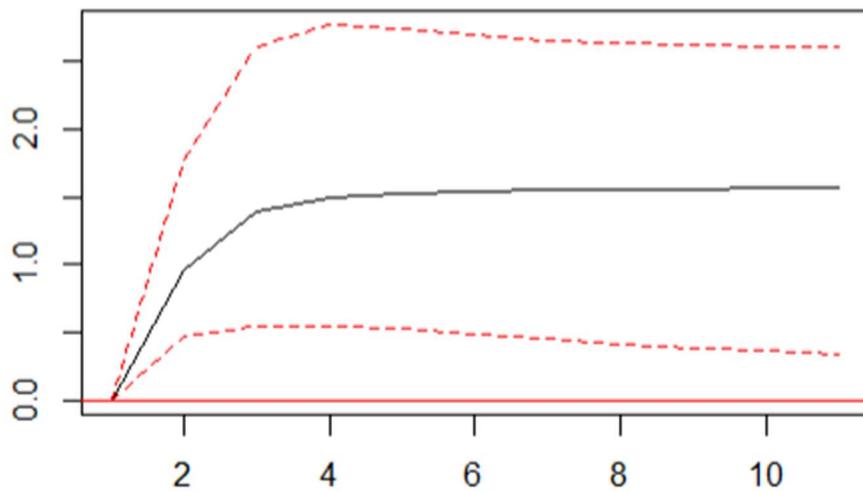
Em relação ao Preço do Brent, também não há um impacto estatisticamente relevante sobre o preço do cobre. Resultado também em linha com a não causalidade de Granger encontrada anteriormente. A expectativa era que houvesse uma relação causal através dos custos de produção: à medida que o preço do petróleo aumenta, os custos de produção do cobre também aumentam, sugerindo um repasse desses custos elevados para o preço final. Esse processo de transmitir o aumento dos custos de produção para o preço final é comum em mercados onde existe diferenciação de produtos. No entanto, no caso do cobre, o preço final é determinado internacionalmente, refletindo o equilíbrio entre oferta e demanda. Nesse contexto, os produtores têm uma influência limitada ou quase inexistente sobre o preço. Portanto, a falta de causalidade entre os preços do petróleo e do cobre pode ser explicada pelo fato de que essa transmissão não é necessária ou não é possível: os produtores podem tentar repassar as mudanças em seus custos para o preço final, mas podem não conseguir devido às dinâmicas predominantes de oferta e demanda que determinam o preço da commodity.

Gráfico 37 – Impulso Resposta – Preço Cobre x Preço Alumínio



Fonte: Elaboração do autor, 2023.

Gráfico 38 – Impulso Resposta Acumulada – Preço Cobre x Preço Alumínio

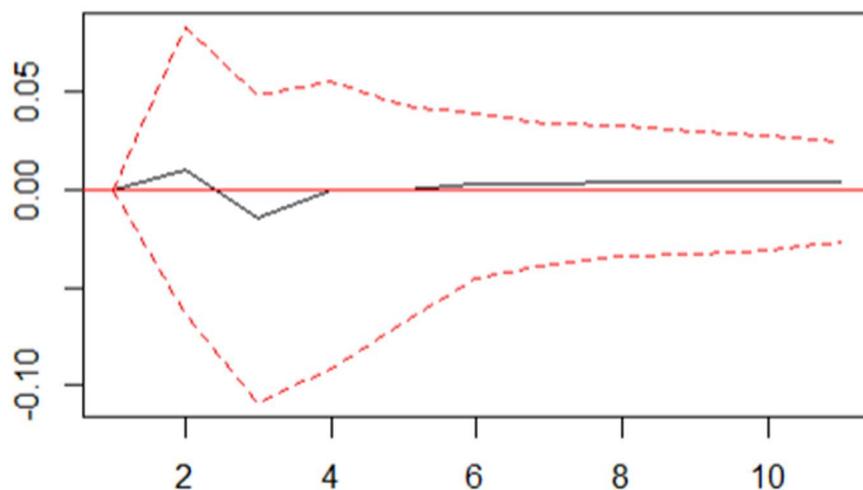


Fonte: Elaboração do autor, 2023.

Em relação ao preço do alumínio, a análise da função impulso-resposta indica que há um impacto estatisticamente relevante sobre o preço do cobre após 1 mês, o que está de acordo com o resultado achado no Teste de Causalidade de Granger. Além disso, o Gráfico mostra que o choque provoca uma resposta positiva no preço do cobre. Relembrando, a variável de Preço do alumínio presente no modelo VAR estimado anteriormente, também indicou essa relação positiva. Essa relação era esperada em função do possível efeito substituição entre o cobre e o

alumínio, que em algumas aplicações: quando o preço do alumínio sobe, espera-se um movimento de substituição pelo cobre, elevando assim o preço do metal vermelho. Já na Gráfico 38, é apresentado a resposta acumulada ao choque do preço do alumínio. Com ela pode-se concluir que até no longo prazo a resposta é positiva.

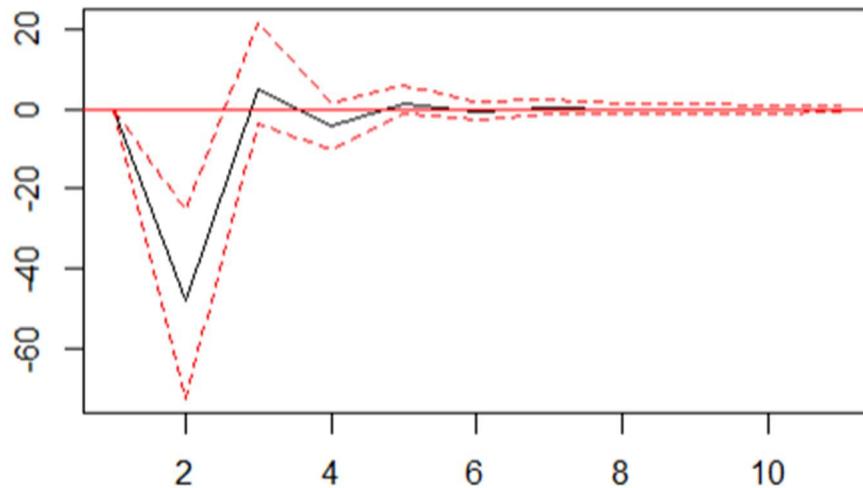
Gráfico 39 – Impulso Resposta – Preço Cobre x Baltic Dry Index



Fonte: Elaboração do autor, 2023.

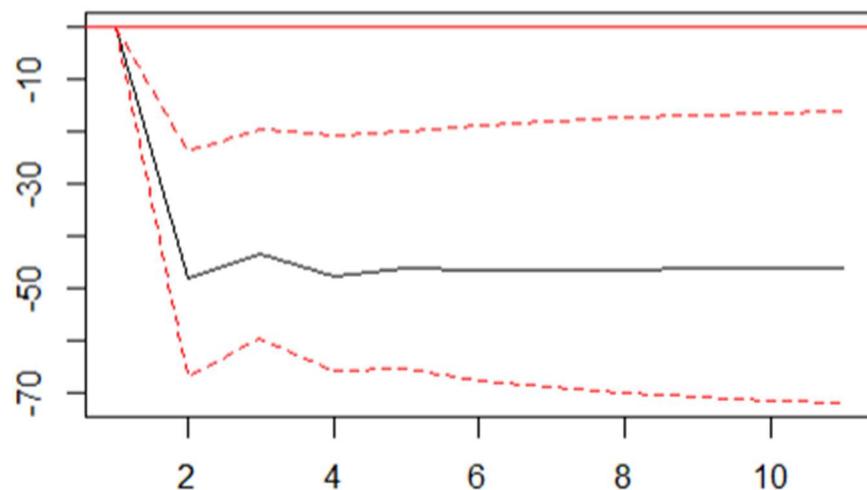
Já analisando um choque no Baltic Dry Index, não é apresentado um impacto estatisticamente relevante sobre o preço do cobre. Esse resultado está em linha com a não causalidade de Granger encontrada anteriormente. A relação esperada entre o Baltic Dry Index e o preço do cobre seria positiva, já que o BDI é um indicador que mede o custo de transporte marítimo a granel de commodities secas. Dessa forma, ele reflete as tendências no comércio internacional, dado que a movimentação de mercadorias a granel representa uma atividade comercial significativa entre países e o cobre sendo uma commodity amplamente negociada globalmente, estaria diretamente vinculado a padrões de comércio internacional. Entretanto, os resultados não apoiam essa tese.

Gráfico 40 – Impulso Resposta – Preço Cobre x Índice de Taxa de Câmbio



Fonte: Elaboração do autor, 2023.

Gráfico 41 – Impulso Resposta Acumulada– Preço Cobre x Índice de Taxa de Câmbio



Fonte: Elaboração do autor, 2023.

Por último, o impulso-resposta do Índice de Taxa de Câmbio sobre o preço do cobre mostra que há um impacto negativo estatisticamente relevante após 1 mês. Esse resultado está em linha com os resultados do Modelo VAR e da análise de causalidade. Além disso, a resposta acumulada também apresenta um impacto negativo no longo prazo. Dessa forma, os resultados corroboram a relação esperada negativa entre essas duas variáveis, já que uma taxa de câmbio depreciada de um grande país exportador deveria estimular a produção e a exportação de cobre,

enquanto uma taxa de câmbio apreciada de um grande país importador deveria estimular um maior consumo, e consequentemente, maior demanda. Entretanto, é visível também uma possível leve resposta positiva do preço do cobre após 2 meses.

6.6 Regressão Linear Múltipla

É valioso examinar de que maneira todas as variáveis significativas previamente identificadas influenciam coletivamente o preço do cobre. Relações identificadas entre pares de variáveis podem ser potencialmente perdidas ou modificadas quando conduzimos uma análise global que envolve várias delas simultaneamente. Com esse propósito, criou-se um modelo de regressão múltipla no qual o preço do cobre é a variável dependente, enquanto as variáveis previamente identificadas como relevantes nas análises anteriores são consideradas como variáveis explicativas, elas são: o Preço do Alumínio com lag 1 e o Índice de Taxa de Câmbio com lag 1. Além de permitir a avaliação do efeito conjunto das variáveis relevantes, o modelo de regressão múltipla também possibilita a análise, através do coeficiente de determinação, de quanta variação no preço do cobre pode ser explicada por essas variáveis.

A partir das tabelas 11 e 12, é possível visualizar um coeficiente de explicação de 74.42%, um número bem razoável. Como foi obtido um R^2 ajustado de 74.08%, um número bastante próximo do R^2 , isso indica que não há necessidade de reduzir o número de variáveis explicativas do modelo. Ainda mais que, todas as variáveis se mostraram altamente significativas, o que é algo bastante positivo. Pode-se visualizar também que os sinais dos coeficientes das variáveis continuaram os mesmos das análises anteriores: positiva para o Preço do Alumínio e negativa para o Índice de Taxa de Câmbio. Em relação à intensidade dos coeficientes, os resultados sugerem que uma variação de 1 dólar no preço do alumínio no período t-1 provoca uma variação positiva de aproximadamente 3,3 dólares no preço do cobre no período t, enquanto uma variação em 1 unidade do nosso índice de taxa de câmbio no período t-1 provoca uma variação negativa de aproximadamente 22,5 dólares no preço do cobre no período t.

Tabela 11 – Resultados da 1º Regressão Linear Múltipla

Critério	Valor
R ²	0.7442
R ² ajustado	0.7408
Erro padrão Residual	739
Estatística F	221.1
Graus de Liberdade	152

Fonte: Elaboração do autor, 2023

Tabela 12 – Resultado da 1º estimativa dos parâmetros das variáveis

Variável	Coeficiente	Erro-Padrão	Pr(> t)
Intercepto	2846.8936	579.588	2.31e-06 ***
Preço do Alumínio (L1)	3.2951	0.1593	< 2e-16 ***
Índice Taxa de Câmbio (L1)	-22.5089	4.5628	< 2e-16 ***

Fonte: Elaboração do autor, 2023

Nota: *** significante a 1% , ** significante a 5% e * significante a 10%.

Além disso, dada que essa regressão é bastante simples, com apenas duas variáveis explicativas, testou-se adicionar mais 3 variáveis explicativas de forma a aumentar o coeficiente de explicação do modelo e com o intuito de avaliar aquela leve resposta positiva do preço do cobre à um choque da taxa de câmbio após 2 meses. As variáveis adicionadas foram: o Preço do Alumínio com lag 2, o Índice de Taxa de Câmbio com lag 2, e o Preço do Cobre com lag 1. As duas tabelas 13 e 14 a seguir apresentam os resultados dessa nova regressão. Impressionantemente, o coeficiente de explicação aumentou para 95.6%, enquanto o coeficiente de explicação ajustado aumentou para 95.45%. Mais fascinante ainda, foi que todas as variáveis, com exceção do intercepto, se mostraram bastante significativas.

Em relação aos coeficientes, os sinais das variáveis anteriores com 1 lag de defasagem continuaram os mesmos, corroborando com os resultados do Modelo VAR. Já, o Preço do Alumínio com lag 2 apresentou coeficiente negativo, enquanto a taxa de câmbio com lag 2 realmente apresentou coeficiente positivo, em linha com os resultados dos testes de causalidade. Por fim, o preço do cobre com lag 1 apresentou um coeficiente positivo. Isso

sugere que em períodos consecutivos, há uma persistência nas mudanças dos preços de cobre. Nesse caso, uma alta no preço do cobre em $t-1$ estaria associada a uma expectativa de alta no preço em t .

Tabela 13 – Resultado da 2º Regressão Linear Múltipla

Critério	Valor
R^2	0.956
$R^2_{ajustado}$	0.9545
Erro padrão Residual	310.5
Estatística F	643.2
Graus de Liberdade	148

Fonte: Elaboração do autor, 2023

Tabela 14 – Resultado da 2º estimativa dos parâmetros das variáveis

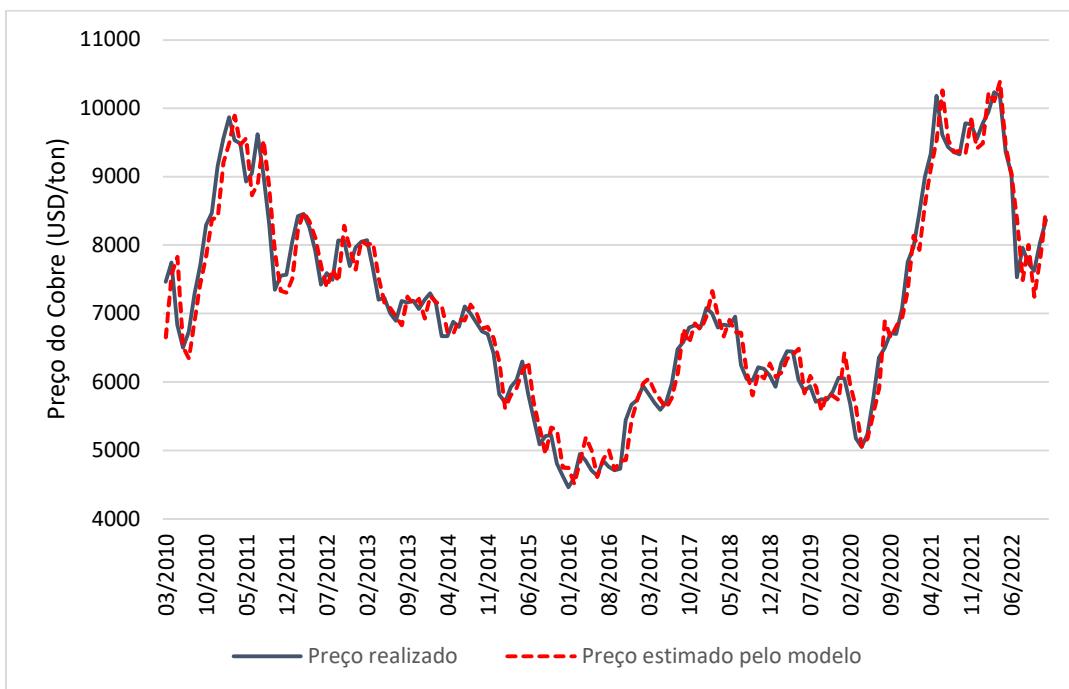
Variável	Coeficiente	Erro-Padrão	Pr(> t)
Intercepto	-60.7433	270.12352	0.822389
Preço do Cobre (L1)	1.00376	0.03908	< 2e-16 ***
Preço do Alumínio (L1)	0.80205	0.27271	0.003797 **
Índice Taxa de Câmbio (L1)	-45.31391	10.27584	1.98e-05 ***
Preço do Alumínio (L2)	-0.95146	0.24599	0.000164 ***
Índice Taxa de Câmbio (L2)	48.59432	10.35252	6.05e-06 ***

Fonte: Elaboração do autor, 2023

Nota: *** significante a 1% , ** significante a 5% e * significante a 10%.

O gráfico 42 a seguir, compara o preço do cobre estimado pelo modelo com os valores reais observados:

Gráfico 42 – Preço do cobre realizado vs Preço estimado pelo modelo



Fonte: Elaboração do autor, 2023

Graficamente, o preço estimado pelo modelo apresentou um comportamento bastante similar à série realizada do preço do cobre. Além disso, uma vez que se trata de uma variável de preço, em muitas situações deseja-se ter uma boa forma de se prever se o preço subirá ou cairá. Para esse tipo de situação, a partir da análise das 153 variações ou retornos do preço do cobre (de mar/2010 a dez/2022) foi obtido um resultado satisfatório para esse modelo: o modelo acerta a direção, isto é, se o retorno é positivo ou negativo, em 96 vezes, ou seja, em 63% dos casos, um índice de acerto razoavelmente elevado.

7. CONSIDERAÇÃO FINAIS

Os três objetivos principais de trabalho foram: 1) Identificar, a partir de uma lista de variáveis potencialmente relevantes, aquelas que nos testes estatísticos se mostram mais significativas para a explicação das flutuações do preço do cobre no mercado internacional; 2) Avaliar possíveis relações de causalidade entre as variáveis até aqui mais relevantes e o preço do cobre, e mensurar a intensidade da resposta do preço do cobre a um choque nessas variáveis; 3) Estimar um modelo para a especificação do preço do cobre no mercado internacional com as variáveis estatisticamente mais significativas, utilizando de variáveis com defasagem, ou seja, em períodos anteriores ao período corrente.

Inicialmente, foi realizado uma Análise de Componentes Principais, que faz uma transformação linear das variáveis originais em um novo conjunto de variáveis, os componentes principais. Utilizando os componentes principais que explicam a maior parte da variância dos dados, analisamos o grau de influência dado pela correlação entre cada variável e algum componente que está sendo interpretado, ou seja, à importância de cada variável em cada componente principal, chamado de loading. As variáveis que possuíram os loadings mais similares ao do preço do cobre foram: Preço do Alumínio, Baltic Dry Index e Preço do Petróleo. Enquanto isso, as variáveis que apresentaram os loadings menos relacionados com o preço do cobre, juntamente com um baixo coeficiente de correlação linear, foram: Estoque de Cobre na LME, Produção Industrial Global, Importações de Cobre da China e Produção de Cobre Refinado Global. Por isso, essas variáveis foram removidas das análises seguintes.

Posteriormente, o Modelo VAR composto pelas seguintes variáveis: Produção de Cobre do Chile, Preço do Petróleo, Preço do Alumínio, BDI, Índice de Taxa de Câmbio e duas dummies (todas com uma defasagem de 1 mês), sugeriu uma relação estatisticamente significativa com coeficiente positivo para o preço do alumínio e uma relação estatisticamente significativa com coeficiente negativo para o Índice de Taxa de Câmbio.

Mais a frente, os resultados dos testes de Causalidade de Granger sugeriram que apenas o Preço do Alumínio e o Índice de Taxa de Câmbio granger causam o preço do cobre. Já a análise das Funções Impulso-Resposta indicaram respostas significativas do preço do cobre com defasagem de 1 mês, a choques somente do Preço do Alumínio e do Índice de Taxa de Câmbio. Uma resposta com sinal positiva do choque do Preço do Alumínio e com sinal negativo do choque do Índice de Taxa de Câmbio. Em suma, tanto o Modelo VAR, quanto os

testes de Causalidade de Granger e as funções Impulso-Resposta convergiram em relação aos resultados.

Com isso, foi estimado duas regressões lineares utilizando apenas as duas variáveis anteriormente mais significativas. A primeira regressão teve como variáveis explicativas apenas o Preço do Alumínio com lag 1 e o Índice de Taxa de Câmbio com lag 1, e apresentou um coeficiente de explicação de 74,42%. Já a segunda regressão teve como variáveis explicativas o Preço do Cobre com lag 1, o Preço do Alumínio com lag 1 e com lag 2 e o Índice de Taxa de Câmbio com lag 1 e com lag 2. Impressionantemente, o coeficiente de explicação do modelo subiu para 95,6%.

Os resultados obtidos corroboram com a relação positiva esperada entre o preço do cobre e o preço do alumínio, já que em algumas aplicações, o alumínio pode ser substituído pelo cobre e vice-versa, devido à característica de ambos de serem bons condutores elétricos. Como também corroboram com a relação negativa esperada entre o preço do cobre e o Índice de Taxa de Câmbio, já que uma taxa de câmbio depreciada de um país exportador deveria estimular a produção e a exportação de cobre, enquanto uma Taxa de Câmbio apreciada de um país importador deveria estimular um maior consumo, e consequentemente, maior demanda.

Vale lembrar que as relações entre as variáveis destacadas nesse trabalho são mensuradas em um horizonte de tempo de curto prazo. Ainda assim, existem outras variáveis candidatas como: TC (treatment charge), time spreads específicos, taxas de juros e índices de inflação, que não foram trabalhadas aqui, mas valem a pena ser testadas também para melhorar os modelos anteriores ou talvez encontrar relações estatisticamente significativas com o preço do cobre. Todos resultados aqui encontrados, como o trabalho em si, ficam como base para o desenvolvimento de outros estudos.

REFERÊNCIAS

- BARTLETT, M. S. **The Effect of Standardization on a χ^2 Approximation in Factor Analysis.** Biometrika 38, no. 3/4, 1951, p. 337–344. Disponível em: <https://doi.org/10.2307/2332580>.
- BOUCKLEY, K. **Global copper demand to rise 20% by 2035 to 30 million mt/year: Nornickel,** Jonathan Fox, 2023. Disponível em: <https://www.spglobal.com/commodityinsights/en/market-insights/latest-news/metals/101023-global-copper-demand-to-rise-20-by-2035-to-30-million-mt/year-nornickel>. Acesso em: 5 nov. 2023.
- BOUROCHE, J. & SAPORTA, G. **Análise de dados.** 1st ed. Rio de Janeiro: Zahar Editores, 1982.
- BOX, G.E.P., JENKINS, G.M. and REINSEL, G.C. **Time Series Analysis: Forecasting and Control.** 3rd Edition, Prentice Hall, Englewood Cliff, New Jersey, 1994.
- BROCKWELL, P.J., DAVIS, R.A. **Introduction to Time series and Forecasting,** 3rd edition, Springer, 2016. DOI 10.1007/978-3-319-29854-2
- CAMPOS BIS, LOPES GCA, CASTRO PSC, SANTOS TB & SOUZA FR. **Econometric model of iron ore** through principal component analysis and multiple linear regression, 2023. An Acad Bras Cienc 95: e20211422. DOI 10.1590/0001-3765202320211422
- ENDERS, W. **Applied Econometric Time Series,** 3rd edition, John Wiley & Sons, USA, 2010.
- ENGLE R., GRANGER C. **Co-Integration and Error Correction:** Representation, Estimation, and Testing, Econometrica, Vol. 55, No. 2. (Mar., 1987), 1987, p. 251-276.
- GUJARATI, D. **Basic Econometrics,** 4th edition, The McGraw-Hill Companies, 2004.
- HAIR, Joseph R. **Análise Multivariada de dados.** Bookman, 6. Ed., 2009. ISBN: 9788577804023. Disponível em: <https://acervo.enap.gov.br/cgi-bin/koha/opac-detail.pl?biblionumber=52532>
- HAMILTON, J.D. **Time Series Analysis.** Princeton University Press, Princeton, 1994. <https://doi.org/10.1515/9780691218632>
- HASTIE, T., TIBSHIRANI, R., & FRIEDMAN, J. **The Elements of Statistical Learning:** Data Mining, Inference, and Prediction (2nd ed., p. 2). Springer, 2009.
- INTERNATIONAL COPPER STUDY GROUP, **The world copper factbook 2021,** Lisbon, Portugal, 2021.
- JOLLIFFE, I.T. Principal Component Analysis, Springer New York, NY, 2002. Disponível em: <https://doi.org/10.1007/b98835>
- KAISER, HF. **A second generation little jiffy.** Psychometrika 35, 1970, p. 401-415.
- LAWCOCK, G., MACKINNON, A., MORGAN, D. **Copper 101,** UBS Securities Australia Ltd, 2016

LIM, B., KIM, H. S., PARK, J. **Direct effect of TC on the LME copper prices**, *Economies*, ISSN 2227-7099, MDPI, Basel, Vol. 8, Iss. 2, 2020, p. 1-9, Disponível em : <https://doi.org/10.3390/economies8020036>. Acesso em: 5 nov. 2023.

MAGRAPH, R. **Variáveis relevantes para a formação do preço do cobre no mercado internacional**: uma análise estatística. 2016. Graduação em Engenharia da produção – Universidade Federal do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, 2016. Disponível em: <http://repositorio.poli.ufrj.br/monografias/monopolis10017588.pdf>

SCHOMMER, S. **Notas de aula – Econometria de séries temporais**, Instituto de Economia – Universidade Federal do Rio de Janeiro, 2022.

VARELLA, C. **Análise de Componentes Principais**. Rio de Janeiro: Instituto de Agronomia, Universidade Federal Rural do Rio de Janeiro, 2008.

VICINI, L. **Análise Multivariada: da Teoria à Prática**. 2005. Pós-Graduação em estatística e modelagem quantitativa – Universidade Federal de Santa Maria, Rio Grande do Sul, 2005.

WOOLDRIDGE, J. M. **Econometric Analysis of Cross Section and Panel Data**. The MIT Press Cambridge, Massachusetts London, England, 2002.

WOOLDRIDGE, J.M. **Introductory Econometrics: A Modern Approach**. Nelson Education, Toronto, Canada, 2015.

ZHANG H., DUFOUR J., GALBRAITH J. **Exchange rates and commodity prices: measuring causality at multiple horizons**, CIRANO - Scientific Publications 2013s-39, 2015.

ZHANG, H., NGUYEN, H., Vu, D.-A., Bui, X.-N., & Pradhan, B. **Forecasting monthly copper price**: A comparative study of various machine learning-based methods. Elsevier, Volume 73, Artigo 102189, 2021.

Website(s) consultado(s):

<https://www.lme.com/Metals/Non-ferrous/LME-Copper/Contract-specifications>. Acesso em: 6 nov. 2023.