



UNIVERSIDADE FEDERAL DE SANTA CATARINA
CAMPUS FLORIANÓPOLIS
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ECONOMIA

Sílvia Verônica Vilarinho Couto

**Identificando padrões intradiários de comunalidade na liquidez do mercado de
taxas de câmbio**

Florianópolis
2019

Sílvia Verônica Vilarinho Couto

**Identificando padrões intradiários de comunalidade na liquidez do mercado de
taxas de câmbio**

Tese submetida ao Programa de Pós-Graduação
em Economia da Universidade Federal de Santa
Catarina para a obtenção do título de Doutora em
Economia.
Orientador: Prof. Roberto Meurer, Dr.

Florianópolis
2019

Ficha de identificação da obra elaborada pelo autor,
através do Programa de Geração Automática da Biblioteca Universitária da UFSC.

Couto, Sílvia Verônica Vilarinho
Identificando padrões intradiários de comunalidade na
liquidez do mercado de taxas de câmbio / Sílvia Verônica
Vilarinho Couto ; orientador, Roberto Meurer, 2019.
99 p.

Tese (doutorado) - Universidade Federal de Santa
Catarina, , Programa de Pós-Graduação em Economia,
Florianópolis, 2019.

Inclui referências.

1. Economia. 2. Comunalidade. 3. Liquidez. 4. Taxa de
Câmbio. I. Meurer, Roberto. II. Universidade Federal de
Santa Catarina. Programa de Pós-Graduação em Economia. III.
Título.

Sílvia Verônica Vilarinho Couto

**Identificando padrões intradiários de comunalidade na liquidez do mercado de
taxas de câmbio**

O presente trabalho em nível de Doutorado foi avaliado e aprovado por banca
examinadora composta pelos seguintes membros:

Prof. Arlei Luiz Fachinello, Dr.
Universidade Federal de Santa Catarina

Prof. Fernando Seabra, Dr.
Universidade Federal de Santa Catarina

Prof. Jaylson Silveira, Dr.
Universidade Federal de Santa Catarina

Prof. Alex Luiz Ferreira, Dr.
Universidade de São Paulo

Prof. Gilberto Joaquim Fraga, Dr.
Universidade Estadual de Maringá

Certificamos que esta é a **versão original e final** do trabalho de conclusão que foi
julgado adequado para obtenção do título de Doutora em Economia.

Prof. Marcelo Arend, Dr.
Coordenador do Programa

Prof. Roberto Meurer, Dr.
Orientador

Florianópolis, 31 de outubro de 2019.

Este trabalho é dedicado a mim mesma.

AGRADECIMENTOS

Agradeço à minha família, aquela que vem de sangue e aquela que encontrei pelo caminho. Algumas pessoas foram tão fundamentais para que esse trabalho chegasse ao fim que merecem um destaque especial: Bruno Fontana (por tudo que é impossível de conseguir colocar por escrito) e Luiza Sampaio (economista-chefe da minha vida).

Agradeço à CAPES pelo auxílio financeiro. Nesses quase 5 anos tive o prazer de trabalhar em lugares incríveis com pessoas tão diferentes que me mostraram que não é errado dividir a atenção entre duas tarefas, desde que ambas te ajudem alcançar o mesmo objetivo final. Agradeço à Fiesc, Somma Investimentos, Nelogica e Bloomberg do Brasil.

Por fim agradeço aos dois professores mais incríveis que já tive o prazer de trabalhar, Roberto Meurer, meu querido orientador, que me ajudou a passar com tranquilidade pelas adversidades do caminho, E também o prof. Gilberto Fraga, que desde 2011 me incentiva a continuar melhorando sempre,

*"It is a mistake to think
you can solve any major problems
just with potatoes."
(Douglas Adams, 1982)*

RESUMO

O presente trabalho apresenta uma nova visão sobre a comunalidade na liquidez. Não interessado apenas na relação entre os pares de moedas, busca-se identificar co-movimentos entre um par de moeda e dois grupos distintos. Um grupo é composto pelas maiores e mais negociadas moedas do mercado, ou seja, um grupo de alta liquidez. O outro grupo conta com pares de moedas de países com a classificação de emergentes. O segundo grupo busca agregar países que, de forma geral, possuem características macroeconômicas em comum. Observando um componente em comum com esses grupos é possível inferir como a liquidez de uma moeda responde a liquidez geral do mercado e ao desempenho do seu grupo de países. Com o presente trabalho é possível reafirmar a existência de padrões intradiários que até então não foram explorados em profundidade para as taxas de câmbio. Considerando que o mercado de FX é um mercado contínuo, aberto 24 horas por dia, o conhecimento desses padrões é fundamental não só para estratégias de negociação, que também pode ser útil na definição de políticas, como intervenções dos bancos centrais na taxa de câmbio. A principal abordagem para a comunalidade na liquidez das taxas de câmbio ainda é linear e com algumas aplicações mais recentes de séries temporais. Neste sentido, foram realizados dois testes não lineares. O primeiro utilizou redes neurais recorrentes do tipo LSTM para verificar se o padrão intradiário é um bom preditor do comportamento futuro da séries, apresentando bons resultados nas previsões do valor médio das séries. Também foi aplicado um modelo de séries temporais baseado no TVP-VAR, com o objetivo de verificar o comportamento da comunalidade ao longo da amostra. A partir desse resultado tem-se argumentos para seguir investigando a possibilidade de que a comunalidade da liquidez entre as moedas seja uma relação não linear. No entanto, a generalização de um modelo não linear ainda necessita de mais desenvolvimentos.

Palavras-chave: Comunalidade. Liquidez. Taxa de câmbio.

ABSTRACT

This paper presents a new view on commonality in liquidity. Not only interested in the relationship between currency pairs, we seek to identify co-movements between a currency pair and two distinct groups. A group composed of the largest and most traded currencies in the market, ie a highly liquid group. The other group has currency pairs from emerging-rated countries. The second group seeks to aggregate countries that, generally, have common macroeconomic characteristics. Looking at a common component with these groups, it is possible to infer how the liquidity of a currency responds to the overall liquidity of the market and the performance of its group of countries. With the present work it is possible to reaffirm the existence of intraday patterns that until then have not been explored in depth for exchange rates. Given that the FX market is a continuous, open market 24 hours a day, knowledge of these patterns is critical not only for trading strategies but also for its usefulness in shaping policies such as central bank exchange rate interventions. . The main approach to commonality in exchange rate liquidity is still linear and with some more recent time series applications. In this sense, two nonlinear tests were performed. The first used LSTM recurrent neural networks to verify if the intraday pattern is a good predictor of the future behavior of the series, presenting good results in the prediction of the mean value of the series. A time series model based on TVP-VAR was also applied to verify the behavior of commonality throughout the sample. From this result we have arguments to continue investigating the possibility that the commonality of liquidity between currencies is a nonlinear relationship. However, the generalization of a nonlinear model still needs further development.

Keywords: Commonality. Liquidity. Exchange rates.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Volume nominal médio ao longo de 24 (2015-2019)	36
Figura 2 – Horário de funcionamento das bolsas de valores	38
Figura 3 – Evolução do Volume e Bid-Ask <i>spread</i> médios em 24h	39
Figura 4 – Correlação por hora USD/MXN e USD/CNH: volume e <i>spread</i> . . .	41
Figura 5 – Regressão Linear CNH	48
Figura 6 – Regressão Linear MXN	49
Figura 7 – Regressão Linear ZAR	50
Figura 8 – Regressão Linear HKD	52
Figura 9 – Regressão Linear RUB	52
Figura 10 – Regressão Linear TRY	52
Figura 11 – Resultado de Teste do Estimador Linear (nvol do USD/MXN, $h = 03$ horas)	55
Figura 12 – Resultado de Teste do Estimador Linear (nvol do USD/MXN, $h = 09$ horas)	56
Figura 13 – Resultado de Teste do Estimador Linear (nvol do USD/MXN, $h = 16$ horas)	57
Figura 14 – Previsão Linear da próxima hora do nvol do USD/MXN, próxima hora h	59
Figura 15 – Previsão Linear da próxima hora do nvol do USD/MXN, próxima hora h	59
Figura 16 – USD/MXN, nvol, $h = 16$: Redes Neurais LSTM vs. Estimador Linear (Treino)	60
Figura 17 – USD/MXN, nvol, $h = 16$: Redes Neurais LSTM vs. Estimador Linear (Teste)	61
Figura 18 – TCI (<i>spread</i>).	62
Figura 19 – TCI (volume).	63

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Treino.	60
Tabela 2 – Teste	60
Tabela 3 – Valores médios (treino e teste) para a série nvol do USD/MXN na hora $h = 16$	60
Tabela 4 – Tabela de Conectividade total - Spread	64
Tabela 5 – Tabela de Conectividade Total - Volume	64

SUMÁRIO

1	CONSIDERAÇÕES INICIAIS	13
2	REVISÃO DA LITERATURA	16
2.1	ESTADO ATUAL DA MODELAGEM DE TAXA DE CÂMBIO	17
2.1.1	Modelando a liquidez das taxas de câmbio	19
2.2	MEDIDAS DE LIQUIDEZ	20
2.2.1	Bid-Ask spread	21
2.2.2	Volume e medidas de quantidade	22
2.2.3	Fluxo de ordens - <i>Depth of Market</i> (DOM)	23
2.2.4	Volatilidade realizada e outras <i>proxies</i>	23
2.3	COMUNALIDADE NA LIQUIDEZ	24
2.3.1	Modelos Referência	25
2.3.2	O MERCADO DE TAXAS DE CÂMBIO	31
3	CARACTERÍSTICAS DA BASE DE DADOS E METODOLOGIA	33
3.1	FONTE DE DADOS E TRATAMENTO	33
3.2	BASE DE DADOS E SUAS CARACTERÍSTICAS	34
3.3	OBSERVAÇÃO DE PADRÕES INTRADIÁRIOS	36
3.4	MENSURANDO A COMUNALIDADE NA LIQUIDEZ	42
3.5	REDES NEURAIS RECORRENTES LSTM	44
3.6	ÍNDICE DE CONECTIVIDADE TOTAL	45
4	RESULTADOS E DISCUSSÕES	47
4.1	EVIDÊNCIAS DE COMUNALIDADE NA LIQUIDEZ	47
4.1.1	USD/CNH	47
4.1.2	USD/MXN	48
4.1.3	USD/ZAR	50
4.1.4	Demais moedas: USD/HKD, USD/RUB e USD/TRY	51
4.2	PREDIÇÃO LINEAR DA “HORA h DO PRÓXIMO DIA”	53
4.2.1	Exemplo: USD/MXN	53
4.3	PREDIÇÃO DA “PRÓXIMA HORA h ” COM N AMOSTRAS ANTERIORES USANDO ESTIMADOR LINEAR	58
4.3.1	Exemplo: USD/MXN	58
4.4	PREDIÇÃO DA “HORA h DO PRÓXIMO DIA” COM N USANDO REDES NEURAIS LSTM	59
4.4.1	Exemplo: USD/MXN	60
4.5	ÍNDICE DE CONECTIVIDADE TOTAL	62
5	CONSIDERAÇÕES FINAIS	65
	REFERÊNCIAS	68
	APÊNDICE A – ESTATÍSTICAS DESCRITIVAS	73

A.1	ESTATÍSTICAS DESCRITIVAS DE CADA MOEDA E VARIÁVEL . . .	73
A.2	VOLUME POR HORA	74
A.3	EVOLUÇÃO DE VOLUME E BID-ASK DE CADA PAÍS	75
A.4	GRÁFICOS DE CORRELAÇÃO	76
	APÊNDICE B – ESTIMAÇÃO DA “HORA h DO PRÓXIMO DIA” . .	78
B.1	ZAR	78
B.2	TRY	82
B.3	HKD	86
B.4	RUB	90
	APÊNDICE C – ESTIMAÇÃO DA “PRÓXIMA HORA h”	94
C.1	ZAR	94
C.2	HKD	95
C.3	TRY	96
C.4	RUB	97

1 CONSIDERAÇÕES INICIAIS

O mercado de taxas de câmbio é o maior mercado financeiro do mundo. Desde o fim do acordo de Bretton Woods diversos autores se dedicaram a estudar os determinantes das taxas de câmbio, principalmente de forma individual, ou seja, um modelo para cada moeda. No entanto, a validade desses modelos foi bastante questionada, sejam os modelos mais antigos ou mais recentes. Meese e Rogoff (1983), por exemplo, criticaram o poder de previsão de modelos para a taxa de câmbio desenvolvidos na década de 1970 e Cheung, Chinn e Pascual (2005) avaliaram o ajuste dos modelos de taxa câmbio desenvolvidos na década de 1990. Ambos os trabalhos possuem dificuldades em encontrar um melhor preditor de taxa de câmbio que supere os resultados de um passeio aleatório simples.

A abordagem macroeconômica predominou por diversos anos como principal *framework* para modelagem da taxa de câmbio. Esses modelos partem da hipótese de que variáveis como taxa de juros, oferta monetária, atividade econômica, balança comercial, produtividade, entre outras variáveis macroeconômicas, deveriam ser capazes de explicar as flutuações na taxa de câmbio. No entanto, de acordo com Evans e Lyons (2002), dado o baixo poder de explicação destes modelos, especialmente no curto prazo, a abordagem macroeconômica entrou em crise, apesar da coerência e apelo lógico desses modelos.

Como vinham ganhando destaque com aplicações no mercado acionário, logo os modelos de microestrutura começaram a ser utilizados também para a taxa de câmbio. Uma das principais mudanças sendo a inclusão do papel das operações, operadores e intermediários no mercado de câmbio na determinação do preço, especialmente nos modelos de *Portfolio-Balance* e fluxo de ordens.

Com a abordagem de microfundamentos baseado no fluxo de ordens, Evans e Lyons (2002) conseguiram explicar aproximadamente 60% dos movimentos na volatilidade da taxa de câmbio de curto prazo. Bacchetta e Van Wincoop (2006) introduzem um modelo com expectativas racionais, combinando a abordagem de balanço de portfólio e assimetria de informação, com a heterogeneidade da informação sendo capaz de explicar a maior parte dos movimentos do câmbio de curto prazo. Atualmente os modelos que avaliam o impacto de anúncios macroeconômicos, notícias e intervenções por parte do governo no mercado cambial estão se popularizando. Essas análises também podem ser chamadas de estudos de eventos e costumam utilizar dados de alta frequência para verificar a resposta imediata da taxa de câmbio à chegada de novas informações no mercado.

O foco deste trabalho, no entanto, não é a determinação da taxa de câmbio, mas sim a análise da liquidez deste ativo principalmente, como a liquidez de diferentes pares de moedas podem estar relacionadas. Há diversas evidências sobre o comportamento

do retorno e volatilidade do mercado de FX, porém como destacam Mancini, Ranaldo e Wrampelmeyer (2013), mesmo sendo o mercado mais líquido, em termos de volume, a liquidez no mercado de FX ainda é pouco explorada, ainda mais se comparada aos estudos da liquidez no mercado de ações/derivativos.

A existência de padrões no comportamento da liquidez começou a ser observada primeiramente no mercado acionário, como fizeram Chordia, Roll e Subrahmanyam (2000) e Hasbrouck e Seppi (2001). A comunalidade da liquidez pode ser resumida como a presença de uma correlação entre os movimentos de liquidez, ou também como a presença de um fator em comum capaz de explicar a variação da liquidez de diferentes ativos ao longo do tempo.

No início, a análise da comunalidade estava bastante limitada a um único mercado acionário. O trabalho de Karolyi, Lee e Van Dijk (2012) foi um dos primeiros trabalhos a expandir o conceito e investigar a comunalidade na liquidez entre diversos países, mas ainda para o mercado acionário. No caso das taxas de câmbio, a comunalidade começou a ser estudada por Brockman, Chung e Pérignon (2009), Banti, Phylaktis e Sarno (2012) e Mancini, Ranaldo e Wrampelmeyer (2013), entre outros. Recentemente, Karnaukh, Ranaldo e Söderlind (2015) apresentaram uma análise com uma das maiores bases de dados, em números de pares de moeda e intervalo de tempo analisado. Os resultados mostraram fortes evidências para a presença de um comportamento sistemático na liquidez, mesmo controlando para diversos fatores internos de cada país analisado, além de verificar que a comunalidade se torna maior em períodos de crise e escassez de liquidez.

Utilizando a abordagem já estabelecida para a mensuração da liquidez, o presente trabalho busca uma nova interpretação dos resultados. No lugar de avaliar a comunalidade na liquidez de um par de moedas com a liquidez do restante do mercado, ou mesmo combinações dois a dois, buscou-se identificar co-movimentos entre um par de moedas e dois grupos distintos. Um grupo formado pelas maiores e mais negociadas moedas do mercado, ou seja, um grupo de alta liquidez. O outro grupo conta com pares de moedas de países com a classificação de emergentes. De forma bastante generalizada, os países emergentes possuem características macroeconômicas em comum. Além disso, moedas de países emergentes são frequentemente incluídas em portfólios de investimento pela possibilidade de arbitragem e ganhos especulativos. Observando um componente em comum com esses grupos é possível inferir como a liquidez de uma moeda responde à liquidez geral do mercado e ao desempenho do seu grupo de países.

Para tanto, além dos modelos tradicionais mais utilizados na mensuração da comunalidade na liquidez, os modelos lineares, também foram realizados três diferentes exercícios. O primeiro consiste na utilização dos padrões intradiários identificados na estimação linear para realizar a previsão, também linear, do comportamento da

liquidez no dia ou hora seguinte. Após verificar o baixo poder de explicação da projeção linear, utilizou-se um modelo de redes neurais do tipo *Long Short-Term Memory* para verificar a presença de não-linearidades. A utilização de não-linearidades para mensurar a comunalidade na liquidez, especialmente para moedas, é desconhecida pela autora deste trabalho, no entanto, os resultados encontrados mostraram boa capacidade de explicação e obtiveram boas estimativas para o comportamento médio da liquidez. Mesmo com as limitações da rede utilizada, a melhora dos resultados é uma evidência sugestiva de comportamento não-linear na liquidez. Por fim, estimou-se o índice de conectividade total (TCI) de Diebold e Yilmaz (2014) para verificar variações na comunalidade da liquidez ao longo da série. Observando o comportamento do TCI apenas entre o grupo de países emergentes é possível verificar diversos períodos com maior/menor conectividade, enquanto para os países desenvolvidos o TCI se mantém mais estável.

O trabalho está organizado em três capítulos. O primeiro traz a literatura relevante sobre modelos de taxa de câmbio e de comunalidade na liquidez. O segundo capítulo explica a base de dados e suas transformações e também apresenta as primeiras evidências da comunalidade entre os pares de moedas analisados. O terceiro capítulo traz os resultados da mensuração da comunalidade e também alguns exercícios de previsão partindo dos padrões intradiários identificados. Para fechar são apresentadas algumas considerações finais.

2 REVISÃO DA LITERATURA

A taxa de câmbio é um dos principais preços de uma economia, não obstante o debate sobre os seus determinantes é um tema recorrente entre economistas. O crescimento das pesquisas se intensificou após o fim do acordo de Bretton Woods em 1971, focando-se especialmente em regimes de taxa de câmbio flutuantes.

A validade dos modelos de determinação da taxa de câmbio é bastante questionada, seja dos modelos mais antigos ou mais recentes. Meese e Rogoff (1983) criticaram o poder de previsão de modelos para a taxa de câmbio desenvolvidos na década de 1970. Os autores testaram modelos estruturais como os desenvolvidos por Frenkel (1976), Dornbusch (1976) e Hooper e Morton (1982) que, de forma geral, modelaram o comportamento da taxa de câmbio a partir de variáveis como oferta monetária, diferencial da taxa de juros, diferencial de renda real e balança comercial. Meese e Rogoff (1983) também testaram diversas especificações para modelos de séries temporais, como os vetores autorregressivos. Como resultado Meese e Rogoff (1983) observaram que o poder de previsão dos modelos teóricos, medido pelo erro quadrático médio, não superam o resultado da previsão realizada com um passeio aleatório.

Seguindo essa mesma linha Cheung, Chinn e Pascual (2005) avaliaram o ajuste dos modelos de taxa câmbio desenvolvidos na década de 1990. Além de testar os modelos estruturais de Dornbusch (1976) e Frankel (1979), também foram testados modelos baseados na paridade da taxa de juros, diferencial de produtividade e no comportamento de equilíbrio da taxa de câmbio, que mesclam o diferencial da taxa de juros real, a produtividade e modelos de balanço de portfólio. Utilizando o erro quadrático médio para comparar as previsões, Cheung, Chinn e Pascual (2005) também falham em superar a previsão do modelo de passeio aleatório.

Até então a abordagem macroeconômica era a mais usada para os modelos de determinação da taxa de câmbio. Esses modelos partem da hipótese de que variáveis como taxa de juros, oferta monetária, atividade econômica, balança comercial, produtividade, entre outras variáveis macro, deveriam ser capazes de explicar as flutuações na taxa de câmbio. No entanto, de acordo Evans e Lyons (2002), dado o baixo poder de explicação desses modelos, a abordagem macroeconômica estava em crise, apesar da coerência e apelo lógico desses modelos.

A determinação da taxa de câmbio se tornou um desafio e os estudos começaram a mudar o foco. No lugar de buscar prever ou explicar o comportamento da taxa de câmbio em si, a variação da taxa de câmbio passou a ser um importante objeto de estudo, assim como outras variáveis relacionadas, como a liquidez. Além disso, era necessário buscar um novo *framework*, como destacam Evans e Lyons (2002), dando espaço para modelos de microestrutura e também mudando a análise de séries

agregadas mensais, mais tradicionais em modelos macroeconômicos, para modelos que utilizam frequências maiores, como séries diárias e intra-diárias.

Outra mudança que pode ser observada nos modelos foi a inclusão do papel das operações, operadores e intermediários no mercado de câmbio na determinação do preço, especialmente nos modelos de *Portfolio-Balance* e fluxo de ordens. O modelo de *Portfolio-Balance* considera o impacto das mudanças econômicas de um país na oferta e demanda por títulos domésticos e estrangeiros. Na versão tradicional do modelo os agentes podem investir em apenas três ativos, moeda, títulos domésticos e títulos estrangeiros, os movimentos na taxa de câmbio resultam da variação na oferta e demanda por títulos domésticos e estrangeiros. Já no modelo de fluxo de ordens, o diferencial de informação, que motiva o fluxo de ordens, é um dos principais determinantes de variação na taxa de câmbio.

2.1 ESTADO ATUAL DA MODELAGEM DE TAXA DE CÂMBIO

Com a crescente evidência de que os modelos macroeconômicos não apresentam um bom desempenho na determinação da taxa de câmbio, outras abordagens começaram a ser testadas. Evans e Lyons (2002) trouxeram os microfundamentos para a modelagem da volatilidade da taxa de câmbio, contribuindo para o início de uma nova fase de modelos.

No caso de Evans e Lyons (2002), o fluxo de ordem foi utilizado como uma *proxy* para a determinação de preço como em um modelo de microestrutura para determinação de preço dos ativos. Os *dealers*¹ precisam otimizar os seus preços de acordo com duas variáveis principais, o fluxo de ordem e as posições que possuem em carteira, ou inventário. Para Evans e Lyons (2002) o fluxo de ordens representa uma informação não pública que é recebida por algum agente no mercado. Este agente inicia uma transação com base nessa informação e os *dealers* podem aprender a extrair o sinal da informação, que pode ter impacto positivo ou negativo no mercado, e com isso ajustar seus preços. Além disso, *dealers* não costumam carregar o risco *overnight*, sendo assim, ao final de cada dia precisam balancear o seu inventário de posições, o que pode refletir no preço, dependendo do tamanho do ajuste que precisam realizar.

Com a abordagem de microfundamentos Evans e Lyons (2002) conseguiram explicar aproximadamente 60% dos movimentos na volatilidade da taxa de câmbio de curto prazo, enquanto os modelos de macrofundamentos reproduzidos no trabalho explicam cerca de 10%.

A partir da abordagem de Evans e Lyons (2002), Bacchetta e Van Wincoop

¹ O presente trabalho segue a definição do BIS para *dealers*. Neste caso, os *dealers* representam diversos tipos de intermediários no mercado de taxas de câmbio, bancos de investimento, plataformas de negociação, corretoras, entre outros.

(2006) adicionam a heterogeneidade dos agentes na abordagem macroeconômica tradicional. A heterogeneidade introduzida pelos autores tem como origem o fluxo de ordens e podem ser classificadas em dois tipos. O primeiro tipo de heterogeneidade está relacionado às assimetrias de informação no mercado, não só os agentes podem ter acessos a conjuntos diferentes de informação, como também possuem modelos diferentes para formar suas expectativas em relação ao futuro. O segundo tipo de heterogeneidade está ligado ao que os autores chamaram de *noise traders*, que são *traders* que necessitam da moeda para as operações do dia-a-dia, como a compra e venda de bens e serviços internacionalmente, agentes em busca de liquidez, *hedge* de operações ou com diferentes acessos ao mercado. Em geral essas operações não são informativas e, além disso, atrapalham a extração de informações do mercado, por isso são consideradas como um ruído.

O trabalho de Bacchetta e Van Wincoop (2006) introduz uma nova opção de modelagem para a taxa de câmbio com a aplicação de um modelo expectativas racionais dinâmico, combinando a abordagem de balanço de portfólio e assimetria de informação. Os autores reforçam o baixo poder explicativo dos modelos macroeconômicos, embora reconheçam a importância de variáveis macro para explicar o comportamento de longo prazo da taxa de câmbio. A heterogeneidade, especialmente de informação, se mostra significativa para a compreensão da volatilidade, mas os autores ressaltam a importância de estender o modelo com instituições microeconômicas, como os *dealers*, para ter uma melhor caracterização dos movimentos da taxa de câmbio.

Destacando o papel do *dealer* e o avanço dos modelos baseados em agentes, Verdelhan (2010) propôs um modelo baseado na preferência e aversão ao risco dos agentes para a determinação da taxa de câmbio. Incorporando duas importantes características, a variação da aversão ao risco ao longo do tempo e os custos de negociação, Verdelhan (2010) foi capaz de reproduzir a esperada correlação negativa entre taxa de câmbio e diferencial da taxa de juros.

Outra categoria de modelos que ganhou popularidade nos últimos anos analisa o comportamento da taxa de câmbio frente a anúncios macroeconômicos, notícias e intervenções por parte do governo no mercado cambial. Estas análises também podem ser chamadas de estudos de eventos e costumam utilizar dados de alta frequência para verificar a resposta imediata da taxa de câmbio à chegada de novas informações no mercado. Nessa categoria é possível citar Domanski, Kohlscheen e Moreno (2016), Rime, Sarno e Sojli (2010), Neely (2015), entre outros.

Por fim, a comunalidade na liquidez também tem ganhando destaque recente na literatura. As análises se aplicam não só a verificação da existência de um *driver* em comum de liquidez entre os países, como também a avaliação os efeitos da transmissão de liquidez entre as moedas.

2.1.1 Modelando a liquidez das taxas de câmbio

Há diversas evidências sobre o comportamento do retorno e volatilidade do mercado de FX, porém, como destacam Mancini, Rinaldo e Wrampelmeyer (2013), mesmo sendo o mercado mais líquido, em termos de volume, a liquidez do mercado de FX ainda é pouco explorada, ainda mais se comparado aos estudos da liquidez no mercado de ações/derivativos.

Bessembinder (1994) também questionou a falta de modelos para a liquidez no mercado de FX. Para o autor o mercado de FX é um excelente mercado para a aplicação de modelos de microestrutura, dada sua natureza descentralizada e com os preços sendo definidos pelos *dealers* negócio a negócio. Outra distinção entre o mercado de ações e o de FX realizada pelo autor é em relação ao inventário. No mercado de ações tradicionais o inventário é a posição líquida de ativos que um investidor possui, a moeda é apenas a unidade de medida. Já no mercado de FX, a própria moeda compõe o inventário e não há consenso sobre qual moeda deve ser usada para mensurar o tamanho do inventário.

Buscando compreender o comportamento do *bid-ask spread* ao longo do tempo, Bessembinder (1994) notou que a liquidez apresenta um padrão entre os dias da semana, com um aumento do *bid-ask spread* às sextas-feira e aumento da volatilidade às segundas-feira. Esse comportamento também pode ser observado em vésperas de feriados bancários, períodos de liquidez reduzida e com aumento nos *spreads*, de acordo com o autor. Para Bessembinder (1994) o risco de inventário é o fator comum nesse comportamento. Os agentes buscam reduzir o risco de carregar posições em dias sem negociação e também porque querem evitar a abertura volátil do mercado após o recesso. Autores como Glassman (1987) já haviam identificado um padrão semelhante no comportamento da liquidez para diferentes dias da semana.

Também interessados em compreender o comportamento do *bid-ask spread*, Bollerslev e Melvin (1994) constroem um modelo utilizando a volatilidade da taxa de câmbio como determinante do *spread*. Utilizando dados de alta frequência, os autores observaram um comportamento sistemático no *bid-ask spread*, desta vez em forma de *clusters*, com quatro valores de *spread* dominando 97% da amostra. Além disso são apresentadas evidências de uma relação forte e positiva entre a volatilidade e o *spread*, com o *spread* respondendo rapidamente às variações na volatilidade.

Os estudos realizados até então buscavam compreender o comportamento da liquidez como um atributo a parte da taxa de câmbio. O interesse na liquidez para determinação das taxas de câmbio cresceu com Evans e Lyons (2002) que, a partir do fluxo de ordens, foram capazes de explicar parte significativa dos movimentos na taxa de câmbio e com resultados superiores aos modelos tradicionais. Além disso, os autores também identificaram um comportamento sistemático da liquidez, mas nesse caso, um padrão intradiário entre abertura e fechamento do mercado, como é

explicado no capítulo 3 deste trabalho. O fluxo de ordens pode ser visto como uma medida de liquidez - assunto que será aprofundado na seção seguinte -, dessa forma mais trabalhos começaram a investigar as características da liquidez do mercado de FX.

Aprofundando a relação entre fluxo de ordem os movimentos da taxa de câmbio, Froot e Ramadorai (2005) identifica duas formas de relacionar essas variáveis. Por um lado o fluxo de ordem é capaz de transmitir importantes informações macroeconômicas para o mercado. Por outro lado, o fluxo de ordem pode ser associado com um desvio da taxa de câmbio em relação ao seu valor fundamental. Isso ocorre porque o fluxo de ordens apresenta ruídos, estando relacionado com os movimentos transitórios na taxa de câmbio.

Com a inclusão da microestrutura, o papel dos *dealers* começou a ter mais destaque na compreensão da liquidez. De acordo com Banti, Phylaktis e Sarno (2012), os *dealers* reúnem diferentes informações com as ordens recebidas dos clientes e repassam as informações filtradas pelo mercado. Ou seja, o fluxo de ordens entre cliente e *dealer* comunica um conjunto variado de informações diferentes, cada cliente possui seu conjunto de informação e suposições em relação ao futuro. Nas negociações entre *dealers* essa informação é repassada e se torna de conhecimento geral no mercado.

Com os dados de um grande *dealer* do mercado de FX Banti, Phylaktis e Sarno (2012) conseguem observar o fluxo de ordens para 20 moedas por pouco mais de 10 anos. O foco dos autores é investigar como o risco de liquidez pode influenciar o retorno das moedas a partir de modelos tipicamente utilizados na análise do mercado de ações, como o CAPM. No caso, os autores destacam que o risco de liquidez é um fator de risco comum já precificado na cotação das moedas, quanto maior o risco de liquidez, ou maior a resposta de uma moeda à inovações na liquidez, maior será o retorno esperado pelo investidor.

Com a crescente evidência de um comportamento sistemático entre a liquidez de diferentes moedas, diversas pesquisas se dedicaram a documentar este comportamento. No entanto, como verificar a existência da comunalidade na liquidez é o objetivo deste trabalho, a comunalidade na liquidez será abordada a seguir.

2.2 MEDIDAS DE LIQUIDEZ

A liquidez é uma característica que pertence a diversos mercados e diferentes classes de ativos. A liquidez é fundamental para compreender a dinâmica de alguns mercados, como o bancário, especialmente após a grande depressão de 1930, com a corrida bancária e crise de falta de liquidez, destaca Tobin (1958). Por ser aplicável em tantos contextos diferentes, a definição e a delimitação de liquidez se fazem necessárias, como disse Goodhart (2008, p.41)

“Unfortunately the word ‘liquidity’ has so many facets that it is often counter-productive to use it without further and closer definition” Goodhart et al. (2008,

p. 41)

Assim como Bank for International Settlements (2017), um mercado de taxa câmbio (FX) pode ser considerado líquido quando

“an investor wishing to execute a transaction of a desired size can do so at or near the prevailing market price, relatively quickly, and with no material price impact”. Bank for International Settlements (2017, p. 1)

Examinando mais a fundo essa definição é possível destacar dois aspectos relevantes para a liquidez no mercado de FX. Primeiro, os agentes conseguem realizar, a qualquer momento, qualquer tamanho de transação ao preço de mercado, ou seja, um mercado de FX líquido tem capacidade de absorver diferentes tamanhos de negociações de forma praticamente instantânea. Segundo, não há impacto relevante no preço de mercado, ou seja, em um mercado de FX com liquidez os agentes não são capazes de influenciar o preço do mercado por meio das suas transações.

No entanto, compreender o comportamento da liquidez e o seu risco não é de interesse apenas dos investidores em determinado mercado. Crises recentes como a crise financeira de 2007-2008, mostraram que a liquidez tem potencial de aumentar a duração e profundidade de uma crise, sendo de interesse também para políticas, especialmente para os bancos centrais, como explicam Mancini, Rinaldo e Wrampelmeyer (2013). Os autores ainda destacam que por se tratar do maior mercado financeiro do mundo, o mercado de FX é tido como o mais líquido, mesmo com a liquidez no mercado de câmbio sendo um assunto pouco explorado.

Como a definição de liquidez é ampla, há diversas maneiras de mensurar essa variável. Bank for International Settlements (2017) categoriza as medidas de liquidez em 4 grupos: custo, quantidade, custo-quantidade e *proxies* ou medidas indiretas. As medidas de custo estão relacionadas com o custo implícito da negociação, como o *bid-ask spread*. As medidas de quantidade estão relacionadas com a quantidade de atividade no mercado, como volume transacionado, número de negócios, tamanho médio do negócio, entre outras medidas, que possuem como característica em comum a facilidade de obtenção e interpretação. As medidas de custo-quantidade relacionam a liquidez medida em quantidade com a liquidez medida em custo, dando origem a medidas como fluxo de ordens. Por fim, é possível utilizar outras variáveis como *proxy* para liquidez, como volatilidade realizada, contratos de *swaps*, modelos para a variância condicional da série, como o Garch.

2.2.1 Bid-Ask spread

A utilização do *bid-ask spread* como medida de liquidez é bastante comum, sendo o *bid* o preço de venda e o *ask* o preço de compra de determinado ativo. O preço de compra será sempre acima do preço de venda, segundo Amihud e Mendelson (1986), o preço do *ask* inclui um prêmio para que se realize a compra instantaneamente,

já o preço do *bid* será menor pela concessão que é feita para se conseguir a venda imediata.

Dessa forma o *bid-ask spread* mede a liquidez pelo custo de se realizar uma transação imediata, o custo de aceitar a condição disponível no mercado ou esperar um momento mais favorável. Da definição de liquidez, um agente deve ser capaz de comprar ou vender um par de moedas por aproximadamente o preço do mercado de forma instantânea. Um *bid-ask spread* elevado reflete a falta de liquidez no mercado porque para que haja o negócio, as partes terão que abrir mão do preço desejado.

Além do custo de transação, a assimetria de informação é um importante determinante do *bid-ask spread* [Copeland e Galai (1983), Glosten e Harris (1988), Lin, Sanger e Booth (1995), entre outros]. Sendo assim o *bid-ask spread* além de medir a liquidez de um mercado também pode ser usado como medida para a assimetria de informação. De forma prática, existem algumas versões diferentes de cálculo desta variável, sendo as mais comuns a simples diferença entre o preço de compra e venda e o *bid-ask spread* médio dado por:

$$spread = \frac{P_a - P_b}{\frac{P_a + P_b}{2}} \quad (1)$$

em que P_a é o preço de compra (*ask*) e P_b é o preço de venda (*bid*). Outros autores utilizaram o *bid-ask spread* para compor índices de liquidez mais complexos, envolvendo o tamanho da negociação, número de negócios, entre outras variáveis, como em Corwin e Schultz (2012) e Karnaukh, Rinaldo e Söderlind (2015)

2.2.2 Volume e medidas de quantidade

A liquidez também pode ser definida por meio do volume, seja o volume nominal das transações, volume de negócios ou volume de participantes. De acordo com Bank for International Settlements (2017), as medidas de quantidade são as mais utilizadas entre os bancos centrais para monitorar a liquidez no mercado de FX, seja no mercado à vista ou futuro.

Em geral, quanto maior o volume nominal negociado ou número de negócios, maior a liquidez. No entanto o volume também pode ser um indicador de maior volatilidade. Segundo Bank for International Settlements (2017) um aumento da atividade no mercado pode ser associado à volatilidade por ser uma das primeiras variáveis a reagir à chegada de novas informações no mercado. Nesse caso, um aumento de volume associado ao aumento da volatilidade pode resultar em uma redução da liquidez. Por essa razão, utilizar apenas o volume para mensurar a liquidez pode levar a conclusões equivocadas.

2.2.3 Fluxo de ordens - *Depth of Market (DOM)*

O fluxo de ordens tem sido utilizado como medida de liquidez por diversos autores, com destaque para o trabalho seminal de Evans e Lyons (2002). O fluxo de ordens mede a pressão entre as ofertas de compra e venda. Essa medida pode ser observada por intermédio de plataformas eletrônicas com livros de oferta centralizados.

O uso do fluxo de ordem é uma característica dos modelos de microestrutura. De acordo com Lyons (2001), o que distingue os modelos de microestrutura dos modelos macroeconômicos é a informação que os *traders* possuem. Nos modelos macroeconômicos assume-se que todos possuem a mesma informação e utilizam o mesmo modelo, já nos modelos de microestrutura os agentes utilizam diferentes informações para a construção dos seus modelos. O fluxo de ordem seria a variável capaz de captar a forma como os agentes estão precificando suas operações.

O fluxo de ordens é um “volume sinalizado”, como descrito por Lyons (2001). Por exemplo, se a operação for de compra, recebe um sinal positivo, caso contrário, em operações de venda o sinal será negativo. O sinal da operação depende da ordem inicial da transação, compra ou venda, e o agente responsável pela ordem inicial é chamado de agressor. A característica principal do agressor é a disposição a pagar o preço ofertado, seja para compra (*ask*) ou venda (*bid*), sendo ele a parte que inicia a transação. O agressor também é percebido como o agente que possui um conjunto de informação adicional, que ainda não se espalhou pelo mercado, por isso é ele quem inicia a negociação.

Para Evans e Lyons (2002), o fluxo de ordem seria complementar à abordagem macroeconômica, por sua capacidade de comunicar informações que não são de domínio público. Para os autores, o fluxo de ordem determina o comportamento da taxa de câmbio a partir do momento que os agentes do mercado de FX passam a reconhecer quem são os agressores, que possuem a vantagem de uma informação nova, e aprendem com eles, seguindo o movimento de compra/venda.

2.2.4 Volatilidade realizada e outras *proxies*

Além das medidas que podem ser obtidas de forma direta também é comum utilizar algumas variáveis *proxy* para mensurar a liquidez. Segundo Bank for International Settlements (2017), a volatilidade pode ser utilizada como *proxy* para liquidez. Estas duas variáveis possuem correlação positiva que é acentuada em períodos de *stress* no mercado. Períodos de alta volatilidade também podem acarretar em uma redução de liquidez, especialmente em alguns grupos de economias emergentes, como a América Latina.

A volatilidade realizada ganhou público a partir dos trabalhos de Andersen, Bollerslev, Diebold *et al.* (2001), Barndorff-Nielsen e Shephard (2002) e Andersen, Bollers-

lev, Diebold *et al.* (2003). Os autores mostram como modelar a volatilidade observada em dados de alta frequência no lugar de tratar a volatilidade como uma variável latente. De forma direta é possível definir volatilidade realizada como a soma dos retornos intradiários ao quadrado. No entanto, para o cálculo da volatilidade realizada é necessário que o dado seja amostrado em alta frequência, só assim é possível afirmar que o retorno ao quadrado se aproxima da volatilidade instantânea para o período analisado. De acordo com Andersen, Bollerslev, Diebold *et al.* (2003), podendo a volatilidade ser uma medida observada, a sua modelagem e previsão se tornam mais simples e robustas.

Além da volatilidade, diversos autores criaram diferentes *proxies* para a liquidez. Baseados na relação entre liquidez e volatilidade Chordia, Roll e Subrahmanyam (2000) criaram um índice de dispersão de preço para captar a liquidez do mercado de ações. Outra *proxy* comum na literatura é o índice de iliquidez de Amihud (2002), que avalia o impacto do preço por meio da razão entre o retorno absoluto e o volume negociado. O índice de Amihud (2002) pode ser calculado a partir de dados agregados, se tornando uma vantagem em comparação a índices baseados em *bid*, *ask* e *quota*.

2.3 COMUNALIDADE NA LIQUIDEZ

Embora tenha ganhado mais destaque com o trabalho de Chordia, Roll e Subrahmanyam (2000) e Hasbrouck e Seppi (2001), a comunalidade já aparecia na literatura desde a década de 1980, como em Roll (1984), Haugen, Baker *et al.* (1996), porém o foco desses estudos não era a comunalidade da liquidez, mas sim dos retornos no mercado de ações. Entretanto a comunalidade na liquidez começou a ganhar mais destaque nos últimos anos, sendo Chordia, Roll e Subrahmanyam (2000) um dos primeiros modelos para essa variável.

A comunalidade da liquidez pode ser resumida como a presença de uma correlação entre os movimentos de liquidez. Kamara, Lou e Sadka (2008) definem a comunalidade da liquidez como a existência de um fator em comum e significativo capaz de explicar a variação da liquidez entre os ativos financeiros ao longo do tempo. Em Chordia, Roll e Subrahmanyam (2000) a comunalidade da liquidez é a covariância entre a liquidez de um ativo e os demais ativos do mercado ao qual ele pertence. Para Korajczyk e Sadka (2008) a comunalidade da liquidez pode ser definida como a presença de um componente comum e sistemático entre a liquidez dos ativos e capaz de explicar a maior parte da variação da liquidez individual. Ou seja, a comunalidade da liquidez é parcela da variação na liquidez de um ativo que pode ser explicada com a variação total da liquidez nos demais ativos do mercado ou em uma cesta de ativos semelhantes.

Os modelos para identificar e mensurar os co-movimentos da liquidez começaram com variáveis como retorno e volatilidade analisadas no mercado de ações. Além

de serem restritos a um mercado específico, os primeiros modelos de comunalidade eram limitados geograficamente, ou seja, os autores utilizaram amostras de ações de uma só bolsa de valores/país. A possibilidade da comunalidade da liquidez ser um efeito presente na relação entre mercados de diferentes países começou a ser abordada em Qin (2007) e Brockman, Chung e Pérignon (2009).

2.3.1 Modelos Referência

O presente trabalho se baseou em diferentes modelos de comunalidade da liquidez para a construção dos testes empíricos. As principais referências serão detalhadas nesta seção.

O modelo de Chordia, Roll e Subrahmanyam (2000) é aplicado às ações negociadas na bolsa de Nova Iorque, as observações foram amostradas para o ano de 1992 e por negócio, ou seja, o nível mais alto de frequência. Ao total foram 1.169 ações em 254 dias. Como medida de liquidez, os autores utilizaram *bid-ask spreads*, efetivos e proporcionais, e também a profundidade da cotação, medida a partir do volume médio de moeda disponível no melhor preço de *bid* e no melhor preço de *ask*. Mesmo com a série intradiária os autores optaram por utilizar a média diária a fim de suavizar as variações intradiárias.

Chordia, Roll e Subrahmanyam (2000) desenvolvem um modelo para explorar a relação entre a liquidez individual de uma ação com o restante do mercado. Partindo do que chamaram de um modelo de mercado simples, os autores iniciaram com a seguinte equação:

$$DL_{j,t} = \alpha_j + \beta_j DL_{M,t} + \epsilon_{j,t}, \quad (2)$$

em que D representa a variação percentual, L é uma das medidas de liquidez utilizadas pelos autores, j representa a ação que está sendo analisada, M representa o mercado total excluindo a ação j , t é o período analisado, α_j é uma constante associada à ação j e ϵ é o erro.

Com o valor do β estimado pela equação acima, os autores puderam verificar o impacto da variação contemporânea da liquidez do mercado para cada ação. A equação foi modificada em seguida com a inclusão de uma defasagem da liquidez do mercado e também seu valor em $t + 1$ para verificar a possibilidade de que o ajuste na comunalidade seja defasado. Inclui-se o retorno do mercado total excluindo a ação j , também defasado e em um período à frente a fim de evitar resultados espúrios, dada a relação entre retorno e *spread*. Adicionalmente, também foi incluído o quadrado do retorno contemporâneo da ação j como uma *proxy* para a volatilidade da ação j .

A partir da estimação do modelo simples, os autores observaram uma forte evidência de comunalidade na liquidez. Esse efeito foi observado com as diferentes variáveis utilizadas como medida de liquidez e também mais forte entre as variáveis contemporâneas.

Chordia, Roll e Subrahmanyam (2000) também se preocuparam com o impacto específico da liquidez de ações de uma mesma indústria. Os resultados mostraram que a liquidez específica da indústria e a total do mercado possuem impactos positivos na liquidez da ação j , sendo o componente setorial mais forte para quase todas as variáveis de liquidez avaliadas.

Confirmada a presença da comunalidade na liquidez, Chordia, Roll e Subrahmanyam (2000) testaram duas possíveis causas para esse fenômeno, a assimetria de informação e os riscos de inventário, que surgem da baixa diversificação de uma carteira e afeta a necessidade do agente realizar negócios para manter seu inventário equilibrado. Com os resultados, não foi possível isolar apenas uma dessas causas. Por fim os autores mostram que a comunalidade ganha mais relevância ainda quando é analisada para portfólios individuais no lugar da totalidade do mercado.

Utilizando o modelo de Chordia, Roll e Subrahmanyam (2000) como uma das principais referências, Victor, Perlin e Mastella (2013) analisaram as evidências de comunalidade na liquidez no mercado brasileiro de ações. Utilizando uma amostra *tick-by-tick* de 30 ações negociadas na B3 entre 2010 e 2012, os autores buscaram não só evidências de comunalidade na liquidez dessas ações, mas também a identificação de padrões intradiários.

Como medida para liquidez Victor, Perlin e Mastella (2013) utilizaram o volume nominal médio, calculado pela multiplicação do preço médio pela quantidade média da ação em cada negociação. Os autores estimaram a seguinte equação:

$$DL_{j,t} = \alpha_j + \left(\beta_{1,j} + \sum_{k=2}^9 D_{j,k,t} \phi_{j,k-1} \right) DL_{M,t} + \beta_2 DL_{j,t-1} + \epsilon_{j,t} \quad (3)$$

Assim como em Chordia, Roll e Subrahmanyam (2000), D representa a variação percentual, L é uma das medidas de liquidez utilizadas pelos autores, j representa a ação que está sendo analisada, M representa o mercado total excluindo a ação j , t é o período analisado, α é uma constante associada à ação j e ϵ é o erro.

Victor, Perlin e Mastella (2013) adicionam um fator extra ao valor do β para captar a variação da comunalidade ao longo do dia. Sendo a variável $D_{j,k,t}$ uma *dummy* para a ação j , no período k do tempo t . O período de negociação foi dividido em 9 intervalos; se o tempo t estiver no intervalo k , a *dummy* assume valor de 1, caso contrário é 0. Assim o ϕ representa o aumento/diminuição na comunalidade para cada um desses períodos.

O resultado obtido para $\beta_{1,j}$ é positivo e significativo para todas as ações da amostra, evidenciando a presença de comunalidade na liquidez dessas ações. Os resultados de Victor, Perlin e Mastella (2013) também mostram uma relação negativa da liquidez da ação j com o seu valor defasado, que pode ser interpretado como ausência de aglomeração de liquidez, porém essa variável considera o período total e não todos os intervalos intradiários.

Em relação aos efeitos intradiários, valores estimados para o ϕ , a maioria dos coeficientes apresentou significância estatística, sendo que para alguns períodos do dia a significância do parâmetro é observada em todas as ações. Foi possível identificar alguns padrões, como a presença mais forte da comunalidade no início do pregão e pouco antes do fechamento. Os resultados obtidos por Victor, Perlin e Mastella (2013) oferecem uma relevante contribuição para o gerenciamento de risco de portfólio, porque como a liquidez apresenta esse componente sistemático, a diversificação do portfólio tem pouco impacto sobre o risco de liquidez. No entanto, tendo o conhecimento do padrão intradiário da comunalidade na liquidez, os *traders* poderiam se beneficiar negociando em horários no quais esse efeito é reduzido.

Nos modelos que abordam a comunalidade na liquidez entre países, Karolyi, Lee e Van Dijk (2012) verificam a existência de um fator comum na liquidez global de ações e analisam extensivamente as possíveis fontes dos comovimentos na liquidez entre os países.

Para medir a comunalidade Karolyi, Lee e Van Dijk (2012) utilizam um modelo *cross-section* para uma amostra diária de 27.447 ações de 40 países, distribuídos entre emergentes e desenvolvidos, no período de 1995 a 2009. É estimado também um modelo de séries temporais, o modelo SUR, para captar possíveis variações de comunalidade no tempo e também para realizar algumas projeções.

Além de mensurar a comunalidade na liquidez, os autores se preocupam em identificar seus principais determinantes. Karolyi, Lee e Van Dijk (2012) dividem os possíveis determinantes da comunalidade em dois grupos, fatores de oferta e fatores de demanda. Como fator da oferta, os autores utilizam as restrições de financiamento, usando taxas de juros de curto prazo e o *spread* entre títulos privados, retorno de bancos locais e maiores *brokers* globais, *default spread* e *spread* de papéis comerciais nos Estados Unidos. Para a demanda é considerado o comportamento dos investidores institucionais e internacionais, medido a partir do investimento líquido estrangeiro em ações, razão de fluxo de capital internacional pelo PIB, entre outros.

As restrições de financiamento podem gerar as chamadas espirais de iliquidez. Ou seja, quando os intermediários responsáveis por garantir a liquidez no mercado enfrentam algum tipo de restrição de financiamento eles são forçados a reduzir suas provisões de liquidez, aumentando a iliquidez no mercado. Pelo lado da demanda, o comportamento dos investidores institucionais e internacionais pode explicar a comunalidade na liquidez pela hipótese de que existe uma correlação positiva entre os movimentos realizados pelos investidores institucionais. Se alguns investidores começam a comprar/vender determinado ativo, os demais tendem a seguir esse movimento, criando pressões compradoras/vendedoras. Desta forma a variação em comum da liquidez tende a aumentar. Quanto mais concentrado em investidores institucionais e internacionais for o mercado, maior pode ser a comunalidade na liquidez.

Como medida de liquidez Karolyi, Lee e Van Dijk (2012) utilizaram o índice de dispersão de preços de Amihud (2002). Para tentar isolar os efeitos de demanda e oferta, também foram incluídas diversas variáveis de controle, como o PIB, *Market Cap*, Retorno, entre outras.

Os resultados estimados por Karolyi, Lee e Van Dijk (2012) mostram que mercados desenvolvidos apresentam uma comunalidade na liquidez menor do que mercados emergentes. Também foi observada uma tendência de queda na comunalidade ao longo do período analisado e, mesmo controlando para variáveis domésticas, países com maior volatilidade apresentam maior comunalidade na liquidez.

Para avaliar a comunalidade da liquidez entre diferentes moedas, um dos modelos de referência foi o de Mancini, Rinaldo e Wrampelmeyer (2013), que se concentra em um modelo para verificar os efeitos de crise financeira internacional 2007-2009 no comportamento sistemático da liquidez e como a exposição ao risco de liquidez deve ser avaliada em uma estratégia de arbitragem na presença de comunalidade. Para explicar as variações na liquidez das moedas os autores também utilizam a restrição de financiamento e a liquidez do mercado de ações.

Mancini, Rinaldo e Wrampelmeyer (2013) utilizaram 9 pares de moedas, todas de países desenvolvidos, com uma frequência de segundos para o período entre 2007 e 2009. O trabalho testa diferentes medidas para a liquidez, como o *bid-ask spread* proporcional, uma versão do cálculo de volatilidade realizada, o *two-scale realized volatility* (RV), um índice que mede a relação entre o fluxo de ordem e a variação no retorno, número de negociações e o que os autores chamam de liquidez latente, que é o resultado de uma análise de componente principal (PCA) na liquidez. A utilização da PCA como uma variável de liquidez já tinha sido empregada em algumas análises para o mercado de ações, mas como liquidez para o mercado de FX foi uma inovação dos autores.

Utilizando a PCA, Mancini, Rinaldo e Wrampelmeyer (2013) consideram que a comunalidade na liquidez é um fator latente na variação da liquidez dos pares de moeda. Medindo a comunalidade através de uma regressão entre os 3 primeiros fatores principais e cada uma das medidas de liquidez, os autores conseguem mostrar que o primeiro fator, que representa a liquidez do mercado, é responsável por cerca de 70% a 90% da variação da liquidez de uma moeda, em média.

O PCA é utilizado também na estimação da comunalidade. Mancini, Rinaldo e Wrampelmeyer (2013) estruturam um modelo *cross-section* no qual as variáveis explicativas são os 3 primeiros componentes da PCA. Os autores encontram evidências que suportam a hipótese de espirais de liquidez. Os autores também extraem o componente principal entre as diferentes medidas de liquidez, como uma evidência a mais para a comunalidade. Combinando os dados para diferentes moedas e diferentes medidas de liquidez, as evidências de comunalidade se tornam mais fortes.

Confirmada a presença de um comportamento sistemático entre a liquidez de diferentes moedas, Mancini, Rinaldo e Wrampelmeyer (2013) realizam alguns exercícios a fim de verificar como esta informação pode ser utilizada pelos agentes na correta mensuração do risco de liquidez em estratégias de mercado. Os autores também destacam a importância do conhecimento destes padrões de liquidez para um regulador central que tem como um dos objetivos garantir a estabilidade do mercado financeiro.

A partir da base de dados de um dos principais *dealers* do mercado (EBS), Karnaukh, Rinaldo e Söderlind (2015) utilizam tanto dados de alta frequência, quanto dados de baixa frequência para uma amostra de 30 pares de moeda ao longo de aproximadamente 20 anos. O trabalho é dividido entre duas amostragens, uma realizada com dados de alta frequência com o intervalo de segundos, que possui uma amostra reduzida de cinco anos e nove pares de moeda. A outra amostragem utiliza dados de baixa frequência, nesse caso *proxies* diárias para a liquidez de trinta pares de moedas entre 1991 e 2012.

Assim como Karolyi, Lee e Van Dijk (2012) o trabalho de Karnaukh, Rinaldo e Söderlind (2015) busca explicar a comunalidade da liquidez das taxas de câmbio utilizando fatores do lado da oferta e da demanda. Pelo lado da demanda a comunalidade pode ser explicada pelas preferências dos agentes e ambiente institucional. Representando as variáveis do lado da demanda os autores utilizam oito variáveis, entre elas dados da conta corrente, reservas do banco central, fluxo de capital vindo dos Estados Unidos, compra de títulos do tesouro americano por estrangeiros, o índice de volatilidade VIX para captar o sentimento dos investidores, entre outras. Pelo lado da oferta entram as restrições de crédito e as espirais de liquidez. Ao total foram utilizadas sete variáveis para representar a oferta, incluindo o retorno dos maiores *dealers*, agregados monetário, inflação e *proxies* para a liquidez do sistema bancário. Para os autores a combinação desses dois fatores pode explicar a diferença no grau de comunalidade entre os países.

Karnaukh, Rinaldo e Söderlind (2015) realizam uma série de regressões em painel entre a variável de liquidez, agregada na frequência mensal, contra cada uma das *proxies* para oferta e demanda. Segundo os resultados, o índice de volatilidade VIX e o fluxo de capital bruto dos Estados Unidos se mostraram as principais variáveis da demanda, reforçando a teoria que liga fluxos de capitais com os movimentos da taxa de câmbio. Pelo lado da oferta, os *spreads* na taxa de juros básica norte americana e o retorno dos maiores *dealers* de FX apresentaram maior relação com a comunalidade na liquidez das moedas. Após identificar as principais variáveis de cada lado, os autores realizam novas análises em painel para identificar os principais determinantes da comunalidade.

As variáveis de oferta e demanda podem explicar a diferença da comunalidade

entre países, no entanto Karnaukh, Rinaldo e Söderlind (2015) também tentaram explicar a variação no tempo da comunalidade. Por meio de uma análise de Vetores Autorregressivos Estruturais, os autores primeiro buscaram variações temporais na série de liquidez e, com os resultados positivos, passaram para uma análise semelhante usando regressões em painel e estudo de eventos para avaliar o mesmo efeito na comunalidade. Com os resultados foi possível observar o aumento da comunalidade em períodos de crises e escassez de liquidez.

O modelo de Rinaldo e Santucci de Magistris (2018) possui diversas similaridades com Mancini, Rinaldo e Wrampelmeyer (2013), como a utilização do PCA, no entanto o trabalho expande a análise para mais pares de moedas e utiliza o método de Diebold e Yilmaz (2014) para verificar a transmissão da liquidez entre as moedas. Os autores também verificaram a presença de comunalidade nos retornos e na volatilidade das moedas.

Rinaldo e Santucci de Magistris (2018) partem do modelo teórico MDH (*mixture-of-distribution Hypothesis*), que relaciona o volume negociado, a volatilidade e a chegada de novas informações no mercado. O modelo MDH foi proposto por Tauchen e Pitts (1983) e consiste na derivação e estimação da probabilidade de distribuição conjunta entre a volatilidade do preço das ações e o volume negociado, capaz de explicar o comportamento de ambas as variáveis. Tauchen e Pitts (1983) afirmam que esse resultado é possível de ser obtido quando as variáveis são governadas por um fator em comum, no caso do MDH, volatilidade e volume são explicadas pelo fluxo de informações no mercado. Rinaldo e Santucci de Magistris (2018) estendem o modelo MDH com as medidas de liquidez e com a hipótese de comunalidade entre diferentes moedas.

Para testar as hipóteses do modelo MDH, Rinaldo e Santucci de Magistris (2018) analisam 29 pares de moedas por 5 anos para intervalos de uma hora. Os dados foram obtidos com a CLS, um dos principais *dealers* do mercado de FX, com cerca de 30% do volume do mercado, segundo os autores. Além disso, também foi utilizada uma base de dados da Olsen Financial Technologies, que compila e consolida dados de outros grandes *dealers* do mercado, como EBS e Reuters. Com os dados da Olsen os autores foram capazes de amostrar as variáveis *bid*, *ask*, *high*, *low* e *midquote* por minuto.

A partir de um modelo linear, Rinaldo e Santucci de Magistris (2018) realizam uma análise de dados em painel para explicar os movimentos da volatilidade com base na liquidez. Também são incluídas duas variáveis de controle, *spread* dos juros de tesouro americano e da taxa Libor e o índice de volatilidade VIX, além de *dummies* para controlar o efeito dos dias da semana. Com este painel, os autores conseguem mostrar como a volatilidade do preço das moedas e o volume negociado são governados por um fator latente em comum, que no caso é o fluxo de informações. A hipótese

de que o fator latente em comum é o fluxo de informações é reforçada quando os autores inserem dados de pesquisas de opinião realizadas pela Reuters. Os resultados mostram que quanto mais heterogêneas são as opiniões e mais divergem do que seria o resultado obtido pelos fundamentos macroeconômicos, maior é a relação observada entre volatilidade e volume.

Para verificar a presença da comunalidade, Rinaldo e Santucci de Magistris (2018) também recorrem à análise de componentes principais. Os resultados mostram que o primeiro fator principal é capaz de explicar cerca de 50% das variações da liquidez e da volatilidade dos pares de moedas. Para confirmar este comportamento, os autores utilizam o índice de conectividade total (TCI) desenvolvido por Diebold e Yilmaz (2014). O TCI parte da matriz de impulso-resposta de um modelo VAR(p). Com isso é calculada contribuição dos choques em cada variável explicativa na variação do erro de previsão da variável explicada. Dessa forma o TCI pode ser visto como um índice que mede a conexão entre as variáveis de um sistema. Os resultados mostram um TCI de aproximadamente 90% nos dados de hora em hora, ou seja, 90% da variação na liquidez de uma moeda pode ser explicada pela variação dos demais pares da amostra.

O presente trabalho apresenta uma nova visão sobre a comunalidade na liquidez. Não interessado apenas na relação entre os pares de moedas combinadas dois a dois, busca-se identificar um comportamento sistemático entre um par de moedas e dois grupos distintos. O primeiro grupo, é composto pelas maiores e mais negociadas moedas do mercado, representa os movimentos da liquidez geral no mercado de FX. O segundo grupo conta com pares de moedas de países com a classificação de emergentes. De forma generalizada, os países emergentes possuem características macroeconômicas em comum. E também, pelo menos do ponto de vista de estratégia no mercado financeiro, as moedas de países emergentes são incluídas em portfólios de investimento muitas vezes pela possibilidade de arbitragem e ganhos especulativos. Observando um componente em comum com esses grupos, é possível inferir como a liquidez de uma moeda responde à liquidez geral do mercado e ao desempenho do seu grupo de países.

2.3.2 O MERCADO DE TAXAS DE CÂMBIO

Antes de passar para a análise dos dados, é necessário discutir também algumas das características do mercado de taxas de câmbio (FX). O mercado de FX é considerado o maior mercado financeiro do mundo. Segundo a pesquisa trienal de FX e derivativos de balcão do Bank of International Settlements (2016), o volume médio diário transacionado no mercado de FX era de U\$5.1 trilhões em abril de 2016 contra aproximadamente U\$84 bilhões no mercado de ações e futuros, no mesmo período.

Além de ser o maior, o mercado de FX também possui características especí-

ficas, como sua negociação realizada no formato de mercado de balcão, ou *over the counter*, (OTC). O mercado OTC é um segmento do mercado de capitais que engloba as transações realizadas fora de bolsa de valores, de forma descentralizada, sem espaço físico de negociação e podendo envolver contratos à vista, futuros ou de *swap*.

As transações no mercado de FX são realizadas através de plataformas eletrônicas ou interação direta entre os seus participantes de forma contínua, 24 horas por dia ao redor do mundo durante os dias úteis da semana. Os principais participantes são os bancos, investidores institucionais, investidores individuais e os intermediários chamados de *brokers* e *dealers*. Os *brokers* fazem a intermediação entre o cliente e o *dealer* e o *dealer* atua como um provedor de segurança assumindo a ponta oposta da operação.

Segundo o levantamento do Bank for International Settlements (2016), os *dealers* são responsáveis por 42% do valor total movimentado no mercado de FX, seguidos pelos bancos, com 22% do total, e investidores institucionais, com uma parcela de 16% do mercado. A concentração é observada em outras áreas. O dólar americano é a moeda mais comercializada, responsável por 88% do volume total, entre mais de 40 moedas. Cinco países concentram cerca de 77% das negociações nesse mercado (Reino Unido, Estados Unidos, Cingapura, Hong Kong e Japão).

3 CARACTERÍSTICAS DA BASE DE DADOS E METODOLOGIA

Neste capítulo, apresenta-se a composição da base de dados que foi analisada neste trabalho, bem como as estatísticas descritivas dos dados presentes na base. Por fim, é apresentada a metodologia da análise empregada no capítulo seguinte.

3.1 FONTE DE DADOS E TRATAMENTO

O presente trabalho utiliza uma amostra de 10 pares de moedas, todas contra o dólar americano, entre janeiro de 2015 e maio de 2019. Foram utilizados dados de *bid*, *ask*, Volume e *midquote* em intervalos intradiários de 15 minutos e agregações em horas e dias quando necessário.

Um dos principais diferenciais do mercado de FX é que ele pode ser negociado de forma contínua 24 horas por dia. Isso acontece pela forma de negociação descentralizada e, majoritariamente, eletrônica. Sendo assim não há um centralizador, como uma bolsa de valores, para registrar todas as operações, tornando os dados de Forex escassos, mesmo sendo o maior mercado financeiro em operação. No entanto, o mercado de FX é concentrado em alguns *dealers* e *brokers*, que possuem o registro das suas transações. Segundo Bank for International Settlements (2019), os *reporting dealers*¹ são responsáveis por aproximadamente 38% do volume nominal transacionado no mercado de FX, em seguida os bancos, investidores institucionais e *hedge funds*.

Por meio dos dados de *reporting dealers* é possível ter uma visão geral do mercado de FX. Porém, por se tratar de dados estratégicos do ponto de vista da competição no mercado, os *dealers* não possuem incentivos para publicar os dados das negociações que passam por eles. Alguns, como EBS e Reuters, fizeram desta informação um novo produto e comercializam essas bases, mas geralmente a parte interessada compra amostra de alguns países para determinado período e só algumas variáveis, como preço, quantidade de ordens ou volume. Ou seja, para obter a informação completa do mercado de FX seria necessário consolidar uma série de registros de todos os *dealers* e *brokers* envolvidos. A pesquisa trienal do BIS é a maior fonte de informações agregadas do mercado de FX, consolidando a informação cerca de 53 bancos centrais e/ou instituições governamentais responsáveis por coletar dados de mais de 1300 *dealers*, bancos e outros participantes.

Embora consolide informação de boa parte do mercado, a pesquisa trienal do BIS apresenta apenas os dados agregados e em intervalos de 3 anos, não fazem o cálculo respectivo para cada ano no intervalo. Mesmo que não sejam negociados em

¹ Fazem parte dos *reporting dealers* os grandes bancos comerciais e de investimento que participam como *dealers* no mercado de FX, corporações que participam do mercado e possuem um grande número de clientes, mas não são caracterizadas como instituições financeiras. De forma geral, os *reporting dealers* são agentes que realizam compra e venda de moeda e derivativos de balcão para si mesmo ou para clientes, especialmente através de plataformas eletrônicas.

bolsas de valores, geralmente cada país possui um instrumento sintético que representa a taxa de câmbio à vista e essa informação é divulgada pelas bolsas de valores respectivas. No entanto, estas séries estão limitadas aos horários de funcionamento do mercado local.

Para observar de forma contínua os movimentos no mercado de FX, o presente trabalho utilizou os dados públicos disponibilizados pelo Dukascopy Bank SA. O banco é especializado em mercados OTC, especialmente FX, com escritórios na Europa e Ásia. O Dukascopy nasceu como uma ferramenta de tecnologia para negociação no mercado financeiro, com objetivo de desenvolver modelos matemáticos e econofísicos aplicados. Com essa base teórica, a plataforma de negociação do banco disponibiliza um banco de dados com séries históricas para uma variedade de ativos financeiros. Porém a variedade de pares negociados pelo banco é limitado, sendo que o banco escolheu se especializar em algumas moedas, como as asiáticas e europeias. Dessa forma não foi possível incluir países como o Brasil e a Índia no presente estudo. As séries de dados para essas moedas existem em plataformas paga, com pouca margem de negociação de bases para fins acadêmicos.

O acesso ao banco de dados público do Dukascopy é limitado, sendo possível a consulta de apenas um dia de cada vez, escolhendo entre *bid* ou *ask* e também um único par de moeda por vez. Dessa forma, para a construção da base de dados foi necessário o desenvolvimento de uma aplicação web (API) para automatizar as consultas, a API foi construída para o *webscrapping* do seguinte endereço “<https://www.dukascopy.com/swiss/english/marketwatch/historical/>”. A API extraiu dados de *Bid*, *Ask* e volume nominal para intervalos de 15 minutos para os 12 pares de moedas analisados no trabalho, resultando em mais de 80 mil consultas no site.

A base de dados de moedas disponível no Dukascopy tem se tornado mais popular na academia, sendo utilizada em trabalhos como Gargano, Riddiough e Sarno (2018), que analisam o conteúdo informacional do volume negociado no mercado de FX. Os autores também possuem uma base de dados da *Olsen Financial Technologies*, uma das principais fontes de dados cross-plataformas do mercado de FX, e realizam uma comparação entre as medidas obtidas com dados da Olsen e os dados do Dukascopy, mostrando uma forte correlação e aderência entre ambas as bases. Veja também Kayal (2010), Zhang, Shen e Zhao (2014) e El Ouadghiri e Uctum (2016).

3.2 BASE DE DADOS E SUAS CARACTERÍSTICAS

Foram analisados os mercados para 12 pares de moedas, a saber: USD/MXN, USD/ZAR, USD/RUB, USD/CNH, USD/HKD, USD/CHF, USD/TRY, USD/CAD, USD/JPY, AUD/USD, GBP/USD, NZD/USD e EUR/USD.

O USD significa dólar americano, MXN representa o peso mexicano, ZAR representa o rand sul africano, RUB representa o rublo russo, CNH representa o renminbi

chinês, também chamado de yuan, HKD representa o dólar de Hong Kong, CHF representa o franco suíço, TRY representa a lira turca, CAD representa o dólar canadense, JPY representa o lene japonês, AUD representa o dólar australiano, GBP representa a libra esterlina do Reino Unido, NZD representa o dólar neo-zelandês e EUR representa o euro.

As observações foram amostradas em intervalos de 15 minutos no período de 24 horas por dia, durante os dias de negociação. Para cada par de moedas obteve-se o valor de *bid*, *ask*, volume nominal e *midquote*, com o *timestamp* seguindo o fuso de Nova Iorque (UTC/GMT -4:00 horas). A escolha por esse fuso visa a facilitar a interpretação visual das figuras que seguem.

As séries foram corrigidas para os efeitos de calendário, retirando-se da amostra todos os feriados norte americanos que afetam o funcionamento da bolsa de valores *New York Stock Exchange* NYSE. Demais feriados nacionais de cada um dos 12 países não foram levados em consideração. Os efeitos de horário de verão também foram corrigidos quando necessário.

Como variáveis de liquidez foram, utilizados o volume nominal da série, o *bid-ask spread*, construído a partir da diferença entre o preço de *ask* e o preço de *bid*, e também a volatilidade realizada, calculada a partir dos retornos ao quadrado da variável *midquote*. As observações refletem o preço do par no mercado à vista que, segundo BIS 2019, representa cerca de 30% de todo o mercado de FX, com as operações de swap dominando o mercado com 47% do volume nominal transacionado.

Para investigar os co-movimentos da liquidez entre os pares de moedas foram feitos dois grupos, um composto apenas por moedas de países desenvolvidos e outro com as moedas dos países emergentes. O objetivo com essa análise é verificar como liquidez dos pares de moedas emergentes (EME) se comporta em relação ao grupo de moedas desenvolvidas (DEV), que possuem maior liquidez, e como é o comportamento da liquidez em relação do grupo EME, que possuem características semelhantes.

Os pares de moedas de países desenvolvidos possuem a maior liquidez, sendo responsáveis por aproximadamente 83% do volume nominal negociado no mercado de FX, de acordo com BIS 2019. Os pares USD/EUR, USD/JPY e USD/GBP concentram cerca de 47% do volume do mercado.

Já entre os emergentes se destacam os pares USD/CNH, USD/HKD e USD/INR (rúpia indiana), somando aproximadamente 5% do volume total negociado, considerando todos os países emergentes da amostra da pesquisa trienal do BIS, as moedas emergentes somaram 25% do volume nominal total no mercado de FX, crescimento de 4 pontos percentuais em comparação a pesquisa de 2016.

A amostra utilizada está dividida conforme apresenta a Figura 1. Os países emergentes somam pouco mais de 20% do volume nominal total, entre os países desenvolvidos os pares EUR/USD, USD/JPY e GBP/USD possuem o maior volume

nominal negociado, entre os emergentes os maiores volumes ficam por conta dos pares USD/MXN e USD/CNH.

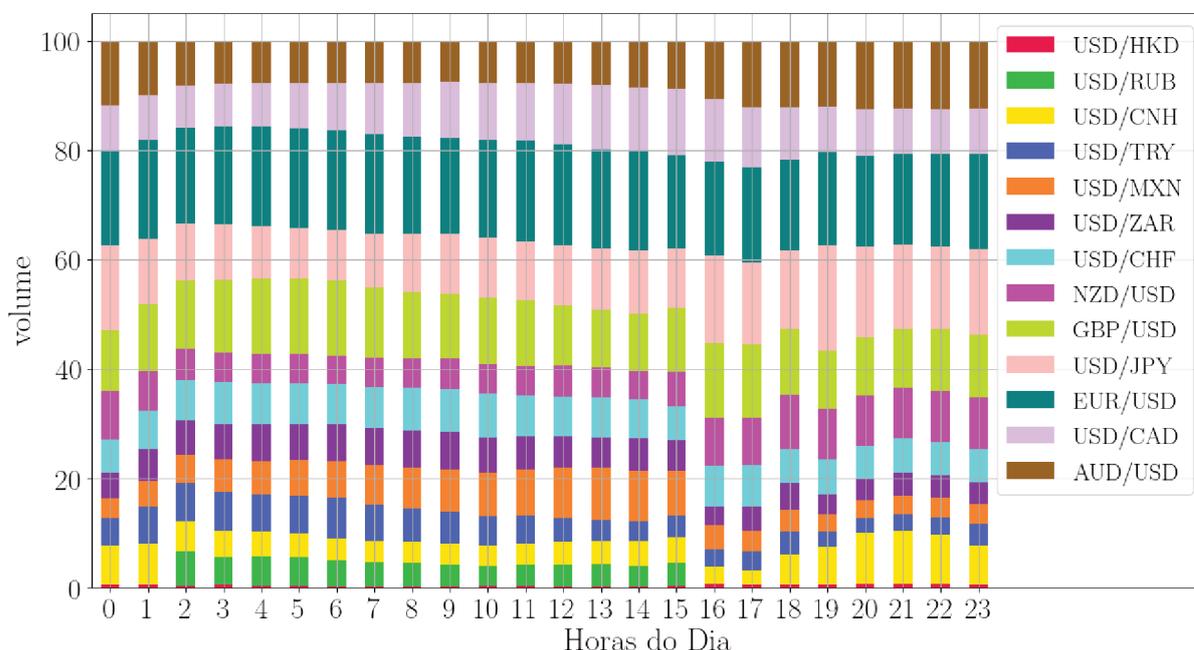


Figura 1 – Distribuição do volume nominal por pares de moeda ao longo do dia

Fonte – Dados de Dukascopy. Imagem: elaboração própria.

As Figuras A.1 e A.2 no anexo apresentam a distribuição do volume segundo grupo de países. A evolução das variáveis *spread*, volume e preço no período analisado também estão apresentadas no Anexo A. A Tabela A.1 apresenta as estatísticas descritivas das séries e os quadros A.1 e A.2 apresentam uma análise de correlação simples das variáveis de liquidez. A conferência da correlação simples é utilizada aqui como o primeiro indicativo de comunalidade na liquidez.

3.3 OBSERVAÇÃO DE PADRÕES INTRADIÁRIOS

Com o avanço da tecnologia em plataformas de negociação, o mercado financeiro tem se tornado cada vez mais sensível a pequenas e rápidas variações de preço que acontecem ao longo do dia, respondendo quase automaticamente à chegada de novas informações.

A presença de padrões intradiários no mercado de taxas de câmbio foi documentada em diversos trabalhos nos últimos anos. Evans e Lyons (2002) observam três intervalos distintos ao longo de um dia de negociação. No primeiro intervalo, início do dia, participam os *dealers* e o público em geral, investidores individuais, nesse período assume-se que todos possuem informação completa. Cada dealer define seu preço e os clientes escolhem vender ou comprar no preço anunciado. Por se tratar de um período com diversos agentes envolvidos em acordos bilaterais, as transações não

são publicamente distinguíveis. No segundo intervalo a negociação está concentrada apenas entre os *dealers*. Os preços ficam disponíveis para todos os *dealers* que começam a utilizar esse preço para suas negociações. Neste momento, a um certo preço, as ordens são distribuídas igualmente para os *dealers* oferecendo este determinado preço, permitindo assim que seja realizada uma leitura de fluxo de ordens sem o ruído de negociações bilaterais. Neste momento o fluxo de ordens sinaliza para os demais agentes qual é o movimento esperado na taxa de câmbio, pressão de compra/venda, conforme o necessário para balancear a carteira dos *dealers*. No terceiro intervalo, final do dia, os *dealers* voltam a negociar com o público geral a fim de zerar suas posições e não carregar o risco do *overnight*. Já os investidores individuais estão dispostos a carregar o risco *overnight* por especulação.

Com os intervalos definidos por Evans e Lyons (2002), é de se esperar que o primeiro e o terceiro intervalo possuam o maior número de negociações, uma vez que incluem todos os possíveis agentes do mercado e FX. Já o segundo intervalo tem como importantes características a negociação entre *dealers* para balanceamento de portfólio. Autores como Andersen e Bollerslev (1998), Hartmann (1999), entre outros, também se preocuparam em explicar o efeito chamado de “*time-of-day*”, no entanto o foco eram outras variáveis, como a volatilidade, volume nominal e retornos. Os trabalhos voltados para explicar os movimentos da liquidez ao longo do dia no mercado de FX são mais escassos.

Considerando que o mercado de FX está aberto 24 horas por dia, de domingo a sexta, os intervalos definidos por Evans e Lyons (2002) se tornam mais difíceis de serem observados.

A Figura 2 mostra o horário de funcionamento das bolsas dos países respectivos aos pares de moedas utilizados neste trabalho considerando o fuso horário de Nova Iorque. Com ele é possível observar que a única hora sem nenhuma bolsa de valores aberta é as 17 horas. No restante do dia há uma sobreposição entre os horários de funcionamento. Como os horários de abertura e fechamento apresentam a maior liquidez, as análises apresentadas a seguir têm como objetivo verificar se a comunalidade na liquidez é influenciada pela sequência de abertura/fechamento de mercados ao longo do dia.

Alguns dos intervalos exibidos no quadro 2 incluem a abertura e fechamento de outras bolsas de países que não são diretamente analisados neste trabalho, mas são relevantes para o volume total de negociação. Considerando o fuso horário UTC-4, o intervalo entre 03 e 11 da manhã é marcado pela abertura de boa parte das bolsas europeias, como a de Frankfurt, na Alemanha, e a Euronext, na Holanda, entre outras. O intervalo entre 8 da noite e 2 da manhã também engloba a abertura de demais bolsas asiáticas, como Seul, na Coreia do Sul e Cingapura. E o intervalo entre 9 da manhã e 4 da tarde também conta com a abertura e fechamento das bolsas de São



Figura 2 – Horário de funcionamento das bolsas de valores dos países analisados

Fonte – Dados: Sites oficiais das bolsas de valores citadas. Imagem: elaboração própria. Nota: Não foi incluído o horário de funcionamento específico para o Euro e dólar de Hong Kong por coincidir com o horário de outras bolsas já ilustradas na figura

Paulo, Santiago e Buenos Aires.

A Figura 3 mostra a evolução das variáveis de liquidez de alguns pares de moedas ao longo das 24 horas do dia.

A Figura 3a e a Figura 3b apresentam a evolução dos pares USD/MXN e USD/CNH, enquanto a Figura 3c e a Figura 3d apresentam a evolução para os pares EUR/USD e USD/JPY.

Conforme notado por Breedon e Rinaldo (2013), mesmo o mercado de FX estando 24 horas disponível, os agentes tendem a realizar suas negociações em um horário fixo, geralmente atrelado ao horário de funcionamento do seu mercado local.

Combinando a Figura 2 e a Figura 3, é possível avaliar se o mercado local representa o momento com maior liquidez para os pares analisados, lembrando que o *spread* e o volume nominal (nvol) possuem uma relação inversa. Pelas definições utilizadas neste trabalho, quanto menor o *spread* e maior o volume nominal, maior a liquidez.

Começando pelo par USD/MXN, é possível observar três momentos distintos para a variável nvol. O primeiro coincide com o fechamento dos mercados asiáticos, quando o volume começa a apresentar um crescimento, entre uma e duas da manhã, e a abertura do mercado europeu às duas da manhã, apresentando seu primeiro valor máximo. Logo depois acontece a abertura do mercado norte americano, mercado local no México e demais mercados da América Latina. Destacam-se três momentos nesse intervalo, a abertura às nove da manhã, momento de maior liquidez para o par, e o fechamento dos mercados europeus, entre dez e onze da manhã, a redução do nvol,

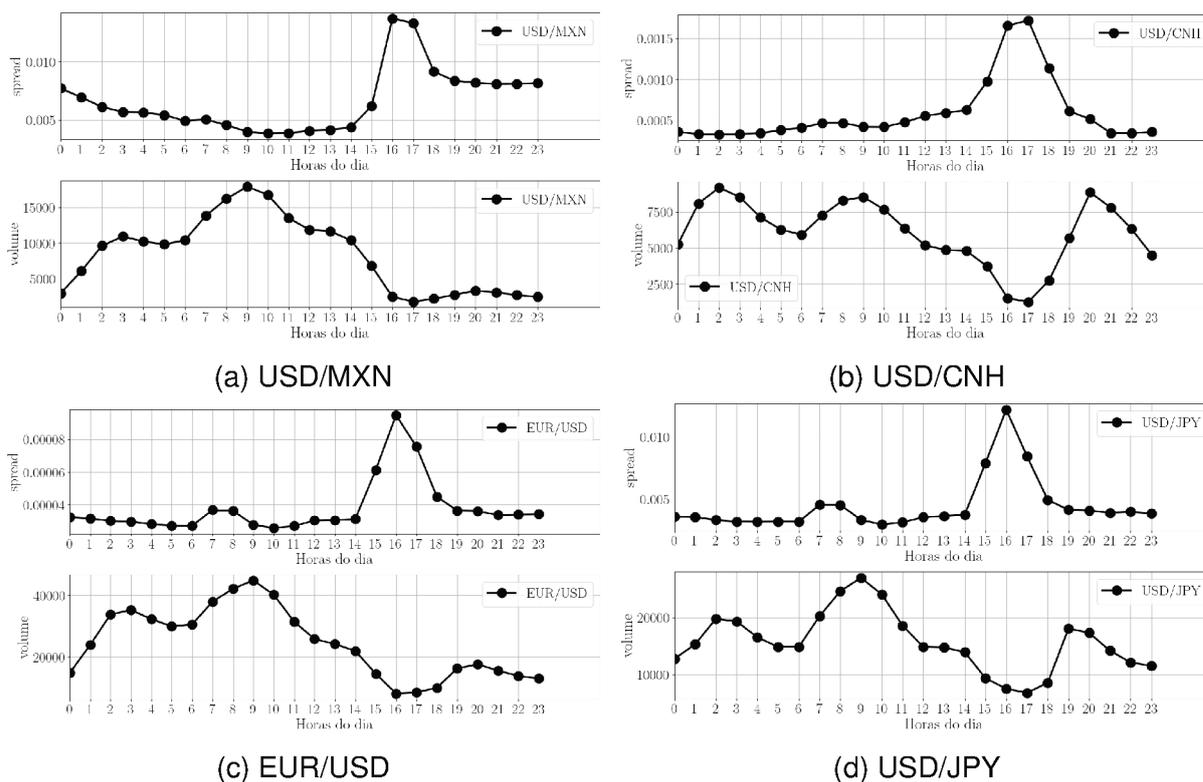


Figura 3 – Evolução do Volume e Bid-Ask *spread* ao longo do dia - Pares selecionados

Fonte – Dados de Dukascopy. Imagem: elaboração própria.

que apresenta resistência entre as doze e treze, ligado ao movimento pós almoço e a queda as quatro horas da tarde, fechamento dos mercados norte americano, mexicano e demais da América Latina. Às cinco da tarde, momento em que maioria das bolsas estão fechadas, o *nvol* atinge seu menor valor. Por fim, o *nvol* volta a subir com a abertura das bolsas asiáticas, mas em um nível menor em comparação ao restante do dia. Os movimento para o *bid-ask spread* são mais suavizados, o *spread* máximo ocorre às 4 horas da tarde e se mantém mais elevado no restante do dia, voltando a reduzir com a abertura do mercado europeu e atingindo o mínimo logo após a abertura dos mercados mexicano, norte americano e latino americano.

Para o renminbi, assim como para o peso mexicano, é possível verificar três comportamentos distintos para a variável *nvol*, mas os valores máximos agora ocorrem na abertura dos mercados asiáticos, às oito da noite e com a abertura dos mercados europeus, às duas da manhã. No período entre dez da noite e meia-noite observa-se uma redução na liquidez, que pode estar associada ao fato de que as algumas bolsas asiáticas fecham para almoço, como é o caso da bolsa de Tóquio, Hong Kong, Cingapura e Xangai, reduzindo as negociações nesse período. Para o *bid-ask spread* o valor mínimo fica entre o fechamento do mercado asiático e a abertura do mercado europeu, entre duas e três da manhã, sendo o período com maior liquidez. Já o intervalo do mercado americano, apesar de apresentar um volume elevado, não se

traduz em menores *bid-ask spread*, no entanto, o fechamento, às 16 horas, e o período anterior à abertura do mercado asiático é o com menor liquidez, tanto pela redução do volume quanto pelo forte aumento no *bid-ask spread*.

Para o Euro observa-se que o período com maior liquidez, maior nvol e menor spread, ocorre durante o período de funcionamento do mercado americano, quando se esperava uma liquidez maior durante a abertura/fechamento do mercado local, entre duas e onze da manhã. No intervalo das seis às oito da manhã o *spread* apresenta uma ligeira aceleração, que indicaria a redução na liquidez. No entanto, neste mesmo momento o volume também é crescente. Este comportamento pode estar relacionado à restrição de liquidez no mercado de pré-abertura. Mesmo que o volume seja crescente, a liquidez momentos antes da abertura de um mercado tende a ser menor. Esse movimento pode ser associado a um dos fatores identificados por Evans e Lyons (2002) como determinante do preço de abertura, o conjunto de informações públicas. Logo no início do dia os agentes buscam fazer ofertas e se posicionam, o que reflete suas visões para o restante do dia de acordo com as novas informações que receberam entre o fechamento e a abertura do mercado no dia seguinte. Como o acesso ao mercado pré-abertura é limitado, isso pode levar a um aumento no *bid-ask spread*.

Por fim, o iene japonês no Figura 3d apresenta um comportamento semelhante ao euro, mas com a liquidez acentuada na abertura dos mercados asiáticos. Assim como o renminbi chinês, também é possível verificar uma queda da liquidez durante o fechamento para o almoço, e, assim como o euro, uma redução na liquidez, representada pela elevação do *spread*, logo antes da abertura do mercado norte americano.

A análise é análoga para os demais países, como mostram as figuras no apêndice A. Alguns pontos em comum entre os pares de moedas dos países desenvolvidos é a ligeira redução na liquidez, apresentada no *spread*, logo antes a abertura do mercado norte americano. O intervalo de menor liquidez para onze dos treze pares analisados é às nove da manhã, abertura do mercado Americano, as exceções são o rublo russo e o dólar de Hong Kong. O rublo russo apresenta maiores peculiaridades, tendo liquidez apenas durante os mercados asiáticos e americanos, ou seja, das duas da manhã até quatro da tarde, após este intervalo, seu volume é zero e o *bid-ask spread* se torna constante no último valor do fechamento às 16 horas. Para o dólar de Hong Kong o período de maior liquidez coincide com o fechamento dos mercados asiáticos e abertura dos mercados europeus, entre duas e três da manhã. O intervalo de menor liquidez ocorre entre o fechamento do mercado americano e abertura da primeira bolsa na Ásia, em Auckland, entre quatro e seis horas da tarde.

Através da inspeção visual das variáveis de liquidez ao longo das 24 horas do dia, já é possível inferir que a abertura e fechamento dos mercados é um fator em comum na liquidez de todos os pares acompanhados. Aprofundando a análise neste comportamento, antes de realizar os testes empíricos, foi realizada a comparação da

correlação hora a hora entre o par de interesse e demais moedas agrupadas entre países desenvolvidos e países emergentes. Nota-se que o par de interesse é retirado do grupo ao qual pertence durante a sua análise. A Figura 4 apresenta os resultados desta análise para alguns pares selecionados e o apêndice A apresenta o resultado para os demais pares.

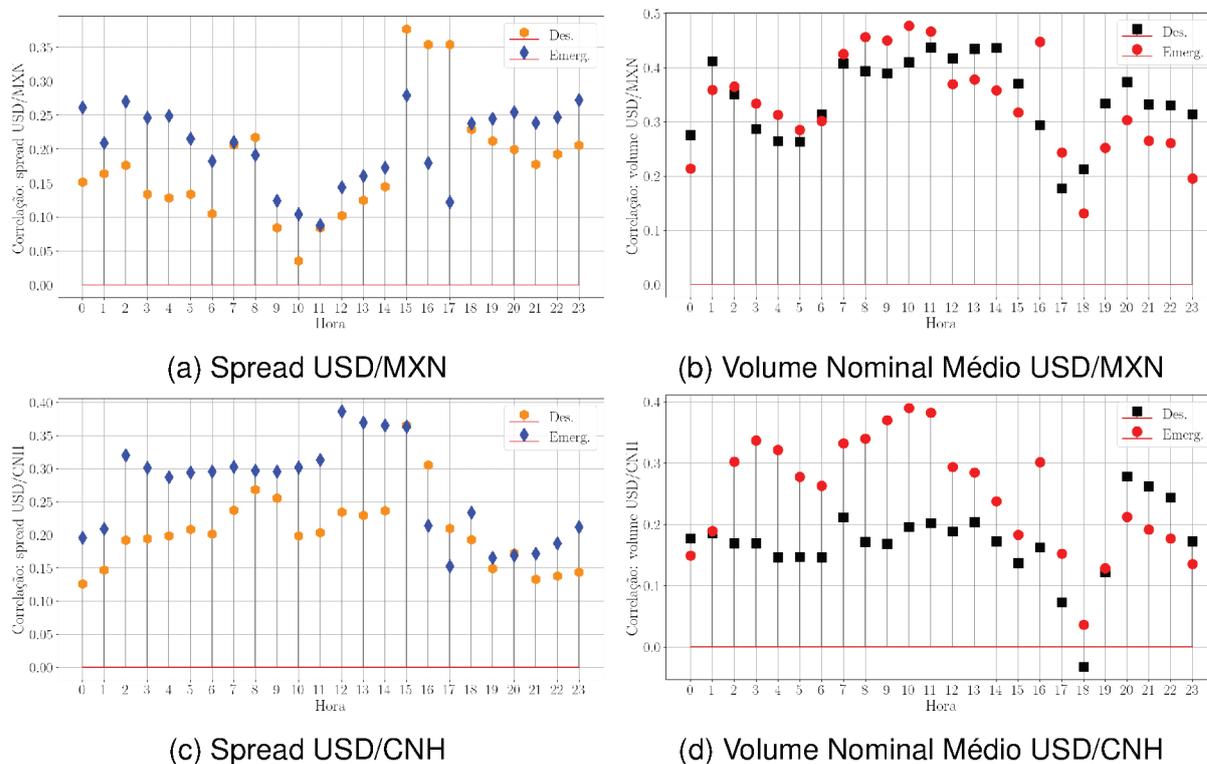


Figura 4 – Correlação por hora do volume e *spread* - Países selecionados

Fonte – Dados: Dukascopy. Imagem: elaboração própria. Notas: a variável *spread* foi agregada pela média enquanto a variável volume nominal foi agregada pela soma para cada um dos grupos, para o cálculo foi utilizada o coeficiente de correlação tau de Kendall.

A Figura 4a e Figura 4c apresentam a correlação para a variável *spread*, enquanto a Figura 4b e a Figura 4d apresentam a correlação para a variável *nvovl*.

Analisando o *spread* para os pares USD/MXN e USD/CNH verifica-se maior correlação entre esses pares e o grupo de países emergentes, exceto intervalo de fechamento dos mercados norte americano, mexicano e latino americano. Nesse intervalo o *bid-ask spread* do grupo de países desenvolvidos apresenta maior correlação com a liquidez destes pares. Esse comportamento é predominante em todos os pares analisado, exceto para o USD/HKD que possui maior correlação com o grupo de países emergentes em qualquer momento do dia. Como apresentado na Figura 2, o intervalo de fechamento do mercado norte americano, entre três e quatro horas da tarde, é marcado por uma redução na liquidez das moedas. Considerando Breedon e Rinaldo (2013), o número de agentes que participam dos leilões de fechamento é menor, resultando na redução da liquidez.

Já o comportamento da correlação entre o volume nominal apresenta mais variações, observa-se uma correlação maior com o grupo dos países emergentes, no entanto, para alguns pares como USD/MXN e USD/CNH, a diferença entre os dois grupos é baixa. De forma geral, a correlação das variáveis de liquidez é maior nos intervalos de abertura e fechamento dos mercados independentemente do grupo analisado.

3.4 MENSURANDO A COMUNALIDADE NA LIQUIDEZ

Com o objetivo de mensurar a comunalidade na liquidez e também verificar se os padrões intradiários contribuem na previsão do comportamento da liquidez, foram utilizados os métodos descritos nesta seção.

Para capturar o comportamento sistemático da comunalidade na liquidez foi desenvolvida uma estimação baseada nas equações propostas por Victor, Perlin e Mastella (2013) e Breedon e Rinaldo (2013). Seguindo o modelo de Chordia, Roll e Subrahmanyam (2000), o trabalho de Victor, Perlin e Mastella (2013) definem uma equação capaz de capturar a comunalidade na liquidez no mercado acionário brasileiro em diferentes intervalos do dia. A equação estimada pelos autores é apresentada a seguir:

$$DL_{j,t} = \alpha_j + \left(\beta_{1,j} + \sum_{k=2}^9 D_{j,k,t} \phi_{j,k-1} \right) DL_{M,t} + \beta_2 DL_{j,t-1} + \epsilon_{j,t} \quad (4)$$

Equação (3): na qual D representa a variação percentual, L representa a liquidez, para cada ação j (que neste caso é o volume nominal), L_M representa a liquidez total do mercado exceto a ação j , $D_{j,k,t}$ é uma variável *dummy* que assume o valor de 1 quando o tempo t está dentro do intervalo k ou 0, caso contrário, α_j é uma constante, $\phi_{j,k-1}$ mensura a variação da comunalidade na liquidez para cada intervalo k e $\epsilon_{j,t}$ é o termo de erro aleatório.

Como dados apresentaram autocorrelação e heterocedasticidade Victor, Perlin e Mastella (2013) realizam uma estimação linear com correção de Newey-West.

Breedon e Rinaldo (2013) utilizam uma equação semelhante, mas para avaliar os padrões intradiários do retorno da taxa de câmbio. Os autores também optam por modelar os erros como um processo GARCH para tratar dos problemas de autocorrelação, heterocedasticidade e distribuições não normais. As equações estimadas foram definidas como:

$$r_{t,i} = \sum_{h=1}^{24} a_h d_h + \sum_{k=1}^K r_h r_{t,i-k} + e_{t,i} \quad (5a)$$

$$\sigma_{t,i}^2 = \sum_{h=1}^{24} \omega_h d_h + \theta \epsilon_{t,i-1}^2 + \lambda \sigma_{t,i-1}^2 \quad (5b)$$

em que r é o retorno da moeda i no tempo t , d é uma variável *dummy* que assume valor 1 na hora h ou 0, caso contrário, a é o parâmetro que captura as mudanças ao longo do dia e p é o parâmetro que captura o efeito do componente autorregressivo. A segunda equação representa a variância dos parâmetros, considerando também o efeito das horas do dia, ω_h . Por se tratar de dados de alta frequência os autores escolhem omitir a constante, sendo que não é comum esse tipo de dado apresentar uma tendência.

Baseado nesses dois modelos, foi definida a equação a seguir para mensurar a comunalidade da liquidez:

$$L_{p,i} = a_i L_{d,i} + b_i L_{e,i} + \epsilon_{p,i} \quad (6)$$

em que L representa a diferença do log da variável de liquidez, seja volume nominal ou *bid-ask spread*, para o par de moeda p no intervalo i , que são as horas do dia, para $p = 1, \dots, 13$ e $i = 1, \dots, 24$. A variável L_d representa a diferença do log da liquidez do grupo de todos os países desenvolvidos e a variável L_e representa a diferença do log da liquidez do grupo de todos os países emergentes, excluindo apenas o par p .

Para o *bid-ask spread*, a liquidez foi agrupada pela média dos países do grupo e, para o volume, foi realizada a soma do volume dos países participantes do grupo. As estimações foram realizadas utilizando um modelo linear corrigido para heterocedasticidade e autocorrelação. Foram estimadas 144 regressões, uma para cada hora (das 24h do dia) e para cada par de moedas entre os 6 países emergentes (6×24).

Em seguida foi realizada uma comparação entre dois modelos de previsão a fim de verificar se a partir dos dados históricos dos dois grupos de países é possível reproduzir o padrão intradiário de cada par. Foram utilizados dados de janeiro de 2015 a dezembro de 2018 para treinar o modelo, ou seja, extrair os parâmetros, com a previsão realizada para o período de janeiro a maio de 2019. Importante destacar que a moeda prevista é retirada do grupo de países emergentes para sua estimação.

O primeiro modelo realiza um ajuste linear no período de treinamento e, com os parâmetros obtidos nessa estimação, é realizada a previsão para o segundo período. São testadas duas variações, a primeira considera o comportamento da liquidez de uma hora h específica em toda a amostra de treinamento e a previsão é feita para a mesma hora do dia seguinte. Nesse caso busca-se verificar se o comportamento da liquidez das demais moedas para a hora h é um bom preditor da liquidez para o par de interesse na mesma hora h . O objetivo desse teste é verificar se apenas pela liquidez do mercado como um todo, em uma determinada hora, é possível saber como a liquidez de um par de moeda irá se comportar. Em seguida, no lugar de usar a relação contemporânea, foi testado a previsão utilizando as últimas quatro horas imediatamente anteriores à hora sendo estimada. O objetivo desse teste é verificar a se o padrão de comportamento recente da liquidez é capaz de prever o comportamento futuro. Em ambos os casos utilizam-se os padrões intradiários encontrados

nos exercícios anteriores como preditores, sendo essa uma inovação na previsão da liquidez no mercado de FX.

3.5 REDES NEURAIAS RECORRENTES LSTM

Para testar uma possível relação não linear entre a liquidez dos pares de moeda analisados foi utilizado um modelo de redes neurais recorrentes (RNN) do tipo LSTM (Long Short-Term Memory). De forma geral, as redes neurais são sistemas computacionais orientados para dados que possuem a capacidade de aprender a realizar uma tarefa tendo como input apenas uma série de exemplos. Como destacam Nag e Mitra (2002), as redes neurais possuem vantagens em relação aos modelos estatísticos tradicionais de previsão. Uma das principais vantagens é poder aplicar um modelo não-linear sem a necessidade de especificar a forma funcional entre as variáveis de entrada e saída.

Usando a definição de Huang *et al.* (2004) redes neurais artificiais são sistemas capazes de identificar a relação funcional em uma amostra de dados e utilizá-la para realizar tarefas como reconhecer um padrão em imagens, realizar previsões e classificações, entre outras tarefas. Os autores também destacam a boa performance das redes em amostras com ruído, como o caso de dados de alta frequência. Para Lai *et al.* (2018), uma rede neural pode ser vista como uma função não-linear que representa a relacionamento entre a variável explicada e o vetor de variáveis explicativas, não havendo a necessidade de realizar uma suposição sobre a forma funcional dessa relação, uma vez que a rede neural é construída a partir da combinação de diversas funções não lineares em uma estrutura multi-nível.

Ao contrário das redes neurais artificiais clássicas, ou do tipo feed-forward, nas quais as entradas, ou seja, os dados, seguem um caminho unidirecional pelas diferentes camadas até para obter-se o resultado. As RNN possuem loops, de forma que cada camada oculta, além da entrada referente àquela camada, recebe também o resultado das camadas anteriores, com pesos definidos nos exemplos de treino. Assim, a cada camada da RNN são mantidos os resultados processados anteriormente, criando uma forma de memória na rede, fazendo com que seja possível o processamento de dados sequenciais, como séries de tempo.

As LSTM são um tipo especial de RNN que possuem uma memória de longo prazo, ou seja, são capazes de carregar um elevado volume de informação passada ao longo de todo o processamento. Cada camada de uma LSTM é composta por três elementos chamados de portões. O primeiro portão representa as entradas, nele é decidido quais serão os dados utilizados para atualizar a memória da rede, ou seja, nem toda informação que está disponível será necessariamente usada. O segundo portão é responsável por decidir quais informações serão deixadas para trás, ou seja, informações que não agregam mais no estado atual. Por fim o último portão combina

as novas entradas do portão um, com a memória mantida no portão dois para gerar o resultado daquela camada.

A estimação das RNN-LSTM foi feita a partir da biblioteca TensorFlow, que é uma biblioteca de código aberto com diversas ferramentas de machine-learning que permite implementar e testar diferentes setups de redes neurais, de forma prática e amplamente validada pela comunidade. Para tanto foi utilizada a interface Keras, outra biblioteca de código aberto, que permite acessar diferentes bibliotecas de machine-learning e deep learning de forma mais intuitiva.

3.6 ÍNDICE DE CONECTIVIDADE TOTAL

O índice de conectividade total (TCI) foi proposto por Diebold e Yilmaz (2012). Inicialmente chamado de índice de *spillover* em Diebold e Yilmaz (2009), o TCI parte da matriz de decomposição da variância do modelo de Vetores Autorregressivos (VAR). A partir desta matriz a variância do erro de previsão de uma variável i é decomposta em diferentes partes, cada parte é atribuída às variáveis que fazem parte do sistema. Para cada variável i presente no VAR obtém-se a parcela da variância do erro de previsão gerado pelo choque na variável j , para todo $i \neq j$, esse valor é somado para todas as variáveis $i = 1, \dots, N$.

A utilização da decomposição da variância do erro de previsão de um modelo VAR é bastante comum na literatura, geralmente realiza-se a decomposição de Cholesky, que é sensível a ordenação das variáveis no VAR. Para evitar possíveis vieses causados pela incorreta ordenação das variáveis, foi utilizado o TCI proposto por Diebold e Yilmaz (2012), que usa a generalização proposta por Koop, Pesaran e Potter (1996) e Pesaran e Shin (1998), para produzir uma estimativa da matriz de decomposição da variância invariante a ordenação das variáveis. Diebold e Yilmaz (2012) também estendem o índice para o cálculo do spillover direcional - da variável i para j , por exemplo - e o net spillover, que é a diferença entre o spillover de i para j e de j para i . Com o net spillover é possível identificar qual é o mercado/ativo dominante.

O TCI é formalmente apresentado em Diebold e Yilmaz (2014), que expande as versões do índice de spillover utilizando uma matriz de decomposição da variância do erro de previsão ponderada por pesos que medem a força da relação entre uma variável e outra. Utilizando a notação simplificada apresentada por Rinaldo e Santucci de Magistris (2018), o TCI é definido de acordo com as equações seguintes:

$$\text{TCI} = \frac{1}{N} \sum_{\substack{i,j=1 \\ i \neq j}}^N \tilde{d}_{i,j} \quad (7)$$

$$\tilde{d}_{i,j} = \frac{d_{i,j}}{\sum_{j=1}^N d_{i,j}} \quad (8)$$

$$d_{i,j} = \frac{\sigma_{jj}^{-1} \sum_{h=0}^H (\mathbf{e}_i \mathbf{A}_h \sum \mathbf{e}_j)}{\sum_{h=0}^H (\mathbf{e}'_i \mathbf{A}_h \sum \mathbf{A}'_h \mathbf{e}_i)} \quad (9)$$

$$\text{TCl} = \frac{1}{N} \sum_{\substack{i,j=1 \\ i \neq j}}^N \tilde{d}_{i,j} \quad (10a)$$

$$\tilde{d}_{i,j} = \frac{d_{i,j}}{\sum_{j=1}^N d_{i,j}} \quad (10b)$$

$$d_{i,j} = \frac{\sigma_{jj}^{-1} \sum_{h=0}^H (\mathbf{e}_i \mathbf{A}_h \sum \mathbf{e}_j)}{\sum_{h=0}^H (\mathbf{e}'_i \mathbf{A}_h \sum \mathbf{A}'_h \mathbf{e}_i)} \quad (10c)$$

em que N é o número de variáveis, $\tilde{d}_{i,j}$ é a entrada i, j da matriz de conectividade $\tilde{\mathbf{D}}$, \mathbf{A}_h é a matriz impulso resposta para o horizonte h estimada pelo modelo VAR, \mathbf{E} é a matriz de covariância dos erros, σ_{jj} é o elemento da diagonal j da matriz \mathbf{E} , \mathbf{e}_i e \mathbf{e}_j são os vetores de seleção, com valor 1 para as variáveis i e j , respectivamente, e zero nas demais posições.

Desde sua proposição o TCl tem sido aplicado em diversos cenários, como volatilidade e retorno de ações, commodities, para identificar ciclo de negócios, entre outros. As aplicações no mercado de FX ainda são limitadas, como Antonakakis e Gabauer (2017) e Barunik, Kočenda e Vácha (2016), sendo que apenas o primeiro aplica o TCl para uma medida de liquidez, o volume. Apesar de aplicar o TCl como uma medida para comunalidade, Rinaldo e Santucci de Magistris (2018) calcula apenas o TCl total da amostra, sem utilizar as janelas móveis para checar a evolução da comunalidade ao longo do tempo. Além de utilizar as janelas móveis, o presente trabalho utiliza uma variação do modelo VAR, o time-varying-parameter VAR (TVP-VAR), para amenizar os efeitos da definição do tamanho da janela, e apresenta a evolução do TCl para amostra total e também suas subdivisões, países emergentes e países desenvolvidos.

4 RESULTADOS E DISCUSSÕES

Neste capítulo, são apresentados resultados de análise e processamento dos dados, seguindo a metodologia descrita no capítulo anterior.

4.1 EVIDÊNCIAS DE COMUNALIDADE NA LIQUIDEZ

Para tornar a análise dos resultados mais intuitiva optou-se por agregar os dados em intervalos de uma hora. Para a variável *spread* a agregação levou em conta a média dos 4 *ticks* de 15 minutos e para o volume nominal foi realizada a soma. Antes de prosseguir com a regressão linear foram aplicados os testes de Breusch-Pagan e White para verificar a presença de heterocedasticidade, e também o teste de LM de correlação. Verificada a presença dessas características o modelo linear foi associado ao método Newey-West para a correção dos erros.

Para cada hora foram estimados dois coeficientes, um para cada grupo de países. E também, para cada par de moeda as regressões utilizaram tanto o *spread* quanto o volume como medida de liquidez. E, por fim, a estimação é do tipo log-log, assim os coeficientes podem ser interpretados como elasticidades.

4.1.1 USD/CNH

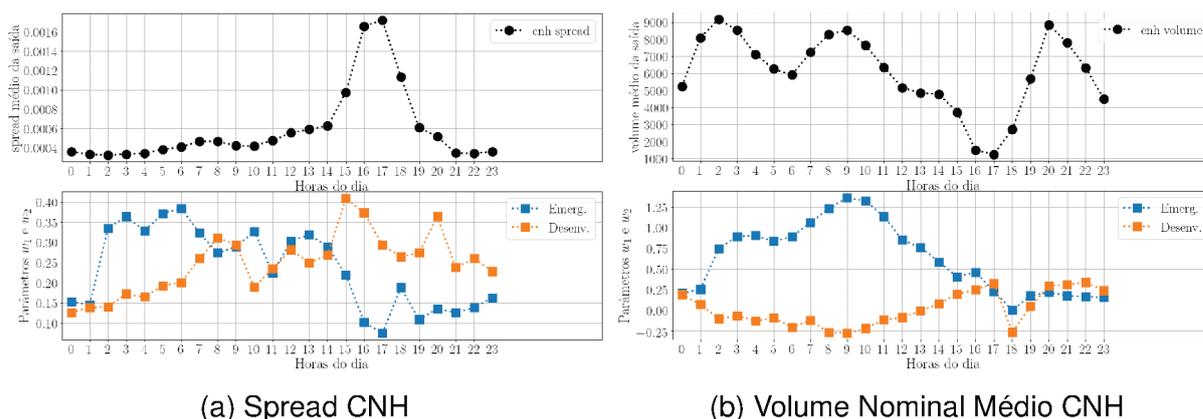
O renminbi chinês é a 8ª moeda com maior volume nominal negociado segundo BIS 2019, com 4,3% do volume total, ligeiramente abaixo do franco suíço e do dólar canadense. O renminbi se tornou o moeda emergente mais negociada após de 2013, até então o peso mexicano vinha ocupando esta posição¹. De acordo com Bank for International Settlements (2016) e Bank for International Settlements (2019) a velocidade do crescimento da negociação com a moeda chinesa está acima do mercado de FX total. Só entre 2013 e 2016 seu volume nominal dobrou, com o par USD/CNH sendo 95% das transações da moeda chinesa. Um dos motivos para esse crescimento é o próprio desempenho da economia chinesa com um crescimento real médio de 6,7% ao ano² no período analisado.

Atualmente o renminbi tem o regime cambial de bandas de variação, em território chinês a moeda pode variar até 2%, positiva ou negativamente, da taxa de câmbio fixada diariamente pelo People's Bank of China, o banco central chinês. Já em mercados offshore o renminbi pode ser negociado sem restrições.

A Figura 5 apresenta a estimação da comunalidade para o par USD/CNH a partir da (6), destacando que a amostra inclui apenas o Renminbi negociado offshore (CNH). Ao total foram estimados 96 parâmetros, dois para cada hora do dia e cada

¹ Pesquisa Trienal BIS diversos anos desde 1998. O BIS inclui tanto o renminbi negociado onshore (CNY) quanto o offshore (CNH)

² Fonte: IMF



(a) Spread CNH

(b) Volume Nominal Médio CNH

Figura 5 – Regressão Linear CNH

medida de liquidez. Todos os coeficientes apresentaram p-valores com significância estatística acima de 10%.

Durante a abertura e o funcionamento do mercado asiático, tanto pela liquidez medida pelo o volume nominal quanto pelo *bid-ask spread*, período de elevada liquidez para a moeda chinesa, a comunalidade com os países desenvolvidos é maior. No restante do dia, durante a abertura dos principais mercados, europeu e norte americano, o volume nominal negociado do par USD/CNH apresenta forte relação com o volume total dos pares de moedas do grupo dos países emergentes. O período de menor liquidez, às 17h, é dominado pelo comportamento dos países desenvolvidos.

A partir da Figura 5 é possível inferir que a moeda chinesa apresenta comunalidade na liquidez com o restante do mercado de FX, especialmente com o volume nominal negociado nos países emergentes. Em termos de *bid-ask spread* nos intervalos de redução de liquidez ao longo do dia, observa-se o inverso, com os países desenvolvidos apresentando maior impacto sobre a liquidez da moeda chinesa.

4.1.2 USD/MXN

Segundo Bank for International Settlements (2019) o peso Mexicano é a 15ª moeda com o maior volume nominal transacionado embora tenha perdido participação em relação à pesquisa de 2016, a moeda é responsável por 1,7% do volume nominal total do mercado de FX. Já o par USD/MXN é o 13º também em volume nominal. Entre os países emergentes o peso mexicano apresentava a liderança até 2013, perdendo a liderança para o renminbi chinês e ocupando a quarta posição, ficando atrás do renminbi chinês e também do dólar de Hong Kong e won sul coreano em 2019³.

No período analisado o peso mexicano sofreu uma depreciação frente ao dólar americano. Em 2015 cada dólar custava cerca de 14,5 pesos mexicanos, hoje o dólar custa aproximadamente 19 MXN. No intervalo de 2015 e 2017 a moeda apresentou

³ Pesquisa Trienal BIS, vários anos

forte depreciação, chegando ao valor de 21,6 por dólar.

A comunalidade na liquidez foi mensurada através da (6). Ao total foram estimados 96 parâmetros, dois para cada hora do dia e cada medida de liquidez. Para facilitar a interpretação os resultados são apresentados em gráficos, como mostra a Figura 6. Todos os coeficientes apresentaram p-valores com significância estatística acima de 10%.

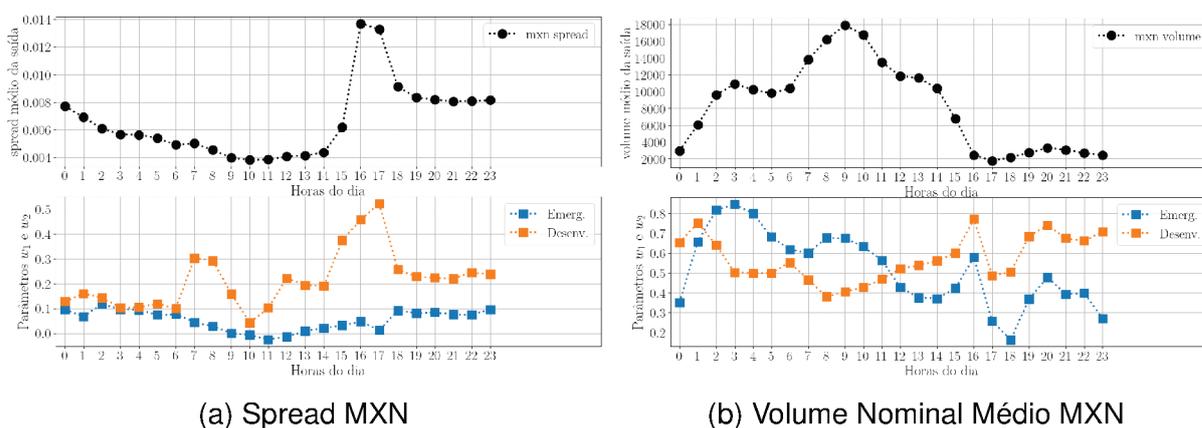


Figura 6 – Regressão Linear MXN

Começando pelo volume nominal, os primeiros movimentos do dia, com a abertura dos mercados europeu, norte e sul americanos, verifica-se uma dominância na comunalidade entre o peso mexicano e os demais pares emergentes. A partir do momento que a liquidez começa a reduzir no mercado de FX, com o fechamento do mercado europeu às onze da manhã, observa-se uma inversão, com o volume nominal de moedas emergentes apresentando maior relação com a queda de liquidez da moeda mexicana. Já para a variável *bid-ask spread* observa-se que os coeficientes da variação no *spread* médio do grupo de países desenvolvidos é maior do que os coeficientes do grupo de países emergentes.

Embora pareçam conflitantes, é importante lembrar que o *bid-ask spread* e o volume nominal estão sendo utilizados de forma complementar na mensuração da liquidez. De forma geral, os movimentos da liquidez do USD/MXN apresenta elevada relação com o comportamento da liquidez dos países desenvolvidos, especialmente nos momentos de queda na liquidez do peso mexicano, como no fechamento do mercado norte americano e sul americano às 16h e durante o horário de funcionamento do mercado asiático.

Com essa primeira análise, é possível inferir que a liquidez dos países emergentes é governada por um fator comum na abertura dos principais mercados. Enquanto que os movimentos de redução de liquidez são dominados pelo comportamento dos países desenvolvidos, movimento esperado de certa forma, uma vez que os pares de moedas presentes no grupo de países desenvolvidos somam aproximadamente 80% de todo o volume nominal negociado.

4.1.3 USD/ZAR

De acordo com Bank for International Settlements (2019) o rand sul africano é a 18ª moeda com o maior volume nominal transacionado, a moeda é responsável por 1,1% do volume nominal total do mercado de FX. Entre os países emergentes o rand sul africano empata com o rublo russo, real brasileiro e lira turca na 5ª posição, ficando atrás da rúpia indiana, que empata com o peso mexicano em quarto lugar.

Entre as moedas analisadas o rand sul africano é um dos pares com maior volatilidade. Em 2015, cada dólar custava cerca de 11,5 randes, alcançando um dos maiores valores da série histórica em 2016, quando o dólar quase chegou a 19 randes e, até maio de 2019, o dólar custava em média 14,20 randes.

A Figura 7 apresenta a estimação da comunalidade para o par USD/ZAR a partir da (6). Ao total foram estimados 96 parâmetros, dois para cada hora do dia e cada medida de liquidez. Todos os coeficientes apresentaram p-valores com significância estatística acima de 10%

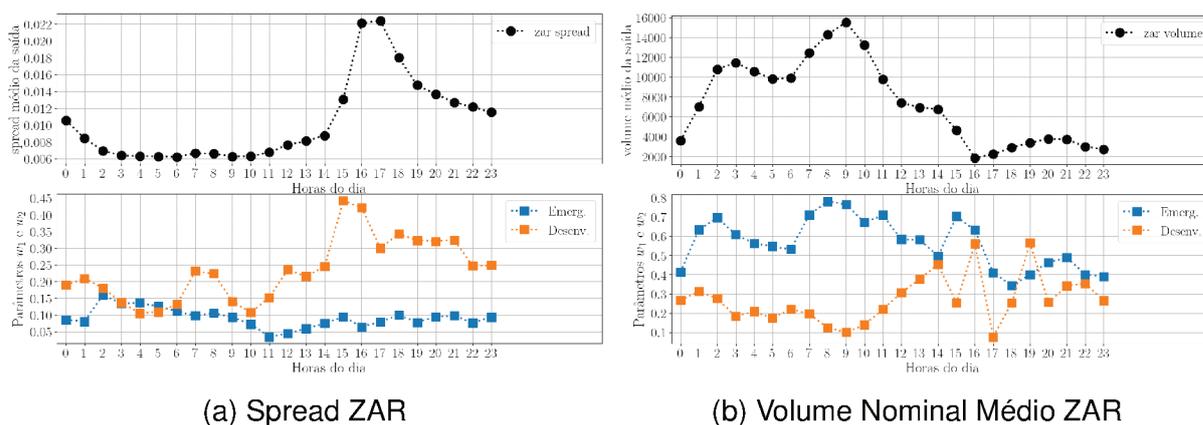


Figura 7 – Regressão Linear ZAR

Com a Figura 7 é possível observar a comunalidade na liquidez entre o USD/ZAR e os demais pares de moedas. Assim como para o peso mexicano, a comunalidade entre o rand e os países emergentes é predominante na análise do volume nominal. Já na liquidez medida pelo *bid-ask spread*, observa-se que os co-movimentos na liquidez são dominados pelos pares de moedas dos países desenvolvidos.

Novamente é possível destacar que os intervalos com redução de liquidez tendem a seguir o comportamento observado nos países desenvolvidos, enquanto o aumento de liquidez no início dos principais pregões acompanha o movimento da liquidez das moedas emergentes em geral.

4.1.4 Demais moedas: USD/HKD, USD/RUB e USD/TRY

Segundo Bank for International Settlements (2019), o dólar de Hong Kong foi a 9ª moeda mais negociada, com 3,5% do volume nominal no mercado de FX, o rublo russo ficou em 17º e a lira turca ocupou a 19º posição, ambos com 1,1% do volume total. Entre os emergentes, o dólar de Hong Kong ocupa o segundo lugar enquanto o rublo russo e a lira turca estão empatados com o rande sul africano e o real brasileiro em quinto lugar.

As demais moedas detalhadas nesta seção apresentam padrões de comunalidade na liquidez mais claros. Já para os pares USD/HKD, USD/RUB e USD/TRY a identificação desses padrões não é tão direta. Algumas características particulares dessas moedas podem estar relacionados aos resultados apresentados nas Figura 8, Figura 9 e Figura 10.

O rublo russo apresenta um padrão de negociação distinto dos demais, sendo o volume nominal igual a zero para intervalos fora do período de negociação do mercado doméstico e do mercado norte americano, período entre duas da manhã e quatro da tarde. Como destacado na literatura, a maior liquidez de uma moeda é geralmente alcançada durante o horário de negociação doméstico. Esse comportamento é observado de forma bastante clara para o rublo russo. O que contribui para que a comunalidade entre a liquidez, medida pelo volume nominal, do rublo com os demais grupos de moeda seja quase zero, exceto nos intervalos de redução de liquidez global. Mesmo apresentando coeficientes mais elevados, a comunalidade na liquidez, medida pelo *bid-ask spread*, ainda é baixa comparada ao resultado dos demais países.

Entre as moedas analisadas, a lira turca é a que apresentou maior depreciação no período e maiores episódios de volatilidade, culminando em uma crise em agosto de 2018 que teve reflexos em diversas outras moedas, especialmente de países emergentes. O padrão da comunalidade entre as variações no volume nominal ao longo do dia se assemelha aos demais, porém os coeficientes são menores. Já olhando para a comunalidade medida pelo *bid-ask spread*, observa-se uma dominância dos países desenvolvidos, especialmente em intervalos de redução da liquidez, com a comunalidade entre os países emergentes aproximadamente igual a zero.

Assim como o renminbi chinês, o dólar de Hong Kong também é uma moeda fixa com uma banda de variação. Desde 2005 o valor do dólar de Hong Kong pode variar entre 7,75 e 7,85 por dólar americano. Hong Kong é um dos principais centros financeiros da China, sendo assim o dólar de Hong Kong é uma moeda bastante utilizada para fins transacionais. Ao contrário das demais moedas analisadas aqui, o espaço para *carry trade* com o dólar de Hong Kong é baixo, dado sua limitada banda de variação e seu foco transacional. Isso contribui para explicar os baixos coeficientes de comunalidade entre as demais moedas e a falta de um padrão intradiário mais facilmente observável.

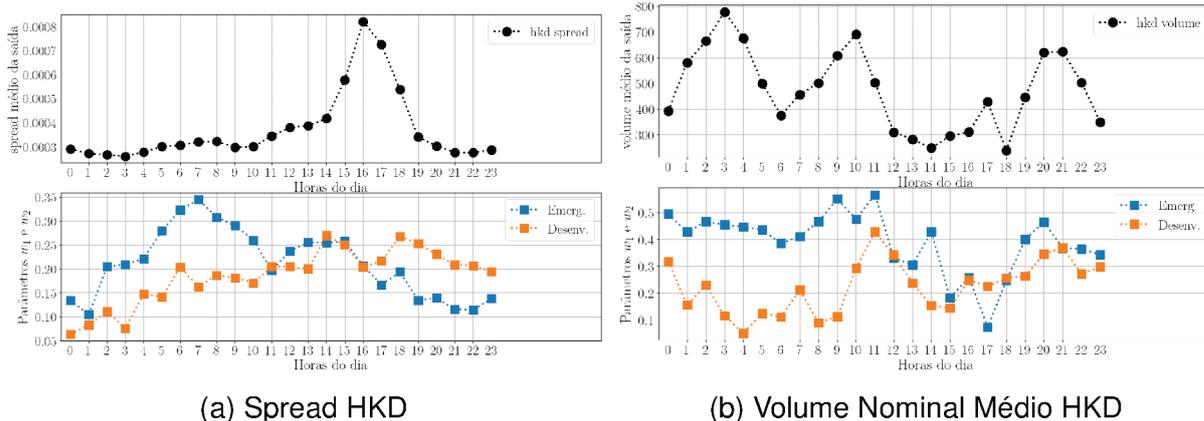


Figura 8 – Regressão Linear HKD

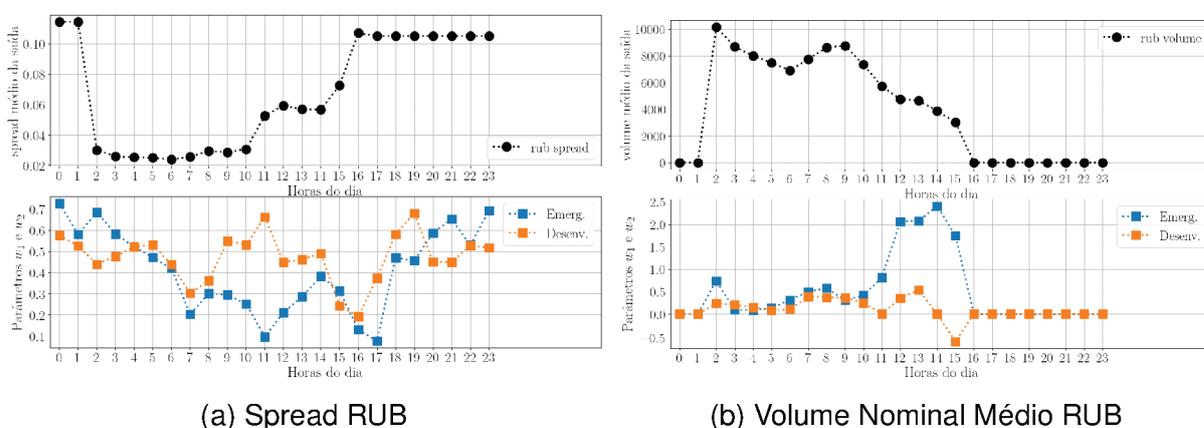


Figura 9 – Regressão Linear RUB

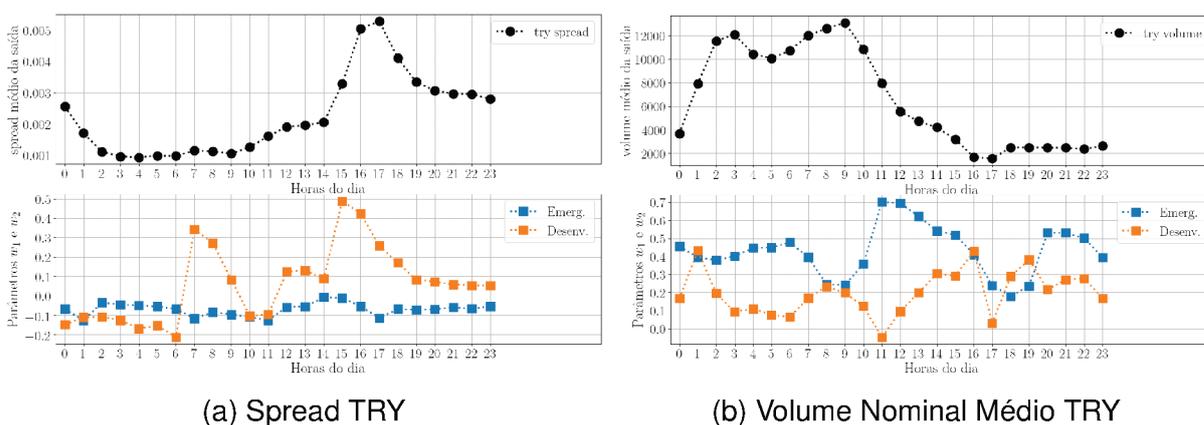


Figura 10 – Regressão Linear TRY

Através das figuras apresentadas nesta seção é possível observar dois comportamentos em quase todos os pares analisados. Os períodos de abertura, geralmente associados a uma maior liquidez em geral, a comunalidade entre os países emergentes é maior. Já os períodos do dia com queda na liquidez, associado ao fechamento dos mercados, especialmente do mercado norte americano, a liquidez das moedas emergentes é impactada pela redução da liquidez total do mercado, que é puxada pelo

movimento dos países desenvolvidos.

4.2 PREVISÃO LINEAR DA “HORA h DO PRÓXIMO DIA”

O objetivo desta seção é verificar se a partir dos padrões diários da comunalidade é possível estimar a liquidez de um par de moeda em um intervalo de hora h a partir dos demais pares. Ou seja, se o comportamento da liquidez em um intervalo específico do dia pode ser previsto a partir do comportamento da liquidez do restante do mercado.

A estimação foi feita utilizando uma janela móvel das últimas 12 realizações da hora de interesse. Também optou-se por utilizar os pares de moedas de maneira individual, ao agregar os pares entre desenvolvidos e emergentes parte da informação que cada par acrescenta é perdida, dessa forma, para um modelo de previsão especificamente, é mais interessante utilizar os pares de moedas de forma desagregada. Novamente estima-se a versão log-log da seguinte equação:

$$\log y_{h,i} = \text{vec}(\log \mathbf{X}_{h,i})^T \times \text{vec}(\mathbf{W}_h) + b_h \quad (11)$$

em que $\log y_{h,i}$ é o log-valor da variável estimada, sendo o índice i o dia para o qual a estimação é realizada e h a hora em que o valor é previsto. $\log \mathbf{X}_{h,i}$ é uma matriz $N \times 12$ colunas, na qual cada país é uma variável de entrada da estimação. \mathbf{W}_h é uma matriz $N \times 12$ colunas com os coeficientes de combinação linear e os N valores de cada país correspondem aos dias anteriores $i - 1, i - 2, \dots, i - N$. b_h é a constante do estimador linear. $\text{vec}(\mathbf{A})$ é o operador de vetorização da matriz \mathbf{A} , usado na equação para transformar as matrizes em vetores coluna de tamanho $12N \times 1$.

4.2.1 Exemplo: USD/MXN

Os parâmetros da estimação foram obtidos através do ajuste da equação 7 para o período de 2015 a 2018, também chamado de período de treino. As projeções foram realizadas para o período de 01/01/2019 até 19/05/2019, período de teste, e então comparada com os valores observados.

Para o par USD/MXN foram escolhidos três intervalos, às três e nove da manhã e quatro da tarde. Os dois primeiros períodos correspondem aos intervalos com maior liquidez e correlação entre os grupos de moedas. E o intervalo da tarde é o que apresenta a menor liquidez.

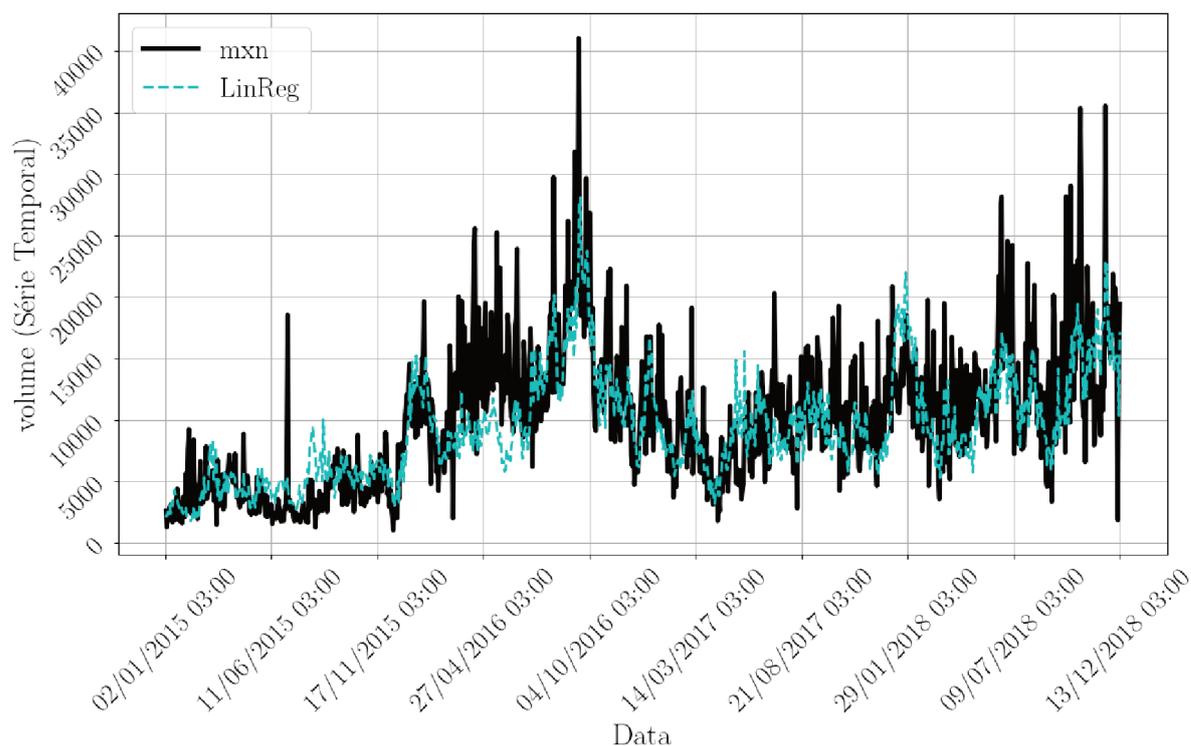
Os parâmetros de cada estimação bem como R score e erro quadrático médio podem ser analisados no apêndice B.

Com base no exemplo para o peso mexicano, a regressão linear apresenta um bom desempenho no intervalo de treinamento, apresentando um R score de 0,49 para a hora 3, 0,59 para a hora 9 e 0,38 para a hora 16. Ou seja, a variação na liquidez

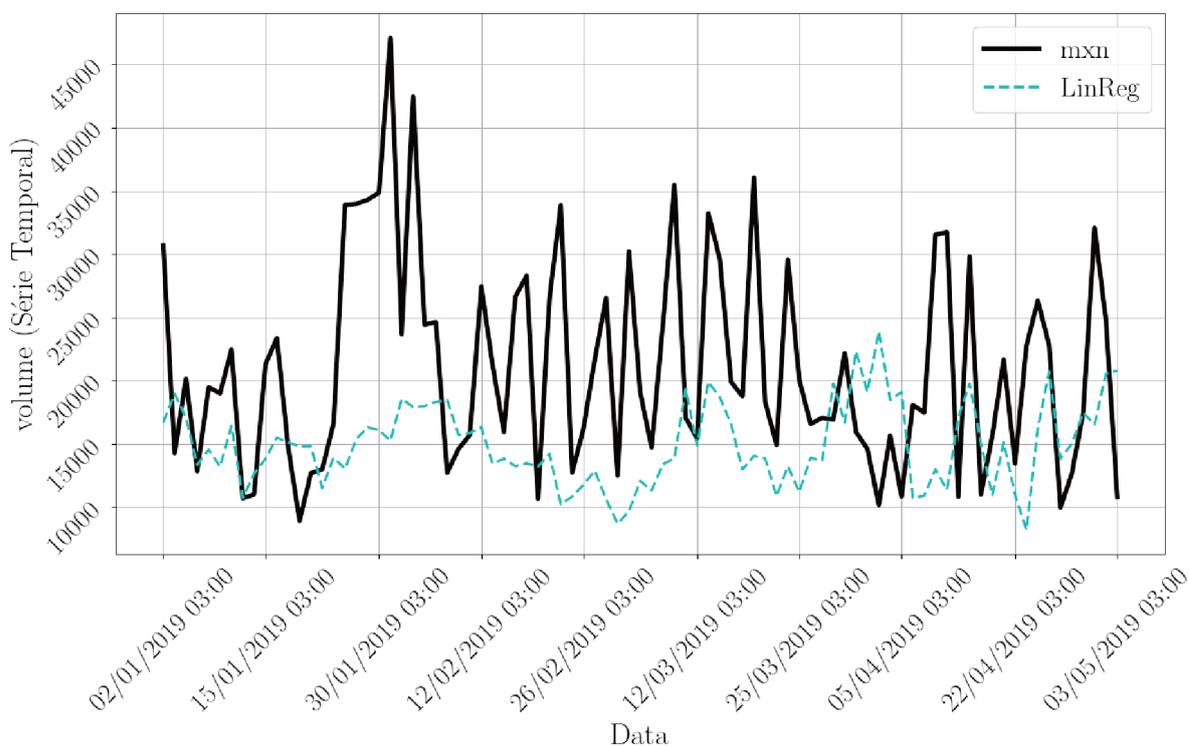
das demais moedas apresenta boa capacidade de explicação para os movimentos observados dentro da amostra. No entanto, a previsão no período de teste apresenta pouco, ou nenhum poder explicativo dos movimentos observados no período.

O exemplo acima foi reproduzido para os outros cinco pares de moedas dos países emergentes. Em comum foi possível observar o mesmo comportamento apresentado pelo USD/MXN. Para cada moeda a estimação no período de treino apresenta elevado poder explicativo, maioria dos casos com um R score acima de 50%. No entanto, o poder de previsão da estimação no período de teste é baixo e poucas vezes significativo.

Além de um bom resultado dentro da amostra, foi possível notar outro padrão com essas estimações. A liquidez total consegue explicar melhor os momentos de maior liquidez do que os momentos de baixa liquidez. Como no caso do México, o R score é maior para as horas 3 e 9, que correspondem à abertura dos mercados europeu e norte americano, como se a comunalidade na liquidez fosse mais forte quanto maior a liquidez no mercado como um todo. Nos intervalos de menor liquidez não foi possível observar a mesma relação entre os movimentos de cada moeda.



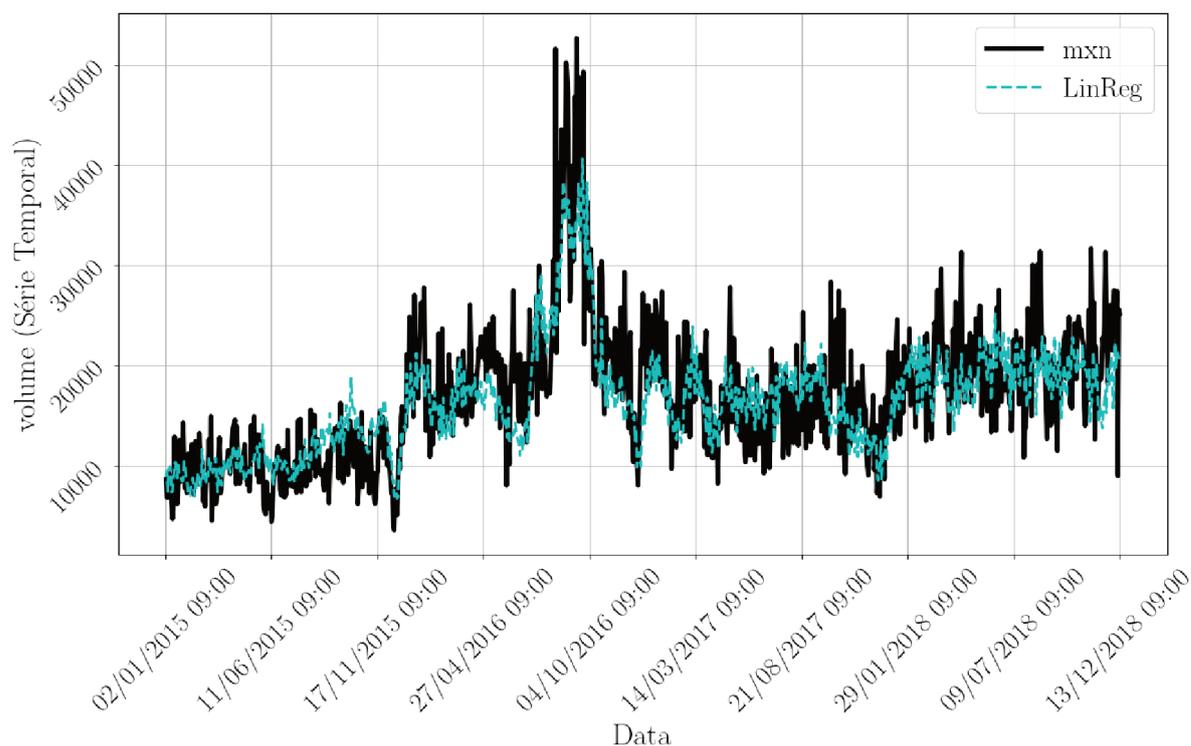
(a) Estimação dos exemplos de treino.



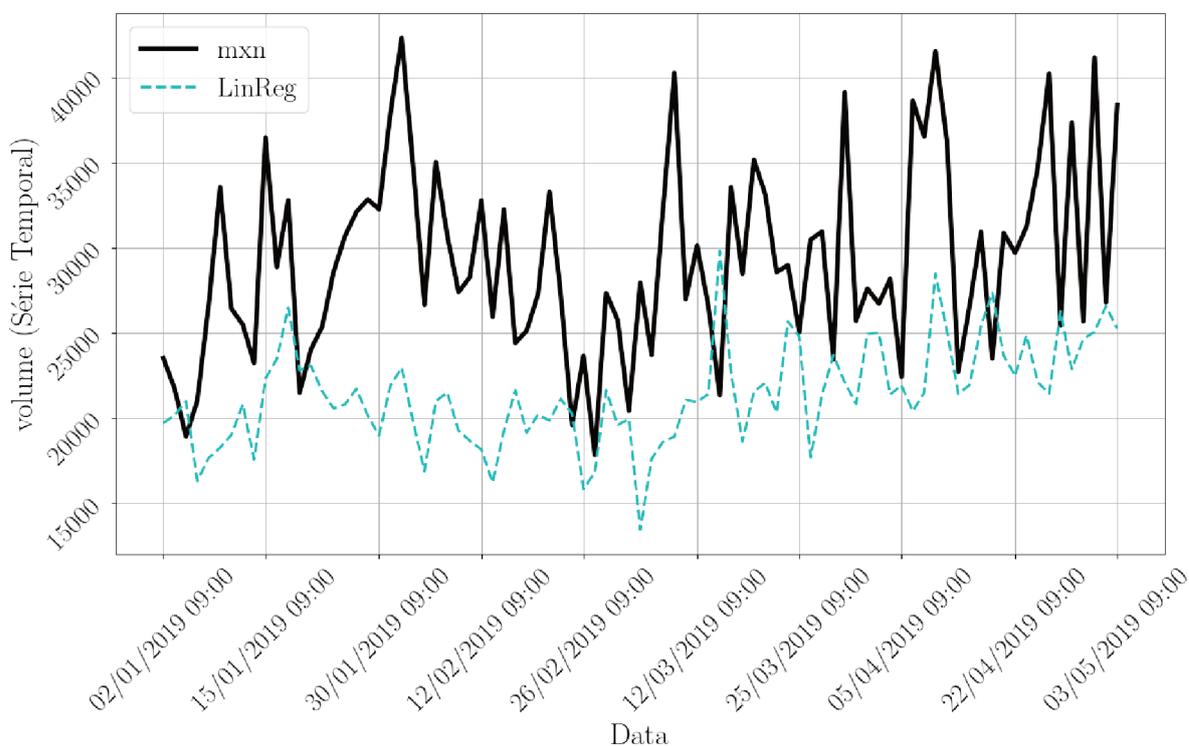
(b) Estimação dos exemplos de teste.

Figura 11 – Resultado do treino e teste para a previsão do nvol do par USD/MXN, em comparação com os dados reais de 2019, para o intervalo $h = 03$ horas.

Fonte – Dados de Dukascopy. Imagem: elaboração própria.



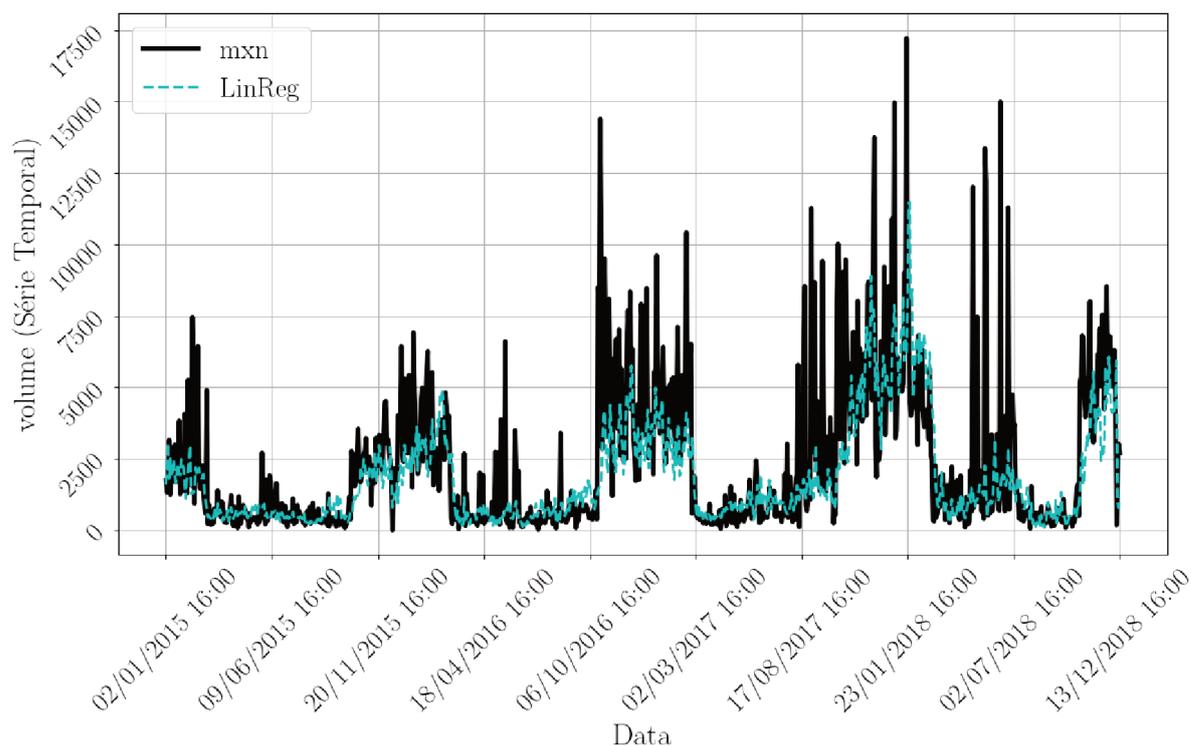
(a) Estimação dos exemplos de treino.



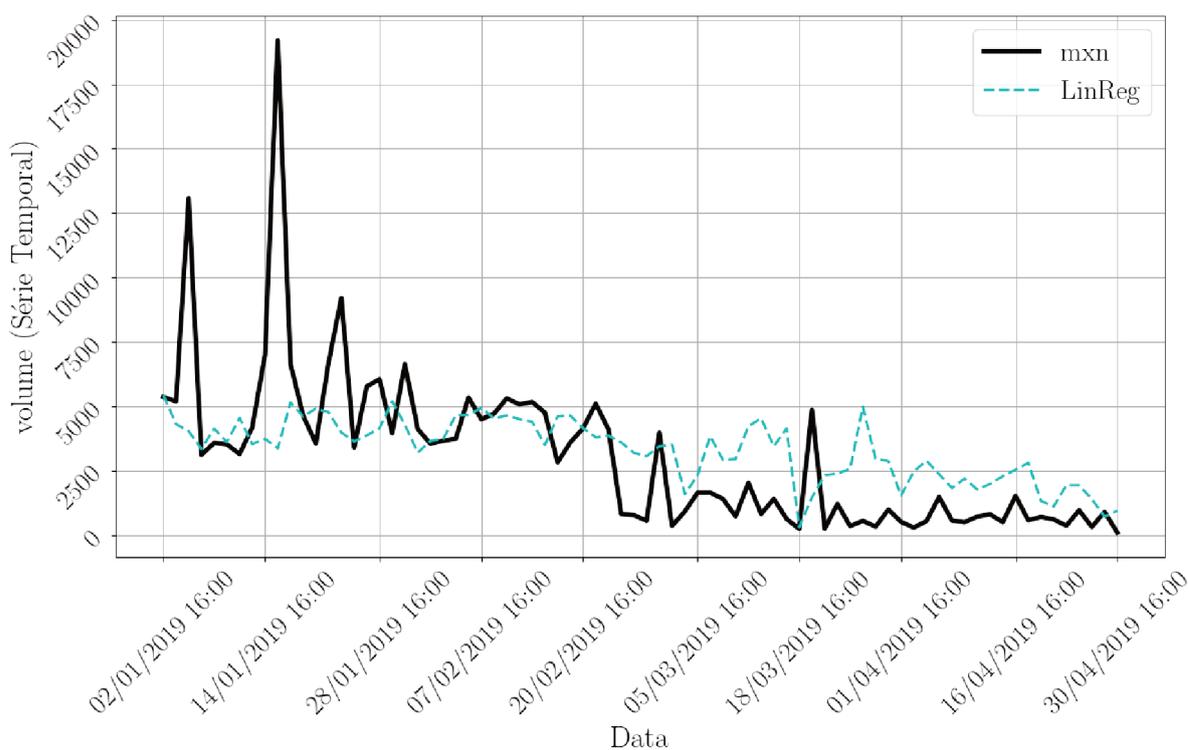
(b) Estimação dos exemplos de teste.

Figura 12 – Resultado do treino e teste para a previsão do nvol do par USD/MXN, em comparação com os dados reais de 2019, para o intervalo $h = 09$ horas.

Fonte – Dados de Dukascopy. Imagem: elaboração própria.



(a) Estimação dos exemplos de treino.



(b) Estimação dos exemplos de teste.

Figura 13 – Resultado do treino e teste para a previsão do nvol do par USD/MXN, em comparação com os dados reais de 2019, para o intervalo $h = 16$ horass.

Fonte – Dados de Dukascopy. Imagem: elaboração própria.

4.3 PREDIÇÃO DA “PRÓXIMA HORA h ” COM N AMOSTRAS ANTERIORES USANDO ESTIMADOR LINEAR

Nesta seção, o objetivo é fazer a previsão do valor da variável, agregada de hora em hora, para a próxima amostra h da série temporal, usando as amostras $h - 1, h - 2, \dots, h - N$ das variáveis associadas aos demais países (emergentes e desenvolvidos). Diferentemente do caso anterior, em que se pretendia estimar a mesma hora do dia seguinte, aqui se utiliza das últimas N observações de cada país, para prever a hora imediatamente seguinte.

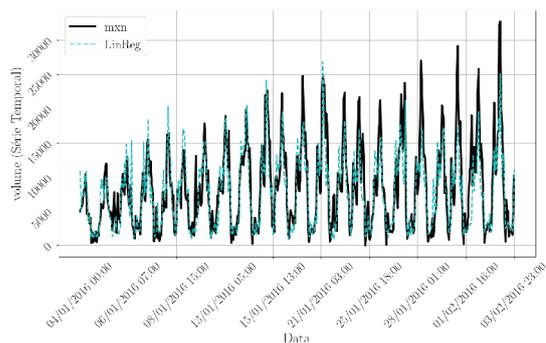
Portanto, ao deslocar uma janela de comprimento N pela base de dados, na mesma faixa de tempo, é possível obter 23 vezes mais exemplos. Os períodos de treino e teste se mantiveram os mesmos e, após uma série de testes com diferentes intervalos, foi utilizada uma janela móvel com as últimas 4 horas para prever a hora seguinte.

4.3.1 Exemplo: USD/MXN

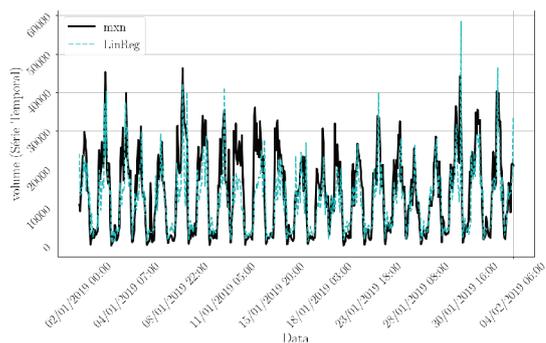
Mantendo o peso mexicano como exemplo, o resultado das estimações pode ser visto na figura 6. Nota-se um considerável aumento na qualidade da previsão para o período de teste utilizando este método, com o R score para o período de treino foi de 0,55 e para o período de teste 0,50. Até então, a literatura destaca o efeito contemporâneo da comunalidade na liquidez, no entanto, com as evidências coletadas por este exercício, é possível inferir que o comportamento da liquidez do mercado em intervalos imediatamente anteriores também tem poder explicativo sobre o liquidez corrente.

Importante destacar que foram utilizadas apenas quatro horas antecedentes. Os testes foram realizados com até 72 horas de antecedência acreditando que a inclusão de mais horas repetidas poderia melhorar a estimação. No entanto, quanto mais os intervalos eram reduzidos, melhores ficavam os resultados. A janela de quatro horas surge como um bom equilíbrio para todos os pares analisados. Em alguns casos intervalos menores produziam melhores resultados, porém optou-se por manter a janela de 4 horas.

Mesmo com uma melhora dos resultados para a previsão no período de teste, em comparação com a previsão da mesma hora no dia seguinte, algumas previsões ainda apresentaram resultados não significativos, como foi o caso para o USD/CNH e USD/RUB.



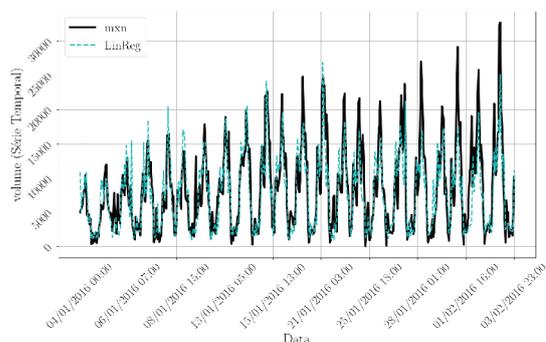
(a) Estimação dos exemplos de treino, próxima hora h



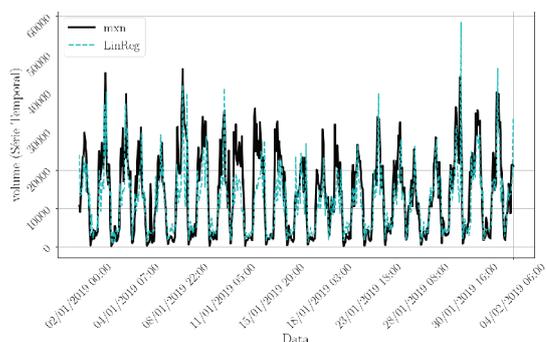
(b) Estimação dos exemplos de teste, próxima hora h

Fonte Dados de Dukascopy. Imagem: elaboração própria.

Figura 14 – Resultado do treino e teste, mostrando a previsão realizada pelo estimador linear do nvol do MXN, em comparação com os dados reais de 2019.



(a) Estimação dos exemplos de treino, próxima hora h



(b) Estimação dos exemplos de teste, próxima hora h

Figura 15 – Resultado do treino e teste, mostrando a previsão realizada pelo estimador linear do nvol do MXN, em comparação com os dados reais de 2019.

4.4 PREDIÇÃO DA “HORA h DO PRÓXIMO DIA” COM N USANDO REDES NEURAIS LSTM

Após verificar os resultados da previsão considerando o efeito defasado das variáveis e ainda sem obter resultados significativos, testou-se também um modelo de redes neurais recursivas do tipo *Long Short-Term Memory* para verificar a inclusão de não-linearidades é capaz de produzir melhores resultados.

No caso das redes neurais, quanto mais observações melhor deverá sua previsão, uma vez que as redes possuem capacidade de aprender com cada observação. No entanto, uma das suas principais desvantagens é a sensibilidade do sistema à parametrização do modelo, especialmente ao *batch-size*, que significa o número de exemplos que serão utilizados em cada iteração da rede. Embora se tenha algumas recomendações sobre como se obter alguns destes parâmetros, a busca exaustiva, quando viável, ainda é um dos principais métodos de se obter esses parâmetros.

4.4.1 Exemplo: USD/MXN

É possível verificar que a média prevista pela rede neural nos exemplos de teste (que não foram usados no treinamento) é próxima do valor real da série através da figura 7. Os resultados das tabelas 1, 2 e 3 também mostram melhores resultados quando as redes são utilizadas. Vale destacar que o exemplo estima os valores para a hora 16, intervalo com liquidez reduzida, que apresentou os piores resultados na estimação linear.

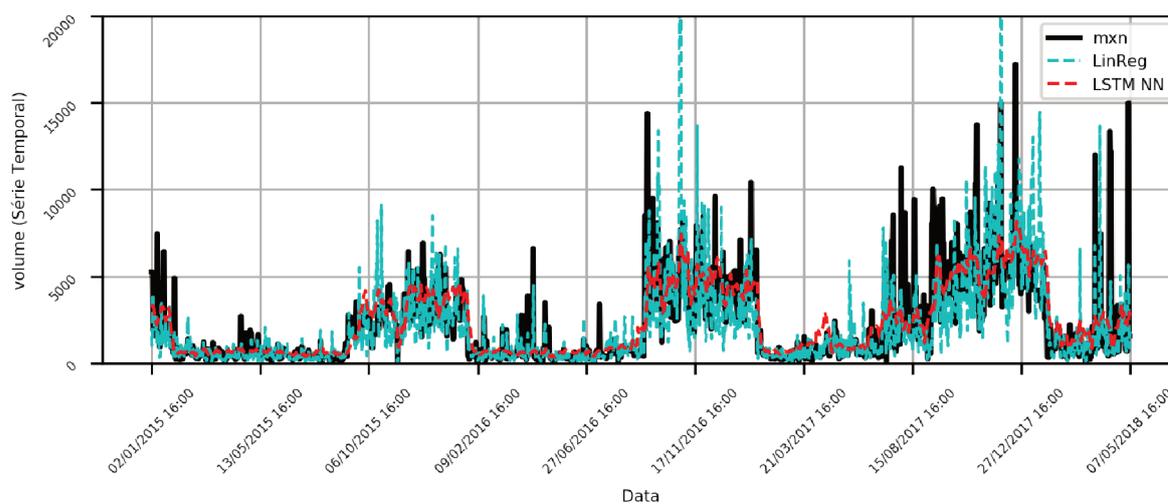


Figura 16 – USD/MXN: redes neurais LSTM vs. estimação linear (treino). Previsão da hora $h = 16$ do próximo dia usando $N = 90$ exemplos anteriores dos outros 12 países:

Fonte – Dados de Dukascopy. Tabela: elaboração própria.

Tabela 1 – Treino.

	Lin. Est.	LSTM
r2 score	0.2897	0.4995
Norm. MSE	0.9947	1.8850

Tabela 2 – Teste

	Lin. Est.	LSTM
r2 score	-53.9474	0.3827
Norm. MSE	13.6052	1.2068

Tabela 3 – Valores médios (treino e teste) para a série nvol do USD/MXN na hora $h = 16$.

	Treino	Teste
Série Original	2355.7614	2999.9544
Predição LSTM	2355.7900	3136.9197
Predição Linear	2074.2744	10807.7002

A estimação linear consegue o melhor “*overfitting*” (menor erro possível no treino), desde que a janela passada seja longa o suficiente. Porém, a previsão com

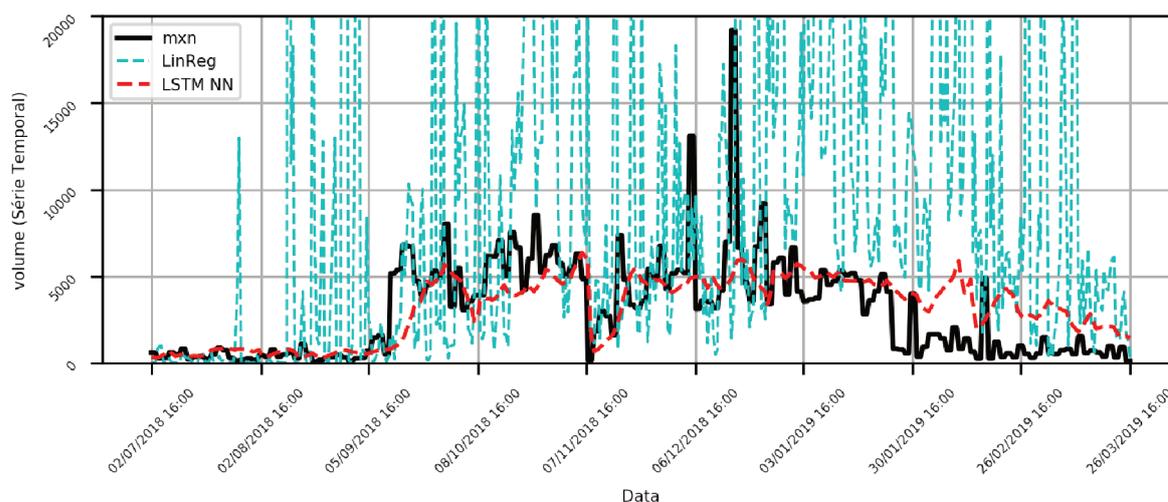


Figura 17 – USD/MXN: redes neurais LSTM vs. estimaco linear (teste). Previso da hora $h = 16$ do prximo dia usando $N = 90$ exemplos anteriores dos outros 12 pases:

Fonte – Dados de Dukascopy. Tabela: elaboraco prpria.

o estimador linear falha na previso da liquidez, seja na mesma hora para o dia seguinte, ou para a hora imediatamente seguinte. A rede neural possui um resultado de treinamento similar ao da estimaco linear, s vezes at inferior. Entretanto, a rede neural  capaz prever o valor mdio da liquidez a partir do comportamento da liquidez dos demais pases.  uma funo similar a uma mdia mvel que utilizaria o passado da srie. Entretanto, a rede generaliza isso sem o passado da srie, apenas com as entradas dos demais pases.

No entanto, como foi anteriormente destacado, a parametrizaco das redes neurais  muito sensvel. Assim, foi verificado por meio de outros exemplos com outras horas e para outros pares de moedas que, praticamente, cada hora e cada moeda precisa do seu conjunto nico de parmetros, tornando a utilizaco da previso por redes neurais pouco prtica.

At ento grande parte dos trabalhos que lidam com a comunalidade na liquidez para taxas de cmbios se focaram em relaoes contemporneas e lineares, preocupando-se em incluir outras variveis exgenas para tentar explicar melhor esse efeito. Com este trabalho  possvel afirmar que ainda h outras formas de se explorar a comunalidade na liquidez. Sem a incluso de outras variveis foi possvel encontrar um poder explicativo acima de 50% para os movimentos da liquidez, ou seja, evidncias de que o comportamento sistemtico da liquidez pode ser maior do que se encontrou at agora.

4.5 ÍNDICE DE CONECTIVIDADE TOTAL

Com a análise do índice de conectividade total busca-se avaliar como a comunalidade na liquidez se comportou ao longo da amostra analisada. Novamente se fez a separação do grupo de países emergentes para verificar se há um comportamento diferente da comunalidade na liquidez entre as moedas desses países.

A figura 1 mostra o TCI para o *bid-ask spread*, para o período todo foi possível observar uma conectividade total de 87,63% entre a variação diária do *spread* nos 13 pares de moedas analisados. Como é possível observar pela figura esse valor é relativamente estável, atingindo um mínimo de 82% no final de dezembro de 2015 e um máximo de 90% em maio de 2019. Considerando apenas os pares de moedas emergentes o TCI é menor, na amostra completa o índice foi de 62,95%, com maior instabilidade, alcançando o valor mínimo em novembro de 2015, com 57%, e máximo de 69% em outubro de 2019.

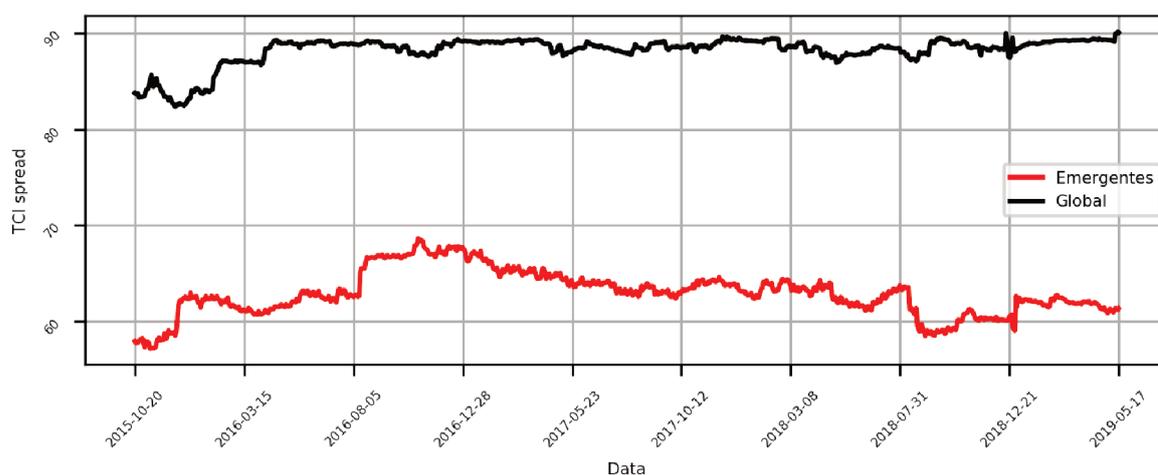


Figura 18 – TCI *spread*

Fonte – Dados de Dukascopy. Imagem: elaboração própria.

O cálculo do TCI para o volume apresenta comportamento semelhante, no entanto levemente inferior aos valores alcançados com o *bid-ask spread*, como mostra a figura 2. Considerando o período total e todos os pares analisados, o índice de conectividade apresentou o valor de 85,29%, com o valor mínimo em 75%, em novembro de 2018, e máximo em 88%, em dezembro de 2017. Já entre os pares emergentes a diferença entre o volume e *spread* foi maior, com o TCI total para o grupo de 50,8%, o valor mínimo foi de 41% em novembro de 2018, e o máximo de 69% em janeiro de 2018.

O TCI total para as duas medidas de liquidez analisadas neste trabalho se assemelham aos valores apresentados por Ranaldo e Santucci de Magistris (2018), cerca de 88% para a amostra total analisada pelos autores. O resultado para os emergentes

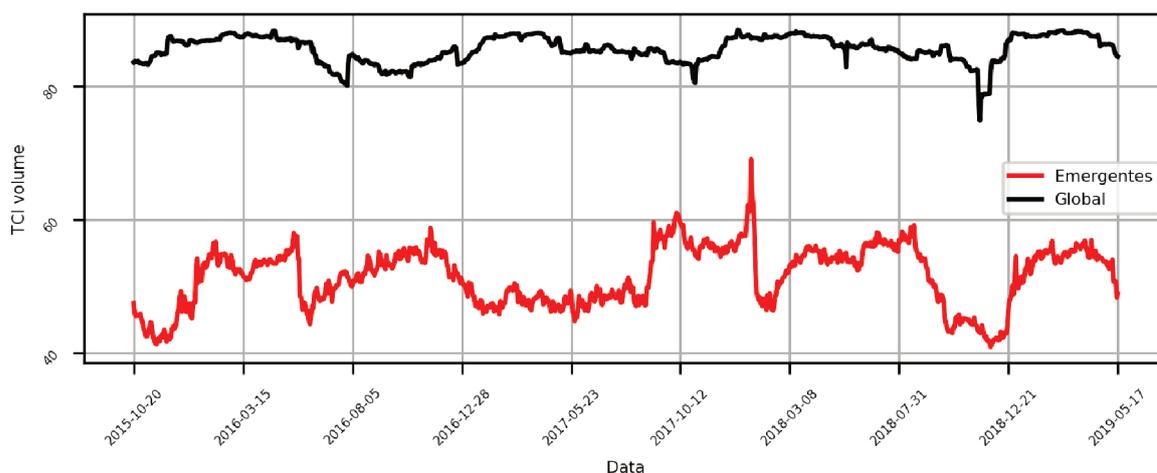


Figura 19 – TCI Volume

Fonte – Dados de Dukascopy. Imagem: elaboração própria.

também se alinha, de certa forma, com os valores apresentados por Rinaldo e Santucci de Magistris (2018) para o grupo dos 10 pares menos líquidos, cerca de 62% na amostra total. Considerando a amostra total com os 13 pares de moedas analisados neste trabalho, esperava-se um TCI maior em comparação do grupo apenas dos emergentes. A amostra total inclui as moedas mais líquidas do mercado de FX, de acordo com Rinaldo e Santucci de Magistris (2018), essas moedas estão mais suscetíveis a choques comuns de liquidez, fazendo com que a comunalidade entre elas seja mais forte. Já o grupo de moedas emergentes, apresentam menor liquidez, reduzindo sua exposição aos fatores comuns do mercado, sendo mais expostas a fatores específicos.

No entanto, Rinaldo e Santucci de Magistris (2018) não exploram a variação do TCI ao longo do tempo. Através das variações apresentadas pelas figuras 1 e 2 é possível retornar à hipótese de que no longo prazo as variáveis macroeconômicas possuem poder explicativo dos movimentos na liquidez da taxa de câmbio. Como por exemplo o TCI dos países emergentes para o ano de 2017, é possível observar um TCI mais elevado, no começo do ano no *bid-ask spread* e no final do ano pelo volume. Esse foi um ano de crescimento real acima da média para as economias emergentes, já 2018, que apresenta uma queda no TCI foi um ano com mais eventos adversos, como a crise da lira turca e as eleições do México. Ou seja, através do comportamento da comunalidade ao longo do tempo se torna possível inferir quais outras variáveis poderiam estar relacionadas aos seus movimentos.

Por fim, as tabelas a seguir apresentam o TCI total para o volume e o *spread* seguindo a estrutura de-para, ou seja, os spillovers de um par de moedas para outro e vindo de outros. Além disso as tabelas também apresentam o net spillover, que mostra como os países emergentes, exceto o México, são passivos à variação da liquidez das demais moedas. Isso significa que o impacto da variação da liquidez das demais

moedas é mais forte para os países emergentes.

Tabela 4 – Tabela de Conectividade total - Spread

	aud	cad	chf	cnh	eur	gbp	hkd	jpy	mxn	nzd	rub	try	zar	Contribuição DE outros
aud	10.005	9.312	9.238	6.095	8.991	9.396	6.846	8.914	7.565	9.479	1.988	5.285	6.885	89.995
cad	9.439	9.969	9.233	5.933	9.043	9.602	6.788	8.839	7.704	9.376	1.918	5.417	6.74	90.031
chf	9.408	9.251	10.212	5.913	9.209	9.336	6.788	9.065	7.54	9.097	2.052	5.426	6.703	89.788
cnh	8.642	8.346	8.257	11.776	7.629	8.065	7.365	7.844	7.985	8.443	2.247	5.805	7.597	88.224
eur	9.313	9.238	9.42	5.586	11.567	9.767	6.438	9.704	7.022	9.13	1.775	5.042	5.998	88.433
gbp	9.503	9.595	9.293	5.599	9.462	11.061	6.357	9.131	7.319	9.376	1.794	5.154	6.357	88.939
hkd	8.689	8.657	8.497	6.883	8.011	8.138	11.754	7.792	8.19	8.573	2.079	5.289	7.45	88.246
jpy	9.32	9.106	9.333	5.782	9.895	9.397	6.39	11.838	6.876	9.046	1.774	5.074	6.169	88.162
mxn	8.747	8.81	8.566	6.575	7.82	8.51	7.065	7.805	10.637	8.691	2.153	6.419	8.203	89.363
nzd	9.675	9.395	9.116	6.069	8.948	9.432	6.75	8.791	7.608	10.02	2.03	5.355	6.812	89.98
rub	6.704	6.317	6.915	5.612	5.786	5.716	5.459	5.908	6.371	6.592	27.168	5.047	6.406	72.832
try	8.075	8.096	8.244	6.133	7.481	7.746	6.322	7.54	8.431	8	2.271	13.836	7.825	86.164
zar	8.708	8.491	8.306	6.963	7.398	8.112	7.339	7.525	8.917	8.52	2.34	6.469	10.913	89.087
Contribuição PARA outros	106.223	104.613	104.416	73.143	99.67	103.218	79.908	98.857	91.526	104.325	24.421	65.781	83.144	TCI
Net spillovers	16.228	14.582	14.629	-15.082	11.237	14.279	-8.338	10.695	2.163	14.344	-48.412	-20.384	-5.943	87.634

Tabela 5 – Tabela de Conectividade Total - Volume

	aud	cad	chf	cnh	eur	gbp	hkd	jpy	mxn	nzd	rub	try	zar	Contribuição DE outros
aud	11.332	9.381	9.138	6.983	9.193	8.711	3.559	9.235	7.45	9.809	3.536	6.025	5.648	88.668
cad	9.305	11.415	9.217	6.807	9.255	8.69	3.506	8.719	8.013	8.927	4.218	6.079	5.849	88.585
chf	8.936	9.119	11.651	6.56	9.695	8.676	3.438	8.757	8.215	8.807	3.931	6.507	5.708	88.349
cnh	8.381	8.147	7.864	14.584	8.15	7.704	4.61	7.873	7.678	8.355	4.203	6.096	6.355	85.416
eur	9.032	9.196	9.73	6.757	11.412	9.081	3.669	8.986	7.491	8.802	3.812	6.423	5.608	88.588
gbp	9.029	9.099	9.186	6.698	9.537	12.193	3.43	8.787	7.372	8.751	3.883	6.354	5.68	87.807
hkd	6.941	6.812	6.96	7.234	7.324	6.556	23.145	6.861	6.749	7.294	3.089	5.993	5.043	76.855
jpy	9.495	9.055	9.272	6.739	9.455	8.782	3.67	11.711	7.485	9.064	3.4	6.281	5.593	88.289
mxn	8.138	8.833	8.989	6.843	8.379	7.649	3.853	7.928	13.528	8.116	4.602	6.562	6.581	86.472
nzd	9.966	9.125	9.133	7.151	9.096	8.529	3.847	8.909	7.639	11.364	3.487	6.173	5.582	88.636
rub	6.109	7.518	7.133	6.215	6.727	6.335	2.86	5.825	7.494	6.052	25.867	6.248	5.617	74.133
try	7.412	7.578	8.291	6.513	8.143	7.588	3.916	7.406	7.703	7.503	4.715	16.29	6.941	83.71
zar	7.525	7.838	7.766	7.213	7.57	7.135	3.4	7.109	8.105	7.25	4.743	7.612	16.734	83.266
Contribuição PARA outros	100.27	101.699	102.679	81.714	102.523	95.435	43.757	96.394	91.394	98.732	47.619	76.353	70.205	TCI
Net spillovers	11.602	13.114	14.33	-3.702	13.935	7.628	-33.098	8.105	4.922	10.095	-26.514	-7.357	-13.062	85.29

5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

A literatura sobre diferentes aspectos da taxa de câmbio é vasta, assim como a variedade de modelos utilizados. Como apresentado anteriormente, o foco em definir quais os principais determinantes da taxa de câmbio e maneiras eficientes de prevê-la gerou muita discussão e, praticamente, nenhum consenso se formou até hoje.

A determinação da taxa de câmbio foi dominada por muito tempo pela dualidade de modelos macroeconômicos e modelos de microestrutura, sendo os últimos emprestados da literatura de mercados financeiros/ações. Considerando a abordagem macroeconômica, variáveis agregadas que caracterizam a economia de um país são os principais determinantes da taxa de câmbio. Com a própria taxa de câmbio sendo um importante fator para essas variáveis agregadas, modelos macroeconômicos para a taxa de câmbio tendem a apresentar problemas de endogeneidade. No entanto, esses modelos se destacam por serem os primeiros utilizados para a determinação da taxa de câmbio.

Já a abordagem da microestrutura para a determinação da taxa de câmbio se desenvolveu a partir de aplicações no mercado financeiro. Tratando a taxa de câmbio como um ativo similar a ações e títulos, os microfundamentos trouxeram uma nova visão sobre a taxa de câmbio. Destaca-se o papel dos agentes envolvidos em cada transação, como as preferências e modelos individuais também possuem um poder de explicação relevante para os movimentos da taxa de câmbio.

A literatura apresentada neste trabalho foca-se em compreender o comportamento de algumas características específicas da taxa de câmbio, como retorno, volatilidade e a liquidez, sem a pretensão de apresentar um modelo determinar o valor exato da taxa de câmbio. Seguindo essas referências, o presente trabalhou buscou aprofundar a compreensão da liquidez da moeda no contexto do mercado global de FX.

Com resultados significativos para o mercado financeiro de ações, como Chordia, Roll e Subrahmanyam (2000), Karolyi, Lee e Van Dijk (2012), a presença de um fator comum nos movimentos de liquidez passou a ser questionada também no mercado de taxas de câmbio. Como mostraram Ranaldo e Santucci de Magistris (2018), entre outros, existe um fator comum na variação da liquidez entre diversos pares de moedas e que essa relação é sensível ao período do dia analisado, identificando um comportamento sistemático da liquidez ao longo das 24 horas de funcionamento do mercado de FX.

Embora a abordagem utilizada apresente uma afinidade com os modelos de microestrutura, com observações de alta frequência e variáveis como o *bid-ask spread*, a importância da abordagem macroeconômica também foi considerada. Com o total de 12 pares de moedas analisadas, os grupos criados - emergentes e desenvolvidos

- têm a intenção de aprofundar a compreensão de fatores comuns à liquidez. Seria a liquidez uma variável governada apenas pelos movimentos gerais do mercado de FX, apresentada aqui pela variação da liquidez dos países desenvolvidos, ou a liquidez de uma moeda se move conforme seus pares similares, vindos de países que recebem o mesmo rótulo de emergentes como uma forma de caracterização geral das suas economias.

A partir da simples inspeção visual foi possível observar fortes padrões intradiários. A literatura destaca o aumento da liquidez durante o horário de funcionamento do mercado doméstico, no entanto, observando a média do *bid-ask spread* e do volume nominal ao longo de um intervalo de 24 horas, utilizando informações de alta frequência para um período de aproximadamente cinco anos, novos padrões foram mapeados.

A abertura dos mercados é, comumente, associada à um aumento no volume, o que não necessariamente se traduz em aumento de liquidez, como foi possível observar através do aumento do *bid-ask spread* para o mesmo intervalo. Além disso, com exceção do rublo russo, a liquidez é crescente na abertura de diferentes mercados, não só o doméstico. Observam-se picos de liquidez no volume nominal às 20h, especialmente para moedas asiáticas, às 3h e às 9h, abertura dos mercados asiático, europeu e norte americano, respectivamente. Nestes intervalos a variação na liquidez dos pares analisados apresentam maior correlação com a variação da liquidez dos seus pares emergentes.

No fechamento dos mercados o comportamento comum da liquidez é mais influenciado pelo nível geral de liquidez no mercado de FX. Esse movimento fica claro observando-se o *bid-ask spread*. Os principais fechamentos ocorrem às 11h, mercado europeu, e às 16h, mercado norte americano. Como aponta Evans e Lyons (2002), entre outros, o pregão de fechamento conta com um número reduzido de participantes, geralmente em busca de equalizar suas posições e evitar o risco *overnight*, resultando em um alargamento dos *spreads*. Neste intervalo de queda generalizada da liquidez, as moedas emergentes apenas seguem este movimento.

Observando esses padrões e verificando que pouco mais de 50% da variação da liquidez de uma moeda consegue ser explicado pela variação contemporânea na liquidez das demais moedas, foram realizados mais dois testes. O primeiro considera a inclusão de efeitos defasados, que apresentaram maior ajuste no treinamento, mas pouca melhora na capacidade de antecipar os movimentos da liquidez na hora imediatamente seguinte. O segundo teste foi a utilização de um modelo não linear de redes neurais LSTM. Neste caso a da mesma hora para o dia seguinte se mostrou significativa. Utilizando o número ideal de parâmetros a rede neural se mostrou capaz de estimar o valor médio da série com baixo erro.

Com o presente trabalho é possível reafirmar a existência de padrões intradiários.

rios que até então não foram explorados em profundidade para as taxas de câmbio. Considerando que o mercado de FX é um mercado contínuo, aberto 24 horas por dia, o conhecimento desses padrões é fundamental não só para estratégias de negociação, como também para pode ser útil na definição de políticas, como intervenções dos bancos centrais na taxa de câmbio.

Além dos padrões intradiários, a análise da evolução do índice de conectividade de Diebold e Yilmaz (2014), utilizado aqui como uma medida para a comunalidade na liquidez, também revelou mais informações sobre o seu comportamento. É possível notar um diferencia de comunalidade entre as moedas mais/menos líquidas, além de verificar sua variação no tempo. Conhecendo os períodos de maior/menor comunalidade é possível ter uma visão mais ampla dos seus determinantes, principalmente no nível macroeconômico, como a importância do ciclo de negócios e estabilidade política, por exemplo.

A principal abordagem para a comunalidade na liquidez das taxas de câmbio ainda é linear e com algumas aplicações mais recentes de séries temporais. Aqui foi realizado um exercício com um modelo não linear que apresentou boas previsões para o valor médio das séries. A partir desse resultado é tem-se argumentos para seguir investigando a possibilidade de que a comunalidade da liquidez entre as moedas seja uma relação não linear. No entanto, a generalização de um modelo não linear ainda necessita de mais desenvolvimentos. A não linearidade também foi incluída na utilização do TVP-VAR para a estimação do TCI, com isso o modelo se torna mais robusto, com menor sensibilidade a parametrização da janela móvel o número de defasagens.

Para as pesquisas futuras, além de seguir com a abordagem não linear, também é necessária a inclusão direta de variáveis macroeconômicas. Embora boa parte da literatura afirme que, para o curto prazo, as variáveis macroeconômicas não resultam em um melhor ajuste, no longo prazo elas são capazes de explicar a tendência da taxa de câmbio. Como foi observado, o volume nominal transacionado entre as moedas de países emergentes apresenta forte correlação, sugerindo que o controle para variáveis macroeconômicas possa trazer melhores resultados.

REFERÊNCIAS

- AMIHUD, Yakov. Illiquidity and stock returns: cross-section and time-series effects. **Journal of financial markets**, Elsevier, v. 5, n. 1, p. 31–56, 2002.
- AMIHUD, Yakov; MENDELSON, Haim. Liquidity and stock returns. **Financial Analysts Journal**, Taylor & Francis, v. 42, n. 3, p. 43–48, 1986.
- ANDERSEN, Torben G; BOLLERSLEV, Tim. Deutsche mark–dollar volatility: intraday activity patterns, macroeconomic announcements, and longer run dependencies. **the Journal of Finance**, Wiley Online Library, v. 53, n. 1, p. 219–265, 1998.
- ANDERSEN, Torben G; BOLLERSLEV, Tim; DIEBOLD, Francis X *et al.* Modeling and forecasting realized volatility. **Econometrica**, Wiley Online Library, v. 71, n. 2, p. 579–625, 2003.
- ANDERSEN, Torben G; BOLLERSLEV, Tim; DIEBOLD, Francis X *et al.* The distribution of realized exchange rate volatility. **Journal of the American statistical association**, Taylor & Francis, v. 96, n. 453, p. 42–55, 2001.
- ANTONAKAKIS, Nikolaos; GABAUER, David. Refined measures of dynamic connectedness based on tvp-var, 2017.
- BACCHETTA, Philippe; VAN WINCOOP, Eric. Can information heterogeneity explain the exchange rate determination puzzle? **American Economic Review**, v. 96, n. 3, p. 552–576, 2006.
- BANK FOR INTERNATIONAL SETTLEMENTS. Foreign Exchange Liquidity in the Americas. **BIS Paper**, n. 90, 2017.
- BANK FOR INTERNATIONAL SETTLEMENTS. Triennial Central Bank Survey. **BIS Survey**, 2016.
- BANK FOR INTERNATIONAL SETTLEMENTS. Triennial Central Bank Survey. **BIS Survey**, 2019.
- BANTI, Chiara; PHYLAKTIS, Kate; SARNO, Lucio. Global liquidity risk in the foreign exchange market. **Journal of International Money and Finance**, Elsevier, v. 31, n. 2, p. 267–291, 2012.
- BARNDORFF-NIELSEN, Ole E; SHEPHARD, Neil. Econometric analysis of realized volatility and its use in estimating stochastic volatility models. **Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Statistical Methodology)**, Wiley Online Library, v. 64, n. 2, p. 253–280, 2002.

BARUNIK, Jozef; KOČENDA, Evžen; VÁCHA, Lukáš. Asymmetric connectedness on the US stock market: Bad and good volatility spillovers. **Journal of Financial Markets**, Elsevier, v. 27, p. 55–78, 2016.

BESSEMBINDER, Hendrik. Bid-ask spreads in the interbank foreign exchange markets. **Journal of Financial economics**, Elsevier, v. 35, n. 3, p. 317–348, 1994.

BOLLERSLEV, Tim; MELVIN, Michael. Bid—ask spreads and volatility in the foreign exchange market: An empirical analysis. **Journal of International Economics**, Elsevier, v. 36, n. 3-4, p. 355–372, 1994.

BREEDON, Francis; RANALDO, Angelo. Intraday patterns in FX returns and order flow. **Journal of Money, Credit and Banking**, Wiley Online Library, v. 45, n. 5, p. 953–965, 2013.

BROCKMAN, Paul; CHUNG, Dennis Y; PÉRIGNON, Christophe. Commonality in liquidity: A global perspective. **Journal of Financial and Quantitative Analysis**, Cambridge University Press, v. 44, n. 4, p. 851–882, 2009.

CHEUNG, Yin-Wong; CHINN, Menzie D; PASCUAL, Antonio Garcia. Empirical exchange rate models of the nineties: Are any fit to survive? **Journal of international money and finance**, Elsevier, v. 24, n. 7, p. 1150–1175, 2005.

CHORDIA, Tarun; ROLL, Richard; SUBRAHMANYAM, Avanidhar. Commonality in liquidity. **Journal of financial economics**, Elsevier, v. 56, n. 1, p. 3–28, 2000.

COPELAND, Thomas E; GALAI, Dan. Information effects on the bid-ask spread. **the Journal of Finance**, Wiley Online Library, v. 38, n. 5, p. 1457–1469, 1983.

CORWIN, Shane A; SCHULTZ, Paul. A simple way to estimate bid-ask spreads from daily high and low prices. **The Journal of Finance**, Wiley Online Library, v. 67, n. 2, p. 719–760, 2012.

DIEBOLD, Francis X; YILMAZ, Kamil. Better to give than to receive: Predictive directional measurement of volatility spillovers. **International Journal of Forecasting**, Elsevier, v. 28, n. 1, p. 57–66, 2012.

DIEBOLD, Francis X; YILMAZ, Kamil. Measuring financial asset return and volatility spillovers, with application to global equity markets. **The Economic Journal**, Wiley Online Library, v. 119, n. 534, p. 158–171, 2009.

DIEBOLD, Francis X; YILMAZ, Kamil. On the network topology of variance decompositions: Measuring the connectedness of financial firms. **Journal of Econometrics**, Elsevier, v. 182, n. 1, p. 119–134, 2014.

- DOMANSKI, Dietrich; KOHLSCHEEN, Emanuel; MORENO, Ramon. Foreign exchange market intervention in EMEs: what has changed? **BIS Quarterly Review** **September**, 2016.
- DORNBUSCH, Rudiger. Expectations and exchange rate dynamics. **Journal of political Economy**, The University of Chicago Press, v. 84, n. 6, p. 1161–1176, 1976.
- EL OUADGHIRI, Imane; UCTUM, Remzi. Jumps in equilibrium prices and asymmetric news in foreign exchange markets. **Economic Modelling**, Elsevier, v. 54, p. 218–234, 2016.
- EVANS, Martin DD; LYONS, Richard K. Order flow and exchange rate dynamics. **Journal of political economy**, The University of Chicago Press, v. 110, n. 1, p. 170–180, 2002.
- FRANKEL, Jeffrey A. The diversifiability of exchange risk. **Journal of International Economics**, Elsevier, v. 9, n. 3, p. 379–393, 1979.
- FRENKEL, Jacob A. A monetary approach to the exchange rate: doctrinal aspects and empirical evidence. **The scandinavian Journal of economics**, JSTOR, p. 200–224, 1976.
- FROOT, Kenneth A; RAMADORAI, Tarun. Currency returns, intrinsic value, and institutional-investor flows. **The Journal of Finance**, Wiley Online Library, v. 60, n. 3, p. 1535–1566, 2005.
- GARGANO, Antonio; RIDDIOUGH, Steven J; SARNO, Lucio. The value of volume in foreign exchange. **SSRN Electronic Journal**, 2018.
- GLASSMAN, Debra. Exchange rate risk and transactions costs: Evidence from bid-ask spreads. **Journal of International Money and Finance**, Elsevier, v. 6, n. 4, p. 479–490, 1987.
- GLOSTEN, Lawrence R; HARRIS, Lawrence E. Estimating the components of the bid/ask spread. **Journal of financial Economics**, Elsevier, v. 21, n. 1, p. 123–142, 1988.
- GOODHART, Charles *et al.* Liquidity risk management. **Banque de France Financial Stability Review**, v. 11, p. 39–44, 2008.
- HARTMANN, Philipp. Trading volumes and transaction costs in the foreign exchange market: evidence from daily dollar–yen spot data. **Journal of Banking & Finance**, Elsevier, v. 23, n. 5, p. 801–824, 1999.
- HASBROUCK, Joel; SEPPI, Duane J. Common factors in prices, order flows, and liquidity. **Journal of financial Economics**, Elsevier, v. 59, n. 3, p. 383–411, 2001.

- HAUGEN, Robert A; BAKER, Nardin L *et al.* Commonality in the determinants of expected stock returns. **Journal of Financial Economics**, v. 41, n. 3, p. 401–439, 1996.
- HOOPER, Peter; MORTON, John. Fluctuations in the dollar: A model of nominal and real exchange rate determination. **Journal of international money and finance**, Elsevier, v. 1, p. 39–56, 1982.
- HUANG, Wei *et al.* Forecasting foreign exchange rates with artificial neural networks: a review. **International Journal of Information Technology & Decision Making**, World Scientific, v. 3, n. 01, p. 145–165, 2004.
- KAMARA, Avraham; LOU, Xiaoxia; SADKA, Ronnie. The divergence of liquidity commonality in the cross-section of stocks. **Journal of Financial Economics**, Elsevier, v. 89, n. 3, p. 444–466, 2008.
- KARNAUKH, Nina; RANALDO, Angelo; SÖDERLIND, Paul. Understanding FX liquidity. **The Review of Financial Studies**, Oxford University Press, v. 28, n. 11, p. 3073–3108, 2015.
- KAROLYI, G Andrew; LEE, Kuan-Hui; VAN DIJK, Mathijs A. Understanding commonality in liquidity around the world. **Journal of Financial Economics**, Elsevier, v. 105, n. 1, p. 82–112, 2012.
- KAYAL, Abdulah. A neural networks filtering mechanism for foreign exchange trading signals. *In: IEEE. 2010 IEEE International Conference on Intelligent Computing and Intelligent Systems. [S.l.: s.n.], 2010. p. 159–167.*
- KOOP, Gary; PESARAN, M Hashem; POTTER, Simon M. Impulse response analysis in nonlinear multivariate models. **Journal of econometrics**, Elsevier, v. 74, n. 1, p. 119–147, 1996.
- KORAJCZYK, Robert A; SADKA, Ronnie. Pricing the commonality across alternative measures of liquidity. **Journal of Financial Economics**, Elsevier, v. 87, n. 1, p. 45–72, 2008.
- LAI, Guokun *et al.* Modeling long-and short-term temporal patterns with deep neural networks. *In: ACM. THE 41st International ACM SIGIR Conference on Research & Development in Information Retrieval. [S.l.: s.n.], 2018. p. 95–104.*
- LIN, Ji-Chai; SANGER, Gary C; BOOTH, G Geoffrey. Trade size and components of the bid-ask spread. **The Review of Financial Studies**, Oxford University Press, v. 8, n. 4, p. 1153–1183, 1995.
- LYONS, Richard K. New Perspective on FX Markets: Order-Flow Analysis. **International Finance**, Wiley Online Library, v. 4, n. 2, p. 303–320, 2001.

MANCINI, Lorian; RANALDO, Angelo; WRAMPELMEYER, Jan. Liquidity in the foreign exchange market: Measurement, commonality, and risk premiums. **The Journal of Finance**, Wiley Online Library, v. 68, n. 5, p. 1805–1841, 2013.

MEESE, Richard; ROGOFF, Kenneth. The out-of-sample failure of empirical exchange rate models: sampling error or misspecification? *In: EXCHANGE rates and international macroeconomics*. [S.l.]: University of Chicago Press, 1983. p. 67–112.

NEELY, Christopher J. Unconventional monetary policy had large international effects. **Journal of Banking & Finance**, Elsevier, v. 52, p. 101–111, 2015.

PESARAN, M Hashem; SHIN, Yongcheol. An autoregressive distributed-lag modelling approach to cointegration analysis. **Econometric Society Monographs**, Cambridge University Press, v. 31, p. 371–413, 1998.

QIN, Yafeng. Liquidity and commonality in emerging markets. *In: 20TH Australasian Finance & Banking Conference*. [S.l.: s.n.], 2007.

RANALDO, Angelo; SANTUCCI DE MAGISTRIS, Paolo. Trading Volume, Illiquidity and Commonalities in FX Markets. SoF HSG, 2018.

RIME, Dagfinn; SARNO, Lucio; SOJLI, Elvira. Exchange rate forecasting, order flow and macroeconomic information. **Journal of International Economics**, Elsevier, v. 80, n. 1, p. 72–88, 2010.

ROLL, Richard. A simple implicit measure of the effective bid-ask spread in an efficient market. **The Journal of finance**, Wiley Online Library, v. 39, n. 4, p. 1127–1139, 1984.

TAUCHEN, George E; PITTS, Mark. The price variability-volume relationship on speculative markets. **Econometrica: Journal of the Econometric Society**, JSTOR, p. 485–505, 1983.

VERDELHAN, Adrien. A habit-based explanation of the exchange rate risk premium. **The Journal of Finance**, Wiley Online Library, v. 65, n. 1, p. 123–146, 2010.

VICTOR, Fernanda Gomes; PERLIN, Marcelo Scherer; MASTELLA, Mauro. Commonalities in Liquidity: Evidence and Intraday Patterns in the Brazilian Market. **Brazilian Review of Finance**, v. 11, n. 3, p. 375–398, 2013.

ZHANG, Ren; SHEN, Furao; ZHAO, Jinxi. A model with fuzzy granulation and deep belief networks for exchange rate forecasting. *In: IEEE. 2014 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN)*. [S.l.: s.n.], 2014. p. 366–373.

APÊNDICE A – ESTATÍSTICAS DESCRITIVAS

A.1 ESTATÍSTICAS DESCRITIVAS DE CADA MOEDA E VARIÁVEL

Tabela 6 – Estatísticas descritivas

Variável	Moeda	Média	Desvio Padrão	Min	Max
Preço	CAD/USD	1,30	0,04	1,16	1,47
	EUR/USD	1,13	0,05	1,03	1,26
	USD/JPY	112,87	5,62	99,66	125,77
	USD/CNH	6,60	0,23	6,19	6,99
	USD/MXN	18,26	1,56	14,45	22,01
	USD/RUB	62,62	5,32	48,87	85,38
	USD/TRY	3,73	1,06	2,27	7,02
	USD/ZAR	13,56	1,12	11,26	16,96
Retorno	CAD/USD	0,00015%	0,05397%	-1,58484%	1,71582%
	EUR/USD	-0,00006%	0,05717%	-1,58615%	2,08675%
	USD/JPY	-0,00006%	0,05821%	-3,11759%	1,98746%
	USD/CNH	0,00011%	0,02842%	-0,75980%	1,80762%
	USD/MXN	0,00028%	0,08621%	-1,92208%	3,40903%
	USD/RUB	0,00017%	0,10815%	-3,16031%	5,84897%
	USD/TRY	0,00094%	0,11995%	-4,16001%	7,03764%
	USD/ZAR	0,00027%	0,11428%	-4,41458%	4,37573%
Bid-Ask Spread	CAD/USD	0,00013	0,00014	0,00002	0,00344
	EUR/USD	0,00004	0,00006	0,00001	0,00274
	USD/JPY	0,00494	0,00833	0,00100	0,33400
	USD/CNH	0,00061	0,00064	0,00005	0,00594
	USD/MXN	0,00689	0,00495	0,00048	0,04840
	USD/RUB	0,07115	0,22455	0,00055	3,49840
	USD/TRY	0,00237	0,00268	0,00001	0,04992
	USD/ZAR	0,01083	0,00878	0,00030	0,05000
Volume	CAD/USD	3.092,917	3.183,533	0,000	232.832,260
	EUR/USD	5.984,760	6.070,827	0,000	244.302,610
	USD/JPY	3.847,453	3.570,672	0,000	202.216,760
	USD/CNH	1.491,580	1.356,309	0,000	23.097,250
	USD/MXN	2.032,736	1.963,020	0,000	20.250,170
	USD/RUB	983,070	1.365,050	0,000	108.890,870
	USD/TRY	1.632,853	1.709,584	0,000	122.763,200
	USD/ZAR	1.815,531	1.817,385	0,000	42.777,540

A.2 VOLUME POR HORA

A relação entre todos os países foi ilustrada no Capítulo 3, na Figura 1.

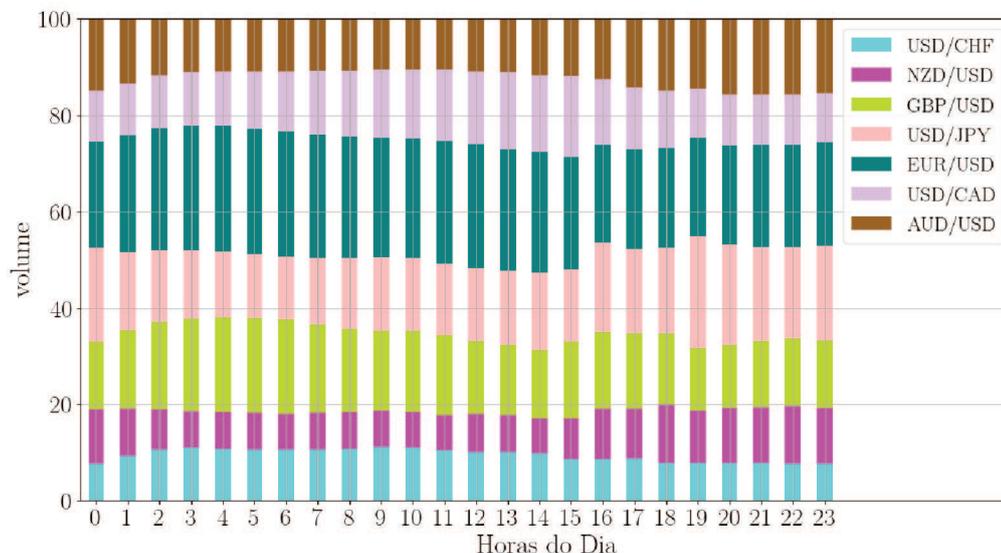


Figura 20 – Distribuição do volume por hora - Países emergentes

Fonte – Dados de Dukascopy. Imagem: elaboração própria.

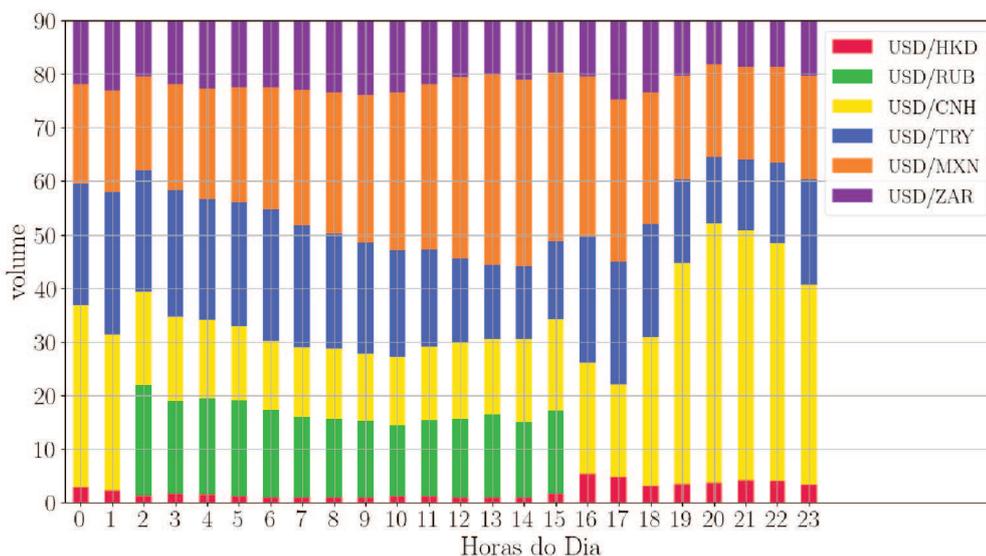


Figura 21 – Distribuição do volume por hora - Países desenvolvidos

Fonte – Dados de Dukascopy. Imagem: elaboração própria.

A.3 EVOLUÇÃO DE VOLUME E BID-ASK DE CADA PAÍS

Para o EUR, JPY, MXN e CNH, os gráficos já foram ilustrados no Capítulo 3, na Figura 3.

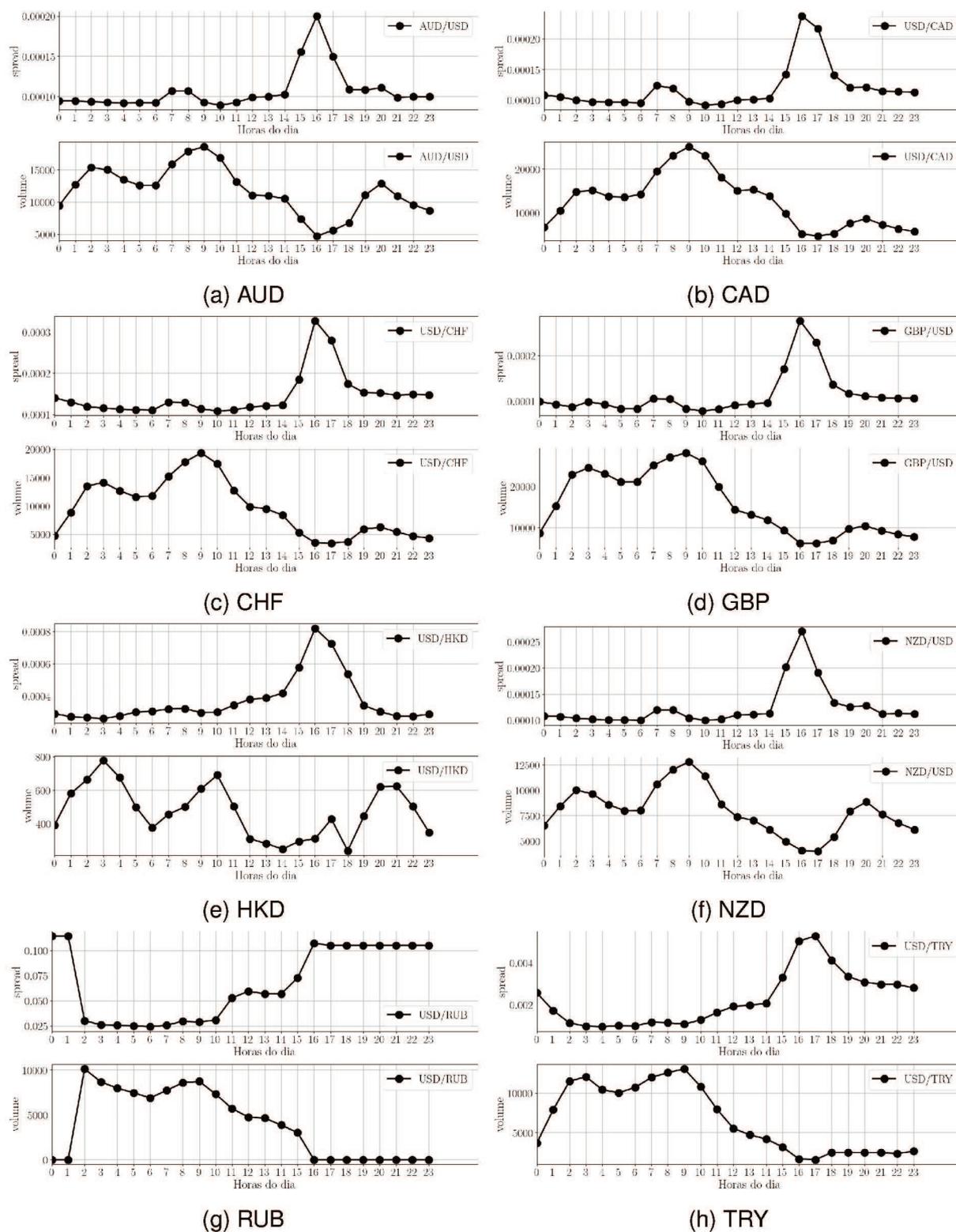
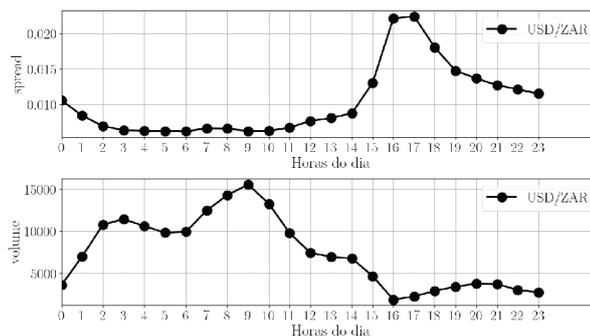


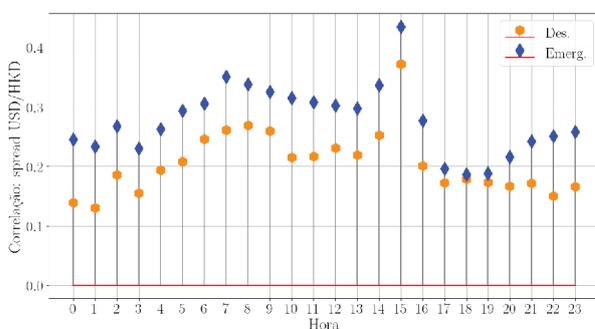
Figura 22 – Evolução do Volume e Bid-Ask Spread ao longo do dia - Demais países



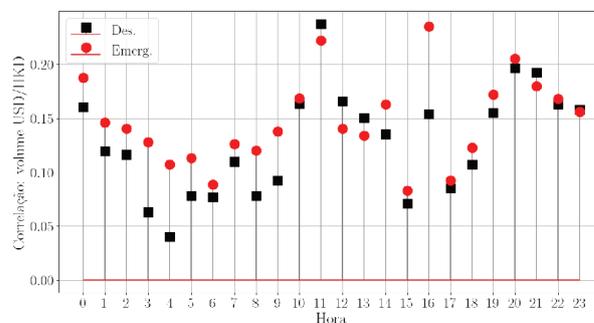
(i) ZAR

A.4 GRÁFICOS DE CORRELAÇÃO

USD/MXN e USD/CNH foram ilustradas no Capítulo 3, na Figura 4.



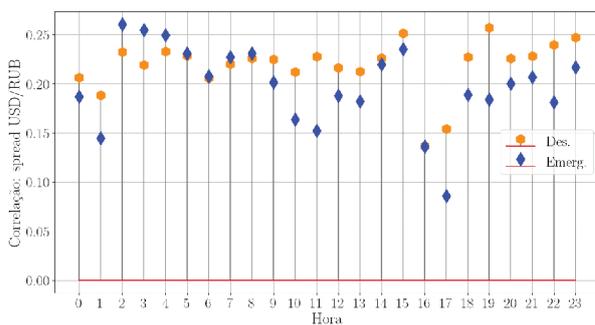
(a) Spread HKD



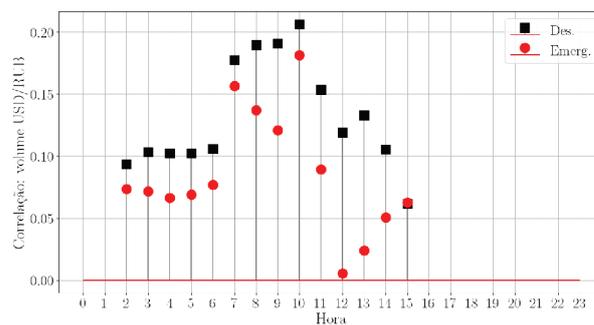
(b) Volume Nominal Médio HKD

Figura 23 – Correlação por hora do volume e spread - HKD

Fonte – Dados: Dukascopy. Imagem: elaboração própria.



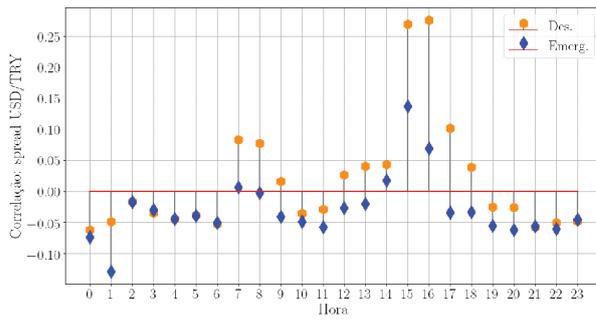
(a) Spread RUB



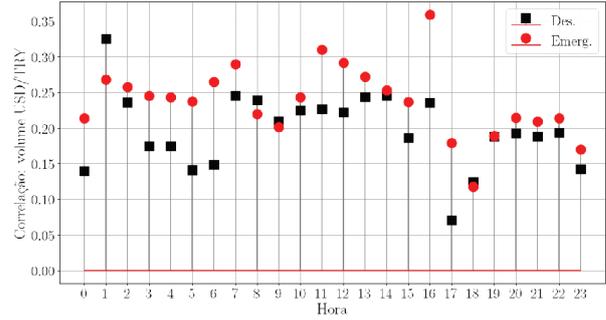
(b) Volume Nominal Médio RUB

Figura 24 – Correlação por hora do volume e spread - RUB

Fonte – Dados: Dukascopy. Imagem: elaboração própria.



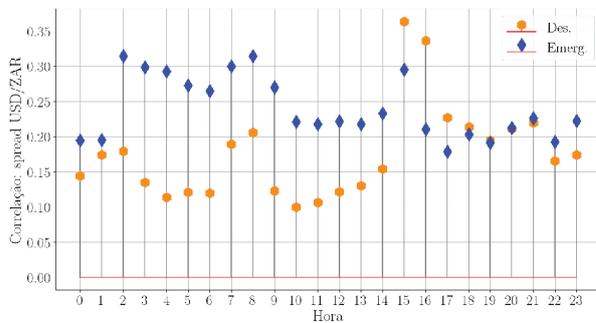
(a) Spread TRY



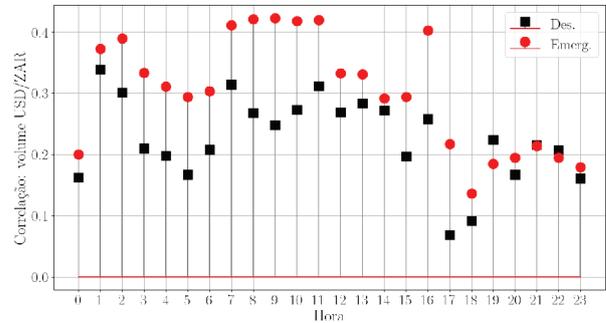
(b) Volume Nominal Médio TRY

Figura 25 – Correlação por hora do volume e spread - TRY

Fonte – Dados: Dukascopy. Imagem: elaboração própria.



(a) Spread ZAR



(b) Volume Nominal Médio ZAR

Figura 26 – Correlação por hora do volume e spread - ZAR

Fonte – Dados: Dukascopy. Imagem: elaboração própria.

APÊNDICE B – ESTIMAÇÃO DA “HORA h DO PRÓXIMO DIA”

Exemplos para os demais países emergentes, conforme as definições apresentadas na Seção Seção 4.2.

B.1 ZAR

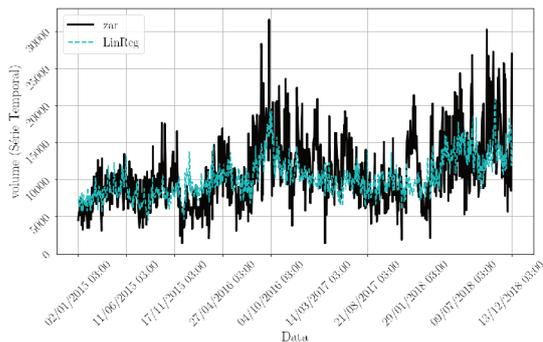
ZAR $h = 03$

Tabela 7 – Valores dos parâmetros W_h e b para o nvol do ZAR na hora $h = 03$.

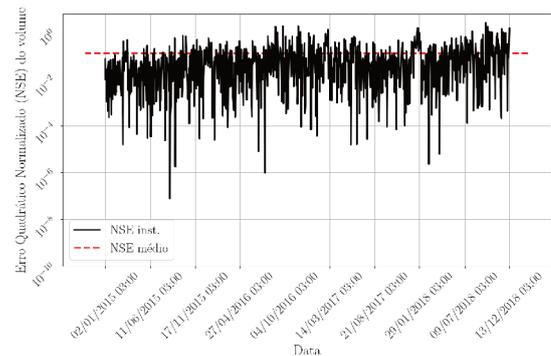
	mxn	try	cnh	rub	hkd	aud	cad	eur	jpy	gbp	nzd	chf	b
t-10	0.010	0.050	-0.088	-0.017	-0.008	0.086	0.136	-0.002	0.014	-0.133	0.048	-0.081	6.804
t-9	-0.008	0.030	-0.034	-0.013	0.076	0.082	0.017	0.118	-0.063	-0.112	-0.171	0.030	6.804
t-8	0.040	0.008	-0.024	-0.005	0.036	-0.099	-0.043	0.091	-0.068	-0.036	0.053	0.118	6.804
t-7	0.040	0.075	0.024	-0.004	-0.015	0.056	-0.069	0.009	0.009	0.017	-0.043	-0.076	6.804
t-6	-0.033	-0.047	-0.008	-0.003	0.006	-0.012	-0.050	0.081	-0.116	0.059	0.112	-0.090	6.804
t-5	0.001	0.063	0.054	-0.005	-0.048	0.083	0.078	-0.068	-0.113	0.080	-0.077	-0.031	6.804
t-4	0.034	0.060	-0.026	-0.016	0.009	0.019	-0.063	0.116	0.135	-0.026	-0.050	-0.077	6.804
t-3	0.069	0.077	-0.025	-0.019	-0.030	0.102	-0.047	-0.042	0.092	-0.102	0.056	-0.135	6.804
t-2	0.006	0.066	-0.062	0.019	-0.051	0.120	-0.102	0.064	-0.089	-0.045	0.018	0.055	6.804
t-1	0.149	0.057	-0.044	0.015	-0.005	0.092	-0.176	-0.047	0.097	0.027	0.024	-0.020	6.804

Tabela 8 – Métricas do resultado da estimação linear ZAR $h = 03$.

	Train	Test
r2 score	0.316428	-0.778290
Norm. MSE	0.127734	0.541857

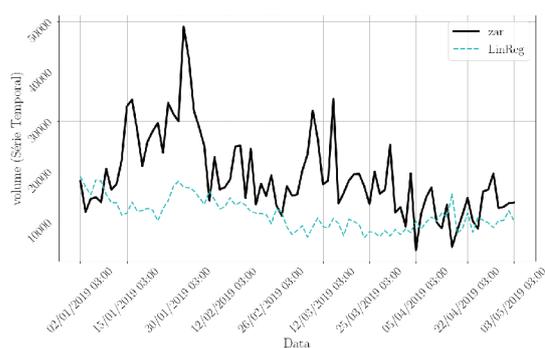


(a) Estimação dos exemplos de treino.

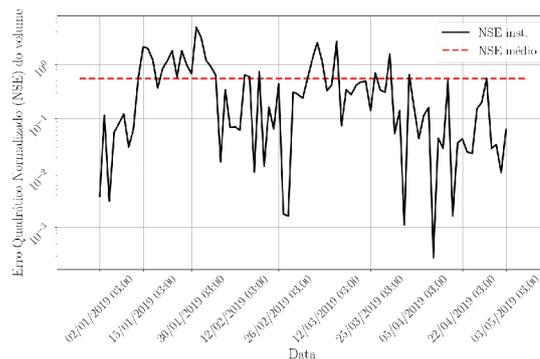


(b) Erro quadrático médio normalizado.

Figura 27 – Resultado treino do estimador linear do nvol do ZAR, com os dados de 2015 a 2018 para o instante $h = 03$ horas, usando o nvol dos 12 demais países nos $N = 10$ dias anteriores.



(a) Estimação dos exemplos de teste.



(b) Erro quadrático médio normalizado (teste).

Figura 28 – Resultado teste, mostrando a previsão realizada pelo estimador linear do nvol do ZAR, em comparação com os dados reais de 2019, para o instante $h = 03$ horas. Como entrada, é considerado o nvol dos 12 demais países nos $N = 10$ dias anteriores.

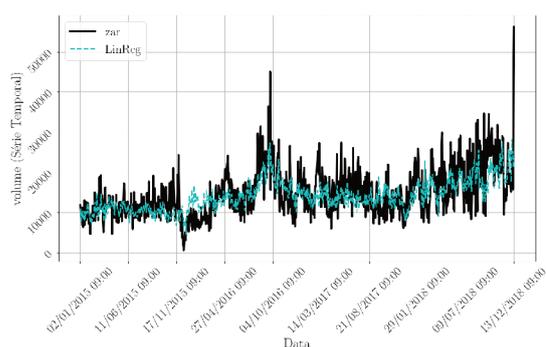
ZAR $h = 09$

Tabela 9 – Valores dos parâmetros W_h e b para o nvol do ZAR na hora $h = 09$.

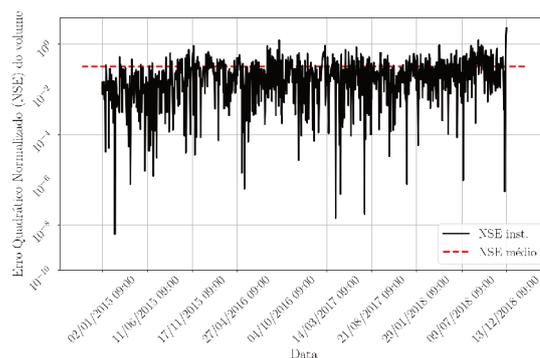
	mxn	try	cnh	rub	hkd	aud	cad	eur	jpy	gbp	nzd	chf	b
t-10	0.018	-0.012	-0.014	-0.009	-0.005	0.074	-0.039	0.242	0.048	-0.037	-0.025	-0.118	4.62
t-9	0.103	0.026	-0.075	-0.019	0.013	-0.043	-0.060	0.112	-0.068	-0.040	-0.006	0.074	4.62
t-8	-0.010	-0.017	-0.016	-0.010	0.041	-0.028	-0.079	-0.098	0.036	0.001	0.041	0.041	4.62
t-7	0.045	-0.009	-0.009	0.009	0.006	0.085	-0.100	0.056	-0.062	0.023	-0.095	-0.055	4.62
t-6	0.050	-0.007	0.025	0.004	0.000	0.080	0.003	0.102	-0.114	-0.044	-0.079	-0.006	4.62
t-5	0.162	0.034	-0.035	-0.004	0.035	0.135	-0.074	0.113	0.089	-0.008	-0.121	-0.117	4.62
t-4	-0.000	0.059	0.042	-0.007	0.007	-0.060	0.013	-0.031	0.096	-0.021	0.082	-0.159	4.62
t-3	0.053	0.044	0.043	-0.003	0.022	0.183	-0.143	-0.034	0.054	0.064	-0.138	-0.164	4.62
t-2	0.090	-0.074	-0.032	0.004	-0.022	0.223	-0.026	-0.139	-0.003	-0.022	0.176	0.011	4.62
t-1	0.226	0.081	-0.043	0.028	-0.002	0.031	-0.157	-0.033	0.145	0.097	-0.036	-0.061	4.62

Tabela 10 – Métricas do resultado da estimação linear ZAR $h = 09$.

	Train	Test
r2 score	0.421831	-0.560108
Norm. MSE	0.101281	0.240284

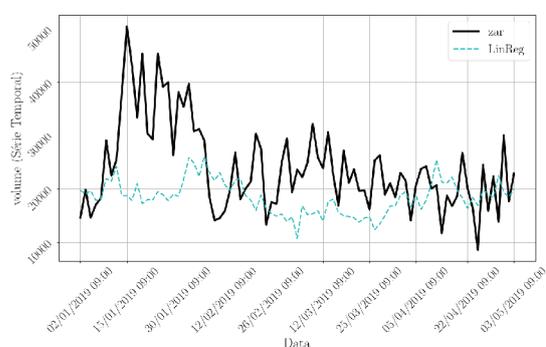


(a) Estimação dos exemplos de treino.

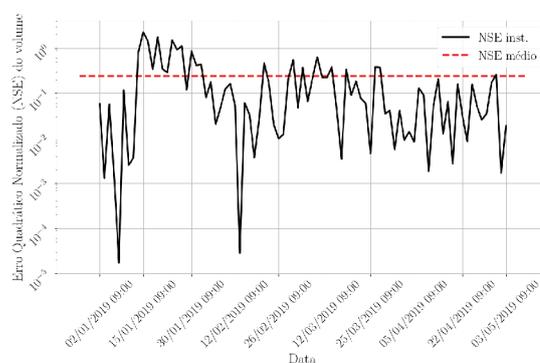


(b) Erro quadrático médio normalizado.

Figura 29 – Resultado treino do estimador linear do nvol do ZAR, com os dados de 2015 a 2018 para o instante $h = 09$ horas, usando o nvol dos 12 demais países nos $N = 10$ dias anteriores.



(a) Estimação dos exemplos de teste.



(b) Erro quadrático médio normalizado (teste).

Figura 30 – Resultado teste, mostrando a previsão realizada pelo estimador linear do nvol do ZAR, em comparação com os dados reais de 2019, para o instante $h = 09$ horas. Como entrada, é considerado o nvol dos 12 demais países nos $N = 10$ dias anteriores.

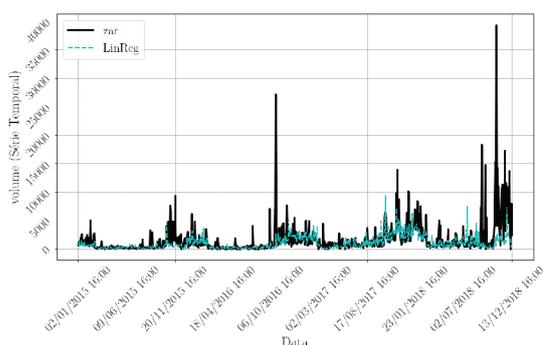
ZAR $h = 16$

Tabela 11 – Valores dos parâmetros W_h e b para o nvol do ZAR na hora $h = 16$.

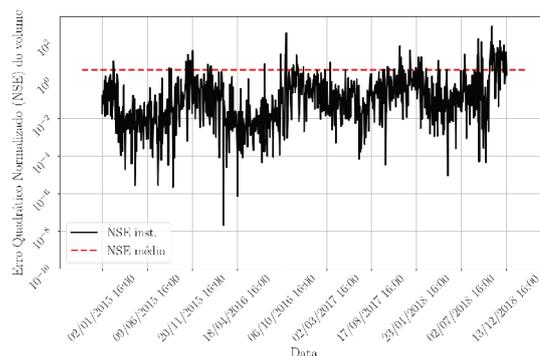
	mxn	try	cnh	rub	hkd	aud	cad	eur	jpy	gbp	nzd	chf	b
t-10	-0.263	0.083	-0.189	-0.0	-0.050	-0.452	-0.602	0.930	-0.059	-0.133	-0.148	0.340	-4.815
t-9	0.962	-0.186	0.026	-0.0	-0.119	-0.091	-0.729	0.406	2.567	-0.772	-0.797	-0.332	-4.815
t-8	0.298	0.097	0.077	-0.0	-0.058	0.425	-0.216	1.727	0.653	-0.666	0.443	-0.839	-4.815
t-7	0.096	0.005	0.215	-0.0	0.171	-2.597	0.411	-0.765	-1.514	0.810	0.598	0.018	-4.815
t-6	0.069	0.091	0.259	-0.0	-0.075	0.485	-0.566	-0.946	1.110	-0.108	0.869	0.051	-4.815
t-5	0.281	-0.217	-0.070	-0.0	1.158	1.148	-1.316	-0.831	2.022	-1.037	1.062	-0.875	-4.815
t-4	0.279	-0.166	0.223	-0.0	0.495	0.406	1.411	-1.881	-0.539	-0.560	0.337	0.554	-4.815
t-3	0.303	0.140	-0.026	-0.0	0.183	-0.142	0.771	-0.006	0.533	0.709	-0.495	-0.678	-4.815
t-2	0.317	-0.046	-0.017	-0.0	0.482	-0.070	0.687	0.530	0.304	0.046	-0.420	-1.256	-4.815
t-1	0.737	0.007	-0.103	-0.0	0.156	-0.104	1.234	-0.160	-0.566	1.144	1.393	-0.299	-4.815

Tabela 12 – Métricas do resultado da estimação linear ZAR $h = 16$.

	Train	Test
r2 score	0.108869	-0.175994
Norm. MSE	3.855956	8.981072

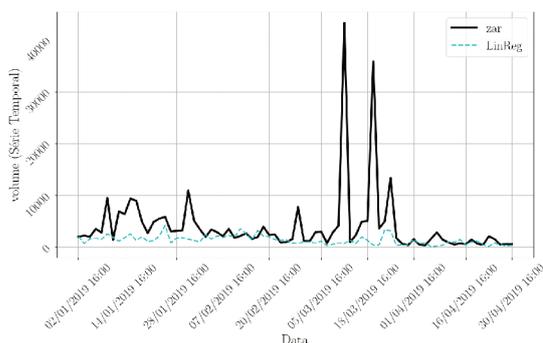


(a) Estimação dos exemplos de treino.

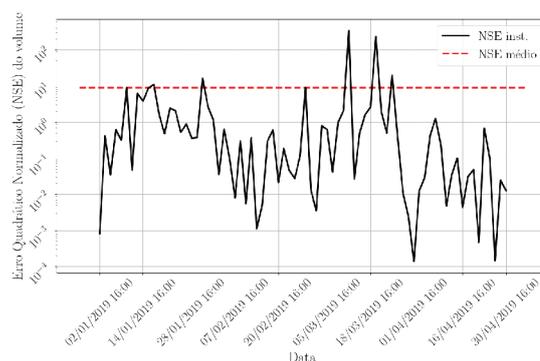


(b) Erro quadrático médio normalizado.

Figura 31 – Resultado treino do estimador linear do nvol do ZAR, com os dados de 2015 a 2018 para o instante $h = 16$ horas, usando o nvol dos 12 demais países nos $N = 10$ dias anteriores.



(a) Estimação dos exemplos de teste.



(b) Erro quadrático médio normalizado (teste).

Figura 32 – Resultado teste, mostrando a previsão realizada pelo estimador linear do nvol do ZAR, em comparação com os dados reais de 2019, para o instante $h = 16$ horas. Como entrada, é considerado o nvol dos 12 demais países nos $N = 10$ dias anteriores.

B.2 TRY

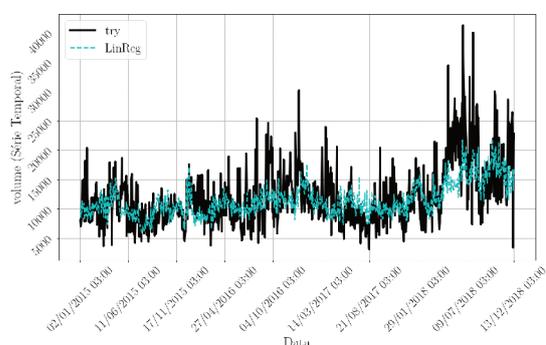
TRY $h = 03$

Tabela 13 – Valores dos parâmetros W_h e b para o nvol do TRY na hora $h = 03$.

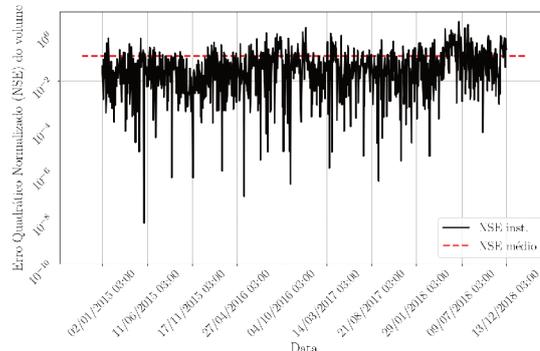
	zar	mxn	cnh	rub	hkd	aud	cad	eur	jpy	gbp	nzd	chf	b
t-10	-0.039	-0.030	-0.012	-0.008	-0.045	0.209	-0.068	-0.084	0.091	0.028	-0.046	0.001	5.133
t-9	0.056	-0.001	-0.001	-0.025	-0.004	0.019	-0.149	0.049	0.039	0.048	0.064	-0.013	5.133
t-8	0.069	0.010	0.015	-0.010	0.054	0.079	-0.051	-0.040	-0.120	-0.096	-0.013	0.188	5.133
t-7	0.035	0.065	0.001	0.004	-0.006	0.001	-0.045	-0.009	0.024	-0.018	-0.021	-0.065	5.133
t-6	0.007	0.027	0.034	-0.009	0.004	-0.036	-0.002	-0.038	-0.070	-0.054	0.112	0.036	5.133
t-5	0.008	0.030	-0.054	-0.002	-0.004	0.124	-0.048	-0.069	0.031	0.043	-0.111	0.044	5.133
t-4	0.026	-0.003	0.035	-0.018	0.009	0.005	-0.046	0.110	0.076	0.077	0.006	-0.161	5.133
t-3	0.027	0.012	0.071	-0.038	-0.017	-0.196	0.139	0.017	0.073	-0.018	0.082	-0.166	5.133
t-2	0.045	0.043	-0.028	-0.009	-0.043	0.018	-0.066	0.057	-0.150	0.069	-0.008	0.174	5.133
t-1	0.082	0.047	0.093	-0.001	-0.034	-0.002	-0.078	-0.151	0.034	0.105	-0.015	0.062	5.133

Tabela 14 – Métricas do resultado da estimação linear TRY $h = 03$.

	Train	Test
r2 score	0.364280	-0.319032
Norm. MSE	0.122235	1.347206

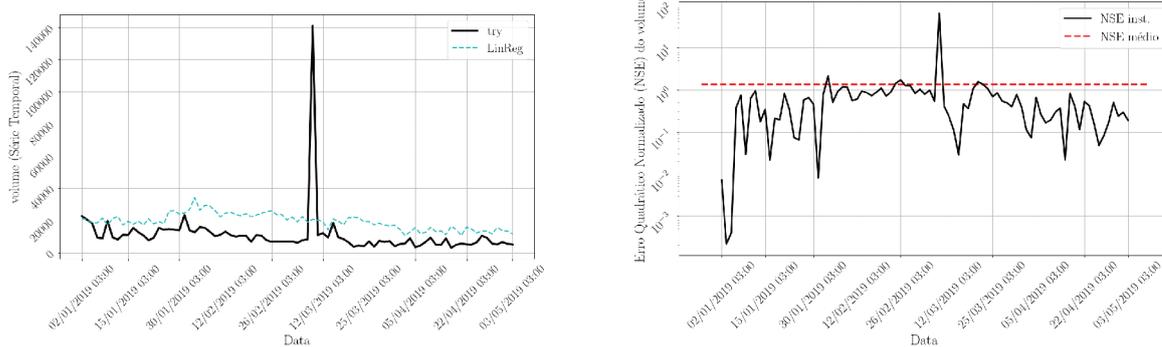


(a) Estimação dos exemplos de treino.



(b) Erro quadrático médio normalizado.

Figura 33 – Resultado treino do estimador linear do nvol do TRY, com os dados de 2015 a 2018 para o instante $h = 03$ horas, usando o nvol dos 12 demais países nos $N = 10$ dias anteriores.



(a) Estimação dos exemplos de teste.

(b) Erro quadrático médio normalizado (teste).

Figura 34 – Resultado teste, mostrando a previsão realizada pelo estimador linear do nvol do TRY, em comparação com os dados reais de 2019, para o instante $h = 03$ horas. Como entrada, é considerado o nvol dos 12 demais países nos $N = 10$ dias anteriores.

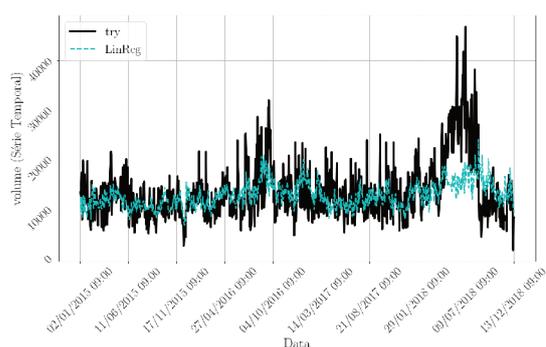
TRY $h = 09$

Tabela 15 – Valores dos parâmetros W_h e b para o nvol do TRY na hora $h = 09$.

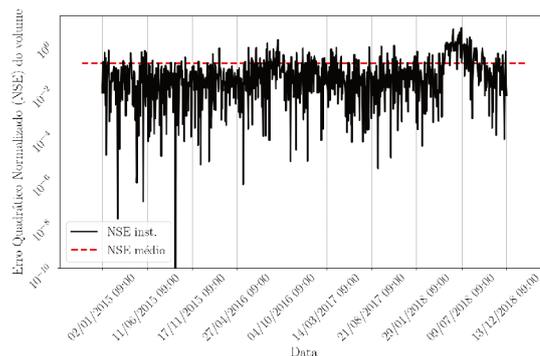
	zar	mxn	cnh	rub	hkd	aud	cad	eur	jpy	gbp	nzd	chf	b
t-10	-0.007	-0.086	0.010	-0.002	0.007	0.037	-0.069	0.012	-0.005	0.132	0.040	-0.079	5.358
t-9	-0.049	0.211	0.020	-0.013	0.040	-0.032	-0.070	-0.087	0.008	0.081	-0.021	0.059	5.358
t-8	-0.064	-0.029	-0.005	-0.012	0.026	-0.046	0.020	-0.167	-0.161	-0.024	0.297	0.118	5.358
t-7	-0.056	0.007	0.016	-0.006	-0.035	-0.124	0.037	-0.016	-0.049	0.143	-0.030	0.046	5.358
t-6	-0.007	-0.009	-0.000	-0.000	-0.095	0.072	0.050	0.028	-0.042	-0.068	-0.027	0.067	5.358
t-5	0.085	-0.036	0.016	-0.009	-0.020	0.103	-0.107	-0.176	0.118	-0.032	-0.067	0.234	5.358
t-4	0.045	0.092	0.002	-0.013	0.004	-0.071	0.060	-0.053	-0.009	-0.050	0.077	0.039	5.358
t-3	0.016	0.018	0.051	-0.000	0.008	0.083	-0.002	0.001	-0.043	-0.047	-0.005	-0.098	5.358
t-2	0.039	0.084	0.019	-0.033	-0.045	0.092	0.001	0.043	-0.034	-0.136	-0.010	0.035	5.358
t-1	0.164	0.089	-0.007	0.002	-0.023	0.242	-0.056	0.103	-0.154	0.093	-0.255	0.049	5.358

Tabela 16 – Métricas do resultado da estimação linear TRY $h = 09$.

	Train	Test
r2 score	0.220498	-3.506371
Norm. MSE	0.156079	0.386446

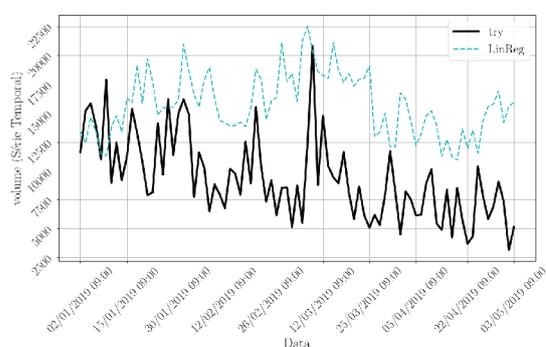


(a) Estimação dos exemplos de treino.

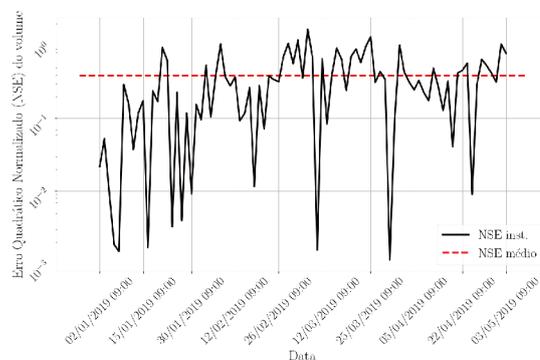


(b) Erro quadrático médio normalizado.

Figura 35 – Resultado treino do estimador linear do nvol do TRY, com os dados de 2015 a 2018 para o instante $h = 09$ horas, usando o nvol dos 12 demais países nos $N = 10$ dias anteriores.



(a) Estimação dos exemplos de teste.



(b) Erro quadrático médio normalizado (teste).

Figura 36 – Resultado teste, mostrando a previsão realizada pelo estimador linear do nvol do TRY, em comparação com os dados reais de 2019, para o instante $h = 09$ horas. Como entrada, é considerado o nvol dos 12 demais países nos $N = 10$ dias anteriores.

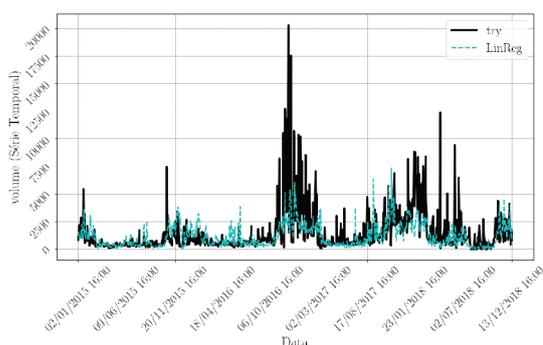
TRY $h = 16$

Tabela 17 – Valores dos parâmetros W_h e b para o nvol do TRY na hora $h = 16$.

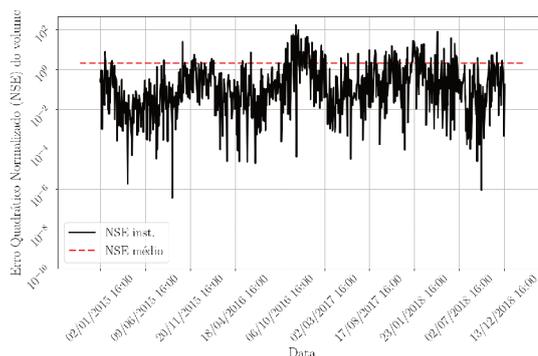
	zar	mxn	cnh	rub	hkd	aud	cad	eur	jpy	gbp	nzd	chf	b
t-10	-0.065	0.292	-0.069	0.0	0.173	-1.358	0.881	0.438	-0.921	-0.698	1.472	-0.832	1.45
t-9	-0.019	0.429	0.076	0.0	-0.058	2.096	-0.497	-2.430	-0.933	-0.136	0.468	0.721	1.45
t-8	-0.215	0.592	-0.215	0.0	-0.237	0.423	0.729	1.371	-1.061	0.256	-0.772	-0.258	1.45
t-7	-0.065	0.143	-0.281	0.0	0.333	-0.881	1.772	-0.530	-0.519	0.629	-0.017	-0.469	1.45
t-6	-0.028	-0.248	-0.098	0.0	-0.050	0.923	1.303	-0.271	0.455	-2.241	0.282	1.036	1.45
t-5	-0.029	0.608	-0.101	0.0	-0.313	0.097	0.449	-0.083	-0.364	-0.424	0.228	-0.437	1.45
t-4	-0.346	1.029	-0.101	0.0	0.254	1.255	-1.553	0.125	-0.052	-0.956	0.096	1.369	1.45
t-3	0.172	0.902	-0.288	0.0	0.553	-0.227	-0.540	0.343	-0.800	0.119	-0.197	0.558	1.45
t-2	-0.092	0.487	-0.178	0.0	0.211	0.879	0.039	-0.596	-0.257	-0.429	0.064	1.764	1.45
t-1	0.042	1.227	-0.259	0.0	0.296	-0.042	-1.218	0.680	-0.801	-1.141	-0.362	2.150	1.45

Tabela 18 – Métricas do resultado da estimação linear TRY $h = 16$.

	Train	Test
r2 score	0.216015	-0.533096
Norm. MSE	2.020717	8.688215

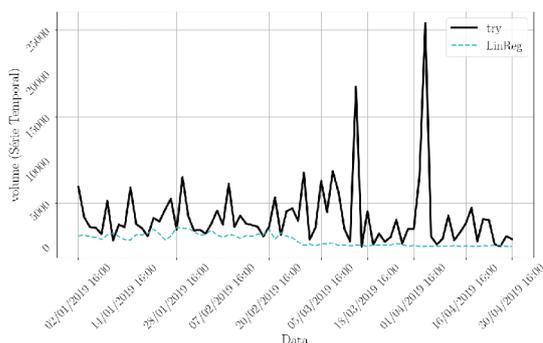


(a) Estimação dos exemplos de treino.

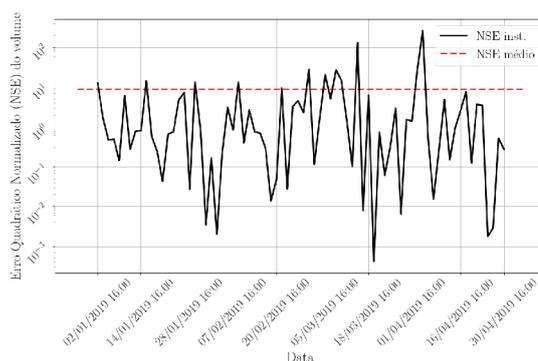


(b) Erro quadrático médio normalizado.

Figura 37 – Resultado treino do estimador linear do nvol do TRY, com os dados de 2015 a 2018 para o instante $h = 16$ horas, usando o nvol dos 12 demais países nos $N = 10$ dias anteriores.



(a) Estimação dos exemplos de teste.



(b) Erro quadrático médio normalizado (teste).

Figura 38 – Resultado teste, mostrando a previsão realizada pelo estimador linear do nvol do TRY, em comparação com os dados reais de 2019, para o instante $h = 16$ horas. Como entrada, é considerado o nvol dos 12 demais países nos $N = 10$ dias anteriores.

B.3 HKD

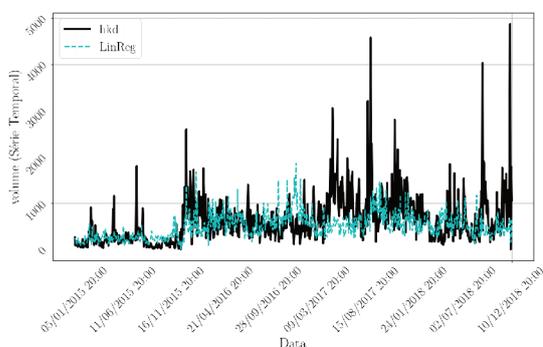
HKD $h = 20$

Tabela 19 – Valores dos parâmetros W_h e b para o nvol do HKD na hora $h = 20$.

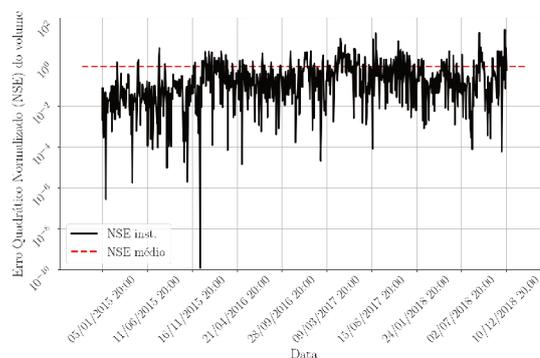
	zar	mxn	try	cnh	rub	aud	cad	eur	jpy	gbp	nzd	chf	b
t-10	-0.041	0.048	-0.012	0.037	0.0	-0.554	0.703	-0.105	-0.547	0.494	-0.524	0.146	4.433
t-9	0.278	0.075	-0.126	0.288	0.0	-0.155	0.592	-0.227	-1.003	0.017	-0.120	0.497	4.433
t-8	0.346	-0.546	0.129	-0.556	0.0	0.207	1.324	-0.084	-0.078	-0.369	-0.414	-0.100	4.433
t-7	-0.348	0.329	-0.155	0.308	0.0	-0.162	0.528	0.459	-0.778	-0.220	-0.361	0.290	4.433
t-6	0.158	0.076	0.125	-0.935	0.0	-0.068	0.582	0.004	0.225	-0.183	0.436	0.155	4.433
t-5	-0.339	-0.402	0.067	0.028	0.0	-0.619	0.605	0.469	-0.287	0.168	0.078	-0.044	4.433
t-4	1.020	2.200	0.021	-0.063	0.0	-1.447	-0.124	-0.039	-0.560	0.300	-0.191	-0.558	4.433
t-3	0.126	-0.001	0.202	-0.235	0.0	-0.727	0.053	1.013	-0.888	0.314	0.017	0.389	4.433
t-2	-0.203	0.359	-0.062	-0.347	0.0	-0.202	0.579	0.725	-0.000	-0.468	-0.465	0.423	4.433
t-1	-0.262	0.464	0.074	0.290	0.0	-0.219	0.920	0.015	0.652	-0.807	0.018	-0.344	4.433

Tabela 20 – Métricas do resultado da estimação linear HKD $h = 20$.

	Train	Test
r2 score	-0.027777	-0.343485
Norm. MSE	0.891957	1.250616

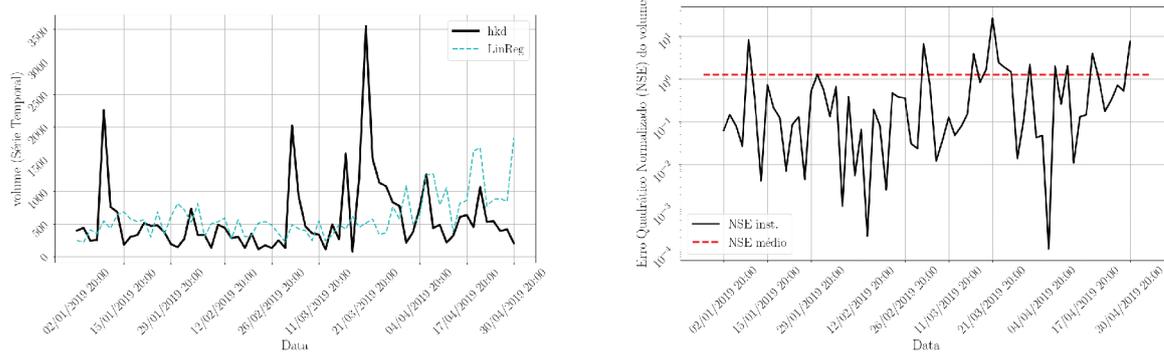


(a) Estimação dos exemplos de treino.



(b) Erro quadrático médio normalizado.

Figura 39 – Resultado treino do estimador linear do nvol do HKD, com os dados de 2015 a 2018 para o instante $h = 20$ horas, usando o nvol dos 12 demais países nos $N = 10$ dias anteriores.



(a) Estimação dos exemplos de teste.

(b) Erro quadrático médio normalizado (teste).

Figura 40 – Resultado teste, mostrando a previsão realizada pelo estimador linear do nvol do HKD, em comparação com os dados reais de 2019, para o instante $h = 20$ horas. Como entrada, é considerado o nvol dos 12 demais países nos $N = 10$ dias anteriores.

HKD $h = 03$

Tabela 21 – Valores dos parâmetros W_h e b para o nvol do HKD na hora $h = 03$.

	zar	mxn	try	cnh	rub	aud	cad	eur	jpy	gbp	nzd	chf	b
t-10	0.075	0.038	0.001	-0.123	-0.006	0.163	0.037	-0.125	0.030	-0.186	-0.031	0.127	9.402
t-9	0.002	0.059	0.023	0.013	-0.019	-0.004	-0.132	-0.034	-0.033	0.037	-0.060	0.054	9.402
t-8	0.011	0.071	0.008	0.013	-0.002	0.070	0.011	0.005	-0.100	-0.113	-0.014	0.036	9.402
t-7	0.008	0.049	-0.056	0.004	-0.016	0.062	0.004	0.045	-0.025	-0.012	-0.095	-0.065	9.402
t-6	0.000	0.110	-0.055	-0.013	-0.022	0.099	-0.151	-0.023	0.096	-0.099	-0.029	0.006	9.402
t-5	-0.027	-0.020	-0.028	0.009	-0.021	0.070	0.019	-0.021	-0.071	0.003	0.141	-0.023	9.402
t-4	-0.030	0.030	0.009	-0.029	-0.017	-0.010	-0.038	-0.084	0.134	0.061	0.015	0.024	9.402
t-3	-0.062	0.032	-0.019	0.011	0.005	-0.002	0.135	-0.114	-0.051	-0.050	0.013	0.070	9.402
t-2	-0.019	0.030	-0.019	-0.003	0.001	-0.011	-0.088	0.078	-0.042	-0.015	-0.015	0.033	9.402
t-1	-0.084	0.103	-0.081	0.058	0.016	0.044	-0.117	0.046	0.031	-0.056	0.064	0.092	9.402

Tabela 22 – Métricas do resultado da estimação linear HKD $h = 03$.

	Train	Test
r2 score	0.122223	-0.208266
Norm. MSE	0.452733	0.623877

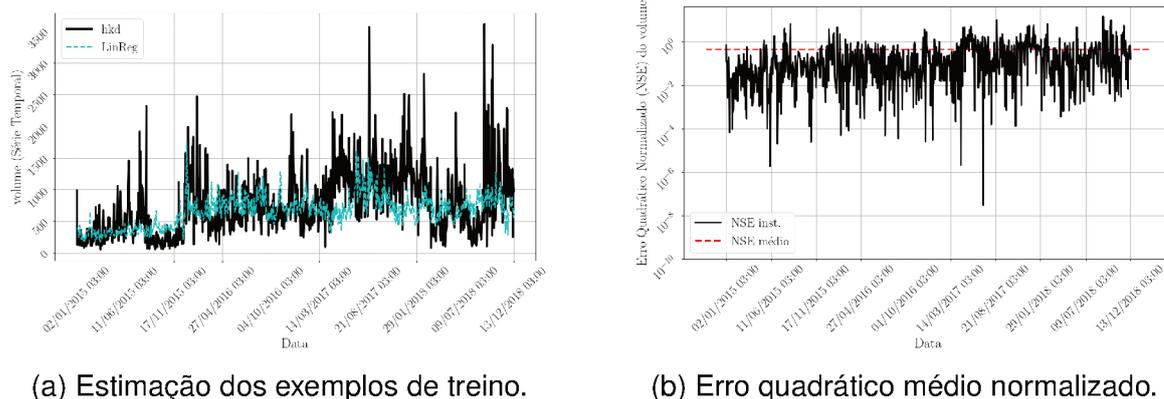


Figura 41 – Resultado treino do estimador linear do nvol do HKD, com os dados de 2015 a 2018 para o instante $h = 03$ horas, usando o nvol dos 12 demais países nos $N = 10$ dias anteriores.

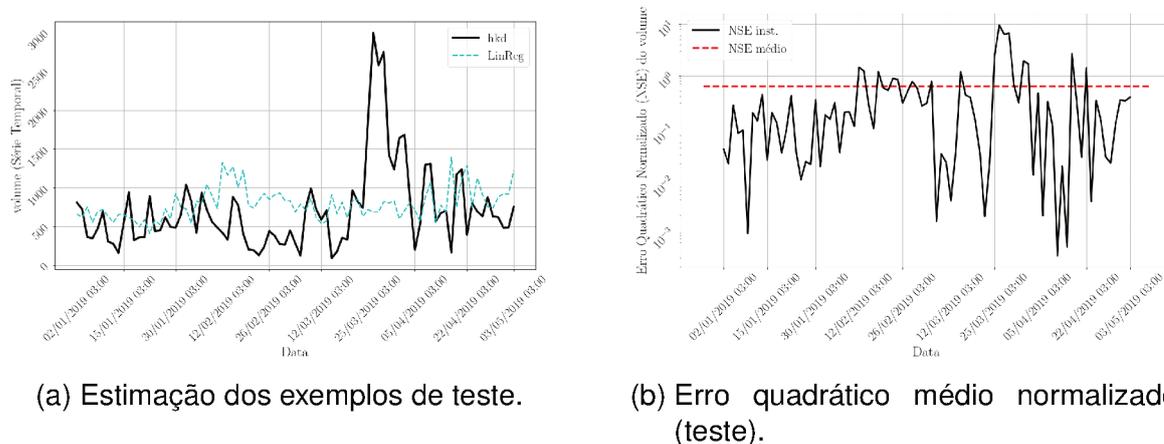


Figura 42 – Resultado teste, mostrando a previsão realizada pelo estimador linear do nvol do HKD, em comparação com os dados reais de 2019, para o instante $h = 03$ horas. Como entrada, é considerado o nvol dos 12 demais países nos $N = 10$ dias anteriores.

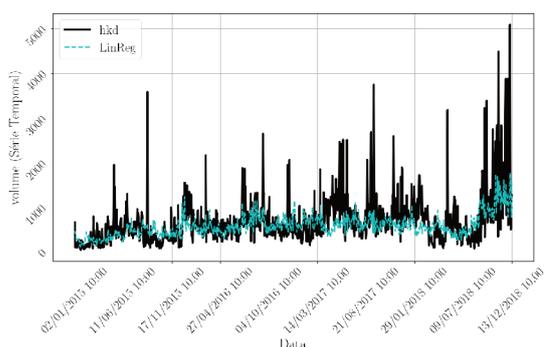
HKD $h = 10$

Tabela 23 – Valores dos parâmetros W_h e b para o nvol do HKD na hora $h = 10$.

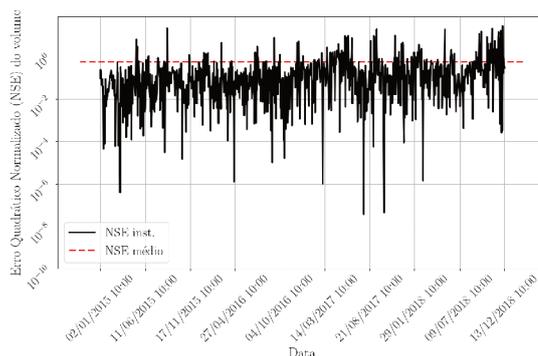
	zar	mxn	try	cnh	rub	aud	cad	eur	jpy	gbp	nzd	chf	b
t-10	0.072	0.206	-0.116	-0.003	0.001	0.200	-0.261	0.090	-0.061	-0.036	-0.126	0.037	8.425
t-9	0.161	-0.007	-0.061	-0.023	-0.031	-0.049	-0.161	-0.116	0.029	0.136	0.048	0.036	8.425
t-8	-0.008	-0.028	-0.055	0.046	-0.002	-0.010	-0.113	-0.090	0.020	-0.028	-0.010	0.087	8.425
t-7	0.083	-0.017	-0.051	0.002	-0.002	-0.141	-0.174	0.075	0.007	-0.042	0.057	-0.108	8.425
t-6	-0.095	0.163	-0.024	-0.047	-0.026	-0.130	-0.038	0.251	-0.025	-0.040	-0.129	0.118	8.425
t-5	-0.049	0.043	-0.085	0.022	-0.018	0.143	0.032	-0.170	-0.014	-0.034	-0.015	0.117	8.425
t-4	0.003	-0.051	-0.095	0.038	0.004	-0.061	0.014	-0.101	0.088	0.046	-0.004	0.110	8.425
t-3	-0.042	0.131	-0.070	0.020	-0.013	0.093	-0.215	0.069	-0.123	-0.107	0.088	0.069	8.425
t-2	-0.011	0.041	-0.030	0.003	-0.033	-0.008	-0.033	0.162	-0.131	0.020	-0.052	0.057	8.425
t-1	-0.042	0.103	-0.021	0.004	0.018	-0.054	0.020	-0.022	0.184	-0.019	-0.096	0.105	8.425

Tabela 24 – Métricas do resultado da estimação linear HKD $h = 10$.

	Train	Test
r2 score	0.251672	-8.679629
Norm. MSE	0.562724	1.171585

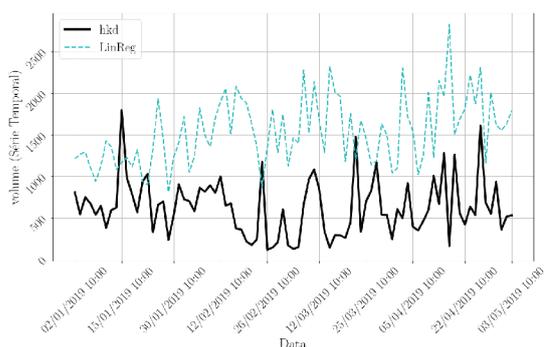


(a) Estimação dos exemplos de treino.

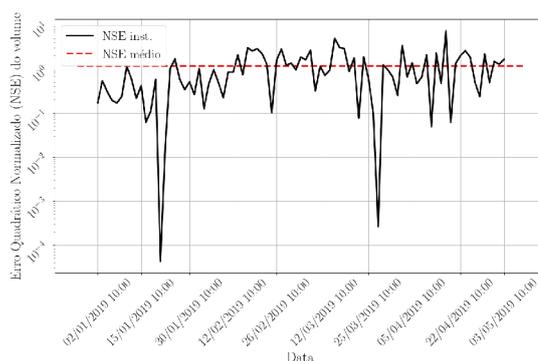


(b) Erro quadrático médio normalizado.

Figura 43 – Resultado treino do estimador linear do nvol do HKD, com os dados de 2015 a 2018 para o instante $h = 10$ horas, usando o nvol dos 12 demais países nos $N = 10$ dias anteriores.



(a) Estimação dos exemplos de teste.



(b) Erro quadrático médio normalizado (teste).

Figura 44 – Resultado teste, mostrando a previsão realizada pelo estimador linear do nvol do HKD, em comparação com os dados reais de 2019, para o instante $h = 10$ horas. Como entrada, é considerado o nvol dos 12 demais países nos $N = 10$ dias anteriores.

B.4 RUB

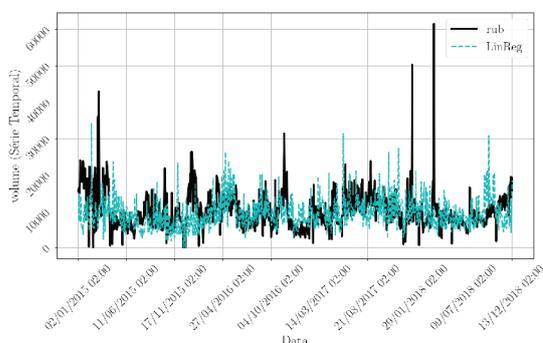
RUB $h = 02$

Tabela 25 – Valores dos parâmetros W_h e b para o nvol do RUB na hora $h = 02$.

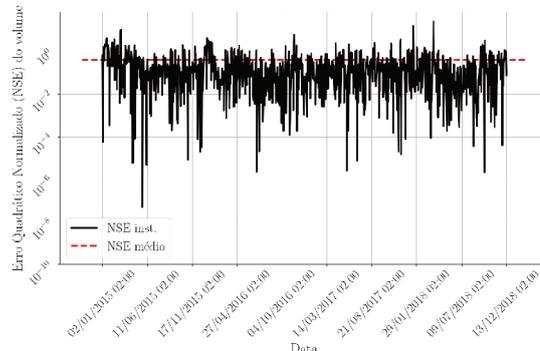
	zar	mxn	try	cnh	hkd	aud	cad	eur	jpy	gbp	nzd	chf	b
t-10	0.218	0.065	-0.062	0.069	0.058	0.551	-0.570	-0.528	0.039	0.385	-0.078	-0.126	8.687
t-9	0.177	-0.013	-0.120	0.063	-0.117	0.036	0.179	-0.083	-0.018	0.047	-0.340	-0.065	8.687
t-8	-0.166	0.076	-0.102	-0.013	-0.006	-0.237	0.420	0.116	-0.501	-0.275	0.036	0.513	8.687
t-7	-0.141	0.074	-0.001	0.202	0.086	-0.068	-0.174	0.415	-0.191	-0.003	0.347	-0.410	8.687
t-6	-0.101	0.224	0.130	-0.317	0.110	0.872	-0.269	-0.629	-0.002	0.608	-0.362	-0.020	8.687
t-5	0.163	0.227	-0.077	-0.113	-0.074	-0.063	-0.583	0.220	0.430	-0.220	-0.134	0.171	8.687
t-4	-0.034	-0.358	-0.144	-0.134	0.007	-0.670	0.219	0.447	0.467	-0.275	0.480	0.348	8.687
t-3	0.173	0.027	0.106	0.137	0.083	0.179	-0.383	-0.055	-0.471	0.088	0.791	-0.484	8.687
t-2	-0.084	0.091	-0.157	-0.222	0.016	-0.290	0.533	-0.404	-0.022	0.145	0.169	0.113	8.687
t-1	0.184	0.119	-0.194	-0.091	-0.072	-0.205	-0.301	0.016	0.410	-0.135	-0.312	0.310	8.687

Tabela 26 – Métricas do resultado da estimação linear RUB $h = 02$.

	Train	Test
r2 score	-0.432836	-9.257496
Norm. MSE	0.408240	0.591124

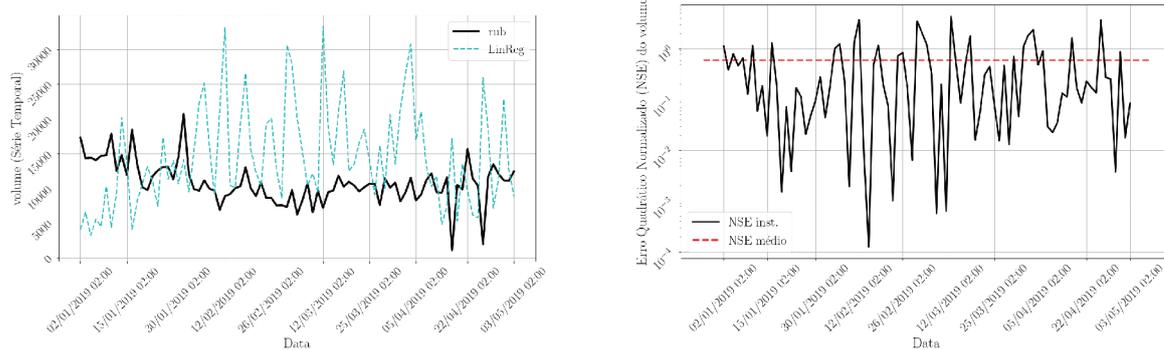


(a) Estimação dos exemplos de treino.



(b) Erro quadrático médio normalizado.

Figura 45 – Resultado treino do estimador linear do nvol do RUB, com os dados de 2015 a 2018 para o instante $h = 02$ horas, usando o nvol dos 12 demais países nos $N = 10$ dias anteriores.



(a) Estimação dos exemplos de teste.

(b) Erro quadrático médio normalizado (teste).

Figura 46 – Resultado teste, mostrando a previsão realizada pelo estimador linear do nvol do RUB, em comparação com os dados reais de 2019, para o instante $h = 02$ horas. Como entrada, é considerado o nvol dos 12 demais países nos $N = 10$ dias anteriores.

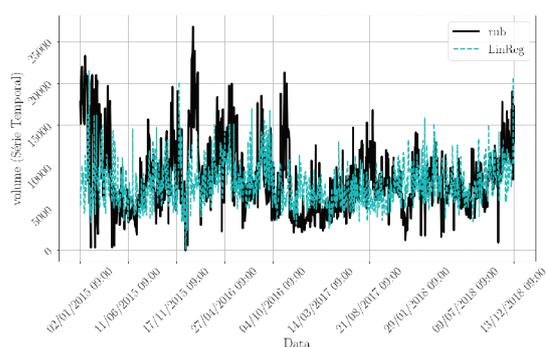
RUB $h = 09$

Tabela 27 – Valores dos parâmetros W_h e b para o nvol do RUB na hora $h = 09$.

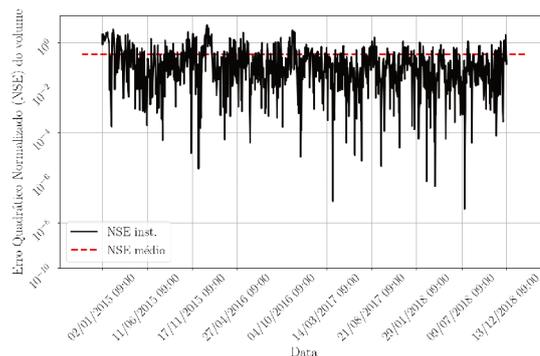
	zar	mxn	try	cnh	hkd	aud	cad	eur	jpy	gbp	nzd	chf	b
t-10	0.089	-0.141	0.043	0.163	-0.019	-0.134	0.031	-0.077	0.214	0.055	-0.302	-0.150	3.6
t-9	-0.185	-0.006	-0.102	0.013	-0.021	-0.246	0.042	-0.017	0.113	0.029	0.102	0.146	3.6
t-8	0.142	-0.249	-0.076	0.157	0.017	0.064	0.017	-0.111	-0.183	0.044	-0.005	0.095	3.6
t-7	-0.415	0.054	0.032	0.130	0.050	0.227	0.144	0.047	-0.194	-0.394	0.050	-0.015	3.6
t-6	0.268	0.012	-0.007	-0.206	-0.068	0.431	-0.045	-0.101	0.111	-0.124	-0.039	-0.255	3.6
t-5	0.078	-0.039	-0.133	0.056	0.092	-0.411	0.058	0.013	0.141	0.035	0.056	0.487	3.6
t-4	0.502	0.068	0.161	-0.228	-0.017	-0.522	-0.170	0.377	-0.285	0.239	0.419	0.178	3.6
t-3	-0.023	0.260	-0.107	0.240	-0.097	0.145	-0.079	0.210	-0.209	0.247	0.095	-0.692	3.6
t-2	-0.075	0.151	-0.038	-0.039	0.077	-0.298	0.175	0.102	0.037	0.047	0.119	-0.117	3.6
t-1	-0.006	0.016	0.036	-0.177	-0.077	-0.275	0.003	0.092	0.281	0.218	-0.050	-0.004	3.6

Tabela 28 – Métricas do resultado da estimação linear RUB $h = 09$.

	Train	Test
r2 score	-0.106153	-10.114702
Norm. MSE	0.301017	0.561352

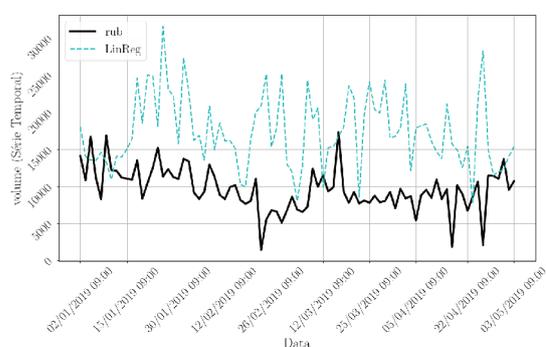


(a) Estimação dos exemplos de treino.

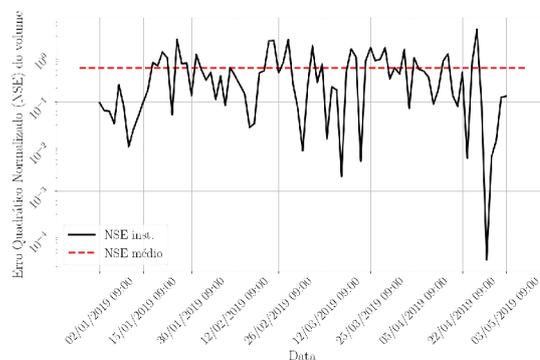


(b) Erro quadrático médio normalizado.

Figura 47 – Resultado treino do estimador linear do nvol do RUB, com os dados de 2015 a 2018 para o instante $h = 09$ horas, usando o nvol dos 12 demais países nos $N = 10$ dias anteriores.



(a) Estimação dos exemplos de teste.



(b) Erro quadrático médio normalizado (teste).

Figura 48 – Resultado teste, mostrando a previsão realizada pelo estimador linear do nvol do RUB, em comparação com os dados reais de 2019, para o instante $h = 09$ horas. Como entrada, é considerado o nvol dos 12 demais países nos $N = 10$ dias anteriores.

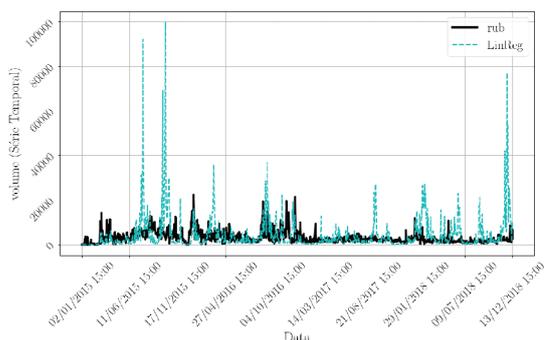
RUB $h = 15$

Tabela 29 – Valores dos parâmetros W_h e b para o nvol do RUB na hora $h = 15$.

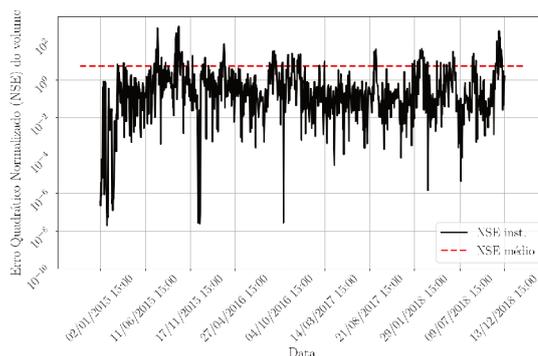
	zar	mxn	try	cnh	hkd	aud	cad	eur	jpy	gbp	nzd	chf	b
t-10	0.123	-0.215	0.041	-0.055	0.043	0.051	1.063	-0.151	-0.024	0.162	-0.032	-1.265	-17.296
t-9	0.235	0.610	0.110	0.129	0.237	-0.107	0.016	0.234	-0.523	0.720	0.336	-0.943	-17.296
t-8	0.135	0.636	0.019	0.299	0.101	-0.530	0.677	0.255	-0.533	0.622	0.028	-0.861	-17.296
t-7	-0.035	-0.160	0.087	0.076	0.223	0.052	0.322	0.237	0.032	-0.367	0.744	-0.758	-17.296
t-6	0.143	-0.007	0.135	0.019	0.282	-0.261	0.245	-0.436	-0.423	0.742	0.320	-0.486	-17.296
t-5	-0.034	0.075	0.115	0.150	0.138	0.049	0.206	0.205	0.279	-0.202	0.586	-0.765	-17.296
t-4	-0.140	0.895	-0.097	0.172	0.048	0.364	0.068	0.202	-0.604	-0.330	0.031	-0.036	-17.296
t-3	-0.055	0.034	-0.021	-0.111	0.237	0.659	0.467	0.085	-0.601	-1.358	0.553	-0.073	-17.296
t-2	0.015	0.177	-0.150	-0.067	0.142	0.686	0.511	0.495	-0.633	-0.990	0.147	-0.413	-17.296
t-1	-0.045	0.238	-0.081	0.116	0.127	1.362	-0.104	0.037	-0.300	-0.594	0.684	-0.784	-17.296

Tabela 30 – Métricas do resultado da estimação linear RUB $h = 15$.

	Train	Test
r2 score	-8.856199	-2.403297
Norm. MSE	5.309120	2.048755

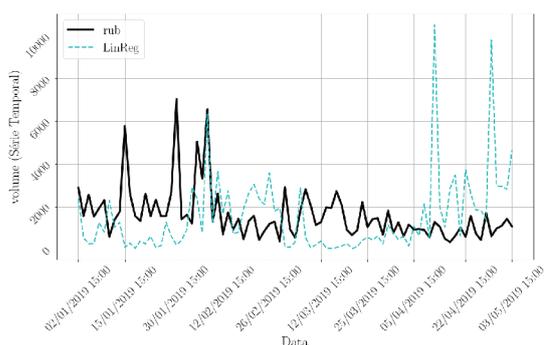


(a) Estimação dos exemplos de treino.

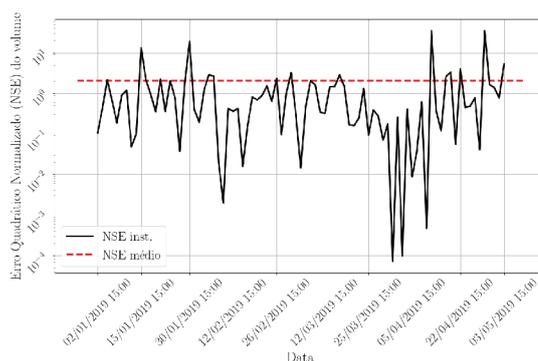


(b) Erro quadrático médio normalizado.

Figura 49 – Resultado treino do estimador linear do nvol do RUB, com os dados de 2015 a 2018 para o instante $h = 15$ horas, usando o nvol dos 12 demais países nos $N = 10$ dias anteriores.



(a) Estimação dos exemplos de teste.



(b) Erro quadrático médio normalizado (teste).

Figura 50 – Resultado teste, mostrando a previsão realizada pelo estimador linear do nvol do RUB, em comparação com os dados reais de 2019, para o instante $h = 15$ horas. Como entrada, é considerado o nvol dos 12 demais países nos $N = 10$ dias anteriores.

APÊNDICE C – ESTIMAÇÃO DA “PRÓXIMA HORA h ”

Exemplos para os demais países emergentes, conforme as definições apresentadas na Seção Seção 4.2.

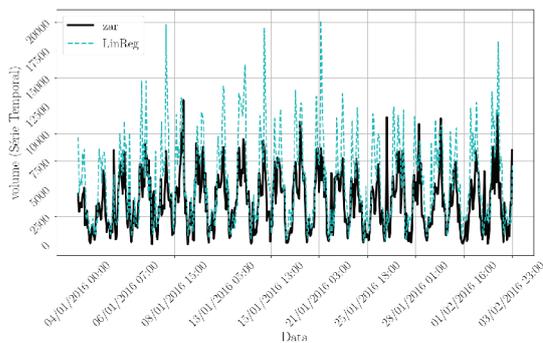
C.1 ZAR

Tabela 31 – Valores dos parâmetros W_h e b para o nvol do ZAR com $N = 4$ amostras passadas dos demais países.

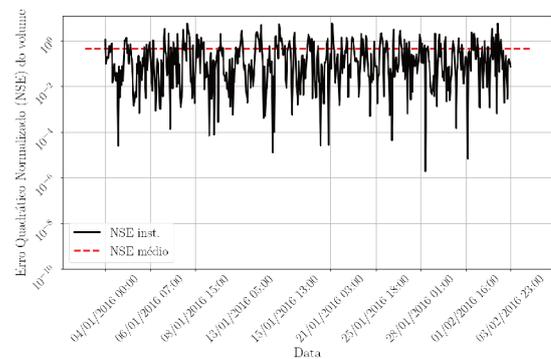
	mxn	try	cnh	rub	hkd	aud	cad	eur	jpy	gbp	nzd	chf	b
t-4	0.160	0.075	0.170	0.022	0.184	1.080	-0.650	-0.635	-0.052	0.156	-0.376	0.143	1.295
t-3	-0.056	0.056	0.076	-0.018	0.107	0.643	-0.798	-0.195	-0.545	0.826	-0.388	0.041	1.295
t-2	0.071	0.059	0.013	-0.057	0.195	-0.418	-0.393	-0.403	-0.472	0.655	0.047	-0.299	1.295
t-1	0.653	0.246	0.026	0.034	0.056	-0.026	0.189	0.997	0.516	-0.518	-0.031	1.352	1.295

Tabela 32 – Métricas do resultado da estimação linear ZAR com $N = 4$ amostras passadas dos demais países.

	Train	Test
r2 score	0.337296	0.313906
Norm. MSE	0.458668	0.491904

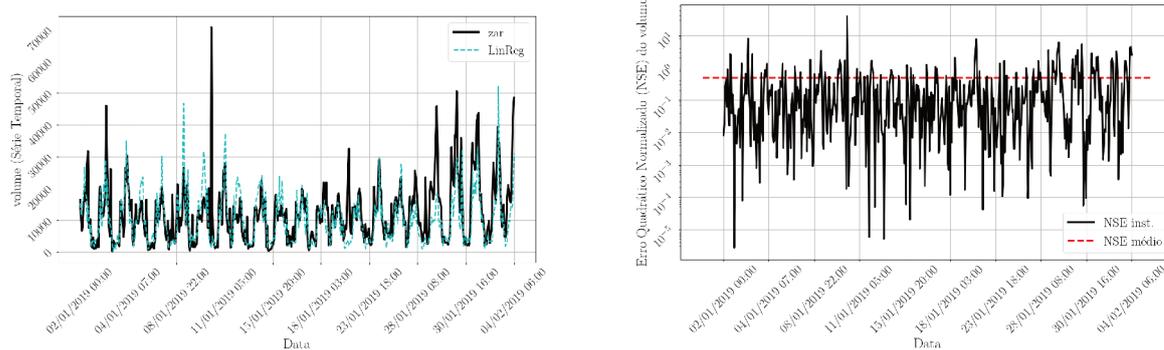


(a) Estimativa dos exemplos de treino.



(b) Erro quadrático médio normalizado (treino).

Figura 51 – Resultado treinamento do estimador linear, mostrando a previsão da próxima hora do nvol do ZAR para os exemplos testados. Como entrada, é considerado o nvol dos 12 demais países nas $N = 4$ horas anteriores.



(a) Estimação dos exemplos de teste.

(b) Erro quadrático médio normalizado (teste).

Figura 52 – Resultado teste, mostrando a previsão realizada pelo estimador linear do nvol do ZAR, em comparação com os dados reais de 2019. Como entrada, é considerado o nvol dos 12 demais países nas $N = 4$ horas anteriores.

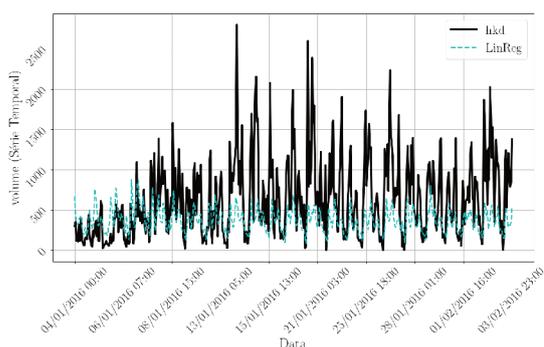
C.2 HKD

Tabela 33 – Valores dos parâmetros W_h e b para o nvol do HKD com $N = 4$ amostras passadas dos demais países.

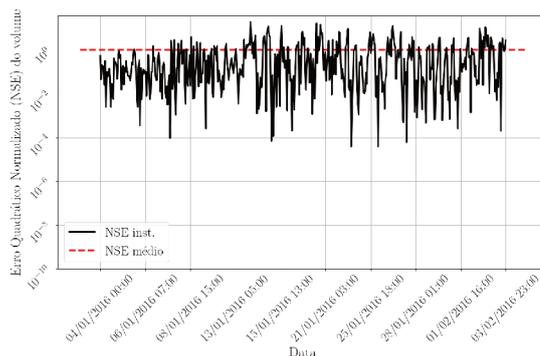
	zar	mxn	try	cnh	rub	aud	cad	eur	jpy	gbp	nzd	chf	b
t-4	0.075	-0.026	0.043	0.044	-0.002	-0.186	-0.562	-0.242	-0.271	0.287	0.284	-0.066	3.102
t-3	-0.015	0.001	0.008	0.029	-0.046	-0.233	-0.265	-0.179	-0.160	0.260	0.289	0.068	3.102
t-2	0.038	-0.037	0.000	-0.020	-0.040	0.048	0.062	-0.203	-0.191	0.397	-0.013	-0.190	3.102
t-1	0.135	-0.024	0.139	0.137	-0.012	0.147	-0.018	0.008	0.530	0.296	0.180	0.380	3.102

Tabela 34 – Métricas do resultado da estimação linear HKD com $N = 4$ amostras passadas dos demais países.

	Train	Test
r2 score	0.004691	0.013125
Norm. MSE	1.087826	0.964741

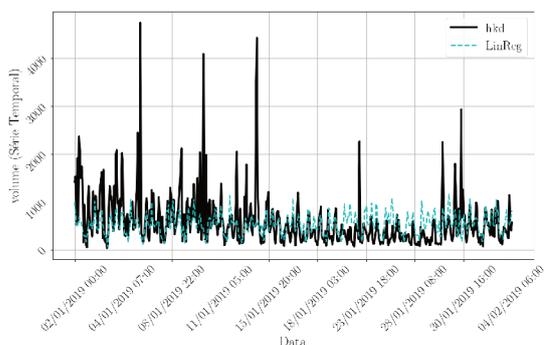


(a) Estimação dos exemplos de treino.

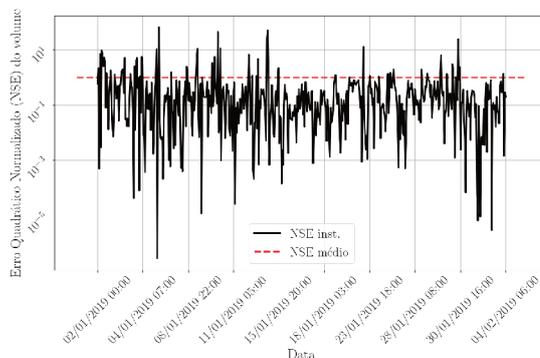


(b) Erro quadrático médio normalizado (treino).

Figura 53 – Resultado treinamento do estimador linear, mostrando a previsão da próxima hora do nvol do HKD para os exemplos testados. Como entrada, é considerado o nvol dos 12 demais países nas $N = 4$ horas anteriores.



(a) Estimação dos exemplos de teste.



(b) Erro quadrático médio normalizado (teste).

Figura 54 – Resultado teste, mostrando a previsão realizada pelo estimador linear do nvol do HKD, em comparação com os dados reais de 2019. Como entrada, é considerado o nvol dos 12 demais países nas $N = 4$ horas anteriores.

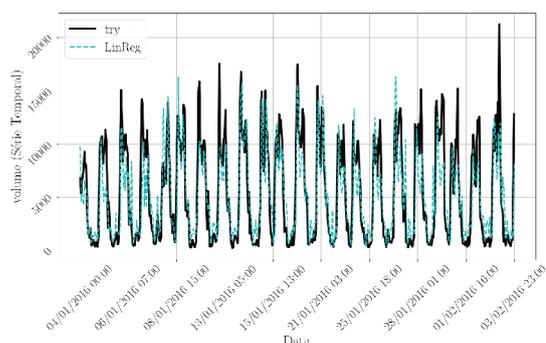
C.3 TRY

Tabela 35 – Valores dos parâmetros W_h e b para o nvol do TRY com $N = 4$ amostras passadas dos demais países.

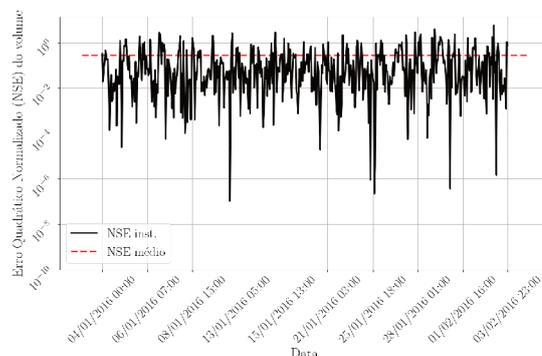
	zar	mxn	cnh	rub	hkd	aud	cad	eur	jpy	gbp	nzd	chf	b
t-4	0.075	0.006	0.252	0.003	0.194	0.967	-0.633	-0.569	0.442	-0.155	0.002	-0.098	2.168
t-3	0.095	-0.099	0.090	0.023	0.042	0.318	-0.612	-0.534	-0.099	0.329	0.143	0.024	2.168
t-2	0.037	-0.095	-0.076	-0.035	0.065	-0.333	-0.242	-0.478	-0.549	0.566	0.360	-0.394	2.168
t-1	0.282	0.220	0.040	0.093	0.127	0.007	-0.279	0.333	-0.345	0.376	0.564	1.902	2.168

Tabela 36 – Métricas do resultado da estimação linear TRY com $N = 4$ amostras passadas dos demais países.

	Train	Test
r2 score	0.285384	-0.154743
Norm. MSE	0.283917	0.561416

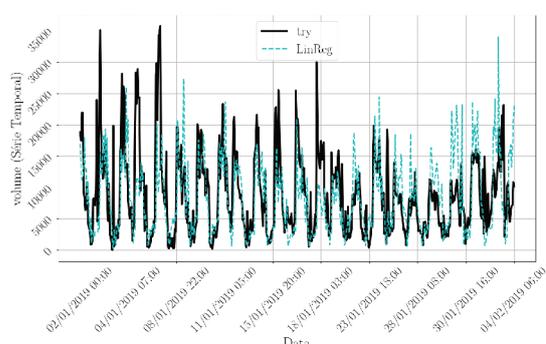


(a) Estimação dos exemplos de treino.

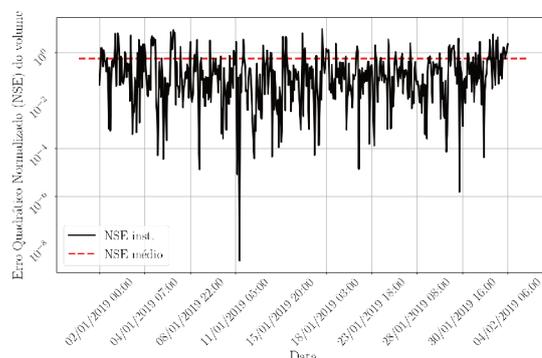


(b) Erro quadrático médio normalizado (treino).

Figura 55 – Resultado treinamento do estimador linear, mostrando a previsão da próxima hora do nvol do TRY para os exemplos testados. Como entrada, é considerado o nvol dos 12 demais países nas $N = 4$ horas anteriores.



(a) Estimação dos exemplos de teste.



(b) Erro quadrático médio normalizado (teste).

Figura 56 – Resultado teste, mostrando a previsão realizada pelo estimador linear do nvol do TRY, em comparação com os dados reais de 2019. Como entrada, é considerado o nvol dos 12 demais países nas $N = 4$ horas anteriores.

C.4 RUB

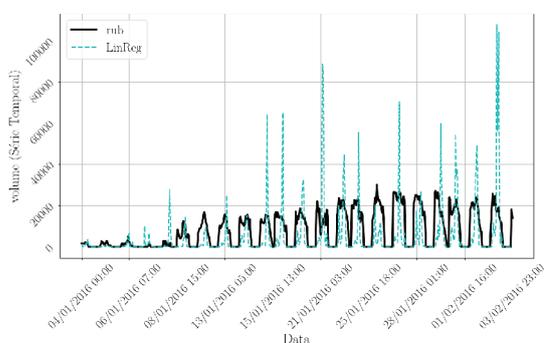
Neste exemplo não foram removidos os zeros da série, por fazerem parte do comportamento da variável. Entretanto, isso faz com que a estimação perca o sentido nesses horários.

Tabela 37 – Valores dos parâmetros W_h e b para o nvol do RUB com $N = 4$ amostras passadas dos demais países.

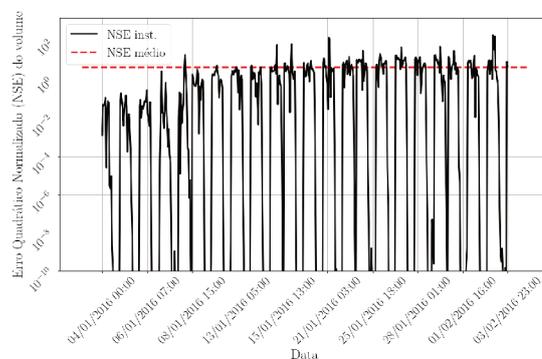
	zar	mxn	try	cnh	hkd	aud	cad	eur	jpy	gbp	nzd	chf	b
t-4	0.190	-0.183	0.220	0.495	0.557	0.957	-0.229	-1.394	0.843	-0.063	-0.090	0.002	-40.236
t-3	0.027	-0.238	0.196	0.021	0.078	-1.135	-0.148	-0.721	-0.302	0.917	0.500	-0.173	-40.236
t-2	0.137	0.376	0.456	0.214	0.361	-2.027	0.161	0.154	-1.129	0.820	0.799	-0.690	-40.236
t-1	0.421	1.381	0.688	-0.161	-0.399	-2.227	3.104	4.437	-3.037	1.471	-3.259	4.349	-40.236

Tabela 38 – Métricas do resultado da estimação linear RUB com $N = 4$ amostras passadas dos demais países.

	Train	Test
r2 score	-17771.832922	-3.372799e+07
Norm. MSE	4.800271	9.753054e+02

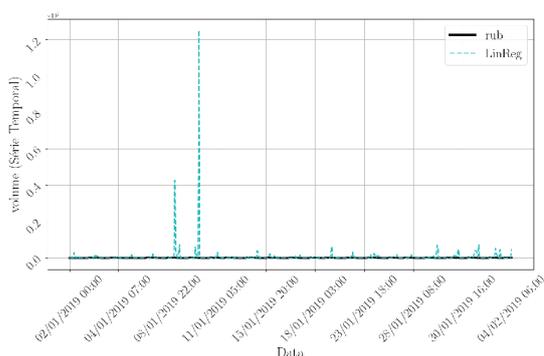


(a) Estimação dos exemplos de treino.

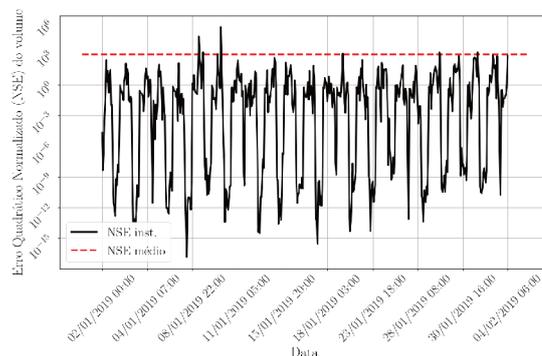


(b) Erro quadrático médio normalizado (treino).

Figura 57 – Resultado treinamento do estimador linear, mostrando a previsão da próxima hora do nvol do RUB para os exemplos testados. Como entrada, é considerado o nvol dos 12 demais países nas $N = 4$ horas anteriores.



(a) Estimação dos exemplos de teste.



(b) Erro quadrático médio normalizado (teste).

Figura 58 – Resultado teste, mostrando a previsão realizada pelo estimador linear do nvol do RUB, em comparação com os dados reais de 2019. Como entrada, é considerado o nvol dos 12 demais países nas $N = 4$ horas anteriores.