JOÃO ISÍDIO FREITAS MARTINS

PATRÍCIA ALESSANDRA MORITA SAKOWSKI

NILO LUIZ SACCARO JUNIOR

FELIPE NEIVA MUNDIM

**VALIDAÇÃO CRUZADA DE SÉRIES DE TEMPO PARA A SELEÇÃO DE MODELOS PREDITIVOS DO NÚMERO DE ATOS DE CONCENTRAÇÃO**

Trabalho de Conclusão de Curso

Orientador: Professor Fernando Silva Moreira dos Santos

FUNDAÇÃO GETULIO VARGAS

ESCOLA DE DIREITO

BRASÍLIA

2020

JOÃO ISÍDIO FREITAS MARTINS

PATRÍCIA ALESSANDRA MORITA SAKOWSKI

NILO LUIZ SACCARO JUNIOR

FELIPE NEIVA MUNDIM

**VALIDAÇÃO CRUZADA DE SÉRIES DE TEMPO PARA A SELEÇÃO DE MODELOS PREDITIVOS DO NÚMERO DE ATOS DE CONCENTRAÇÃO**

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado à Banca Examinadora da Escola de Direito da Fundação Getúlio Vargas na Pós-Graduação em Defesa da Concorrência e Direito Econômico, sob orientação do Professor Fernando Silva Moreira dos Santos.

Área de Concentração:

Direito Econômico

Orientador:

Professor Fernando Silva Moreira dos Santos

FUNDAÇÃO GETULIO VARGAS

ESCOLA DE DIREITO

BRASÍLIA

2020

Autorizo a reprodução e divulgação total ou parcial deste trabalho, por qualquer meio convencional ou eletrônico, para fins de estudo e pesquisa, desde que citada a fonte.

|  |
| --- |
| MARTINS, João Isídio Freitas; SAKOWSKI, Patrícia Alessandra Morita: SACCARO JR, Nilo Luiz; MUNDIM, Felipe Neiva.  VALIDAÇÃO CRUZADA DE SÉRIES DE TEMPO PARA A SELEÇÃO DE MODELOS PREDITIVOS DO NÚMERO DE ATOS DE CONCENTRAÇÃO. Orientador Professor Fernando Silva Moreira dos Santos –  Brasília: Fundação Getulio Vargas, 2020.  Trabalho de Conclusão de Curso (Pós-graduação em Defesa da Concorrência e Direito Econômico) – Fundação Getulio Vargas, 2020. |

**VALIDAÇÃO CRUZADA DE SÉRIES DE TEMPO PARA A SELEÇÃO DE MODELOS PREDITIVOS DO NÚMERO DE ATOS DE CONCENTRAÇÃO**

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado a Banca Examinadora da Escola de Direito da Fundação Getulio Vargas na Pós-Graduação em Defesa da Concorrência e Direito Econômico, sob orientação do Professor Fernando Silva Moreira dos Santos.

**Banca Examinadora**

Professor Fernando Silva Moreira dos Santos

Instituição: FGV

Julgamento: Assinatura:

Professor

Instituição:

Julgamento: Assinatura:

Professor

Instituição:

Julgamento: Assinatura:

**Brasília, de de 2020.**

**“Passado: É o futuro, usado.”**

Millôr Fernandes

**RESUMO**

**Título: VALIDAÇÃO CRUZADA DE SÉRIES DE TEMPO PARA A SELEÇÃO DE MODELOS PREDITIVOS DO NÚMERO DE ATOS DE CONCENTRAÇÃO**

TEXTO...

Palavras-chave:1.; 2.; 3.; 4..

**ABSTRACT**

**Title: CROSS VALIDATION OF TIME SERIES FOR THE SELECTION OF PREDICTIVE MODELS OF THE NUMBER OF CONCENTRATION ACTS**

TEXT....

Keywords:1.; 2.; 3.; 4..

**LISTA DE TABELAS**

[Tabela 1 - Modelo de 2016 para a previsão de Atos de Concentração 14](#_Toc54948775)

[Tabela 2 - Modelo de 2017 para a previsão de Atos de Concentração 15](#_Toc54948776)

[Tabela 3 - Modelo de 2019 para a previsão de Atos de Concentração 16](#_Toc54948777)

[Tabela 4 - Estatísticas descritivas para número de notificações de atos de concentração 42](#_Toc54948778)

[Tabela 5 - Dickey-Fuller Aumentado – AC mensais 44](#_Toc54948779)

[Tabela 6 - Significância dos testes de raiz unitária e autocorrelação dos resíduos para as variáveis macroeconômicas consideradas 46](#_Toc54948780)

[Tabela 7 - Atos de concentração previstos e realizados para o modelo de intercepto – base de treino até dezembro de 2017 48](#_Toc54948781)

[Tabela 8 - Atos de concentração previstos para o modelo M09 – base de treino (Dez/2017 a Jun/2020) 52](#_Toc54948782)

**LISTA DE GRÁFICOS**

[Gráfico 1 - Notificações mensais de atos de concentração no Cade (Jan/2015 a Jun/2020) 41](#_Toc54948847)

[Gráfico 2 - RMSE (Dez/2017 a Jun/2020) 49](#_Toc54948848)

[Gráfico 3 - ARMSE (Dez/2017 a Jun/2020) 50](#_Toc54948849)

[Gráfico 4 - ARMSE - M01 vs. M09 (Dez/2017 a Jun/2020) 51](#_Toc54948850)

[Gráfico 5 - Número de notificações de AC no Cade - Dados mensais (Jan/2015 a Jun/2021) 52](#_Toc54948851)

[Gráfico 6 - Número de notificações de AC no Cade 53](#_Toc54948852)

**LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS**

AC – Ato de Concentração

ADF – *Augmented Dickey-Fuller* (Dickey-Fuller Aumentado)

API – *Application Programming Interface* (Interface de Programação de Aplicações)

AR – Autorregressivo

ARDL – *Autoregressive Distributed Lag* (Autorregressivo com Defasagens Distribuídas)

ARMSE – *Aggregated Root Mean Squared Error* (Raiz da Média dos Erros Quadráticos Agregada)

BCB – Banco Central do Brasil

BG – Breusch-Godfrey

Cade – Conselho Administrativo de Defesa Econômica

CNI – Confederação Nacional da Indústria

COVID-19 – *Coronavirus Disease 2019*

DEE – Departamento de Estudos Econômicos

FTSE – *Financial Times Stock Exchange*

HHI – *Herfindahl-Hirschman Index* (Índice Herfindahl-Hirschman)

IBC-Br – Índice de Atividade Econômica do Banco Central

IBGE – Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística

ICEI – Índice de Confiança do Empresário Industrial

IPCA – Índice Nacional de Preços ao Consumidor Amplo

M&A – *Mergers and Acquisitions* (Fusões e Aquisições)

MAFE – *Mean Absolute Forecast Error* (Erro Médio Absoluto de Previsão)

MFE – *Mean Forecast Error* (Erro Médio de Previsão)

MQO – Mínimos Quadrados Ordinários

PIB – Produto Interno Bruto

PNAD – Pesquisa Nacional por Amostra de Domicílios

RMSE – *Root Mean Squared Error* (Raiz do Erro Quadrático Médio)

SBDC – Sistema Brasileiro de Defesa da Concorrência

SGS – Sistema Gerenciador de Séries Temporais

**SUMÁRIO**

[**1 INTRODUÇÃO 11**](#_Toc54797189)

[**2 ATOS DE CONCENTRAÇÃO E MODELOS PARA SUA PREVISÃO 12**](#_Toc54797190)

[**2.1.** **Atos de concentração no Brasil** 12](#_Toc54797193)

[**2.2.** **Modelos para a previsão de atos de concentração** 13](#_Toc54797194)

[**2.3.** **Variáveis que afetam o número de atos de concentração** 16](#_Toc54797195)

[**2.3.1.** **PIB** 18](#_Toc54797201)

[**2.3.2.** **Custo de capital (Juros)** 20](#_Toc54797202)

[**2.3.3.** **Câmbio** 20](#_Toc54797203)

[**2.3.4.** **Desemprego** 21](#_Toc54797204)

[**2.3.5.** **Risco** 21](#_Toc54797205)

[**2.3.6.** **Preços das ações na bolsa** 22](#_Toc54797206)

[**2.3.7.** **Inflação** 22](#_Toc54797207)

[**2.3.8.** **Oferta de Moeda** 23](#_Toc54797208)

[**2.3.9.** **Mudanças regulatórias** 23](#_Toc54797209)

[**2.4.** **Validação cruzada de séries de tempo para a seleção de modelos** 24](#_Toc54797210)

[**3 METODOLOGIA 26**](#_Toc54797211)

[**4 FONTES DE DADOS 41**](#_Toc54797212)

[**5 RESULTADOS 44**](#_Toc54797213)

[**6 CONCLUSÕES 54**](#_Toc54797214)

[**REFERÊNCIAS 56**](#_Toc54797215)

# INTRODUÇÃO

O Conselho Administrativo de Defesa Econômica (Cade) é uma autarquia federal, vinculada ao Ministério da Justiça e Segurança Pública, com base nas atribuições estabelecidas pela Lei n° 12.529, de 30 de novembro de 2011, possui a competência de analisar e decidir sobre as fusões, aquisições de controle, incorporações e outros atos de concentração (AC) econômica entre empresas que possam colocar em risco a livre concorrência.

No Brasil, esse controle de concentrações, realizado pelo Sistema Brasileiro de Defesa da Concorrência (SBDC), é uma atribuição do Cade e possui um caráter preventivo. Pois, os AC submetidos ao Cade são analisados e aqueles que possam suscitar preocupações concorrenciais são rejeitados. Dessa forma, o Cade zela pela promoção de um ambiente concorrencial saudável ao impedir a concretização de operações que possam gerar efeitos deletérios à economia.

Na consecução de sua função a autarquia despende recursos materiais e humanos. O uso desses recursos se torna ainda mais intenso na medida em que mais casos têm de ser avaliados. De outro lado, a notificação de um AC gera obrigação de recolhimento de uma taxa processual[[1]](#footnote-1). Desse modo, a previsibilidade da quantidade de AC notificados e analisados em um determinado período contribui com a gestão adequada dos recursos da autarquia.

Anualmente, o Departamento de Estudos Econômicos (DEE) é instado a se manifestar quanto a previsão do número de AC. As previsões estão consubstanciadas nas Notas Técnicas 19/2016/DEE/CADE (SEI 0213733), 9/2017/DEE/CADE (SEI 0309067), 9/2019/DEE/CADE (SEI 0606107), 24/2019/DEE/CADE (SEI 0629638) e 18/2020/DEE/CADE (SEI 0747835). Dada a importância perene do assunto é salutar a execução de revisões regulares dos métodos adotados para o resultado das previsões.

Nesse sentido, o objetivo é aprimorar a previsão do número de AC notificados ao Cade por meio da aplicação do método de *time series cross-validation[[2]](#footnote-2)* para seleção do modelo de previsão. A hipótese testada é que o modelo selecionado por esse método é capaz de fazer previsões mais acuradas do que a mera utilização de uma média histórica.

Este documento divide-se em sete seções, incluindo esta introdução. A seção 2 faz uma breve apresentação do que são os atos de concentração no Brasil e da literatura sobre os modelos de previsão utilizados pelo Cade, bem como sobre as principais variáveis macroeconômicas que podem impactar o número de AC, elencando os efeitos esperados de cada uma. A seção 3 apresenta a metodologia utilizada, seguida pela seção 4 que trata das fontes dos dados disponíveis. A quinta seção apresenta os resultados. O documento se encerra na seção 6 com as conclusões.

# ATOS DE CONCENTRAÇÃO E MODELOS PARA SUA PREVISÃO



## Atos de concentração no Brasil

A Lei nº 12.529/2011 no seu artigo 90 define o conceito de **ato de concentração**:

Art. 90. Para os efeitos do art. 88 desta Lei, realiza-se um **ato de concentração** quando:

I - 2 (duas) ou mais empresas anteriormente independentes se fundem;

II - 1 (uma) ou mais empresas adquirem, direta ou indiretamente, por compra ou permuta de ações, quotas, títulos ou valores mobiliários conversíveis em ações, ou ativos, tangíveis ou intangíveis, por via contratual ou por qualquer outro meio ou forma, o controle ou partes de uma ou outras empresas;

III - 1 (uma) ou mais empresas incorporam outra ou outras empresas; ou

IV - 2 (duas) ou mais empresas celebram contrato associativo, consórcio ou joint venture.

Parágrafo único. Não serão considerados atos de concentração, para os efeitos do disposto no art. 88 desta Lei, os descritos no inciso IV do caput, quando destinados às licitações promovidas pela administração pública direta e indireta e aos contratos delas decorrentes.

Segundo o artigo 88 da Lei nº 12.529/2011, com valores atualizados pela Portaria Interministerial 994, de 30 de maio de 2012, devem ser notificados ao Cade os atos de concentração em que pelo menos um dos grupos envolvidos na operação tenha registrado faturamento bruto anual ou volume de negócios total no Brasil, no ano anterior à operação, equivalente ou superior a R$ 750 milhões, e pelo menos um outro grupo envolvido na operação tenha registrado faturamento bruto anual ou volume de negócios total no Brasil, no ano anterior à operação, equivalente ou superior a R$ 75 milhões.

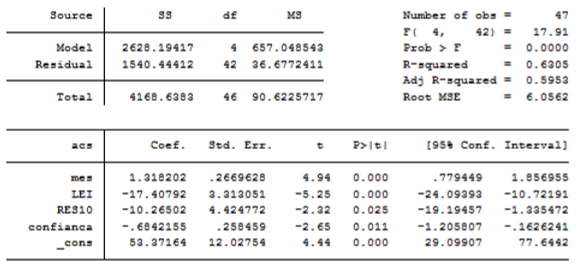
Isso posto, diante dos liminares de notificação de obrigatória ao Cade decorrentes dos parâmetros estabelecidos pelo artigo supracitado, observa-se que o número de AC avaliados pelo Cade é inferior ao número total que ocorrem dentro do país em um mesmo ano.

## Modelos para a previsão de atos de concentração

Esta seção apresenta os modelos econométricos utilizados de 2016 a 2019 pelo Departamento de Estudos Econômicos do Cade para a estimativa do número de atos de concentração.

Em 2016, foi empregado um modelo de séries temporais que contemplava dados de junho de 2012 a abril de 2016 e continha como variáveis explicativas: (i) uma *proxy[[3]](#footnote-3)* para nível de atividade e ambiente de investimentos do empresariado, dada pelo índice de confiança do empresário industrial (ICEI) da Confederação Nacional da Indústria (CNI); (ii) a variável mês, que controlava a sazonalidade da notificação de atos de concentração, (iii) uma variável *dummy[[4]](#footnote-4)* para capturar o período de acomodação dos agentes em resposta à mudança da Lei da Concorrência (Lei 12.529/2011); (iv) uma variável *dummy* para capturar o efeito da introdução da Resolução 10, que regulamentou a notificação de contratos associativos; além do intercepto e um termo de erro aleatório. A tabela 1 a seguir traz os coeficientes estimados nesse modelo.

**Tabela 1 - Modelo de 2016 para a previsão de Atos de Concentração**



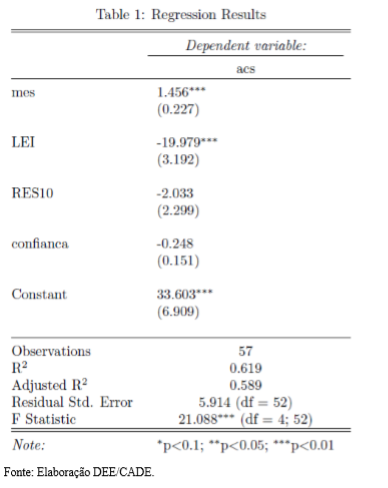
Fonte: DEE/Cade.

Como o último dado disponível era de abril de 2016, era necessário estimar o número de atos de concentração no restante dos meses de 2016 e nos anos subsequentes. Note-se que, para isso, é necessário utilizar alguma previsão da *proxy* do nível de atividade, ou seja, do ICEI no caso. No caso em questão, foi empregada a média dos 12 meses anteriores do ICEI para 2016, que equivaleria a 28,3 pontos, valor ligeiramente superior ao último dado disponível de abril de 2016 (27,3). Já para o ano de 2017, quando se esperava leve retomada da atividade, adotou-se a média dos 24 meses anteriores, equivalente a 32,3.

Por um lado, esse tipo de abordagem permite a simulação de modelos com base em diferentes cenários para o nível de atividade, determinado no modelo pela variável ICEI. Por outro, a previsão do número de AC acaba fortemente dependente da premissa adotada, a qual, por si só, traz substancial incerteza.

Em 2017[[5]](#footnote-5), esse mesmo modelo econométrico foi adotado, dessa vez com dados de junho de 2012 a fevereiro de 2017. Em outras palavras, o modelo foi estimado novamente, tendo em vista as novas informações, mas mantendo-se a mesma fórmula funcional com as mesmas variáveis explicativas, como mostra a tabela 2.

**Tabela 2 - Modelo de 2017 para a previsão de Atos de Concentração**

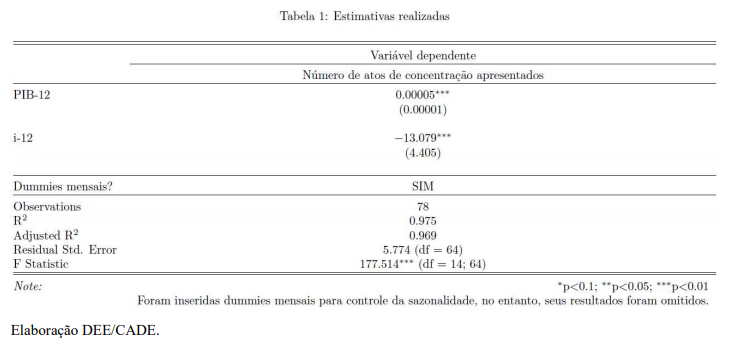


Fonte: DEE/Cade.

Novamente, construiu-se um cenário para a atividade econômica (aproximada pelo ICEI), com base no qual foram elaboradas as estimativas do número de AC. Para os meses de março a dezembro de 2017, utilizou-se a média dos últimos 24 meses da série do ICEI, que equivalia a 33,35. Já para 2018, adotou-se a média dos 24 meses de janeiro de 2016 a dezembro de 2017.

Em 2019[[6]](#footnote-6), o DEE buscou aprimorar o modelo para estimação do número de AC. O novo modelo considerou como variáveis explicativas o Produto Interno Bruto (PIB) e a taxa de juros, sendo essas medidas da atividade econômica e do custo de capital. Tais variáveis foram defasadas em 12 meses, tendo em vista que “existe um *delay[[7]](#footnote-7)* entre a mudança nos incentivos dos agentes, a decisão desses agentes em realizar o ato de concentração e a apresentação para o Cade” (DEE, 2019, pág. 3). O modelo incluiu efeitos fixos para os meses, além do termo de erro, e seus resultados são apresentados na tabela 3 a seguir.

**Tabela 3 - Modelo de 2019 para a previsão de Atos de Concentração**



Fonte: DEE/Cade.

É interessante perceber que a inclusão de defasagens nas variáveis PIB e taxa de juros permitiu realizar a estimativa do número de AC para os 12 meses subsequentes, sem a necessidade de adotar uma estimativa para as variáveis explicativas, como no caso dos modelos anteriores. Assim, os dados para fevereiro de 2019 a fevereiro de 2020 foram previstos pelo modelo com base nas informações já disponíveis. Para os meses seguintes, foram adotadas as previsões de crescimento obtidas no terminal *Bloomberg Professional,* que compila e realizada a média ponderada das previsões dessas variáveis para um conjunto de analistas. Desse modo, apesar de ainda depender de premissas sobre as variáveis explicativas, ao adotar variáveis macroeconômicas como PIB e taxa de juros, o novo modelo permitiu obter essas estimativas de cenário do mercado, em vez de arbitrá-los.

Nota-se, portanto, que houve evolução no modelo para a previsão do número de AC adotado pelo DEE do Cade ao longo dos anos. Contudo, a revisão da literatura aponta diferentes variáveis que podem afetar o número de AC e que seriam, portanto, boas candidatas a compor o rol de variáveis explicativas adotado. A seção seguinte explora essas variáveis.

## Variáveis que afetam o número de atos de concentração

Existe uma rica literatura sobre fatores que influenciam a atividade de fusões e aquisições (ou, em inglês, *mergers and acquisitions* – M&A). Xie, Reddy, e Liang (2017) produziram uma revisão de aproximadamente 250 estudos que examinaram fusões e aquisições internacionais. Os autores categorizam os trabalhos pelo contexto característico das variáveis consideradas e encontram sete grupos de fatores:

* Ambiente macroeconômico e financeiro
* Ambiente institucional e regulatório
* Ambiente político e corrupção
* Tributação e ambiente tributário
* Padrões contábeis e diretrizes de avaliação de empresas
* Ambiente cultural
* Ambiente geográfico

O trabalho de Uddin e Boateng (2011), por exemplo, considera os dois primeiros grupos. Esse estudo tenta avaliar o efeito dos fatores macroeconômicos sobre os fluxos de atos de concentração transfronteiriços no Reino Unido. Já Cortés, Agudelo, e Mongrut (2017) objetivam testar se fatores macroeconômicos e de ambiente de negócio são determinantes de fusões e aquisições na América Latina. A essa influência de fatores como os macroeconômicos dá-se o nome de “hipótese neoclássica”, que, segundo Cortés, Agudelo, e Mongrut (2017, 6):

[...] a hipótese neoclássica explica as fusões e aquisições por razões fundamentais como uma resposta racional a mudanças estruturais, como novas regulamentações, mudanças na estrutura de custos e inovações tecnológicas. (CORTÉS et al., 2017, p.6, tradução nossa)

Cortés, Agudelo, e Mongrut (2017, 6) entendem que os agentes estão sempre buscando as formas mais eficientes de alocação:

Especificamente, Gort (1969), Mitchell and Mulherin (1996) argumentam que as fusões e aquisições correspondem à redistribuição de ativos para usos mais produtivos após choques ou mudanças estruturais em uma determinada indústria. Na mesma linha, se um choque positivo na demanda aumenta o custo de oportunidade para um produtor ineficiente, os ativos serão transferidos para uma empresa mais produtiva Maksimovic and Phillips (2001). (CORTÉS et al., 2017, p.6, tradução nossa)

A hipótese neoclássica de que os agentes reagem a mudanças estruturais será tomada como base dos modelos desenvolvidos no presente estudo. Mudanças regulatórias e no ambiente macroeconômico são os principais fatores considerados, de acordo com os resultados de Cortés, Agudelo, e Mongrut (2017, 3).

[...] diferentes modelos de dados em painel mostram evidências consistentes que apoiam um conjunto de variáveis macroeconômicas como impulsionadores da atividade de fusões e aquisições na América Latina. Descobriu-se que as variáveis macroeconômicas do país alvo, como a taxa de juros, o crescimento do PIB e o desemprego, parecem ser significativas e com o sinal previsto. (CORTÉS et al., 2017, p.3, tradução nossa)

Ademais, essas variáveis (ou fatores) foram consideradas nos textos de Uddin e Boateng (2011), Pablo (2009) e Cortés, Agudelo, e Mongrut (2017) A despeito dos demais grupos de fatores reconhecidos por Xie, Reddy, e Liang (2017), este trabalho se restringirá ao subconjunto de variáveis de ambiente macroeconômico, financeiro, institucional e regulatório.

Nem sempre os trabalhos se dedicam a explicar o comportamento do número de atos de concentração como se pretende explicar aqui. De fato, muitas pesquisas se dedicam a explicar apenas um subconjunto do investimento na forma de fusões e aquisições (Uddin e Boateng , 2011), sendo assim, buscar-se-á trazer os resultados desses trabalhos para contribuir, mesmo que de forma parcial, para a formação das hipóteses adotadas nesta pesquisa. Quando possível, buscar-se-á adaptar as hipóteses sobre os demais modos de investimento na forma de AC.

Em suma, uma decisão por um ato de concentração nada mais é do que uma decisão de investimento. Dessa forma, são descritas abaixo as variáveis indicadas pela literatura econômica como relevantes para essa tomada de decisão, bem como os efeitos esperados em seus respectivos modelos.



## PIB

A relação entre o PIB e o número de AC encontrada em Cortés, Agudelo, e Mongrut (2017) seria negativa, conforme observa-se em seus resultados. Conforme os autores, há literatura que suporte esse resultado:

[...] Gort (1969), Brouthers e Brouthers (2000) e Neto, Brandão, and Cerqueira (2010), indicam que o aumento da demanda agregada pode encorajar a criação ou expansão de negócios em vez do crescimento por meio de fusões e aquisições. Em segundo lugar, uma economia fraca pode ser favorável a estratégias de consolidação usando fusões e aquisições para reduzir custos e usar recursos de forma mais eficiente (Gugler, Mueller, Yurtoglu and Zulehner, 2003). (CORTÉS et al., 2017, p.17, tradução nossa)

Os autores inclusive testaram especificações que incluíam fusões e aquisições entre empresas de um mesmo país, e, ainda assim, foram encontrados valores negativos para a variável em questão.

De outro lado, Uddin e Boateng (2011) se restringiram a tratar de operações transfronteiriças, nesse sentido, há que se ter em mente o quão limitadas estão suas hipóteses ao subconjunto de AC que pretendem explicar.

Uddin e Boateng (2011) citam Moosa (2002) e Stoian & Filippaios (2008) como exemplos de autores que sugerem que o volume de entrada de investimento estrangeiro direto depende do tamanho do mercado do país da empresa-alvo em uma operação. Afinal, maiores mercados podem propiciar ganhos associados a economias de escala. Isso significa que quanto maior o PIB, maior será o influxo de investimento estrangeiro a se observar naquele pais.

Em relação ao fluxo de saída de investimento e o PIB, a relação esperada por Uddin e Boateng (2011) é positiva. Como consequência de uma renda mais elevada, é possível que as empresas locais vejam no investimento no exterior uma oportunidade de diversificação e redução dos riscos.

Portanto, no que diz respeito a parte dos AC de natureza transfronteiriça, um aumento do PIB deve exercer um efeito positivo. Acerca dos AC entre empresas dentro de um mesmo país, a relação que decorre dos testes de robustez produzidos por Cortés, Agudelo, e Mongrut (2017) é negativa.

Além disso, Ji (2016) buscou estudar como o PIB está relacionado com fusões e aquisições. Nesse sentido, o autor analisou observações de PIB e fusões e aquisições dos Estados Unidos, e concluiu que:

A partir da aplicação empírica, descobriu-se que o valor das negociações de fusões e aquisições tem relação positiva significativa com o PIB. [...] Isso significa que quando a economia dos EUA cresce, as empresas estão mais dispostas a se envolver em fusões e aquisições, e quando a economia está deprimida, as empresas estão menos dispostas a se envolver em fusões e aquisições. (JI, 2016, p. 12, tradução nossa)

Não obstante ser indeterminado o efeito do PIB sobre o número de AC, a literatura indica que trata-se de uma variável importante é que deve ser considerada nos modelos de estimação do número de AC avaliados na autarquia.

## Custo de capital (Juros)

As altas taxas de juros implicam em um número menor de AC, de modo que existe uma relação negativa entre essas duas variáveis. Segundo Cortés, Agudelo, e Mongrut (2017, pp. 16 e 17) trata-se de um resultado robusto, conforme pode ser visto na literatura:

[...] Esse resultado coincide com Uddin e Boateng (2011) que argumentam que taxas de juros mais baixas são sinais de um melhor ambiente econômico, e Harford (2005), que o interpreta como uma *proxy* de custos de transação ou financiamento. (CORTÉS et al., 2017, p.p.16 e 17, tradução nossa)

Mais especificamente, Uddin e Boateng (2011) interpretam que um aumento na taxa de juros local incentiva a busca por outros mercados (*outflow[[8]](#footnote-8)*), pois o custo de se fazer negócio localmente aumentou. Para reduzir o custo de capital, companhias podem procurar por países onde o custo de se fazer negócio é relativamente menor. Ou seja, quanto menores os juros, maior o influxo de investimento externo na forma de fusões e aquisições.

Em outro trabalho, Wang (2008) estudou o impacto de indicadores macroeconômicos nos acordos de fusões e aquisições na China. O autor utilizou dados macroeconômicos e de fusões e aquisições de 1995 a 2006. A respeito da influência das taxas de juros nas fusões e aquisições, verificou-se que:

As atividades de fusões e aquisições e o nível das taxas de juros apresentam uma correlação inversa, consistente com Becketti (1986). Nos últimos anos, a fim de estimular o investimento, a China continuou reduzindo as taxas de juros. Isso reduziu o custo de fusões e aquisições corporativas, tornando as fusões e aquisições em grande escala mais possíveis. (WANG, 2008, p. 145, tradução nossa)

A hipótese de Cortés, Agudelo, e Mongrut (2017) de que quanto menores forem os juros, maior será o número de AC, parece dominante. Para esse trabalho, em que a direção do relacionamento é menos importante, a existência consistente de um relacionamento já valida a presença da taxa de juros em nossos modelos de previsão.

## Câmbio

O câmbio é uma das variáveis considerada no trabalho de Uddin e Boateng (2011) e é um dos casos em que a hipótese sobre os seus efeitos sobre o número global de AC não é clara. Os autores, que se concentraram nas operações transacionais, supõem que quanto mais apreciado estiver o câmbio, maior o *outflow*, enquanto o câmbio mais depreciado resulta em maior o *inflow[[9]](#footnote-9)*.

No entanto, Uddin e Boateng (2011, p. 550) sopesam que parte da literatura trata o câmbio como neutro em relação à quantidade de AC transfronteiriços:

A visão da teoria de organização industrial sugere que não faz diferença como as aquisições são financiadas, porque os adquirentes de controle corporativo têm o mesmo acesso aos mercados de capital internacionais(Hymer, 1976; Kindleberger, 1969). Não há, portanto, nenhum papel real para a taxa de câmbio na teoria da organização industrial. (UDDIN; BOATENG, 2011, p.550, tradução nossa)

Não se pode saber *a priori* em que medida o *inflow* e *outflow* de investimento se sobrepõem, e portanto qual efeito sobre o número de AC. De toda forma, dada a presença da variável nas referencias desse trabalho, mantem-se, por cautela, sua presença nos modelos de previsão.

## Desemprego

Em relação ao desemprego, Cortés, Agudelo, e Mongrut (2017) citam os estudos de Mitchell e Mulherin (1996) onde a taxa de desemprego é entendida como uma *proxy* da estabilidade econômica dos países. Nesse sentido, a taxa de desemprego apresenta uma relação significante e negativa nos resultados, pode-se interpretar que um melhor ambiente econômico tornaria uma quantidade maior de AC viáveis.

## Risco

Os coeficientes de risco país encontrados nas regressões executadas em Cortés, Agudelo, e Mongrut (2017) são todos positivos e significantes. Isso porque, para os indicadores considerados naquele texto, quanto maiores os escores observados, menores os riscos país associados.

Conforme Cortés, Agudelo, e Mongrut (2017, 17):

[...] o coeficiente estimado da variável risco país é positivo e altamente significativo. Dado que uma pontuação maior significa menos risco, esse resultado concorda com a noção de que um país de maior risco terá menor atividade de fusões e aquisições, como outros estudos que utilizam medidas de risco político, como Bris, Cabolis, e Janowski (2007), Hyun e Kim (2010) e Ragozzino (2009). (CORTÉS et al., 2017, p. 17, tradução nossa)

Portanto, para os autores, quanto maiores forem os riscos, menor será o número de AC.

## Preços das ações na bolsa

Uddin e Boateng (2011) consideraram os preços das ações em seus modelos por meio do índice Financial Times Stock Exchange (FTSE) da bolsa de Londres (equivalente ao Ibovespa). A hipótese adotada pelos autores e corroborada pelos resultados é que haveria um relacionamento positivo entre os preços das ações na bolsa de valores e o número de AC transfronteiriços.

Como reforço para a hipótese adotada, Uddin e Boateng (2011) citam Melicher, Ledolter, e D’Antonio (1983) que argumentam que altos preços de ações podem ser um indício de que os agentes têm perspectivas futuras de crescimento econômico, o que incentivaria a adoção de AC como forma de investimento.

No presente estudo, considera-se que a relação entre o número de AC e o preço das ações na bolsa de valores é importante e deve ser avaliada.

## Inflação

Em relação às operações transfronteiriças, uma baixa taxa de inflação local pode atrair um maior influxo de investimentos, enquanto que uma maior taxa de inflação faz com que os investidores locais busquem realizar suas fusões e aquisições em outros países de menor inflação, conforme vê-se em Uddin e Boateng (2011). Portanto, em relação a esse tipo de operação, o sinal é indefinido.

No entanto, a inflação reduz o retorno real dos investimentos, desincentivando-os. Ainda mais, quando seu comportamento se torna pouco previsível, de modo que o investidor terá de vislumbrar uma taxa de retorno real muito alta para superar possíveis cenários de inflação.

Dessa forma, entende-se que a inflação tem efeito negativo sobre o número de AC no país.

## Oferta de Moeda

A oferta de moeda é outra variável considerada por Uddin e Boateng (2011). Essa variável é capaz de influenciar diretamente as taxas de juros de uma economia. Portanto, quanto maiores forem seus níveis, menor o custo de capital de uma economia.

Uddin e Boateng (2011) elencam o texto de Harford (2005) como exemplo de trabalho que entende que a posição de liquidez da economia afeta positivamente o nível agregado de fusões e aquisições.

Assume-se a hipótese adotada por Uddin e Boateng (2011) e espera-se que o relacionamento entre a liquidez da economia e o número de AC seja positivo.

## Mudanças regulatórias

Os autores Cortés, Agudelo, e Mongrut (2017,p. 18) consideraram as mudanças regulatórias no regramento de competição em cada um dos países da América Latina analisados, e concluíram que:

A este respeito, o coeficiente positivo e marginalmente significativo reportado, sugere que uma melhoria regulatória na concorrência aumenta a atividade de fusões e aquisições.(CORTÉS et al., 2017, p. 18, tradução nossa)

Espera-se então que melhorias regulatórias na legislação de defesa da concorrênciapromovam fusões e aquisições.

A saber, a Lei nº 12.529/2011 que estrutura o SBDC tem como contribuição principal a adoção da análise prévia de aquisições e fusões de empresas. Uma mudança institucional com forte impacto nos incentivos dos agentes econômicos.

Para o caso concreto, a série histórica disponível de AC contempla apenas o período em que a Lei 12.529/2011 já estava em vigor, ou seja, desde junho de 2012 (mais especificamente do dia 28/05/2012). Além dessa, outras duas importantes normas podem ter efeitos sobre o número AC analisados na autarquia. Trata-se das Resoluções n° 09, de 1º de outubro de 2014, e n° 17, de 18 de outubro de 2016.

A resolução n° 09, de 1º de outubro de 2014, altera o texto da resolução n° 02, de 29 de maio de 2012, que, por sua vez, disciplina o processo de notificação dos AC ao Cade. A alterações trazidas contemplam a ausência do nexo de causalidade por meio do cálculo do índice de concentração de mercado de Herfindahl–Hirschman (HHI)[[10]](#footnote-10) e a aquisição de controle por meio de compra de participação societária.

Já a resolução de n° 17, de 18 de outubro de 2016, revoga a resolução de n° 10, de 29 de outubro de 2014, e dá novo texto à norma que disciplina as hipóteses de notificação da celebração de contrato associativo.

Como visto acima, a revisão da literatura aponta diferentes variáveis que podem afetar o número de AC e que seriam, portanto, boas candidatas a compor o rol de variáveis explicativas adotado num modelo de previsão. Contudo, são inúmeras as possibilidades de modelos com diferentes combinações dessas variáveis. Dessa forma, tem-se o desafio de desenvolver o modelo mais apropriado para a previsão do número de AC.

## Validação cruzada de séries de tempo para a seleção de modelos

Conforme descrevem Hyndman & Athanasopoulos (2018), o método de validação cruzada de séries de tempo (*time series cross-validation*) busca pontuar diferentes modelos para então selecionar aquele que melhor realiza previsões[[11]](#footnote-11).

Para isso, divide a amostra disponível em uma base de “treino” e uma base de “validação”. A base de “treino” serve para estimar os parâmetros do modelo. Por sua vez, a base de “validação” serve para verificar se o modelo foi bem-sucedido em realizar as previsões, ou seja, para validar o modelo. A diferença entre os valores previstos com base no modelo e os valores reais é, então, chamada de “erro de previsão”.

Note-se que para cada valor estimado (ou seja, para o dado de cada mês da base de “validação”), haverá um “erro de previsão” correspondente. Um modo usual de consolidar o erro de um modelo é elevar cada um desses erros ao quadrado, somá-los e tirar sua raiz quadrada. A esse dado, denomina-se “raiz do erro quadrático médio” (*root mean squared error – RMSE)*. Essa variável serve, então, como uma medida para pontuar os diferentes modelos. Quanto menor a raiz do erro quadrático médio, menos o modelo erra e, portanto, melhor realiza previsões.

Supondo que se tenha uma amostra equivalente a 4 anos de dados mensais. Tem-se, portanto, 48 meses ou períodos de tempo. Há múltiplas formas de dividir essa amostra em base de “treino” e base de “validação”. Por exemplo, a base de “treino” pode equivaler a um ano e a de “validação” a três anos; metade da base pode ser para treino e metade para validação; e assim por diante. Cada uma dessas formas de dividir a amostra vai levar a um modelo estimado e à sua respectiva pontuação, dada pela raiz do erro quadrado médio. Pelo método de *time-series cross validation*, são feitas tantas divisões da amostra quanto possível entre base de “treino” e base de “validação”[[12]](#footnote-12). Tira-se, então, a média da “raiz do erro quadrático médio” (RMSE) gerada por cada uma dessas divisões.

Levando em conta que esse procedimento tenha sido feito para o modelo que considerava como variável explicativa apenas o PIB. Contudo, podemos ter um modelo de previsão para o número de AC que inclua PIB e taxa de juros. Ou ainda, PIB, juros e câmbio; ou PIB, juros; câmbio e desemprego; e assim por diante.

O procedimento descrito, anteriormente, deve ser repetido para cada um dos modelos dados pela combinação das possíveis variáveis explicativas. Cada um deles gerará uma média da RMSE Aquele modelo que apresentar o menor valor para essa média será o que terá apresentado menor erro de previsão – ou seja, o modelo que terá pontuado melhor – e será, portanto, o escolhido. Esse método denomina-se validação cruzada de séries de tempo para a seleção de modelos.

Nesse exemplo, foi utilizada como *proxy* para o erro de previsão a RMSE, porém outras medidas podem ser adotadas. Ao aplicar o método de *time-series cross validation* para avaliar modelos de previsão de taxa de mortalidade e expectativa de vida, por exemplo, Shang et al. (2011)[[13]](#footnote-13) utilizam como medida de acurácia da previsão o *mean absolute forecast error* (MAFE), ou seja, a média do valor absoluto do erro de previsão, e o *mean forecast error* (MFE), a média do erro de previsão.

Segundo Bergmeir e Benítez (2012)[[14]](#footnote-14), a utilização de técnicas de *cross-validation* leva a uma seleção de modelos mais robusta. Esses autores ressaltam que nos procedimentos mais tradicionais para previsão, separa-se uma parte da amostra para validação, desperdiçando-se parte das informações disponíveis para treinar o modelo. Por outro lado, técnicas de *cross-validation*, permitem usar melhor todos os dados disponíveis.

Desse modo, o método de validação cruzada de séries de tempo será adotado neste *paper* paraa seleção do modelo de previsão para o número de AC notificados ao Cade, conforme descrito em detalhes na seção “Metodologia”.

# METODOLOGIA

A metodologia deste trabalho está subdividida em duas partes:

1. No primeiro momento, consiste em determinar formas funcionais (modelos) que tenham como variáveis explicativas séries macroeconômicas como as apresentadas anteriormente e, como variável explicada, o número de notificações de AC ao Cade. Portanto, várias formas funcionais serão determinadas (ou vários modelos serão estabelecidos), sendo essas formadas por todas as combinações possíveis com a variável de interesse e as variáveis explicativas.
2. No segundo momento, o trabalho estima, por mínimos quadrados ordinários (MQO), os vários modelos estabelecidos para vários conjuntos de dados de treino e teste. Esses conjuntos de dados são determinados por cisões no tempo da base de dados completa. Após a realização das regressões, calcula-se a RMSE para determinar o modelo que foi mais bem-sucedido, no tempo, na tarefa de prever o número mensal de notificações de AC ao Cade.

Para que fique mais explícito, assume-se, para efeito de exemplificação, que tivéssemos apenas as variáveis independentes e para inserir nos modelos. As formas funcionais possíveis de serem constituídas seriam:

(1)

(2)

(3)

(4)

Onde:

: Número de notificações de AC ao Cade no mês .

: k-ésima variável macroeconômica no mês t.

Assim, todas as formas funcionais lineares (sem interações e polinômios de graus maiores que uma das variáveis explicativas) que forem possíveis de serem constituídas serão estimadas. Nota-se que para evitar problemas de viés o parâmetro sempre estará presente nas equações.

Dado o grande número de variáveis independentes disponíveis para os modelos do presente estudo, e para evitar explicitar todo o conjunto de equações possíveis, apresenta-se a seguinte forma sumarizada:

(5)

(6)

Onde:

: É o vetor de *betas*, de dimensão , das variáveis independentes.

: É a matriz, de colunas, das variáveis de interesse selecionadas para o modelo.

: O produto interno das variáveis.

: Índice atribuído a cada uma das variáveis selecionadas.

Portanto, para cada forma funcional tem-se um matriz distinta, onde estão contidos os vetores das variáveis independentes.

Sobre as variáveis independentes contidas em , essas são inseridas defasadas em 12 meses em relação à série de AC. Sendo assim, a forma mais adequada de representar a matriz é .

A razão de se usar essas séries defasadas em 12 meses nos modelos é a possibilidade de prever, com os últimos 12 registros das variáveis explicativas, o comportamento da variável de interesse para os 12 meses vindouros. Em outras palavras, será possível estimar, com os dados do ano em que se executa o algoritmo, o número de AC do ano seguinte.

O uso de variáveis defasadas não é novidade. Cortés, Agudelo, e Mongrut (2017) também consideravam em seus modelos versões defasadas em um ano de suas variáveis explicativas, segundo os autores, para controlar a endogeneidade (o que não é o objetivo aqui). Os autores citam Harford (2005) and Kamaly (2007) como exemplos de autores que adotam o mesmo procedimento.

A presença conveniente das defasagens em 12 meses não está totalmente desmotivada de intuição econômica. Supõe-se que exista um intervalo de tempo razoável entre a data em que as mudanças macroeconômicas motivam as empresas a decidir por realizar um AC e a data em que este é notificado ao Cade. Especificamente, considera-se que esse período seria, em média, um ano.

Em alguns modelos considerou-se também a presença de efeitos fixos mensais, o que seria a forma de lidar com a possibilidade de sazonalidade nos dados de notificação. A inserção de efeitos fixos nos modelos seria equivalente à inserção de 11 variáveis *dummy* (e não 12, o que implicaria em colinearidade perfeita) na matriz , cada uma assumindo o valor um no respectivo mês de notificação e zero para os demais.

Isso altera a equação para:

(7)

Onde:

: É a matriz, de colunas, das variáveis de interesse selecionadas para o modelo, defasadas em 12 meses.

Por fim, as séries constantes dos modelos podem ter natureza de série temporal, sendo assim, buscar-se-á manter na matriz apenas aquelas que tiverem a mesma ordem de integração da variável explicada. Tal tratamento, como se verá adiante em tópico separado, foi uma forma encontrada para lidar com o problema de regressão espúria.

Tendo determinado os vários modelos possíveis, passa-se à etapa de seleção do melhor modelo.

Conforme mencionado anteriormente, o método aplicado é o de validação cruzada de séries de tempo (*time series cross-validation*) descrito em Forecasting: principles and practice por Hyndman & Athanasopoulos (2018).

Intuitivamente o que se busca fazer aqui é encontrar alguma forma de pontuar cada um dos modelos determinados no passo anterior para então selecionar aquele que melhor realiza previsões.

Sobre a avaliação de previsões, Hyndman & Athanasopoulos (2018), na seção 3.4 do tópico *Training and test sets*, destacam:

É importante avaliar a precisão das previsões usando previsões genuínas. Consequentemente, o tamanho dos resíduos[[15]](#footnote-15) não é uma indicação confiável de quão grandes os verdadeiros erros de previsão podem ser. A precisão das previsões só pode ser determinada considerando o desempenho de um modelo em novos dados que não foram usados durante o ajuste do modelo.

Ao escolher modelos, é prática comum separar os dados disponíveis em duas partes, dados de **treinamento** e **teste**, onde os dados de treinamento são usados para estimar os parâmetros de um método de previsão e os dados de teste são usados para avaliar sua precisão. Como os dados de teste não são usados para determinar as previsões, eles devem fornecer uma indicação confiável de quão bem o modelo provavelmente fará as previsões com base nos novos dados. (HYNDMAN; ATHANASOPOULOS, 2018, tradução nossa)

À título de exemplificação, supõe-se que a base de dados foi dividida em duas: parte dela, chamada de base de treino, vai de janeiro de 2014 a dezembro de 2017, enquanto que a outra parte, a base de validação, vai de janeiro de 2018 a dezembro de 2018.

A regressão de um modelo arbitrário sob a base de dados de treino permite estimar os valores de para os doze meses seguintes a dezembro de 2017, ou seja, o seguinte conjunto de estimativas:

(8)

Onde:

é o valor estimado pelo modelo *j* de número de AC, no período , na base de treino que termina em . Nota-se que só é possível realizar doze estimativas porque foram adotadas defasagens de doze meses nos modelos.

Os dados das variáveis independentes do modelo no período de janeiro a dezembro de 2017 quando multiplicados[[16]](#footnote-17) pelos betas estimados, adicionando-se a estimativa de intercepto, permitem o cálculo do conjunto de estimativas de 2018.

Como as previsões dizem respeito a dados que já se consolidaram no passado, é possível compará-las com os dados de realização disponíveis na base de validação, calculando-se, por exemplo, a diferença entre previsto e realizado:

(9)

Estas diferenças constituem o que a literatura chama de erro de previsão (*forecast error*). Hyndman & Athanasopoulos (2018) reforçam que *“erro” não significa desacerto, é a parte imprevisível de uma observação*.

O erro de previsão pode ser expresso matematicamente como:

(10)

Onde:

: erro de previsão estimado pelo modelo *j*, no período , na base de treino que termina em

Sobre a diferença entre erro de previsão e resíduo Hyndman & Athanasopoulos (2018), registram que:

Observa-se que os erros de previsão são diferentes dos resíduos de duas maneiras. Primeiro, os resíduos são calculados no conjunto de treinamento, enquanto os erros de previsão são calculados no conjunto de teste. Em segundo lugar, os resíduos são baseados em previsões de uma etapa, enquanto os erros de previsão podem envolver previsões de várias etapas. (HYNDMAN; ATHANASOPOULOS, 2018, tradução nossa)

Em outros termos, tanto o erro de previsão quanto o resíduo advêm da diferença entre previsto e realizado, mas o resíduo é calculado com **previsões geradas por dados que pertencem a amostra usada para a estimação do modelo**, ou seja, que pertencem a base de treino. Diz-se que tais estimativas surgem de estimação realizada “dentro da amostra”.

Já o erro de previsão é calculado com **previsões geradas por dados que não pertencem à amostra usada para a estimação do modelo**, ou seja, que pertencem à base de validação. Assim, tais estimativas surgem de estimação realizada “fora da amostra”.

Portanto, a diferença entre resíduo e erro de previsão é sútil, mas determinante para a escolha das métricas de avaliação dos modelos.

Voltando ao conjunto de diferenças (ou conjunto de erros de previsão), esse pode ser representado então da seguinte forma:

(11)

Em seguida ao cálculo dos erros de previsão, busca-se uma métrica para a qualidade dessas previsões. Uma métrica bem estabelecida na literatura é a raiz da média dos erros quadráticos, ou *RMSE* (*Root Mean Squared Error*), que quando adaptada às notações aqui utilizadas torna-se:

(12)

Onde:

é o número de elementos do conjunto de erros de previsão que puderam ser calculados[[17]](#footnote-18).

Dessa forma, usando o conjunto de erros de previsão calculado anteriormente, é possível calcular para o modelo arbitrário escolhido anteriormente um .

Como a métrica foi aplicada a um modelo arbitrário , nada impede que seja aplicada a cada um dos modelos possíveis de serem constituídos. Segue o conjunto dos para os modelos calculados sob a base de treino que termina em .

(13)

Portanto, a resposta à pergunta “qual teria sido a melhor escolha de modelo quando os dados estavam disponíveis até dezembro de 2017?”, seria o seguinte:

(14)

Ou seja, aquele -ésimo modelo teria sido capaz de produzir, no agregado, a menor distorção possível entre previsão e realização.

Consequentemente, cumpre-se o objetivo de encontrar uma alternativa para pontuar cada um dos modelos e selecionar aquele que melhor realiza previsões. No entanto, isso foi feito apenas para uma específica cisão da base de treino e validação em . O que leva a pergunta: seriam diferentes os modelos a serem selecionados quando estabelecidas diferentes cisões? A verdade é que não existe nada que obrigue estas soluções a serem iguais. Como lidar com isso?

O passo intuitivo seguinte é então o de calcular cada *RMSE*, de cada modelo, em cada cisão que estiver disponível. O que resulta no seguinte conjunto:

(15)

Onde:

(16)

Ou seja, um vetor cujos elementos formam uma série temporal dos *RMSE* para em todas as distintas cisões .

Esse procedimento é o de *time series cross-validation* descrito em Hyndman & Athanasopoulos (2018), os autores descrevem a formação dos conjuntos de treino e validação para modelos de previsão de um período à frente:

Neste procedimento, há uma série de conjuntos de teste, cada um consistindo em uma única observação. O conjunto de treinamento correspondente consiste apenas em observações que ocorreram antes da observação que integra o conjunto de teste. (HYNDMAN; ATHANASOPOULOS, 2018, tradução nossa)

Ademais, Hyndman & Athanasopoulos (2018) mencionam a possibilidade de usar modelos de previsão com vários passos à frente:

Nesse caso, o procedimento de validação cruzada com base em uma origem de previsão contínua pode ser modificado para permitir que erros de várias etapas sejam utilizados. (HYNDMAN; ATHANASOPOULOS, 2018, tradução nossa)

Além disso, em *Measuring forecast accuracy[[18]](#footnote-19)*, Hyndman (2014) descreve o mesmo ponto:

Nesta abordagem, foram utilizados muitos conjuntos de treinamento diferentes, cada um contendo uma observação a mais do que a anterior. (HYNDMAN; ATHANASOPOULOS, 2018, tradução nossa)

Hyndman & Athanasopoulos (2018) explicam a avaliação do modelo para cada conjunto de treino:

A precisão da previsão é calculada pela média dos conjuntos de teste. Esse procedimento é às vezes conhecido como avaliação em uma origem de previsão contínua porque a origem na qual a previsão se baseia avança no tempo. (HYNDMAN; ATHANASOPOULOS, 2018, tradução nossa)

Sobre o uso de métricas para avaliação das previsões, o trecho em Hyndman (2014) é mais direto:

As **medidas de precisão das previsões são calculadas em cada conjunto de teste** e os **resultados são calculados em média em todos os conjuntos de teste** (ajuste para seus diferentes tamanhos). (HYNDMAN; ATHANASOPOULOS, 2018, tradução nossa)

Então Hyndman & Athanasopoulos (2018) especificam que métrica seria a indicada:

Uma boa maneira de escolher o melhor modelo de previsão é encontrar o modelo com o menor RMSE calculado usando validação cruzada de série temporal. (HYNDMAN; ATHANASOPOULOS, 2018, tradução nossa)

Ou seja, tudo absolutamente aderente ao procedimento que se realiza aqui.

Voltando ao exercício, os vetores podem ser aninhados em uma matriz , do tipo:

(17)

Nota-se que o mínimo de cada linha da matriz indicaria o modelo idealmente selecionado e traria o menor erro de previsão agregado para cada período. Mas, mais uma vez, nada garante que o resultado da escolha em cada ponto do tempo não seja distinto.

Uma alternativa seria determinar o modelo que ao longo do tempo produziu o menor erro de previsão. Uma agregação[[19]](#footnote-20), convencionada aqui, que permitiria avaliar isso seria simplesmente:

(18)

Onde:

: Raiz da média dos erros quadráticos agregada (*Aggregated Root Mean Squared Error)*.

Ou seja, o somatório, para um dado modelo , das raízes da média dos erros quadráticos produzidos em cada cisão .

Aplicando-se o cálculo para cada modelo , obtém-se o seguinte conjunto:

(19)

Permitindo definir então o modelo que produziria ao longo do período o menor quantitativo de erros de previsão possível:

(20)

Portanto, olhando em retrospectiva, se o modelo fosse escolhido no início de janeiro de 2018 para ser aplicado durante todo o período, haveria o menor quantitativo de erros de previsão dentre todos os outros modelos avaliados.

Determinado o modelo, o presente trabalho apresenta a previsão do número de notificações de AC para o período de julho/2020 a junho/2021.

Ainda, cabe discorrer sobre estacionariedade, Gujarati (2006, p. 639) define o seguinte:

[...] um processo estocástico é estacionário quando a sua média e a sua variância são constantes ao longo do tempo e quando o valor da covariância entre dois períodos de tempo depende apenas da distância, do intervalo ou da defasagem entre os dois períodos de tempo, e não do próprio tempo em que a covariância é calculada.

A saber, em processos estocásticos[[20]](#footnote-21) estacionários os efeitos dos choques exógenos decaem ao longo do tempo, tornando a evolução previsível. De outro lado, quando o processo estocástico é não estacionário, diz-se que tem memória, o que significa que os choques exógenos são integrados de forma permanente ao processo, tornando imprevisível seu comportamento.

Apenas para exemplificar esses efeitos, considera-se o seguinte processo autorregressivo de ordem um - AR(1), onde os erros seguem, por hipótese, um padrão ruído branco:

(21)

O que para o período seria:

(22)

Substituindo (22) em (21), tem-se:

(23)

Com mais uma defasagem, o processo seria:

(24)

Substituindo (24) em (23), tem-se:

(25)

Esse algoritmo pode ser replicado até para defasagens, onde obtém-se.

(26)

O termo em (26) indica a importância que têm valores defasados da variável dependente e os erros (ou fatores exógenos) para determinar o valor da variável no período atual. O valor do módulo desse termo indica como os erros são agregados ao processo estocástico:

* Para valores de , os erros associados ao processo estocástico vão perdendo poder de explicação em relação à quanto maior a defasagem considerada. Ou seja, os efeitos dos choques vão sendo diluídos com o passar do tempo.
* Para , os erros vão sendo adicionados de forma integral ao processo, gerando séries de comportamento imprevisível (o passeio aleatório).
* Para valores de , além de imprevisíveis, as séries tornam-se explosivas.

Por esse motivo séries estacionarias são interessantes, pois sua evolução é previsível.

Quando séries são inseridas na análise de regressão, a estacionaridade se torna um ponto crítico. Conforme observa Gujarati (2006, p. 646):

[...] a correlação (espúria) pode persistir em séries temporais não-estacionárias”, ou seja, é possível encontrar relações estatisticamente significantes sem qualquer nexo de causa e efeito reconhecido na teoria ou realidade.

Gujarati (2006, p. 647), ainda, alerta que “é preciso muito cuidado ao atribuir grande importância aos resultados de regressões baseadas em variáveis I(1)[[21]](#footnote-22)".

Dessa forma, justifica-se a realização prévia de testes de estacionariedade para todas as séries macroeconômicas elencadas anteriormente. Um teste que pode ser usado para este fim é o teste Dickey-Fuller Aumentado (*Augmented Dickey–Fuller test – ADF test*). Esse teste foi verificado em outros trabalhos sobre o tema, como em Uddin e Boateng (2011).

O teste considera que os processos estocásticos podem ser descritos da seguinte forma:

(27)

Ou seja, com número de parâmetros autorregressivos superior a um, presença de tendência determinística ou mesmo um *drift* (deslocamento).

Para a realização do teste, a equação (27) pode ser assim rearranjada:

(28)

Onde, testa-se a hipótese nula , contra a hipótese alternativa de (trata-se de um teste unicaudal à esquerda). A estatística segue uma distribuição Dickey-Fuller cujos valores são tabelados.

Se DF é inferior ao valor crítico rejeita-se a hipótese nula, ou seja, rejeita-se a raiz unitária, o que em outras palavras significa a não rejeição da estacionariedade da série.

No entanto, existem algumas variações de (28):

1. , sem *drift*[[22]](#footnote-23) ou tendência
2. , com *drift* e sem tendência
3. , com *drift* e tendência

A essas formas funcionais podem ser, também, adicionadas as defasagens da variável de interesse e, com relação a esse aspecto, o procedimento adotado neste trabalho é de testar todas as possíveis formas funcionais do ADF com até doze defasagens. Dessa forma, basta rejeitar a raiz unitária em apenas um dos testes para validação da série.

No entanto, a fim de evitar a avaliação de estacionariedade com base em estimativas viesadas de , buscou-se realizar um teste de autocorrelação dos resíduos. Pretende-se identificar um caso específico de autocorrelação que decorre da omissão de defasagem relevante do processo estocástico. Portanto, o problema é de viés de variável omitida.

Para exemplificar, o efeito de omitir do modelo uma defasagem que deveria constar nele, considera-se o seguinte processo gerador:

(29)

Ao não explicitar no modelo, o erro passa a se comportar da seguinte forma:

(30)

Onde é, por hipótese, ruído branco.

Sabe-se que o erro se correlaciona com , da mesma forma que se correlaciona com . Compreende-se que pelo processo gerador em (29) como se correlaciona com . Assim, a partir das devidas substituições estabelece:

(31)

O que se observa em (31) é que o erro está correlacionado com o erro do período anterior, o que significa que o erro é autocorrelacionado. Portanto, uma estimativa de (29) que ignore será viesada e pode produzir conclusões erradas sobre a estacionariedade.

Dessa forma, para que as formas funcionais escolhidas para o teste de raiz unitária sejam as mais adequadas, ou seja, para que não haja omissão de defasagens que deveriam estar lá, é que se realizam os testes de autocorrelação dos resíduos.

O teste de Breusch-Godfrey (BG)[[23]](#footnote-24) avalia, por meio dos resíduos, a seguinte relação:

(32)[[24]](#footnote-25)

Onde a hipótese nula a ser testada é:

(33)

Ou seja, avalia se não há relação dos erros com sua defasagem. A hipótese nula é rejeitada quando é distinto de zero, implicando em autocorrelação.

A estatística BG é a seguinte:

(34)

Onde, é o tamanho da amostra e é número de defasagens em (32). Se for superior ao valor crítico de no nível de significância escolhido, rejeita-se a hipótese nula, admitindo autocorrelação.

Uma especificidade do teste aplicado é que esse avalia apenas autocorrelações de ordem 1, ou seja, com apenas uma defasagem, o que é suficiente tendo em vista o procedimento adotado. O procedimento consiste no seguinte: caso o ADF sem defasagens apresente autocorrelação, adiciona-se uma defasagem a (29) (essa seria uma forma de trazer para o modelo a variável omitida). Caso o ADF com uma defasagem permaneça autocorrelacionado, adiciona-se outra defasagem, assim recursivamente (até no máximo 12 defasagens), até que não se observe mais a autocorrelação. Assim, se o teste não for capaz de rejeitar a hipótese nula de ausência de autocorrelação dos resíduos para um determinado número de defasagens, considera-se válida a série.

A seção seguinte apresenta as fontes de dados utilizadas para a estimação dos modelos.

# FONTES DE DADOS

A série[[25]](#footnote-26) de número de AC notificados à autarquia tem como fonte o painel “Cade em Números”[[26]](#footnote-27). Os dados contemplam o período que vai de janeiro de 2015 a junho de 2020. Totalizando 66 observações.

Não obstante o Cade dispor internamente de uma rica base de informações sobre os AC, possuindo campos como, por exemplo, o nome das empresas envolvidas no negócio, o setor ou mesmo a natureza do negócio (fusão, aquisição, *joint venture[[27]](#footnote-28)*, e etc.), o presente estudo não pretende realizar análise dos possíveis subconjuntos formados por tais características. Para as finalidades deste documento, basta a simples agregação mensal do número de AC notificados, com base na data de entrada do processo no Cade. O Gráfico 1 mostra o fluxo mensal de notificações de AC no Cade.

**Gráfico 1 - Notificações mensais de atos de concentração no Cade (Jan/2015 a Jun/2020)**

Uma imagem contendo screenshot

Descrição gerada automaticamente

Fonte: Cade em Números.

Nota: A linha em vermelho representa a média móvel de 12 meses

A partir do Gráfico 1, é possível considerar que exista algum comportamento sazonal nas notificações. Tendo em vista todo o período, a evolução da média móvel de 12 meses indica que as notificações giram em torno de uma média razoavelmente estável. A Tabela 4, abaixo, apresenta as estatísticas descritivas para a variável número de notificações de AC.

**Tabela 4 - Estatísticas descritivas para número de notificações de atos de concentração**

Tela de celular com texto preto sobre fundo branco

Descrição gerada automaticamente

Fonte: Cade em Números

A estabilidade dessa série (girando em torno de uma média) é uma virtude importante para a análise de regressão, conforme discutido na seção *Metodologia*.

Quanto aos dados das variáveis macroeconômicas, sua obtenção se deu, em maior parte, por meio do Sistema Gerenciador de Séries Temporais (SGS)[[28]](#footnote-29) do Banco Central do Brasil (BCB). Mais especificamente, foi utilizado o pacote *rbcb[[29]](#footnote-30)* do R para acessar os dados por meio da *Application Programming Interface* (API) disponibilizada pelo BCB. Todas as séries pertencem ao período de 01/01/2014 a 30/06/2020.

Para a variável que representa o ritmo da atividade econômica foram consideradas algumas séries.

* 4380[[30]](#footnote-31) - PIB mensal - Valores correntes (R$ milhões)
* 4382 - PIB acumulado dos últimos 12 meses - Valores correntes (R$ milhões)
* 24363 - Índice de Atividade Econômica do Banco Central (IBC-Br)
* 24364 - IBC-Br - com ajuste sazonal

Para representar o custo de capital da economia brasileira considerou-se:

* 4390 - Taxa de juros - Selic acumulada no mês
* 4189 - Taxa de juros - Selic acumulada no mês anualizada base 252
* 25433 - Taxa média mensal de juros das operações de crédito - Total
* 25434 - Taxa média mensal de juros das operações de crédito - Pessoas jurídicas - Total

Para os termos de troca:

* 11752 - Índice da taxa de câmbio efetiva real (IPCA) - Jun/1994=100
* 11753 - Índice da taxa de câmbio real (IPCA) - Jun/1994=100 - Dólar americano
* 20360 - Índice da taxa de câmbio efetiva nominal - Jun/1994=100

Representando o comportamento da evolução dos preços no período:

* 433 - Índice Nacional de Preços ao Consumidor Amplo (IPCA) do Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE)

A influência da oferta dos meios de pagamento será avaliada pelo M4:

* 1843 - Meios de pagamento amplos - M4 (saldo em final de período)

Quanto aos dados obtidos fora do SGS, complementarmente foram extraídas as séries do portal Ipeadata[[31]](#footnote-32) por meio do pacote do R, *ipeadatar[[32]](#footnote-33)*:

* JPM366\_EMBI366 - EMBI + Risco-Brasil, diária (a respeito da periodicidade, foi realizado o cálculo da média mensal), do JP Morgan.
* PNADC12\_PO12 - Pessoas ocupadas, da Pesquisa Nacional por Amostra de Domicílios (PNAD) Contínua do IBGE.

Ademais, tem-se a série mensal do índice Bovespa, obtida por meio do pacote *tseries[[33]](#footnote-34)* do R. O pacote permite acessar a API disponibilizada pelo *Yahoo Finance*:

* ^BVSP - IBOVESPA

Por fim, as tabelas resultam da combinação do pacote *stargazer* do R e da plataforma *Overleaf*[[34]](#footnote-35), um editor LaTex online.

# RESULTADOS

A avaliação da estacionariedade das séries constitui passo anterior à formação dos modelos. O grau de integração da série que representa a variável dependente é determinante, pois, trata-se de referência para as demais séries que para serem adicionadas aos modelos devem ter o mesmo grau de integração.

A Tabela 5 apresenta o resultado do Dickey-Fuller Aumentado para série de notificações de AC mensais com *drift*, tendência e nenhuma defasagem. Pelo resultado em (*Gamma*) vê-se que a hipótese nula foi rejeitada, o que significa a não rejeição da estacionariedade da série.

**Tabela 5 - Dickey-Fuller Aumentado – AC mensais**

Tabela

Descrição gerada automaticamente

Fonte: Elaboração própria.

O teste BG, também, foi realizado para autocorrelação de ordem 1, e o p-valor de 0.86 indica que a hipótese de não haver autocorrelação não deve ser rejeitada. Portanto, a série de AC é estacionária em nível, ou I(0), que deve ser o mesmo grau de integração das séries a serem consideradas nos modelos.

Os resultados dos testes ADF para as variáveis macroeconômicas são apresentados de forma sumarizada na Tabela 6, a seguir.

**Tabela 6 - Significância dos testes de raiz unitária e autocorrelação dos resíduos para as variáveis macroeconômicas consideradas**

Tela de computador com texto preto sobre fundo branco

Descrição gerada automaticamente

Fonte: Elaboração própria.

1. , sem *drift*[[35]](#footnote-36) ou tendência
2. , com *drift* e sem tendência
3. , com *drift* e tendência

Para cada uma das séries foram testadas as três formas do teste Dickey-Fuller. Em cada uma das formas foi testado o comportamento do processo gerador com até 12 defasagens.

A menor defasagem em que se foi possível atestar estacionariedade e não autocorrelação dos resíduos, simultaneamente, é apresentada na coluna “Número de defasagens” da Tabela 6. Quando ambas condições não foram satisfeitas em nenhuma situação, tem-se uma linha em branco para aquela variável.

Os hifens na Tabela 6 indicam que a hipótese nula não foi rejeitada. Os valores “5%” e “1%” indicam o nível de significância em que aquelas hipóteses foram rejeitadas.

Dessa forma, apenas as seguintes séries serão adicionadas às regressões:

* 4380 - PIB mensal - Valores correntes (R$ milhões)
* 24363 - IBC-Br
* 4189 - Taxa de juros - Selic acumulada no mês anualizada base 252
* 433 - IPCA do IBGE

Como essas séries são estacionárias em nível, se diz que são I(0), assim como a série de AC.

A partir de quatro séries macroeconômicas, efeitos fixos de mês e um , o número de modelos possíveis de serem constituídos são calculados pela seguinte equação.

(35)

Onde, é o número de modelos, o número de combinações possíveis de elementos em grupos de e o valor “1” (um) adicionado ao modelo com apenas (que é o modelo que explica por sua média histórica).

Portanto, no presente trabalho 32 modelos distintos serão avaliados por *time series cross-validation*.

Algumas decisões operacionais do trabalho têm a capacidade de afetar seu resultado. Particularmente, a decisão de qual seria o primeiro (que definiria o último período da primeira base de treino).

Aqui, optou-se por realizar a primeira cisão em dezembro de 2017, de forma a garantir uma amostra mínima de 36 elementos para cada regressão (apesar de a série começar em janeiro de 2014, uma diferença de 48 períodos, há de se descontar as 12 defasagens).

Existe um *tradeoff* claro em definir a amostra mínima, para uma amostra menor, maior seria o número de experimentações do modelo, ao custo de assumir no cálculo do previsões de estimativas com largo intervalo de confiança. Enquanto, para uma amostra maior, o que se observa seria exatamente o contrário.

Portanto, o conjunto dos está assim definido em 31 períodos:

(36)

Seguindo a cronologia apresentada na metodologia, realiza-se para um modelo , na base de treino que termina em dezembro de 2017, as previsões dos doze meses subsequentes. A título de exemplo, apresenta-se na Tabela 7 o resultado para o modelo apenas com o intercepto.

**Tabela 7 - Atos de concentração previstos e realizados para o modelo de intercepto – base de treino até dezembro de 2017**

Tela de celular com texto preto sobre fundo branco

Descrição gerada automaticamente

Fonte: Elaboração própria.

Resultados como o da Tabela 7 foram produzidos para cada um dos 32 modelos e 31 períodos aqui descritos, o que tornou possível o cálculo do em cada um deles. Para o exemplo da Tabela 7, o foi de .

O Gráfico 2 mostra as séries de para cada modelo em cada uma das cisões da base, onde o modelo que mais interessa é aquele que produz os menores valores.

**Gráfico 2 - RMSE (Dez/2017 a Jun/2020)**

Mapa colorido com texto preto sobre fundo branco

Descrição gerada automaticamente

Fonte: Elaboração própria.

Como se previu, não existe série de modelo que seja totalmente dominada pelas demais. Mês a mês, os melhores modelos vão se alternando.

O Gráfico 3 apresenta, por sua vez, as séries de . Trata-se, portanto, da soma acumulada até um dado mês , ou seja, uma versão móvel do que foi apresentado no Gráfico 2.

O Gráfico 3 acaba por mostrar qual seria o modelo a ser escolhido para realização da previsão em cada ponto do tempo. Essa natureza dinâmica de forma alguma pode ser entendida como um vício pois, seguindo essa metodologia, sempre será utilizado aquele modelo que melhor[[36]](#footnote-38) se adapta aos novos dados para realização de novas previsões.

**Gráfico 3 - ARMSE (Dez/2017 a Jun/2020)**

Uma imagem contendo texto, mapa

Descrição gerada automaticamente

Fonte: Elaboração própria.

O Gráfico 3 mostra, ainda, um resultado mais coeso de quais seriam os melhores modelos. Ainda assim, não há uma série que seja totalmente dominada. Não obstante, a partir de março de 2018, o modelo M09 tem se mantido como a melhor alternativa. O modelo M09, que melhor se adaptou aos dados, é o seguinte:

(37)

Onde:

: Número de notificações de AC no Cade no mês .

: Selic acumulada (anualizada) no mês t.

: *Dummy* do k-ésimo mês do ano (Fev, ..., Dez)[[37]](#footnote-39).

Mas, retomando a pergunta que orienta o presente estudo, o método de validação cruzada de séries de tempos tem capacidade de selecionar um modelo de previsão mais acurado do que usar a média histórica? O Gráfico 4 isola os modelos M09 (o modelo selecionado) e M01(o modelo de intercepto, equivalente à média histórica). A comparação em termos de mostra evidente vantagem do modelo selecionado. Em qualquer ponto do tempo, o M09 apresenta um RMSE acumulado inferior ao de M01.

Dessa forma, conclui-se que, até o momento, a metodologia proposta neste trabalho se justifica em termos de melhoria das previsões.

**Gráfico 4 - ARMSE - M01 vs. M09 (Dez/2017 a Jun/2020)**

Mapa com linhas coloridas

Descrição gerada automaticamente

A Tabela 8 apresenta, enfim, as previsões de julho de 2020 a junho 2021 obtidas por M09.

**Tabela 8 - Atos de concentração previstos para o modelo M09 – base de treino (Dez/2017 a Jun/2020)**

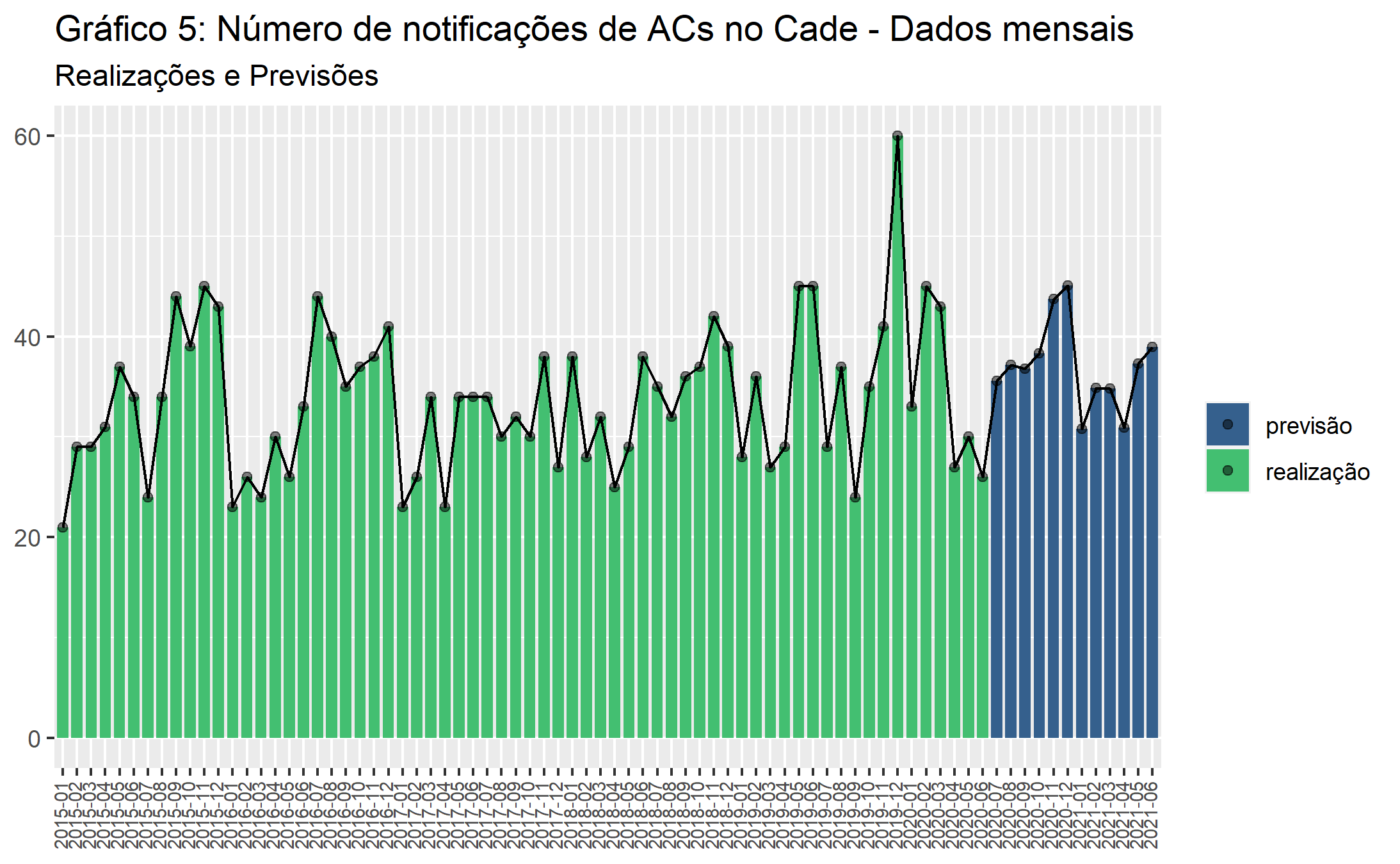
Tela de celular com texto preto sobre fundo branco

Descrição gerada automaticamente

Fonte: Elaboração própria

Para uma noção da dimensão desses resultados, o Gráfico 5 apresenta as previsões integradas a série histórica mensal.

**Gráfico 5 - Número de notificações de AC no Cade - Dados mensais (Jan/2015 a Jun/2021)**



O Gráfico 6, por sua vez, agrega os valores mensais para prever o número de AC esperados para o ano de 2020, resultando na expectativa de que 441 notificações sejam apresentadas.

**Gráfico 6 - Número de notificações de AC no Cade**

Tela de celular com publicação numa rede social

Descrição gerada automaticamente

Vale mencionar que não foram apresentados os intervalos de confiança das previsões realizadas. De fato, previsões mais recentes (decorrentes de amostras maiores) devem apresentar menores intervalos de confiança que as previsões antigas.

# CONCLUSÕES

O presente trabalho avaliou 32 modelos, compostos por variáveis macroeconômicas (estacionárias) sugeridas pela literatura como capazes de influenciar o número de notificações de AC ao Cade. Esses 32 modelos representam todas as combinações lineares possíveis de serem construídas com as variáveis utilizadas.

Cada um dos modelos foi avaliado pelo método de *time series cross-validation* considerando a métrica , com base em dados de janeiro de 2014 a junho de 2020. O modelo escolhido por esse método (M09) foi distinto do modelo que seria equivalente a uma média histórica simples, o que significa que o erro de previsão dado por M09 seria menor do que a utilização da média histórica . Dessa forma, conclui-se que a metodologia adotada apresenta maior acurácia.

Em relação à previsão indicada pelo método para 2020, ressalta-se que em nenhum modelo foi incluída uma variável *dummy* que indicasse o início do período da pandemia de *Coronavirus Disease* 2019 (COVID-19). Contudo, os efeitos dessa crise seriam observados nas variáveis macroeconômicas que, indiretamente, afetariam o número de AC. Além disso, como bem evidenciam as formas funcionais com defasagens utilizadas, espera-se que os efeitos da pandemia sejam relevantes no próximo ano, dado que decisões de investimento na forma de AC podem ser afetadas.

Uma possibilidade para aprimoramento do método em trabalhos futuros seria levar em consideração a forma como são agregados os resultados de . No estágio atual da metodologia, erros cometidos no passado por previsões com menores amostras são tão relevantes quanto erros recentes produzidos por modelos que dispõem de amostras maiores. Parece bastante razoável supor que a informação antiga pode se tornar obsoleta, devendo receber menor importância na métrica de agregação. O desafio que permanece é como estruturar um sistema de pesos que não seja puramente arbitrário.

Uma limitação que decorre do tipo de método utilizado, foi o uso apenas de variáveis estacionárias em nível. Isso pode ser resolvido futuramente com uso de modelos autorregressivos com defasagens distribuídas (*Autoregressive Distributed Lag* - ARDL) que permitem a inclusão de variáveis com outros graus de integração, o que permitiria a avaliação de um número ainda maior de modelos.

# REFERÊNCIAS

Brasil. Lei nº 12.529, de 30 de novembro de 2011. nov de 2011. http://www.planalto.gov.br/ccivil\_03/\_Ato2011-2014/2011/Lei/L12529.htm (acesso em 25 de 09 de 2018).

\_\_\_\_. Portaria Interministerial nº 994, de 30 de maio de 2012. Mai de 2012. http://www.cade.gov.br/assuntos/normas-e-legislacao/portarias/portaria-994.pdf/view (acesso em 1 de Out de 2018).

CADE. Resolução n° 02 de 29 de maio de 2012. Maio de 2012. http://www.cade.gov.br/assuntos/normas-e-legislacao/resolucao/resolucao-2\_2012-analise-atos-concentracao.pdf/view (acesso em 01 de Out de 2018).

\_\_\_\_. Resolução nº 09 de 1º de outubro de 2014. Out de 2014. http://www.cade.gov.br/assuntos/normas-e-legislacao/resolucao/resolucao-9-01outubro2014-alteracao-res-022012.pdf/view (acesso em 1 de Out de 2018).

\_\_\_\_. Resolução nº 10 de 29 de outubro de 2014. Out de 2014. http://www.cade.gov.br/assuntos/normas-e-legislacao/resolucao/resolucao-10-04-de-novembro-de-2014.pdf/view (acesso em 1 de Out de 2018).

\_\_\_\_. Resolução nº 17 de 18 de outubro de 2016. Out de 2016. https://sei.cade.gov.br/sei/modulos/pesquisa/md\_pesq\_documento\_consulta\_externa.php?DZ2uWeaYicbuRZEFhBt-n3BfPLlu9u7akQAh8mpB9yNv-GMnqtuY9s5zbnPvfnYiuBhvl7asLinWf2UjGgpzfMMnV20eEelmaWH0I7Q3sVlrFJpAoVYj1uowW0inIagf (acesso em 1 de Out de 2018).

\_\_\_\_, DEE. “Nota Técnica nº 019/2016/DEE/CADE.”Estimativa dos atos de concentração de 2016 e 2017, Jun de 2016.

\_\_\_\_. “Nota Técnica nº 9/2017/DEE/CADE.”Estimativa dos atos de concentração de 2017 e 2018, Dez de 2017.

Brealey, Richard;, e Stewart; Myers. 2003. *Principles of Corporate Finance*. Seventh Ed. McGraw-Hill.

Bris, Arturo, Christos Cabolis, e Vanessa Janowski. 2007. “The effect of merger laws on merger activity”. In *Corporate Governance and Regulatory Impact on Mergers and Acquisitions*, 15–41. Elsevier. https://doi.org/10.1016/B978-012374142-4.50004-X.

Brouthers, D. Keith, e Jean François Hennart. 2007. “Boundaries of the firm: Insights from international entry mode research”. *Journal of Management* 33 (3): 395–425. https://doi.org/10.1177/0149206307300817.

Brouthers, Keith D., e Lance Eliot Brouthers. 2000. “Acquisition or greenfield start-up? Institutional, cultural and transaction cost influences”. *Strategic Management Journal* 21 (1): 89–97. https://doi.org/10.1002/(SICI)1097-0266(200001)21:1<89::AID-SMJ85>3.0.CO;2-8.

Cortés, Lina M., Diego A. Agudelo, e Samuel Mongrut. 2017. “Waves and Determinants in Mergers and Acquisitions: The Case of Latin America”. *Emerging Markets Finance and Trade* 53 (7): 1667–90. https://doi.org/10.1080/1540496X.2016.1262254.

Gort, Michael. 1969. “An Economic Disturbance Theory of Mergers”. *The Quarterly Journal of Economics* 83 (4). Oxford University Press: 624–42. https://doi.org/10.2307/1885453.

Gugler, Klaus, Dennis C. Mueller, B. Burcin Yurtoglu, e Christine Zulehner. 2003. “The effects of mergers: An international comparison”. *International Journal of Industrial Organization* 21 (5): 625–53. https://doi.org/10.1016/S0167-7187(02)00107-8.

Gujarati, Damodar N. 2006. *Econometria Básica*.

Harford, Jarrad. 2005. “What drives merger waves?” *Journal of Financial Economics* 77 (3): 529–60. https://doi.org/10.1016/j.jfineco.2004.05.004.

Hymer, Stephen H; 1976. “The international operation of national firms: A study of direct foreign investment”. *MIT Press*.

Hyndman, R.J., & Athanasopoulos, G. (2018) *Forecasting: principles and practice*, 2nd edition, OTexts: Melbourne, Australia. OTexts.com/fpp2. Accessed on <current date>.

Hyndman, R. 2014. *Measuring forecast accuracy*.

Kamaly, Ahmed. 2007. “Trends and Determinants of Mergers and Acquisitions in Developing Countries in the 1990s”. *International Research Journal of Finance and Economics* 8: 16–30.

Kindleberger, C. 1969. *American business abroad: Six lectures on direct investment*. New Heaven: Yale University Press.

Maksimovic, Vojislav, e Gordon Phillips. 2001. “The Market for Corporate Assets: Who Engages in Mergers and Asset Sales and Are There Efficiency Gains?” *The Journal of Finance* 56 (6): 2019–65. https://doi.org/10.1111/0022-1082.00398.

Melicher, Ronald W., Johannes Ledolter, e Louis J. D’Antonio. 1983. “A Time Series Analysis of Aggregate Merger Activity”. *The Review of Economics and Statistics* 65 (3): 423. https://doi.org/10.2307/1924187.

Mitchell, Mark L., e J.Harold Mulherin. 1996. “The impact of industry shocks on takeover and restructuring activity”. *Journal of Financial Economics* 41 (2). North-Holland: 193–229. https://doi.org/10.1016/0304-405X(95)00860-H.

Neto, Paula, António Brandão, e António Cerqueira. 2010. “The Macroeconomic Determinants of Cross-Border Mergers and Acquisitions and Greenfield Investments”. *Journal of Business Strategy* 7 (4): 24–45.

Pablo, Eduardo. 2009. “Determinants of cross-border M&As in Latin America”. *Journal of Business Research* 62 (9). Elsevier Inc.: 861–67. https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2008.10.004.

Ragozzino, Roberto. 2009. “The Effects of Geographic Distance on the Foreign Acquisition Activity of U.S. Firms”. *MIR: Management International Review* 49 (4). Springer: 509–35. http://www.jstor.org/stable/40658328.

Roberto, Basile. 2004. “Acquisition versus greenfield investment: The location of foreign manufacturers in Italy”. *Regional Science and Urban Economics* 34 (1): 3–25. https://doi.org/10.1016/S0166-0462(02)00073-X.

Stigler, George J. 1950. “Monopoly and Oligopoly by Merger”. *The American Economic Review* 40 (2). American Economic Association: 23–34. http://www.jstor.org/stable/1818020.

Uddin, Moshfique, e Agyenim Boateng. 2011. “Explaining the trends in the UK cross-border mergers & acquisitions: An analysis of macro-economic factors”. *International Business Review* 20 (5). Elsevier Ltd: 547–56. https://doi.org/10.1016/j.ibusrev.2010.11.003.

Wang, Author Xin. 2013. “The impact of macroeconomic factors on mergers and acquisitions in China from 1992 to 2013 .”

Ji, X.. 2016. “How the GDP will affect M&A deals in U.S.”. Disponível em: < https://opensiuc.lib.siu.edu/gs\_rp/738/>

Xie, En, K. S. Reddy, e Jie Liang. 2017. “Country-specific determinants of cross-border mergers and acquisitions: A comprehensive review and future research directions”. *Journal of World Business* 52 (2). Elsevier Inc.: 127–83. https://doi.org/10.1016/j.jwb.2016.12.005.

1. Artigo 23 da Lei nº 12.529, de 30 de novembro de 2011. [↑](#footnote-ref-1)
2. Validação cruzada de séries temporais. [↑](#footnote-ref-2)
3. *Proxy* são variáveis utilizadas para substituir outra de difícil mensuração e que se resume a guardar com ela uma relação de pertinência. [↑](#footnote-ref-3)
4. Variável *dummy* é uma variável binária (assume valor 0 ou 1) utilizada para indicar ausência ou presença de determinada característica. [↑](#footnote-ref-4)
5. Nota Técnica 9/2017/DEE/CADE (SEI 0309067) [↑](#footnote-ref-5)
6. Nota Técnica 9/2019/DEE/CADE (SEI 0606107). [↑](#footnote-ref-6)
7. Diferença de tempo. [↑](#footnote-ref-7)
8. Fluxo de saída. [↑](#footnote-ref-8)
9. Fluxo de entrada. [↑](#footnote-ref-9)
10. O HHI consiste em um índice tradicional para cálculo do grau de concentração dos mercados e é calculado com base no somatório do quadrado das participações de mercado de todas as empresas de um dado mercado. [↑](#footnote-ref-10)
11. Forecasting: principles and practice de Hyndman & Athanasopoulos (2018) [↑](#footnote-ref-11)
12. É possível limitar essas possibilidades, restringindo, por exemplo, o número mínimo de informações a constar da base de treino. [↑](#footnote-ref-12)
13. <https://www.demographic-research.org/volumes/vol25/5/25-5.pdf> [↑](#footnote-ref-13)
14. <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0020025511006773> [↑](#footnote-ref-14)
15. Resíduos são diferentes de erro de previsão. [↑](#footnote-ref-15)
16. No seguinte padrão: [↑](#footnote-ref-17)
17. Caso diga respeito a um período muito recente, com menos de um ano de diferença para o último período da série de notificações de atos de concentração constantes da base, algumas previsões não terão correspondente na base de validação para realizar-se qualquer comparação.

    Exemplo: Usando será possível realizar as previsões de todos os meses de 2020. No entanto, como os dados vão somente até junho, as comparações só poderão ser feitas até aquele mês. Portanto, neste caso, . [↑](#footnote-ref-18)
18. <https://pdfs.semanticscholar.org/af71/3d815a7caba8dff7248ecea05a5956b2a487.pdf> [↑](#footnote-ref-19)
19. Outras formas de agregações que estipulassem pesos maiores, por exemplo, para estimativas com amostras maiores (ou mais recentes) poderiam se dar. No entanto, se entende que a forma proposta é a menos arbitraria até o momento. [↑](#footnote-ref-20)
20. Uma série é uma realização de um processo estocástico. [↑](#footnote-ref-21)
21. Aonde apenas a primeira diferença da série é estacionária. [↑](#footnote-ref-22)
22. Equivalente a um intercepto. [↑](#footnote-ref-23)
23. A escolha por usar o teste de Breusch-Godfrey no lugar do teste de Durbin & Watson se dá pela restrição que o último tem de não lidar com resíduos de modelos autoregressivos. [↑](#footnote-ref-24)
24. A depender da versão do teste ADF que está tendo a autocorrelação avaliada, os temos de tendência e defasagens podem não fazer parte da equação. [↑](#footnote-ref-25)
25. Extraídos na data de 23/07/2020. [↑](#footnote-ref-26)
26. <http://cadenumeros.cade.gov.br/QvAJAXZfc/opendoc.htm?document=Painel%2FCADE%20em%20N%C3%BAmeros.qvw&host=QVS%40srv004q6774&anonymous=true> [↑](#footnote-ref-27)
27. Acordo entre duas ou mais empresas que estabelece alianças estratégicas por um objetivo comercial comum e por tempo determinado. [↑](#footnote-ref-28)
28. www3.bcb.gov.br/sgspub [↑](#footnote-ref-29)
29. <https://github.com/wilsonfreitas/rbcb> [↑](#footnote-ref-30)
30. A codificação que antecede o nome de cada uma das séries é particular do BCB. Esta facilita a busca das séries na base da autarquia. [↑](#footnote-ref-31)
31. <http://www.ipeadata.gov.br>. Acessado em 22/08/2020. [↑](#footnote-ref-32)
32. <https://cran.r-project.org/web/packages/ipeadatar/index.html> [↑](#footnote-ref-33)
33. <https://cran.r-project.org/web/packages/tseries/index.html> [↑](#footnote-ref-34)
34. <https://pt.overleaf.com/> [↑](#footnote-ref-35)
35. Equivalente a um intercepto. [↑](#footnote-ref-36)
36. Conforme a métrica aqui estabelecida. [↑](#footnote-ref-38)
37. A *dummy* do mês de janeiro é descartada para evitar multicolineariedade. [↑](#footnote-ref-39)