

# Previsão da Taxa de Câmbio para a Economia Brasileira Utilizando Preditores Macroeconômicos e Aprendizado de Máquina Supervisionado

Diógenes Pinheiro de Medeiros Júnior\*      Elvira Helena Oliveira de Medeiros†  
Lucas Lucio Godeiro‡      Diego Pitta de Jesus§

## Resumo

Este artigo tem o objetivo de utilizar técnicas de aprendizado de máquina supervisionado recursivamente via Ridge, LASSO e Elastic Net para melhorar a regressão de Kitchen-Sink na previsão da taxa de câmbio entre o Real (BRL) e o dólar (USD). Para verificar a robustez do método foi feita uma combinação com preditores dos fundamentos macroeconômicos entre eles: paridade de juros descoberta, paridade do poder de compra, fundamentos monetários, regra de Taylor e Termos de Troca a fim de verificar seu poder explicativo em relação ao modelo de referência (Passeio Aleatório) no período dentro da amostra de 2002:01 a 2011:12 e fora da amostra de 2012:01 a 2022:12. Os resultados encontrados mostraram que o modelo eficiente de Kitchen-Sink não consegue prever estatisticamente /economicamente a taxa de câmbio. Por outro lado, apenas o preditor UIP apresentou um bom desempenho, superando o benchmark, além de promover ganho de utilidade ao investidor avesso ao risco cambial. Por fim, foi realizada uma análise de robustez em que os modelos foram estimados em subamostras. Os resultados encontrados com a robustez confirmaram a acurácia da modelagem.

**Palavras-chave:** Taxa de Câmbio; Aprendizado de Máquina Supervisionado; Fundamentos Macroeconômicos; Regressão de Kitchen-Sink.

## Abstract

The paper aims to use recursively supervised machine learning techniques via Ridge, LASSO and Elastic Net to improve the Kitchen-Sink regression in predicting the exchange rate between the Real (BRL) and the dollar (USD). To verify the robustness of the method, a combination was made with predictors of macroeconomic fundamentals, among them: uncovered interest parity, purchasing power parity, monetary fundamentals, Taylor rule and terms of trade, in order to verify their explanatory power in relation to the model. reference (Random Walk) in the in-sample period from 2002:01 to 2011:12 and out-of-sample from 2012:01 to 2022:12. The results found showed that the efficient Kitchen-Sink model cannot statistically/economically predict the exchange rate. On the other hand, only the UIP predictor performed well, outperforming the benchmark, in addition to promoting utility gains for investors averse to exchange rate risk. Finally, a robustness analysis was performed in which the models were estimated in subsamples. The results found with robustness confirmed the accuracy of the modeling.

**Keywords:** Exchange Rate; Supervised Machine Learning; Macroeconomic Fundamentals; Kitchen-Sink regression.

---

\*Mestre em Economia Aplicada - UERN e Especialização em Gestão Ambiental com Ênfase em Auditoria e Perícia

- FVJ [diognspmjr@gmail.com](mailto:diognspmjr@gmail.com)

†Doutoranda em Economia Aplicada - UFJF e Mestre em Economia Aplicada - UERN [ravilelenna@yahoo.com.br](mailto:ravilelenna@yahoo.com.br)

- Financiada por meio de bolsa CAPES.

‡Doutor em Economia Aplicada - UFPB e Professor da Universidade Federal Ruraldo Semi Árido [lucasgodeiro@ufersa.edu.br](mailto:lucasgodeiro@ufersa.edu.br)

§Doutor em Economia Aplicada - UFPB e Professor da Universidade Federal Rural de Pernambuco [diegopitta13@hotmail.com](mailto:diegopitta13@hotmail.com)

**JEL Classification:** C01, C22.

**Área Temática - Econometrics and Numerical Methods**

## 1 Introdução

A previsão da taxa de câmbio entre moedas tem sido um assunto bastante debatido na literatura. Vários autores tentaram explicar o seu comportamento usando diversos fundamentos econômicos (macroeconômicos). Apesar dessas teorias serem bastante robustas, quando observado o seu comportamento fora da amostra o seu desempenho cai, gerando previsões não significativas em relação ao passeio aleatório, [Moosa e Burns \(2014\)](#). Segundo [Zhang e Hamori \(2020\)](#), esses modelos usuais não apresentaram melhores desempenhos quando comparado com o modelo de passeio aleatório, mesmo após a introdução do sistema de câmbio flutuante. [Meese e Rogoff \(1983\)](#), por sua vez, relacionam o poder preditivo de modelos específicos para taxa de câmbio fora da amostra, descobrindo que eles têm um desempenho inferior ao passeio aleatório.

Mais recentemente tem-se observado o uso de previsões através de especificações distintas, e para isso, existem formas de serem feitas. Primeiramente, introduzindo individualmente variáveis na equação. Posteriormente, pode-se gerar equações com várias covariáveis numa mesma modelagem. [Li, Tsiakas e Wang \(2015\)](#). Na literatura, esse método de introduzir várias variáveis juntas é conhecido por *Kitchen-Sink*. Esta técnica é usada para medir a capacidade de um único modelo condicionando diversos preditores, apesar de ser um modelo bastante utilizado devido a sua capacidade de previsão, quando aplicado a análise fora da amostra (OOS) com o Método de Mínimos Quadrados Ordinários (OLS) o seu desempenho cai, gerando resultados não robustos ao aumentar a variância do modelo.

Assim, dada a dificuldade de previsibilidade a literatura tem utilizado técnicas de aprendizado de máquina para melhorar a capacidade preditiva dos modelos. Isto posto, o presente estudo utiliza o aprendizado de máquina supervisionado recursivamente com as técnicas: Ridge, LASSO e *Elastic Net* para melhorar a capacidade preditiva do modelo *Kitchen-Sink*, conjuntamente com as teorias fundamentais macroeconômica de previsão da taxa de câmbio. Alguns trabalhos utilizaram o uso de combinações de teorias fundamentais da taxa de câmbio conjuntamente com técnicas específicas. [Da Silva e Junior \(2022\)](#) observaram que ao associar modelos de aprendizado de máquina com essas teorias, essas combinações geram resultados superiores ao passeio aleatório. Da mesma maneira, [Li, Tsiakas e Wang \(2015\)](#) encontraram que a combinação de métodos com a teoria gera resultados mais robustos para moedas de países desenvolvidos. O que diferencia um estudo do outro é que o primeiro utiliza métodos de aprendizado de máquina Floresta Aleatória (RF), Máquina de Vetor de Suporte (SVM) e *Elastic Net* com Splines. Já o segundo, por sua vez, utiliza o *Elastic Net* com o objetivo de melhorar a capacidade preditiva do modelo de *Kitchen-Sink*.

O objetivo deste projeto é avaliar se a combinação de fundamentos macroeconômicos e técnicas de aprendizado de máquina supervisionado recursivamente fora da amostra melhora a capacidade preditiva da regressão de *Kitchen-Sink* na previsão da taxa de câmbio entre o real (BRL) e o dólar (USD). O diferencial deste estudo em relação aos anteriores é a inclusão de um novo preditor, os Termos de Troca, que visa avaliar o impacto do crescimento dos termos de troca da economia brasileira em relação à economia americana, dada a grande importância do comércio internacional na economia brasileira. Além desse novo preditor, utilizamos também os quatro preditores dos fundamentos macroeconômicos geralmente empregados na literatura: Paridade de Juros Descoberta, Paridade do Poder de Compra, Fundamentos Monetários e Regra de Taylor.

Além disso, também pretende-se calcular o equivalente certeza (ganho de utilidade) de um investidor individual de média variância associado a cada modelo de previsão. Assim, para toda análise de previsão os dados serão calculados mensalmente e divididos em períodos dentro e fora da amostra. Os dados da janela de estimativa inicial (IS) começaram em 01/2002 e terminaram em

12/2011 (120 observações). Já a janela fora da amostra (OOS) varia entre 2012/01 a 2022/12 (132 observações), gerando uma janela de 252 previsões.

O período de observação fora da amostra utilizado neste estudo foi o mesmo utilizado no artigo de Li, Tsiakas e Wang (2015), uma vez que o objetivo é aplicar métodos semelhantes aos utilizados em seu trabalho. Por essa razão, optamos por adotar o mesmo período de tempo utilizado no artigo original.

## 2 Metodologia e Dados

Para nossa análise, tomamos como base o método empregado no artigo de Li, Tsiakas e Wang (2015) para prever a taxa de câmbio entre o real do Brasil (BRL) e o dólar americano (USD), abordando problemas que são frequentemente discutidos na literatura econômica, especificadamente, dificuldades de se obter resultados que sejam bons os suficientes para superar uma previsão sem mudança, como é o caso do passeio aleatório, Moosa e Burns (2014). Na literatura são encontrados diversos métodos usados para sua previsão. Tais métodos são baseados em fundamentos macroeconômicos. Atualmente, tem-se utilizado esses modelos combinados com técnicas de aprendizado de máquinas, que são modelos que possuem flexibilidades suficientes para capturar a relação entre taxa de câmbio e modelos macroeconômicos, (Silva e Júnior, 2022).

Nossa metodologia consiste em várias etapas. Na primeira etapa, abordaremos a regressão *Kitchen-Sink*, descrevendo suas especificações e seu poder de previsão. Na segunda etapa, utilizaremos modelos de aprendizado de máquina supervisionado (SML) para aprimorar a capacidade preditiva da regressão *Kitchen-Sink*. Na terceira etapa, utilizaremos regressores baseados em fundamentos macroeconômicos, seguindo a teoria padrão de determinação da taxa de câmbio comumente utilizada na literatura, para aplicação dos dados usaremos a linguagem de programação R, o desenvolvimento será em conjunto com os aplicativos R e RStudio. Por fim, avaliaremos a capacidade preditiva dos modelos empíricos da taxa de câmbio fora da amostra, comparando-os com o modelo de referência, o passeio aleatório (*benchmark*).

### 2.1 Regressão *Kitchen-Sink*

A regressão *kitchen-sink* é uma técnica de análise estatística que envolve o uso de um grande número de variáveis explicativas para modelar um resultado. Essa abordagem é conhecida por incluir muitas variáveis independentes, mesmo aquelas que podem não ter relação clara com o resultado, em um modelo de regressão.

A ideia por trás da regressão *kitchen-sink* é que, ao incluir um grande número de variáveis, é possível capturar todas as influências possíveis no resultado, mesmo aquelas que podem ser consideradas irrelevantes ou insignificantes em modelos tradicionais. Essa técnica também é usada quando há muitas incertezas sobre quais variáveis podem ser importantes para prever o resultado.

No entanto, o uso da regressão *kitchen-sink* tem sido criticado por levar a modelos excessivamente complexos e, muitas vezes, de difícil interpretação. Além disso, a inclusão de variáveis irrelevantes pode afetar negativamente a precisão das previsões do modelo.

Existem abordagens mais recentes que tentam abordar essas questões, como a seleção de variáveis Lasso ou a análise de componentes principais para reduzir a dimensão dos dados antes de executar uma regressão.

Conforme adotado em Li, Tsiakas e Wang (2015) a regressão *Kitchen-Sink* (KS) é usado para determinar a capacidade preditiva de uma única regressão condicionando o uso de diversos preditores. Intuitivamente quando adotado a preditores cambiais ele possui a seguinte estrutura:

$$\Delta s_{t+1} = \alpha + \sum_{j=1}^K \beta_j \chi_{j,t} + \varepsilon_{t+1}$$

Onde:  $s_{t+1}$  é a taxa de câmbio nominal do dólar americano para uma determinada moeda no tempo  $t + 1$ ,  $\Delta s_{t+1} = s_{t+1} - s_t$  é o retorno da taxa de câmbio logarítmica no tempo  $t + 1$ , e  $j \leq k$ ,  $\alpha$  e  $\beta = \beta_j$  são parâmetros constantes a serem estimados e  $\varepsilon_{t+1}$  é um termo de erro normal. Os parâmetros  $\alpha$  e  $\beta$  são preditores baseados em paridade de juros descoberta, paridade do poder de compra, fundamentos monetários, regra de Taylor e os termos de troca, [Li, Tsiakas e Wang \(2015\)](#). As especificações de tais modelos são apresentadas nas seções posteriores.

Apesar de ser um modelo bastante utilizado devido a sua capacidade de previsão, quando aplicado a análise fora da amostra (OOS) com o Método de Mínimos Quadrados Ordinários (OLS) o seu desempenho gera resultados não robustos<sup>1</sup>. Visando corrigir possíveis erros de especificações no modelo, utilizamos os métodos de regularização para melhorar a precisão preditiva da regressão KS, [\(Li, Tsiakas e Wang, 2015\)](#).

## 2.2 Métodos de Regularização

Nesta seção, detalharemos o processo pelo qual determinamos o modelo preditivo mais eficiente, avaliando o desempenho estatístico de um conjunto de modelos de previsão da taxa de câmbio para a regressão KS. Para tanto, utilizamos diversas técnicas de avaliação de modelos, a fim de garantir a precisão e consistência dos resultados obtidos.

Para avaliar o desempenho de cada modelo, utilizamos técnicas estatísticas, como o coeficiente de determinação ( $R^2$ ) e o Mínimos Quadrados Ordinários (MQO). Além disso, dividimos os dados em um conjunto de treinamento e um conjunto de teste para avaliar o desempenho dos modelos fora da amostra.

A metodologia adotada se baseia na aplicação de penalidades entre os coeficientes da regressão, a fim de evitar a instabilidade dos parâmetros. No entanto, há um ônus de viés nos parâmetros resultantes, embora a variância seja menor em comparação ao método de mínimos quadrados ordinários (MQO). Nesse contexto, exploramos técnicas de regularização para a regressão KS, com o objetivo de reduzir o impacto da multicolinearidade nos resultados. Conforme destacado por [Li et al. \(2015\)](#), esses métodos buscam reduzir os coeficientes a zero, o que é o padrão de referência do modelo de passeio aleatório (benchmark).

## 2.3 LASSO, Ridge e *Elastic Net*

LASSO, Ridge e *Elastic Net* são técnicas de regressão utilizadas para lidar com problemas de multicolinearidade e seleção de variáveis em modelos com muitas variáveis independentes.

A técnica LASSO (Least Absolute Shrinkage and Selection Operator) é usada para selecionar um subconjunto de variáveis independentes relevantes para o modelo, enquanto o restante é reduzido a zero. A técnica de Ridge, por sua vez, é usada para reduzir a magnitude dos coeficientes do modelo, limitando sua magnitude total. Por fim, a técnica *Elastic Net* é uma combinação das duas técnicas anteriores, utilizando tanto a penalização  $L1$  (utilizada pelo LASSO) quanto a penalização  $L2$  (utilizada pelo Ridge).

A principal diferença entre as três técnicas é a forma como as penalidades são aplicadas aos coeficientes do modelo, o que resulta em diferentes padrões de seleção de variáveis e redução de magnitude dos coeficientes.

Nesta seção abordamos o aprendizado de máquina supervisionado recursivamente, aplicando o *Elastic Net* conjuntamente com a regressão *Kitchen-Sink* para estimar a seguinte equação de previsão:

<sup>1</sup> Ao colocar todos os preditores numa mesma equação a variância do modelo aumenta, inferindo propriedades de Gauss- Markov.

$$\begin{aligned}
& \min_{\beta_t} \frac{1}{2} \sum_t^T (\Delta s_{t+1} - \alpha - \beta_j x_{j,t})^2 \\
& \text{s. a.} \sum_{j=1}^K \|\beta_j\| < s_1 \\
& = e \sum_{j=1}^K \beta_j^2 < s_2
\end{aligned}$$

De acordo com [Li, Tsiakas e Wang \(2015\)](#) esse modelo é chamado de regressão eficiente de Kitchen-Sink(E-KS), por levar a um modelo com menor variância quando comparado ao OLS e um MSE menor. Os termos  $s_1$  e  $s_2$  são constantes positivas a serem estimadas. Empiricamente a equação esboça o modelo *Elastic Net* da seguinte forma:

Quando  $s_1 = s_2 = \infty$  então a função objetivo (2) torna-se igual à soma usual dos resíduos quadrados (OLS). Quando  $s_2 = \infty$ , então (2) se torna o estimador LASSO. Embora LASSO seja bem-sucedido na seleção de variáveis, LASSO seleciona no máximo  $T$ . covariáveis antes de saturar, excluindo, portanto, grandes porções do conjunto de informações de condicionais e reduzindo potencialmente a precisão das previsões. O caso com  $s_1 = \infty$  corresponde à Ridge, que não faz seleções de modelo porque não reduz os coeficientes para zero.

Por estas razões, [Zou e Hastie \(2005\)](#) sugeriram usar uma combinação de restrição-s  $s_1$  e restrição- $s_2$  que corresponde ao chamado estimador de "*Elastic Net*". promovendo tanto a esparsidade como a estabilidade. Isso evita o conhecido "*overfitting*"<sup>2</sup> nos dados ao definir os coeficientes sem importância como zero.

Com o objetivo de utilizar superxisionamento de máquina, o artigo utilizou as técnicas de regularização, Ridge, LASSO e *Elastic Net*, conjuntamente com a regressão E-KS para previsão da taxa de câmbio no tempo. Em nosso exercício de previsão fora da amostra, a equação (2) teremos que estimada recursivamente até o final da amostra, ou seja, para cada origem da previsão  $t = R, \dots, T-1$ <sup>3</sup>. Regredimos as observações  $\Delta s_{t+1}$  para  $s = 1, \dots, t-1$ , implicando que o vetor de coeficiente  $\beta_t$  tem permissão para mudar com o tempo.

Por fim, além de estimarmos o E-KS, o superxisionamento de máquina nos permitirá verificar se algum ganho potencial vem da restrição  $s_1 = \infty$  (Ridge) ou da restrição  $s_2 = \infty$  (LASSO), ou da combinação dos dois  $s_1 = s_2 = \infty$  (Elastic Net). De maneira mais geral, como todos os três modelos implementam a estimativa de encolhimento, uma comparação de seu desempenho nos permitirá determinar se é o encolhimento que impulsiona os resultados ou o tipo específico de encolhimento que combina as duas restrições no modelo E – KS, Li ([Li, Tsiakas e Wang, 2015](#)).

## 2.4 Preditores Macroeconômicos

A previsão da taxa de câmbio é uma questão importante em finanças e economia, pois influencia o comércio internacional e o fluxo de capitais. Para determinar a previsão da taxa de câmbio entre o real brasileiro (BRL) e o dólar americano (USD), é necessário considerar as teorias fundamentais da macroeconomia.

Existem diversas teorias macroeconômicas que podem ser utilizadas para prever a taxa de câmbio, deve-se levar em consideração quais teorias fundamentais da macroeconomia devem ser utilizadas. Dessa forma, foram utilizadas cinco modelos dos fundamentos macroeconômicos, conforme descritos abaixo.

<sup>2</sup> No aprendizado de máquina, o *overfitting* ocorre quando dividimos a amostra em treino e teste e o modelo decorou tão bem a primeira parte que não generaliza para a etapa seguinte.

<sup>3</sup> Terminamos em  $T-1$  porque precisamos usar a observação  $T$  para avaliar as previsões feitas em  $T-1$

### 2.4.1 Paridade de Juros Descoberta

A Paridade de Juros Descoberta é uma teoria que postula que as taxas de juros de diferentes países são determinadas pela taxa de câmbio entre suas moedas. Essa teoria sugere que, em um mercado financeiro eficiente, a diferença entre as taxas de juros de dois países deve ser igual à taxa de câmbio esperada entre suas moedas. Em outras palavras, a Paridade de Juros Descoberta implica que a diferença entre as taxas de juros nominais em dois países deve ser igual à diferença entre as taxas de câmbio esperadas entre suas moedas.

A Paridade de Juros Descoberta tem importantes implicações para a política monetária e cambial de um país. Por exemplo, se a taxa de juros em um país é muito mais alta do que em outro, isso pode atrair investidores e levar à valorização da moeda desse país. Por outro lado, se a taxa de juros em um país é muito baixa em relação a outro, os investidores podem retirar seu dinheiro do primeiro país e levar a uma desvalorização de sua moeda.

A Paridade de Juros Descoberta tem sido objeto de muita pesquisa e debate na literatura econômica. Alguns estudos sugerem que a Paridade de Juros Descoberta pode ser uma boa aproximação do comportamento do mercado financeiro em curtos períodos de tempo. No entanto, outros estudos mostram que a Paridade de Juros Descoberta pode ser violada em períodos mais longos, devido a fatores como riscos cambiais, custos de transação e incertezas na previsão da taxa de câmbio.

Apesar das limitações da Paridade de Juros Descoberta, ela continua sendo uma teoria importante na análise dos mercados financeiros globais e na formulação de políticas econômicas. Por exemplo, os bancos centrais podem monitorar a diferença entre as taxas de juros entre seu país e outros para avaliar o potencial impacto sobre a taxa de câmbio.

Juros entre seu país e outros para avaliar o potencial impacto sobre a taxa de câmbio. A paridade de juros não coberta baseia-se na paridade de juros. É neutro em relação às expectativas racionais de juros, e implica em três equivalências, a saber: (i) taxa a termo e estimador imparcial da taxa futura à vista; (ii) retorno cambial esperado, caracterizado como o diferencial da taxa de juros; (iii) excesso de retorno cambial esperado que é igual a zero. Assim, podemos observá-lo da seguinte forma:

$$x_{1,t} = f_t - S_t$$

Onde  $f_t$  é o logaritmo da taxa de câmbio a termo de 1 mês no tempo, que é a taxa acordada no tempo  $t$  para uma troca de moedas em  $t + 1$ .

### 2.4.2 Paridade do Poder de Compra

A Paridade do Poder de Compra (PPC) estabelece uma relação entre os preços de bens e serviços em diferentes países e a taxa de câmbio entre suas moedas. De acordo com a PPC, em um mercado financeiro eficiente, a taxa de câmbio deve refletir a diferença entre os níveis de preços de bens e serviços em diferentes países.

A PPC é uma teoria importante na análise dos mercados financeiros internacionais e tem implicações significativas para a formulação de políticas econômicas. Os governos podem monitorar os níveis de preços de bens e serviços em seu país em relação a outros países para avaliar a competitividade de sua economia e identificar possíveis barreiras comerciais.

No entanto, a PPC tem sido objeto de muita pesquisa e debate na literatura econômica. Alguns estudos sugerem que a PPC pode ser uma boa aproximação do comportamento do mercado financeiro em curtos períodos de tempo. No entanto, outros estudos mostram que a PPC pode ser violada em períodos mais longos, devido a fatores como diferenças estruturais na economia, barreiras comerciais e custos de transporte.

Apesar das limitações da PPC, ela continua sendo uma teoria importante na análise dos mercados financeiros globais e na formulação de políticas econômicas. Por exemplo, a PPC pode ser utilizada para avaliar o comportamento de diferentes moedas em relação umas às outras e identificar possíveis desequilíbrios comerciais.

A paridade do poder de compra (PPC) basicamente é a conversão do índice de preço entre a taxa de câmbio. Para [Li, Tsiakas e Wang \(2015\)](#) a paridade do poder de compra no longo prazo gera níveis de preços nacionais e internacionais idênticos, quando apresentado numa mesma moeda. A PPC parte da noção de que a taxa cambial se acomoda às diferenças de níveis de preços entre países, [Officer \(1976\)](#); [Dornbusch \(1975\)](#); [Frenkel \(1978\)](#).

Desta forma, a PPC pode ser representada da seguinte forma:

$$S = \frac{P^*}{P}$$

Onde  $S$  representa a taxa de câmbio no período  $t$ ;  $P$  preço no país de origem e  $P^*$  é o preço no país estrangeiro. De acordo com a equação acima se assumirmos a paridade do poder de compra para o período  $t + 1$  ficaremos com a seguinte especificação:

$$S_{t+1} = \frac{P_{t+1}}{P_{1+1}^*}$$

Por outro lado, se a inflação foi adotada no período  $t + 1$ , ela passa a ter o seguinte comportamento:

$$S_{t+1} = \frac{(1 + \pi)P_t}{(1 + \pi^*)P_t^*} = \frac{1 + \pi}{1 + \pi^*} S_t$$

De forma que:

$$\frac{S_{t+1}}{S_t} = \frac{1 + \pi}{1 + \pi^*}$$

Agora, se assumirmos que a taxa de câmbio é igual a  $\rho$ , obtemos a seguinte equação:

$$\frac{S_{t+1}}{S_t} = \rho + 1$$

Usando as equações 7e8

*obtemos a seguinte equação :*

$$\rho + \rho\pi^* + 1 + \pi^* = 1 + \pi$$

O valor de  $\rho\pi^*$  é muito pequeno, de forma que podemos tirá-lo da equação. Desta forma, ficamos com uma nova equação:

$$\frac{S_{t+1} - S_t}{S_t} = \pi - \pi^*$$

Conforme encontrado em [Zhang e Hamori \(2020\)](#) a equação (10) mostra uma relação entre a taxa de câmbio a taxa de inflação. Para fazer tal relação o projetamos utilizar o Índice Nacional de Preços ao Consumidor Amplo (IPCA) de todos os itens, excluindo alimentos in natura. Para medir a produção, utilizaremos o índice de produção industrial do Brasil e dos EUA.

### 2.4.3 Fundamentos Monetários

Fundamentos monetários referem-se aos elementos básicos que compõem a política monetária de um país. Como explicado por [Mankiw \(2023\)](#), os fundamentos monetários são compostos pelas medidas adotadas pelo banco central para controlar a oferta de dinheiro na economia, as taxas de juros, a base monetária, a inflação e a taxa de câmbio.

Para [Soares e Pinto \(2008\)](#), um número considerável de trabalhos aponta para o crescimento descontrolado dos agregados monetários ou do crédito doméstico como uma das principais fontes causadoras de crises cambiais. Torna-se, então, necessário verificar o comportamento dessas variáveis para tentar estabelecer a suposta relação entre descontrolado monetário e desequilíbrios cambiais. Os

primeiros modelos monetários foram introduzidos por [frenkel1978purchasing](#) e por [Mussa \(2019\)](#). Ambos os modelos determinavam a taxa de câmbio como sendo o preço relativo de duas moedas. Empiricamente eles modelavam o seu comportamento utilizando a taxa de câmbio em termos de demanda relativa. Segundo [Zhang e Hamori \(2020\)](#) o equilíbrio entre o mercado nacional e o mercado estrangeiro é dado por:

$$\begin{aligned} m_t &= p_t + ky_t - hi_t \\ m_t^* &= p_t^* + ky_t^* - hi_t^* \end{aligned}$$

Diferenciando 13 de 14 chegamos a seguinte equação:

$$m_t - m_t^* = p_t - p_t^* + k(y_t - y_t^*) - h(i_t - i_t^*)$$

Qnde  $m_t$  é o logaritmo da oferta monetária doméstica e  $y_t$  é o logaritmo da produção doméstica. Da mesma forma,  $m_t^*$  é o logaritmo da oferta de moeda estrangeira e  $y_t^*$  é o logaritmo da produção real estrangeira,  $k$  denota a elasticidade-renda. Seguindo [Zhang e Hamori \(2020\)](#) assumindo a elasticidade igual a 1 e utilizando a paridade do poder de compra,  $i_t - i_t^* = S_{t+1} - S_t$ , temos:

$$S_{t+1} - S_t = p_t - p_t^* + y_t - y_t^* - (m_t - m_t^*)$$

O presente artigo se baseou no estudo de [Zhang e Hamori \(2020\)](#) ao utilizar variação entre a taxa de câmbio com outras variáveis. Especificadamente, foi utilizado a seguinte equação:

$$S_{t+1} - S_t = f(p_t - p_t^*, y_t - y_t^*, m_t - m_t^*)$$

Há evidência empírica de que a relação entre taxas de câmbio e fundamentos macroeconômicos é heterogênea. Por um lado, uma vasta literatura estabelece que os movimentos da taxa de câmbio no curto prazo parecem estar desconectados dos fundamentos, [Engel \(2014\)](#). Por outro lado, há evidências de que as taxas de câmbio e os fundamentos se movem juntos no longo prazo ([Rapach e Wohar, 2002](#)).

Em resumo, os fundamentos monetários são essenciais para a estabilidade econômica de um país. Eles são compostos pela oferta de dinheiro, taxa de juros, base monetária, inflação e taxa de câmbio, e são influenciados pelas políticas monetárias adotadas pelo banco central.

#### 2.4.4 Modelos de Regras de Taylor

Inicialmente a regra de Taylor determinava que a autoridade monetária fixava a taxa de juros real em conformidade com o diferencial entre a inflação e o hiato do produto, [Zhang e Hamori \(2020\)](#). Contudo, nos últimos anos tal teoria vem sendo modificada. Autores como [Engel et al. \(2007\)](#) aprimoram a regra de Taylor e função da política monetária. Desta forma, a regra de Taylor relaciona a taxa de juros básica do Banco Central, seu instrumento de política, com a taxa de juros real de longo prazo, a taxa de inflação, e os hiatos da inflação e do produto real. Empiricamente, utilizamos o modelo adotado em [Li, Tsiakas e Wang \(2015\)](#) com as seguintes especificações:

$$i_t^T = 1,5(\pi_t - \pi_t^*) + 0,1(y_t^g - y_t^{*g}) + 0,1(s_t + p_t^* - p_t)$$

Onde  $\pi_t$  é a taxa de inflação interna,  $\pi_t^*$  a taxa de inflação externa,  $y_t^g$  o hiato do produto,  $y_t^{*g}$  o hiato do produto externo. [Li, Tsiakas e Wang \(2015\)](#) denota o hiato do produto como o desvio percentual do produto real a partir de uma estimativa de seu nível potencial. Na literatura sobre previsão da taxa de câmbio é comumente utilizado valores para padronizar as variáveis, a saber: (1, 5) para a diferença da taxa de inflação; (0, 1) para a diferença do hiato do produto; (0, 1) para a taxa de câmbio. ([Li, Tsiakas e Wang, 2015](#)).



### 2.4.5 Termos de Troca

Os termos de troca (TDT) representam a relação entre o preço das exportações e o preço das importações de um país em um determinado período. Essa relação é importante para a economia, pois afeta a capacidade de um país de gerar receita com suas exportações e, conseqüentemente, seu poder de compra de bens importados. Os termos de troca são calculados como a razão entre o índice de preços das exportações e o índice de preços das importações, normalmente expressos como uma porcentagem. Essa relação pode ser influenciada por fatores como a demanda global por bens, a oferta de bens no mercado internacional, flutuações cambiais e políticas comerciais. Portanto, os termos de troca são uma variável importante a ser considerada ao analisar o comércio internacional de um país, por conseqüente é um preditor que provavelmente possuir expectativas em nosso trabalho. Empiricamente, tem a seguinte representação:

$$TDT = \frac{VE}{VI} \quad (1)$$

Onde: TDT o termo de troca, VE o valor das exportações e VI o valor das importações.

O Brasil é uma das principais economias emergentes do mundo e possui um setor exportador diversificado, com destaque para as *commodities*. A figura 1 apresenta a evolução dos termos de troca entre o Brasil e os Estados Unidos no período de 2002 a julho de 2022, tendo como base a exportação de *commodities*.

Observa-se na figura 1 que os termos de troca entre o Brasil e os Estados Unidos apresentam uma tendência oscilatória ao longo do período analisado, com variações que refletem tanto as flutuações do mercado internacional de *commodities* quanto as mudanças nas políticas econômicas dos dois países.

Em particular, destaca-se a queda acentuada dos termos de troca em 2020, que coincidiu com o início da pandemia da *COVID-19*. O impacto negativo da crise sanitária na economia global resultou em uma diminuição da demanda por *commodities* e uma redução nos preços desses produtos. Como resultado, o Brasil enfrentou uma piora dos termos de troca em relação aos Estados Unidos.

No entanto, a partir de 2021, verifica-se uma recuperação das exportações de *commodities* do Brasil, o que contribuiu para a melhora dos termos de troca em relação aos Estados Unidos. Esse resultado pode ser atribuído à retomada do crescimento da economia global e ao aumento da demanda por *commodities*, impulsionado pela recuperação das principais economias mundiais.

Em resumo, a figura 1 evidencia a relação entre as exportações de *commodities* do Brasil e os termos de troca com os Estados Unidos, mostrando que essa relação é influenciada por diversos fatores econômicos e políticos. A análise dos termos de troca é importante para compreender a dinâmica do comércio internacional e avaliar a competitividade da economia brasileira em relação a outros países.

Figura 1 – Termos de Troca da economia Brasileira com a economia dos EUA



Fonte: Sistema Gerenciador de Séries Temporais (BCB) e Federal Reserve Economic Data (FRED).

## 2.5 Base de Dados

A análise empírica deste estudo se baseou em séries temporais mensais, sendo que todas as séries de dados coletadas para os Estados Unidos foram obtidas do Federal Reserve Economic Data (FRED). As variáveis correspondentes à economia brasileira, por sua vez, foram coletadas do Sistema Gerenciador de Séries Temporais do Banco Central do Brasil (BCB)<sup>4</sup>.

Para a modelagem dos fundamentos macroeconômicos, utilizamos a teoria da paridade do poder de compra e, para isso, utilizamos o Índice Nacional de Preços ao Consumidor Amplo (IPCA) de todos os itens, excluindo alimentos in natura, como medida da inflação brasileira. No caso dos Estados Unidos, utilizamos os Índices de Preços ao Consumidor (IPC) como medida da inflação. Essas séries de dados foram coletadas do Federal Reserve Economic Data (FRED) para os Estados Unidos e do Sistema Gerenciador de Séries Temporais (SGS) do Banco Central do Brasil para a economia brasileira. A utilização dessas variáveis é importante para a compreensão das forças que afetam a taxa de câmbio entre o real (BRL) e o dólar (USD).

Para medir a produção, foi utilizado o índice de produção industrial do Brasil e dos EUA. O hiato do produto utilizado na Regra de Taylor, é obtido por meio do produto potencial, auferido por meio do filtro Hodrick-Prescott<sup>5</sup>. Também será utilizado a oferta de moeda M1 entre a economia brasileira e americana. Na figura 2 descrevemos o comportamento da oferta monetária M1<sup>6</sup> entre Brasil e EUA em que é visto que entre ambas as economias ela tem um comportamento distinto, sendo superior para a economia americana logo no início da pandemia do Covid - 19, e está por sua vez, se manteve com o mesmo comportamento nos meses seguintes. Na mesma figura também observamos o comportamento dos Índices de Preços ao Consumidor em que é notório observar que os índices de preços do Brasil são maiores que o dos EUA, demonstrando superioridade em ambos os períodos. Quando observado o gráfico da taxa de crescimento anual da produção industrial entre países, é visto que eles andam conjuntamente, mas diferente do comportamento do gráfico anterior não há um salto entre países. As variáveis e suas respectivas fontes são apresentadas na tabela 1, conforme descrita abaixo.

<sup>4</sup> Banco Central do Brasil - (BCB).

<sup>5</sup> O filtro foi calculado usando o pacote mFilter - para remover o componente cíclico de uma serie temporal de dados brutos.

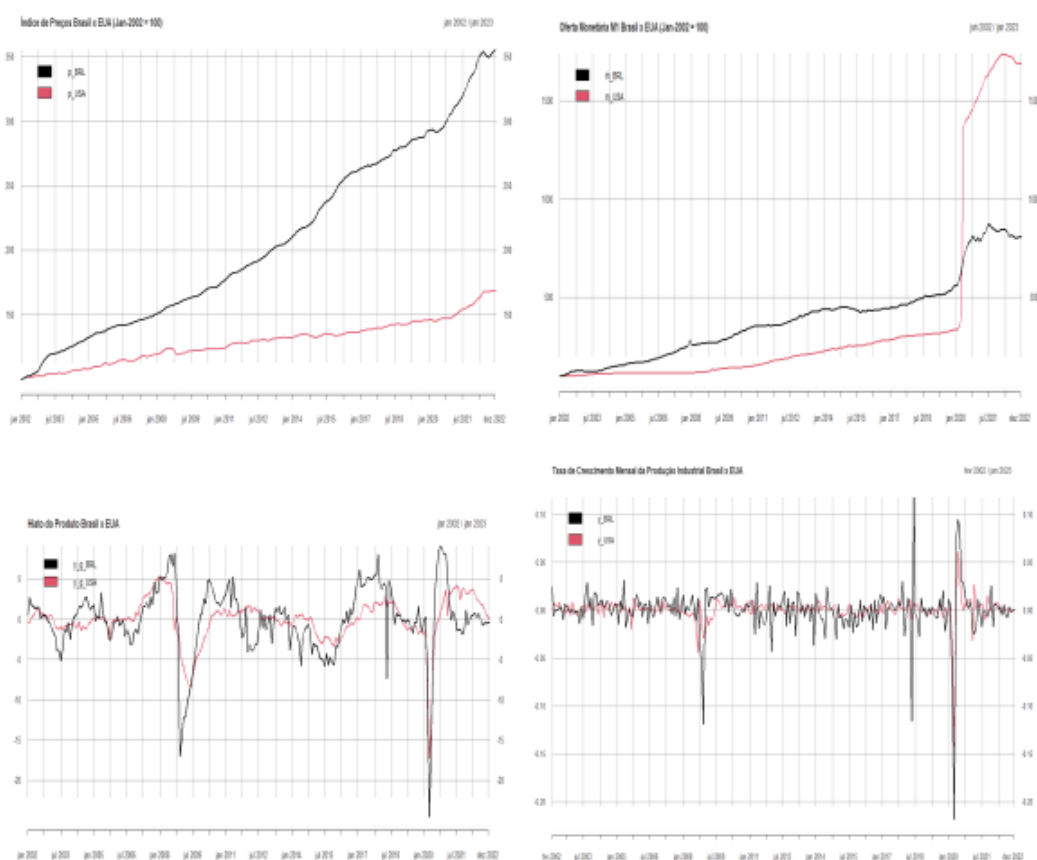
<sup>6</sup> Moeda em poder do público (papel-moeda e moeda metálica) + depósitos a vista nos bancos comerciais. M1 e o total de moeda que não rende juros e é de liquidez imediata.

Tabela 1 – Variáveis Utilizadas na Descrição dos Fundamentos Macroeconômicos

Variáveis	Dados	Fonte
Taxa de Câmbio	Taxa de câmbio (real/dólar)	BCB
Taxa de juros – BR	Taxa Selic	BCB
Taxa Efetiva de Fundos Federais	Taxa Efetiva de Fundos Federais	FRED
Produção Industrial (IPI)	Índice de Produção Industrial	BCB/FRED
Nível de Preços - Brasil(IPCA)	Índice Nacional de Preços ao Consumidor Amplo	BCB
Nível de Preços - EUA (IPC)	Índice de Preço ao Consumidor	FRED
Índice de preços (PPI)	Índice de Preço ao Produtor	FRED
	Código das Séries	
Taxa de Câmbio	Sisbacen PTAX800	
Taxa de juros - BR	CopomDFF	
Taxa Efetiva de Fundos Federais	IBGE /IndPRO IBGE	
Produção Industrial (IPI)	IBGE /IndPRO IBGE	
Nível de Preços - Brasil (IPCA)	USACPIALLMINMEI	
Nível de Preços - EUA (IPC)	USACPIALLMINMEI	
Índice de preços (PPI)	MANMM101USM189S	

Além disso, utilizaremos o retorno da taxa de câmbio entre BRL e USD definido como a diferença do logaritmo entre log da taxa de câmbio no período  $t$  e  $t - 1$ . Outra variável observada através do gráfico é o hiato do produto. Esta variável em ambas as economias apresentou comportamento similar destacando um salto em março de 2020. Por fim, a variável de Produção Industrial mostra que em 2008 a economia americana teve uma queda brusca de sua produção, tal período foi marcado pelo início da crise financeira. Outro ponto a destacar é o período da pandemia do *Covid -19* em que ambas as economias foram afetadas, porém com maior significância para o Brasil. Utilizamos o logaritmo natural (log) em todas as variáveis.

Figura 2 – Comportamento da Oferta Monetária M1, Índices de Preços ao Consumidor, Hiato do Produto e Taxa de Crescimento da Produção Industrial para a Economia Brasileira e Americana



Fonte: Federal Reserve Economic Data (FRED) e Sistema Gerenciador de Séries Temporais (BCB).

## 2.6 Prevendo os Dados Fora da Amostra - *Out of Sample*(OSS)

As observações foram divididas em porções dentro da amostra e fora da amostra. As observações dentro da amostra abrangem 1 a  $R$  e enquanto as observações fora da amostra abrangem  $R + 1$  até  $T$  para um total de  $P$  previsões fora da amostra. Para cada origem de previsão  $t = R, \dots, T - 1$ , devemos estimar recursivamente as regressões preditivas fora da amostra regredindo  $\Delta s_{t+1}$  sobre a constante e um único preditor observado  $x_s^t$  para  $s = 1, \dots, t - 1$ , portanto, calculamos a previsão como  $\Delta s_{t+1} = \hat{\alpha}_t + \hat{\theta}_t x_t^i$ , onde  $\hat{\alpha}_t$  e  $\hat{\theta}_t$  são o estimativas OLS e  $x_t^i$ , denotam um dos preditores (Preditores Macroeconômicos, KS e E-KS) introduzidos nas seções anteriores. Observe que, a estimação recursiva da equação de previsão implica que os coeficientes  $\alpha_t$  e  $\theta_t$  têm permissão para mudar ao longo do tempo.

Os dados na janela de estimativa inicial (IS) começa em 2002/01 e termina em 2011/12 (120 observações). Este período inicial ocorre após o período de três anos do Brasil ter adotado o regime de câmbio flutuante. Já a previsão fora da amostra (OOS) varia de 2012/01 a 2022/12, totalizando  $P = 132$  observações fora da amostra. Este período final é marcado por impactos econômicos ocorrido pela pandemia do Covid -19, que iniciou em 2020/03 em conjunto com a retomada da atividade econômica, conjuntamente com a guerra na Ucrânia com início em 2022/02.

Nosso procedimento de avaliação de previsão será baseado no  $R^2, R_{OS}^2$  fora da amostra, que compara a previsão fora da amostra do modelo de previsão  $\Delta s_{t+1} = \hat{\alpha}_t + \hat{\theta}_t x_t^i$ , para a previsão de benchmark<sup>7</sup>.  $\bar{\Delta} s_{t+1} = \frac{1}{t} \sum_{s=1}^t \Delta s_t$  Dessa forma,  $\rho R^2$  fora da amostra é calculado da seguinte forma:

$$R_{OS}^2 = 1 - \frac{\sum_{t=R}^{T-1} (\Delta s_{t+1} - \hat{\Delta} s_{t+1})^2}{\sum_{t=R}^{T-1} (\Delta s_{t+1} - \bar{\Delta} s_{t+1})^2}$$

Se a previsão  $\hat{\Delta} s_{t+1}$  supera a previsão do benchmark então  $R_{as,2}^2 \geq 0$ . Por esse (MSPE) dos modelos de previsão em  $R_{OS}^2$  relação ao modelo de referência (passeio aleatório). Em prática, relatamos o valor de  $R_{OS}^2$  em termos percentuais que implica em multiplicar  $R_{OS}^2$  por 100, ou seja,  $R_{OS}^2(\%) = 100 \times R_{OS}^2$ .

Ainda, além de observar a magnitude desta estatística verificando se um determinado modelo preditivo possui uma estatística significativa. Para isso aplicaremos o método adotado por [Diebold e Mariano \(1999\)](#). No entanto, devido ao fato de estarmos trabalhando com um modelo aninhado tal método se torna inviável. Assim, para modelos aninhados [Clark e West \(2007\)](#)<sup>8</sup> aprimoraram o modelo de [Diebold e Mariano \(1999\)](#) denominado de Erro Quadrado Médio de Previsão Ajustado (MSPE) que significa testar a hipótese nula contra a hipótese alternativa. Logo, tal teste pode ser estimado da seguinte forma:

$$\Delta s_{t+1} = (\Delta s_{t+1} \bar{\Delta} s_{t+1})^2 - \left[ (\Delta s_{t+1} - \hat{\Delta} s_{t+1})^2 - (\bar{\Delta} s_{t+1} - \hat{\Delta} s_{t+1})^2 \right]$$

Desta forma, encontramos o MSPE regredindo a série  $\{\Delta s_{t+1}\}_{t=1}^{T-1}$  sobre o intercepto e calculamos sua estatística t. Logo, podemos verificar se as previsões baseadas em modelos  $\hat{r}_{t+1}$  têm um MSPE significativamente menor que o benchmark que corresponde a testar a hipótese nula de que  $R_{OS}^2 \leq 0$  contra a hipótese alternativa de que  $R_{OS}^2 > 0$ .

Na literatura de previsão de retorno, os valores percentuais de  $R_{OS}^2$  (%) são tipicamente pequenos, mas isso não significa que seu valor econômico é insignificante. De fato, como argumentado por [Campbell e Thompson \(2008\)](#), mesmo um  $R_{OS}^2$  (%) muito pequeno como 1.0% para dados mensais

<sup>7</sup> Nosso modelo benchmark é representado pelo Passeio Aleatório (Random Walk).

<sup>8</sup> Para modelos aninhados [Clark e West \(2007\)](#) mostram que as estatísticas de [Diebold e Mariano \(1999\)](#) tem distribuição fora do padrão, uma vez que, seu teste poderia ser subdimensionado sob a hipótese nula e com baixo poder de previsão sob a hipótese alternativa.

podem ainda sinalizar um grau de previsibilidade do retorno economicamente significativo em termos de aumento do retorno anual da carteira para um investidor de média variância. Calculamos esse valor econômico de uma previsão pelo conhecido equivalente de certeza do retorno (ou ganho de utilidade), que pode ser interpretado como a taxa de administração que um investidor está disposto a pagar para ter acesso às informações adicionais fornecidas pelo modelo de previsão baseada no modelo em relação à informação disponível no modelo de referência (benchmark). Neste artigo, calculamos o ganho de utilidade dos modelos de previsão usando o método introduzido por [Campbell e Thompson \(2008\)](#) e [Rapach e Strauss \(2010\)](#).

O método pressupõe um investidor avesso ao risco que tem uma função de utilidade de média variância e considera como alocar otimamente a riqueza total entre um ativo arriscado e um ativo livre de risco no momento  $t$  com base na taxa livre de risco atual e na previsão da taxa de câmbio,  $\Delta s_{t+1}$ . Dessa forma, o peso atribuído ao ativo arriscado é calculado da seguinte forma:  $\omega_t = \frac{1}{\gamma} \frac{\hat{\Delta} s_{t+1}}{\sigma_{t+1}^2}$

O método implantado, onde  $\gamma$  é o parâmetro de aversão ao risco e  $\sigma_{t+1}^2$  é a variância da taxa de câmbio. Assim, o retorno realizado do portfólio no momento  $t+1$  é  $R_{t+1} = \omega_t \Delta s_{t+1} + (1 - \omega_t) r_{t+1}^f$ . Impomos a restrição  $\omega_t \in (-1, 1)$  para garantir que haja venda a descoberta e/ou alavancagem.

Assim, durante o período fora da amostra, o investidor percebe um nível médio de utilidade de:

$$U = \hat{\mu} - \frac{1}{2} \gamma \hat{\sigma}^2$$

Onde  $\hat{\mu} = \frac{1}{p} \sum_t R_t \hat{\sigma}_p^2 = \text{Var} \left( R_t = \frac{1}{p} \sum_t (R_t - \hat{\mu}_t) \right)^2$  é a quantidade total de observações fora da amostra. O ganho de utilidade é a diferença entre a utilidade obtida usando um modelo baseado na previsão,  $\hat{r}_{t+1}$ , e o modelo de previsão baseado no Passeio Aleatório (benchmark),  $\bar{\Delta} s_{t+1}$ . Para facilitar a interpretação, multiplicamos os ganhos de utilidade por 1200, o que nos dá a taxa de administração anual que um investidor estaria disposto a pagar para obter acesso à informação adicional da previsão baseada no modelo  $\hat{r}_{t+1}$ . Além disso, reportamos os resultados utilizando  $\gamma = 3^9$ . Este mesgodeiro2018ensaio método é adotado por ([Godeiro et al., 2018](#)); ([Rapach e Strauss, 2010](#)), dentre outros.

## 2.7 Passeio Aleatório - *Benchmark*

[Li, Tsiakas e Wang \(2015\)](#) o passeio aleatório captura a visão predominante na literatura cambial de que as taxas de câmbio não são previsíveis quando condicionadas aos fundamentos econômicos, especialmente em horizontes curtos. O modelo também forma a base da estratégia de carry trade<sup>10</sup> amplamente utilizada no mercado financeiro.

Seguindo [Silva e Júnior \(2022\)](#) o passeio aleatório sem drift com previsões feita fora da amostra (OOS) e um passo à frente de uma variável dependente ( $\Delta s$ ) é descrita como:

$$\bar{\Delta} s_{t+1} = \Delta s_t$$

Esta equação mostra que a cada horizonte de tempo os valores futuros da variável dependente serão iguais ao seu último valor observado em  $(t - 1)$ .

## 3 Resultados Empíricos

Para fazer a previsão da taxa de câmbio entre o real brasileiro (BRL) e o dólar dos Estados Unidos (USD), foram utilizadas dois conjuntos de amostras: um período dentro da amostra de 01/2011

<sup>9</sup> Conforme adotado em ([Lima e Meng, 2017](#)) e ([Godeiro et al., 2018](#))

<sup>10</sup> A estratégia de carry trade consiste em tomar emprestado recursos no país com menor taxa de juros e investir no país com maior taxa de juros, a fim de obter-se o diferencial de juros. Nesse caso o investidor corre o risco da taxa de câmbio do país na qual está com a posição comprada.

a 12/2011 (com 120 observações) e outro período fora da amostra de 01/2012 a 12/2022 (com um total de  $P = 132$  observações). Os dados foram estimados recursivamente ao longo do tempo e a divisão das amostras teve como objetivo garantir uma amostragem superior fora da amostra.

Em seguida, realizou-se uma análise fora da amostra, traçando os resultados das previsões condicionais com base no valor da estatística  $R^2(\%)$  e na significância dos p-values do procedimento do Erro Quadrado Médio de Previsão Ajustado (MSPE) de Clark e West (2007). O teste CW demonstrou que um dos modelos (Fundamentos Macroeconômicos, KS e E-KS) apresentou desempenho superior ao modelo de referência (Passeio Aleatório) para valores positivos. Além disso, foi observado o ganho de utilidade do investidor com preferência de média e variância  $\Delta U\%$  (anual) associado a cada modelo de previsão.

Por fim, os resultados das previsões dos preditores individuais foram apresentados na tabela 2, descrita abaixo.

Tabela 2 – Resultado das Previsões Fora da Amostra para a Previsão da Taxa de Câmbio BRL (Brasil)

Painel A: Modelo Baseado em Fundamentos Macroeconômicos			
Modelo	$R^2_{OOS}\%$	CW	$\Delta U\%$
UIP	0.57	0.24	0.88
PPP	-0.14	0.50	-1.06
MF	-1.71	0.84	-0.56
TR	-0.73	0.71	-0.61
TT	-0.26	0.33	-0.07
Painel B: Modelo Baseado em Regressão Kitchen-Sink			
Modelo	$R^2_{OOS}\%$	CW	$\Delta U\%$
KS	-4.92	0.82	-0.82
Painel C: Modelo Baseado em Regressão Eficiente de Kitchen-Sink			
Modelo	$R^2_{OOS}\%$	CW	$\Delta U\%$
EKS	-0.21	0.93	-0.13
EKS-RIDGE	-5.21	0.72	-1.62
EKS-LASSO	-1.12	0.58	-0.18

Fonte: Elaboração própria.

A tabela 2 tem-se os resultados referente aos modelos baseados nos Fundamentos Macroeconômicos, na Regressão Kitchen-Sink e na Regressão Eficiente de Kitchen-Sink. O objetivo foi observar se as técnicas de regularização Ridge, LASSO e *Elastic Net* geram robustez a regressão de Kitchen-Sink em combinação com os modelos fundamentais macroeconômicos. Assim, os resultados referentes aos modelos baseados nos fundamentos macroeconômicos mostraram que apenas a paridade de juros a descoberta obteve o  $R^2_{OOS}(\%)$  positivo e estatisticamente significativo maior que zero, com desempenho superior ao passeio aleatório em 0,57%. Outra observação é que, o preditor de Paridade do Poder de Compra (PPP) mostrou-se negativo, sendo inferior ao Passeio Aleatório em (-0,14%), o que implica dizer que há uma desvalorização cambial do BRL em relação ao USD, logo, uma unidade unitária comprada no seu país de origem (Brasil) não tem o mesmo poder de compra no outro país (EUA). Ainda na mesma tabela observamos os resultados referente ao modelo baseado na regressão de Kitchen-Sink, é verificado um resultado não positivo, sendo seu valor inferior em (-4,92

Dando continuidade as classes dos demais modelos, temos que nos modelos baseados na Regressão Eficiente de Kitchen-Sink mostraram que são estatisticamente inferiores ao Passeio Aleatório quando observado a estatística  $R^2_{OOS}(\%)$  sendo o EKS de (-0,21%), EKS-Ridge (-5,21%) e o EKS-LASSO (1,12%). Embora o Elastic Net seja aninhado aos dois anteriores, o seu resultado não obteve uma performance significativa. Ainda notamos que o MSPE do teste Clark e West (2007) demonstra que de fato ambos os modelos não apresentam superioridade em relação ao benchmark, sendo seus resultados acima de 80% para ambos os modelos.

Finalmente, são apresentados os resultados dos ganhos de utilidade do investidor de média variância, cuja alocação foi estabelecida a partir dos modelos de previsões. Desta forma, a Paridade de Juros a Descoberta apresentou o maior ganho de utilidade ao investidor, superando o Passeio Aleatório em 0,88%. Os demais preditores não apresentaram ganho de utilidade ao investidor, ocasionando a não maximização de sua função. Estes valores variaram de (-1,06%) e (-0,07%) para os modelos baseados em fundamentos macroeconômicos e de (-0,82%) para a regressão Kitchen-Sink e por fim, a variação de (-0,13%) a (-1,62%) para os modelos Eficientes de Kitchen-Sink.

## 4 Análise de Robustez

Para avaliar a qualidade do nosso método, realizamos testes recursivos em diferentes períodos de amostras. Nosso objetivo era observar tendências em períodos amostrais distintos, abrangendo diferentes lapsos temporais. O propósito desse exercício foi gerar resultados para análise. Dividimos a amostra em duas partes iguais, conforme mencionado anteriormente, e realizamos uma análise comparativa das duas subamostras. O período de análise utilizado foi de 120 meses, compreendendo informações entre janeiro de 2013 e dezembro de 2022.

A primeira subamostra, chamada de Sub\_1 compreende o período de janeiro de 2013 a dezembro de 2017, totalizando 60 meses. A segunda subamostra, chamada de Sub\_2, compreende o período de janeiro de 2018 a dezembro de 2022, também totalizando 60 meses.

A análise comparativa das duas subamostras permitiu verificar a consistência da metodologia utilizada e a sua aplicabilidade ao longo do tempo.

Dessa forma, podemos afirmar que a metodologia aplicada demonstrou ser robusta e confiável, visto que se manteve consistente em ambas as subamostras. Esse tipo de exercício é importante para garantir a qualidade e a validade dos resultados obtidos e é comumente utilizado em pesquisas acadêmicas e estudos de mercado.

Tabela 3 – Sub\_1: Resultado das Previsões Fora da Amostra para a Previsão da Taxa de Câmbio BRL (Brasil) e USD (EUA)

Painel A: Modelo Baseado em Fundamentos Macroeconômicos			
Modelo	$R^2_{OOS}\%$	CW	$\Delta U\%$
UIP	0.12	0.35	0.15
PPP	0.81	0.1	0.29
MF	-0.07	0.46	0.4
TR	-1.37	0.91	0.1
TT	0.65	0.25	0.11
Painel B: Modelo Baseado em Regressão Kitchen-Sink			
Modelo	$R^2_{OOS}\%$	CW	$\Delta U\%$
KS	-5.83	0.97	-0.22
Painel C: Modelo Baseado em Regressão Eficiente de Kitchen-Sink			
Modelo	$R^2_{OOS}\%$	CW	$\Delta U\%$
EKS	-0.1	0.89	0.13
EKS-RIDGE	-3.77	0.89	-0.3
EKS-LASSO	-0.56	0.65	0.07

Fonte: Elaboração própria.

Os resultados obtidos revelam que no período inicial, na primeira subamostra (Sub\_1), a quantidade de preditores macroeconômicos contribuiu para aumentar a acurácia das previsões, principalmente em períodos de curto prazo. Anteriormente, apenas o UIP foi significativo com a amostra de 120 meses, mas a redução do número de meses incluídas no modelo proporcionou uma melhoria significativa nos resultados.

Os resultados apontaram que o UIP apresentou um valor de acurácia de (0,12), enquanto o PPP e o TT se mostraram ainda mais eficientes, com acurácias de (0,81) e (0,65), respectivamente. O TT foi incluído no estudo devido às inúmeras transações comerciais entre o Brasil e EUA, o que torna essa variável relevante para a previsão da taxa de câmbio ao curto prazo.

Esses resultados são importantes, pois evidenciam que a inclusão de múltiplos preditores macroeconômicos pode melhorar significativamente a precisão das previsões, contribuindo para uma tomada de decisão mais fundamentada por parte de investidores, empresas e governos.

Tabela 4 – Sub\_2: Resultado das Previsões Fora da Amostra para a Previsão da Taxa de Câmbio BRL (Brasil) e USD (EUA)

Painel A: Modelo Baseado em Fundamentos Macroeconômicos			
Modelo	$R^2_{OOS}\%$	CW	$\Delta U\%$
UIP	0.95	0.25	0.02
PPP	- 0.95	0.74	-0.11
MF	-3.12	0.87	-0.32
TR	-0.19	0.46	-0.25
TT	-1.03	0.51	-0.14
Painel B: Modelo Baseado em Regressão Kitchen-Sink			
Modelo	$R^2_{OOS}\%$	CW	$\Delta U\%$
KS	-4.12	0.62	-0.1
Painel C: Modelo Baseado em Regressão Eficiente de Kitchen-Sink			
Modelo	$R^2_{OOS}\%$	CW	$\Delta U\%$
EKS	-0.31	0.88	-0.18
EKS-RIDGE	-6.44	0.59	-0.07
EKS-LASSO	-1.54	0.55	-0.17

Fonte: Elaboração própria.

Os resultados da segunda subamostra (Sub\_2) designam o aumento da dificuldade em previsão de taxa de câmbio com apenas o UIP (0,95) se mostrando eficiente em relação aos demais, com isso percebe-se que o UIP tem uma tendência de melhorar sua previsão com o aumento do tempo.

Outra forma para avaliar a qualidade da nossa metodologia é realizar testes recursivos em diferentes períodos da amostra. Nosso objetivo é observar tendências em períodos amostrais distintos, abrangendo diferentes janelas temporais. O propósito desse exercício é gerar resultados robustos. Para isso, dividimos os 252 meses em 4 períodos diferentes e utilizamos variáveis de cortes. Essas divisões estão descritas na Tabela 5.

Tabela 5 – Distribuição amostral diferenciada

Período / (mês)	Treino (mês) / %	Teste (mês) / %
1º 252	111 44%	141 56%
2º 252	101 40%	151 60%
3º 252	88 35%	164 65%
4º 252	76 30%	176 70%

Fonte: Elaboração própria.

Realizamos análises dos resultados de modelos baseados em Fundamentos Macroeconômicos, Regressão *Kitchen-Sink* e Regressão Eficiente de Kitchen-Sink, a fim de observar se as técnicas de regularização Ridge, LASSO e *Elastic Net* geram robustez à regressão de Kitchen-Sink em combinação com os modelos fundamentais macroeconômicos.

Os resultados obtidos a partir dos modelos baseados nos fundamentos macroeconômicos indicaram que apenas a Paridade de Juros a Descoberta obteve um  $R^2_{OOS}$  (%) positivo e estatisticamente



significativo em todos os exercícios, com desempenho superior ao passeio aleatório ficando entre 0,56%, 0,59%, 0,84% e 0,95%, respectivamente nos períodos 1º, 2º, 3º e 4º, apresentando uma tendência de quanto maior a seu período fora da amostra maior seu poder preditivo. Por outro lado, os demais preditores apresentaram valor negativo.

Em relação aos modelos baseados na Regressão Eficiente de Kitchen-Sink, verificamos que todos foram estatisticamente inferiores ao Passeio Aleatório quando observada a estatística  $R_{OOS}^2$  (%), sendo que o EKS teve um valores inferiores, mostrando um comportamento de distanciamento quanto maior seu período fora da amostra, oscilando entre - 4,43% até - 5,86%, o EKS-Ridge de também não houve resultados positivos e o EKS-LASSO segue a dinâmica anterior. Embora o *Elastic Net* seja aninhado aos dois anteriores, o seu resultado não obteve uma performance significativa.

Neste estudo, analisamos os ganhos de utilidade do investidor de média variância com base em modelos de previsões. Os resultados mostraram que a Paridade de Juros a Descoberto foi o preditor mais eficaz, proporcionando um ganho de utilidade ao investidor que superou o Passeio Aleatório em uma faixa de 0,96 a 1,48. No entanto, os demais preditores não resultaram em ganhos de utilidade ao investidor, o que indica que sua função não foi maximizada.

Esses resultados reforçam os dados coletados e destacam a importância da Paridade de Juros a Descoberto como um preditor confiável da taxa de câmbio entre dólar e real. Em suma, os resultados sugerem que investidores que utilizam esse modelo podem obter ganhos significativos em suas decisões de investimento.

## 5 Considerações Finais

A utilização de modelos baseados em fundamentos macroeconômico combinado com técnicas específicas tem sido amplamente usado para se fazer a análise de previsão da taxa de câmbio entre países. Desta forma, o artigo investigou as técnicas de aprendizado de máquina aprimoraram a regressão de Kitchen-Sink combinadas com teorias fundamentais macroeconômicas para a previsão da taxa de câmbio entre BRL (Brasil) e o USD (EUA), e se tais procedimentos geraram resultados mais robustos que o passeio aleatório (*benchmark*).

Os resultados observados dos modelos em fundamentos macroeconômicos em sua maioria não conseguem bater o *benchmark* de Passeio Aleatório, a diferenciar o UIP que apresentou ganho estatístico em relação ao referencial, além de ser o único com ganho de utilidade ao investidor de média variância. Desta forma, este preditor consegue passar informação ao investidor avesso ao risco cambial de que na alocação dinâmica de ativos em um determinado mês ou meses o melhor para ele é ficar distante de ativos arriscados, maximizando sua utilidade ao alocar pesos em ativos com risco  $r_{t+1}$  e em ativo sem risco,  $r_{t+1}^f$ .

Posteriormente foi observado que, ao acrescentar o *Elastic Net* para aprimorar a modelagem de Kitchen-Sink é visto que não há significância quando observada a estatística de Clark e West (2007), (CW). Desta forma, a regressão Eficiente de Kitchen-Sink não gera resultados robustos na previsão, sendo este não eficiente para análise de taxa de câmbio entre o BRL e o USD. Este resultado é contrário aos trabalhos de Li, Tsiakas e Wang (2015) e Silva e Júnior (2022) ao observarem que da associação de modelos de aprendizado de máquina com modelos de fundamentos macroeconômicos os resultados batem o modelo de passeio aleatório. Estes trabalhos adotam modelagens distintas para aprendizado de máquina, de forma que, o primeiro utiliza apenas o *Elastic Net* para aprimorar a regressão de Kitchen-Sink para a previsão da taxa de câmbio do G10; já o segundo por sua vez, utiliza três técnicas distintas de aprendizado de máquina para previsão entre BRL e o USD.

Por fim, foi feito um teste de robustez com o objetivo de avaliar a solidez da metodologia utilizada. Desta forma, através de subamostras foi possível verificar a consistência do método e sua aplicabilidade ao longo do tempo. Assim, foi possível demonstrar que a metodologia adotada é robusta e confiável, visto que se manteve consistente em ambas as subamostras. Logo, sugere-se o uso desta estratégia como análise de robustez, uma vez que há ganhos de acurácia para a modelagem.

Diante disso, os resultados mostram que o aprimoramento da regressão de Kitchen-Sink em quase sua totalidade não foi possível fazer previsões sobre a taxa de câmbio entre o BRL e o USD, a diferenciar de um único modelo de fundamentos macroeconômicos. Além disso, é importante destacar que para o comportamento do ganho de utilidade de um investidor esses preditores não ajudaram a diminuir o risco cambial ao investidor, mas apenas um preditor passa informação. Neste sentido, recomenda-se utilizar outros preditores como no estudo [Silva e Júnior \(2022\)](#), assim como, fazer análise para outras moedas, como em [Li, Tsiakas e Wang \(2015\)](#).

## References

CAMPBELL, J. Y.; THOMPSON, S. B. Predicting excess stock returns out of sample: Can anything beat the historical average? *The Review of Financial Studies*, Society for Financial Studies, v. 21, n. 4, p. 1509–1531, 2008.

CLARK, T. E.; WEST, K. D. Approximately normal tests for equal predictive accuracy in nested models. *Journal of econometrics*, Elsevier, v. 138, n. 1, p. 291–311, 2007.

DIEBOLD, F.; MARIANO, R. Comparing predictive accuracy', journal of business and economic statistics, 13 (3), july, 253-63. *INTERNATIONAL LIBRARY OF CRITICAL WRITINGS IN ECONOMICS*, EDWARD ELGAR PUBLISHING LTD, v. 108, p. 263–273, 1999.

DORNBUSCH, R. Exchange rates and fiscal policy in a popular model of international trade. *The American Economic Review*, JSTOR, v. 65, n. 5, p. 859–871, 1975.

ENGEL, C. Exchange rates and interest parity. handbook of international economics. *Amsterdam: Elsevier*, v. 453, p. 522, 2014.

ENGEL, C. et al. Exchange rate models are not as bad as you think [with comments and discussion]. *NBER macroeconomics annual*, University of Chicago Press, v. 22, p. 381–473, 2007.

FRENKEL, J. A. Purchasing power parity: doctrinal perspective and evidence from the 1920s. *Journal of International Economics*, Elsevier, v. 8, n. 2, p. 169–191, 1978.

GODEIRO, L. L. et al. Ensaio sobre modelos de previsão econômica. Universidade Federal da Paraíba, 2018.

LI, J.; TSIKAKAS, I.; WANG, W. Predicting exchange rates out of sample: Can economic fundamentals beat the random walk? *Journal of Financial Econometrics*, Oxford University Press, v. 13, n. 2, p. 293–341, 2015.

LIMA, L. R.; MENG, F. Out-of-sample return predictability: A quantile combination approach. *Journal of Applied Econometrics*, Wiley Online Library, v. 32, n. 4, p. 877–895, 2017.

MANKIWI, N. G. *Princípios de macroeconomia*. [S.l.]: Cengage Learning, 2023.

MEESE, R. A.; ROGOFF, K. Empirical exchange rate models of the seventies: Do they fit out of sample? *Journal of international economics*, Elsevier, v. 14, n. 1-2, p. 3–24, 1983.

MOOSA, I.; BURNS, K. The unbeatable random walk in exchange rate forecasting: Reality or myth? *Journal of Macroeconomics*, Elsevier, v. 40, p. 69–81, 2014.

- MUSSA, M. The exchange rate, the balance of payments and monetary and fiscal policy under a regime of controlled floating. In: *Flexible Exchange Rates and Stabilization Policy*. [S.l.]: Routledge, 2019. p. 97–116.
- OFFICER, L. H. The purchasing-power-parity theory of exchange rates: A review article (théorie de la parité des pouvoirs d'achat des taux de change: une étude)(la teoría de los tipos de cambio basados en la paridad del poder adquisitivo: Artículo de repaso). *Staff Papers-International Monetary Fund*, JSTOR, p. 1–60, 1976.
- RAPACH, D. E.; STRAUSS, J. K. Bagging or combining (or both)? an analysis based on forecasting us employment growth. *Econometric Reviews*, Taylor & Francis, v. 29, n. 5-6, p. 511–533, 2010.
- RAPACH, D. E.; WO HAR, M. E. Testing the monetary model of exchange rate determination: new evidence from a century of data. *Journal of International Economics*, Elsevier, v. 58, n. 2, p. 359–385, 2002.
- SILVA, G. P. da; JÚNIOR, J. L. R. Real/dollar exchange rate prediction combining machine learning and fundamental models. 2022.
- SOARES, F. A. R.; PINTO, M. B. d. P. Desequilíbrios cambiais e os fundamentos econômicos: uma análise do plano real. *Revista de Economia Contemporânea*, SciELO Brasil, v. 12, p. 5–40, 2008.
- ZHANG, Y.; HAMORI, S. The predictability of the exchange rate when combining machine learning and fundamental models. *Journal of Risk and Financial Management*, MDPI, v. 13, n. 3, p. 48, 2020.
- ZOU, H.; HASTIE, T. Regularization and variable selection via the elastic net. *Journal of the royal statistical society: series B (statistical methodology)*, Wiley Online Library, v. 67, n. 2, p. 301–320, 2005.