# UNIVERSIDADE DE SÃO PAULO FACULDADE DE ECONOMIA, ADMINISTRAÇÃO E CONTABILIDADE DE RIBEIRÃO PRETO DEPARTAMENTO DE ECONOMIA

## PATRÍCIA SILVA FELINI

Previsão do consumo: análises para o Brasil e os EUA

Orientador: Prof. Dr. Fábio Reis Gomes

Prof. Dr. Vahan Agopyan Reitor da Universidade de São Paulo

Prof. Dr. Andre Lucirton Costa Diretor da Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade de Ribeirão Preto

> Prof. Dr. Sergio Kannebley Júnior Chefe do Departamento de Economia

## PATRÍCIA SILVA FELINI

Previsão do consumo: análises para o Brasil e os EUA

Dissertação de mestrado apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Economia - Área: Economia Aplicada da Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade de Ribeirão Preto da Universidade de São Paulo para obtenção do título de Mestre em Ciências. Versão Corrigida. A original encontra-se disponível na FEA-RP/USP.

Orientador: Prof. Dr. Fábio Reis Gomes

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.

Felini, Patrícia Silva

Previsão do consumo: análises para o Brasil e os EUA / Patrícia Silva Felini – Ribeirão Preto, 2020.

81f.: il.; 30 cm

Dissertação de mestrado apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Economia - Área: Economia Aplicada da Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade de Ribeirão Preto da Universidade de São Paulo para obtenção do título de Mestre em Ciências. Versão Corrigida. A original encontra-se disponível na FEA-RP/USP. — Universidade de São Paulo

Orientador: Gomes, Fábio Reis

1. Consumo. 2. Crédito. 3. Sentimento. 4. Previsão.

## PATRÍCIA SILVA FELINI

Previsão do consumo: análises para o Brasil e os EUA

Dissertação de mestrado apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Economia - Área: Economia Aplicada da Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade de Ribeirão Preto da Universidade de São Paulo para obtenção do título de Mestre em Ciências. Versão Corrigida. A original encontra-se disponível na FEA-RP/USP.

Orientador: Prof. Dr. Fábio Reis Gomes

/
Banca Examinadora:
<b>Prof. Dr. Fábio Reis Gomes</b> Orientador
Professor
Avaliador 1
Professor
Avaliador 2

Data de Aprovação:

Dedico este trabalho a minha mãe Vera, pela força e compreensão, que foram essenciais para a realização desse trabalho. As minhas irmãs, Letícia e Victória, que me apoiaram durante o curso. Em especial, ao meu pai (em memória) que mesmo distante sempre se fez tão presente.

#### **AGRADECIMENTOS**

Em primeiro lugar agradeço à minha mãe Vera e as minhas irmãs Letícia e Victória por todo o apoio e amor incondicional que elas sempre me deram. Obrigada por serem meu porto seguro.

Agradeço também ao meu orientador Fábio Gomes por toda a atenção e paciência despendida durante a elaboração deste trabalho, além de todos os conhecimentos transmitidos em sala de aula.

Agradeço aos amigos que fiz no mestrado e futuros colegas de profissão. Especialmente, a Fernanda Valente e Daniel Quinuad.

Por fim, agradeço ao meu pai Ozório (em memória) por ter durante a minha infância me ensinado o amor pelos estudos. Sem os seus ensinamentos não alcançaria êxito nesta jornada.

O presente trabalho foi realizado com apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior - Brasil (CAPES) - Código de Financiamento 001.

#### **RESUMO**

FELINI, Patrícia Silva. *Previsão do consumo: análises para o Brasil e os EUA*. 2020. 81f. Manual – Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade de Ribeirão Preto, Universidade de São Paulo, Ribeirão Preto, 2020.

Este trabalho analisa a capacidade de previsão de diversos indicadores com respeito ao consumo agregado no Brail e nos Estados Unidos, sendo composto, assim, por dois estudos. O primeiro estudo investiga se a variável crédito é capaz de aprimorar a previsão de diferentes categorias de consumo (agregado) dos EUA, após levar-se em conta indicadores macroeconômicos típicos da literatura de previsão – defasagens do consumo, renda, taxa de juros e indices financeiros -, que captariam os fundamentos econômicos. Além desses indicadores, incluem-se também medidas de sentimento (confiança) do consumidor e de incerteza macroeconômica. Para avaliar a contribuição marginal do crédito e, também, do sentimento do consumidor e da incerteza macroeconômica, estimam-se diversos modelos com base em todas as variáveis mencionadas e são feitos exercícios de previsão fora da amostra. Para isso, são consideradas previsões h passos (meses) a frente, com h = 1, 3, 12. Como temos diversos modelos, a metodologia utilizada para selecionar aqueles que tem maior capacidade de previsão (fora da amostra) é a abordagem *Model Confidence Set* que nos permite avaliar o poder preditivo de diversos modelos de forma conjunta. Os resultados encontrados indicam que adicionar o crédito ao modelo base, com indicadores macroeconômicos típicos, não melhora a previsão das diferentes categorias de consumo analisadas. Além disso, para determinadas categorias do consumo, como consumo de não duráveis, em alguns horizontes temporais as variáveis de sentimento do consumidor e as variáveis de incerteza macroeconômica são relevantes. O segundo estudo investiga se índices de confiança do consumidor aprimoram a previsão do consumo agregado no Brasil, após levarmos em conta variáveis macroeconômicas usuais que captariam os fundamentos econômicos. Para tanto estimamos diversos modelos e medimos o poder preditivo (incremental) de índices de confiança do consumidor em exercícios de previsão dentro e fora da amostra. No primeiro caso, há evidência que as defasagens do próprio consumo, do crédito e da taxa Selic são preditores relevantes do consumo agregado. No segundo caso, os resultados são mistos, pois dependem da função perda utilizada na abordagem Model Confidence Set. Em particular, no caso do Erro Quadrado Médio o conjunto de modelos superiores é composto por uma única especificação na qual consta um índice de confiança do consumidor.

**Palavras-chave**: Consumo Crédito Sentimento do Consumidor Previsão Model Confidence Set

#### **ABSTRACT**

FELINI, Patrícia Silva. Consumption forecast: analysis for Brazil and USA. 2020. 81f. Manual – Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade de Ribeirão Preto, Universidade de São Paulo, Ribeirão Preto, 2020.

This work analyzes the ability to predict various indicators with respect to aggregate consumption in Brazil and United States, thus comprising two studies. The first study investigates whether whether the credit variable improves the forecast of US (aggregate) consumption categories, after taking into account basic variables in the consumption forecasting literature lagged consumption, income, interest rate and a financial indicator - that would capture the economic fundamentals. In addition to these variables, variables of consumer sentiment and macroeconomic uncertainty are also included. To assess the marginal contribution of credit and also of consumer sentiment and macroeconomic uncertainty, several models are estimated based on all the variables mentioned and forecasting exercises are carried out outside the sample. For this, h steps (months) forecasts are considered ahead, with h = 1, 3, 12. As we have several models, the methodology used to select that have greater forecasting capacity (out of the sample) is the *Model Confidence Set* approach that allows us to evaluate the predictive power of several models together. The results found indicate that adding credit to the base model, with typical macroeconomic indicators, does not improve the forecast of the different categories of consumption analyzed. In addition, for certain consumption categories, such as non-durable consumption, in some time horizons, adding the consumer sentiment variable and/or the macroeconomic uncertainty variable can bring statistically significant gains in the accuracy of forecasts. The second study investigates whether consumer confidence indices improve the forecast of aggregate consumption in Brazil, after considering typical macroeconomic variables - GDP, credit and financial indicators - that would capture the economic fundamentals. We estimate several models in order to investigate (incremental) predictive content of the consumer confidence indices in-sample and out-of-sample. In the first case, there is evidence that lags of consumption, credit and Selic rate are relevant predictors of aggregate consumption. In the second case, the results are mixed, as they depend on the loss function used in the Model Confidence Set approach. In particular, using the Mean Square Error, the set of the superior models is composed of a single specification that contains a consumer confidence index.

Keywords: Consumption Credit Consumer Sentiment Forecast Model Confidence Set

## LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1 – Evolução no tempo das variáveis de consumo	30
Figura 2 – Evolução no tempo das variáveis do modelo base e do crédito	31
Figura 3 – Evolução no tempo das variáveis de incerteza macroeconômica	32
Figura 4 – Evolução no tempo das variáveis do sentimento do consumidor	32
Figura 5 – Evolução no tempo das variáveis estacionárias do consumo	34
Figura 6 – Evolução no tempo das variáveis estacionárias do modelo base e do crédito .	35
Figura 7 – Evolução das taxas de crescimento do consumo e do PIB	51
Figura 8 – Evolução das taxas de crescimento do consumo e do crédito	52
Figura 9 – Evolução da taxa de juros Selic e do retorno do Ibovespa	53
Figura 10 – Evolução dos índices de confiança em nível	53
Figura 11 – Evolução das taxas de crescimento dos índices de confiança	54
Figura 12 – Previsão 1 passo à frente Consumo Duráveis	72
Figura 13 – Previsão 1 passo à frente Consumo Duráveis	72
Figura 14 – Previsão 1 passo à frente Consumo Não Duráveis	73
Figura 15 – Previsão 1 passo à frente Consumo Não Duráveis	73
Figura 16 – Previsão 1 passo à frente Consumo Não Duráveis Serviços	73
Figura 17 – Previsão 1 passo à frente Consumo Não Duráveis Serviços	74
Figura 18 – Previsão 3 passos à frente Consumo Duráveis	75
Figura 19 – Previsão 3 passos à frente Consumo Duráveis	75
Figura 20 – Previsão 3 passos à frente Consumo Não Duráveis	75
Figura 21 – Previsão 3 passos à frente Consumo Não Duráveis	76
Figura 22 – Previsão 3 passos à frente Consumo Não Duráveis e Serviços	76
Figura 23 – Previsão 3 passos à frente Consumo Não Duráveis e Serviços	76
Figura 24 – Previsão 12 passos à frente Consumo Duráveis	77
Figura 25 – Previsão 12 passos à frente Consumo Duráveis	77
Figura 26 – Previsão 12 passos à frente Consumo Não Duráveis	77
Figura 27 – Previsão 12 passos à frente Consumo Não Duráveis	78
Figura 28 – Previsão 12 passos à frente Consumo Não Duráveis e Serviços	78
Figura 29 – Previsão 12 passos à frente Consumo Não Duráveis e Serviços	78

## LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Variáveis Macroeconômicas	29
Tabela 2 – Ordem de integração das variáveis em nível	33
Tabela 3 – Ordem de integração das variáveis em primeira diferença	34
Tabela 4 – Estatísticas Descritivas	35
Tabela 5 – Estatísticas Descritivas - Correlação	36
Tabela 6 - Previsão um passo à frente com quatro defasagens de um único preditor do	
consumo	37
Tabela 7 – Modelos selecionados pelo MCS - Erro Quadrático, h=1	37
Tabela 8 – Modelos selecionados pelo MCS - Erro Absoluto, h=1	38
Tabela 9 – Modelos selecionados pelo MCS - Erro Quadrático, h=3	38
Tabela 10 – Modelos selecionados pelo MCS - Erro Absoluto, h=3	39
Tabela 11 – Modelos selecionados pelo MCS - Erro Quadrático, h=12	39
Tabela 12 – Modelos selecionados pelo MCS - Erro Absoluto, h=12	39
Tabela 13 – Variáveis Macroeconômicas Brasil	54
Tabela 14 – Estatísticas Descritivas Brasil	55
Tabela 15 - Resultados da estimação dos modelos compostos por 4 defasagens de um	
único preditor do consumo	57
Tabela 16 – Resultados da estimação dos modelos (2.5) e (2.6)	59
Tabela 17 – Resultados da estimação fora da amostra - Erro Quadrático	60
Tabela 18 – Resultados da estimação fora da amostra - Erro Absoluto	61
Tabela 19 – Previsão com a variável explicativa Renda do Trabalho	65
Tabela 20 – Previsão com a variável explicativa Taxa de Juros	66
Tabela 21 – Previsão com a variável explicativa S&P 500	67
Tabela 22 – Previsão com a variável explicativa Crédito	68
Tabela 23 – Previsão com a variável explicativa Incerteza Macroeconômica, h=1	69
Tabela 24 – Previsão com a variável explicativa Sentimento do Consumidor, CSIC	70
Tabela 25 – Previsão com a própria variável defasada	71
Tabela 26 – Teste Portmanteau para Autocorrelação nos Resíduos	79
Tabela 27 – Ordem de integração das variáveis em nível	80
Tabela 28 – Ordem de integração das variáveis em nível	81

# SUMÁRIO

	INTRODUÇÃO
1	ANÁLISE EUA
1.1	Consumption Predictability
1.2	Consumption Forecasting
1.3	Metodologia Econométrica
1.4	Base de Dados
1.5	<b>Resultados</b>
1.6	Considerações Finais
2	ANÁLISE BRASIL
2.1	Literatura internacional sobre previsão do consumo
2.2	Literatura brasileira sobre previsão do consumo
2.3	Literatura brasileira sobre equações de Euler
2.4	Base de Dados
2.5	Modelos Econométricos
2.6	Avaliação dos modelos
2.7	Resultados Previsão Dentro da Amostra 56
2.8	Resultados Previsão Fora da Amostra 60
2.9	Considerações Finais
	REFERÊNCIAS 62
	APÊNDICE A – RESULTADOS DA ESTIMAÇÃO DOS MODELOS COMPOSTOS POR 4 DEFASAGENS DE UM ÚNICO PREDITOR DO CONSUMO 65
	APÊNDICE B – GRÁFICOS PREVISÕES 1 PASSO À FRENTE MCS 72
	APÊNDICE C – GRÁFICOS PREVISÕES 3 PASSOS À FRENTE MCS 75
	APÊNDICE D – GRÁFICOS PREVISÕES 12 PASSOS À FRENTE MCS 77
	APÊNDICE E – TESTE PORTMANTEAU PARA RESÍDUOS DOS MODELOS
	APÊNDICE F – ORDEM DE INTEGRAÇÃO - ANÁLISE BRASIL 80

## INTRODUÇÃO

Este trabalho é composto por dois estudos, o primeiro analisa a capacidade de previsão de diversos indicadores com respeito ao consumo agregado nos EUA. Já o segundo faz um análise análoga ao primeiro estudo, mas em relação ao consumo do Brasil.

Em relação ao primeiro estudo, o componente mais expressivo do Produto Interno Bruto (PIB) dos EUA é o consumo agregado, o qual pode ser decomposto em três categorias: consumo de bens duráveis, consumo de bens não duráveis e serviços. Em conjunto essas categorias representam mais de 60% do PIB dos EUA desde a década de oitenta. Portanto, a capacidade de prever o consumo se traduz, em grande medida, na capacidade de prever a própria atividade econômica. Dessa forma, a previsão do consumo é um assunto de grande interesse para os formuladores de políticas econômicas e para os analistas financeiros.

A literatura sobre os determinantes do consumo agregado pode ser dividida em duas partes. A primeira é baseada na estimação das equações de Euler provenientes do problema intertemporal do consumimdor. Neste caso, é comum regredir a taxa de crescimento do consumo contra variáveis contemporâneas, como retornos de ativos (HANSEN; SINGLETON, 1983; HALL, 1988). Assumindo substituição intertemporal, formação de hábito, não separabilidade entre o consumo e lazer e consumidores do tipo *rule of thumb*, Kiley (2010) e Everaert e Pozzi (2014) investigam simultaneamente a relevância de diversas variáveis na determinação da taxa de crescimento do consumo. Por este motivo, referem-se a tal análise como *consumption predictability*.

A segunda parte da literatura, conhecida como *consumption forecasting*, investiga como a taxa de crescimento do consumo depende de variáveis defasadas. Esta abordagem não é circunscrita a variáveis usadas na estimação de Equações de Euler. Por esta razão, uma extensa lista de variáveis é investigada, como defasagens da taxa de crescimento da renda e do próprio consumo, defasagens de indicadores financeiros e de índices de pesquisas sobre atitudes do consumidor (sentimento/confiança do consumidor). Em alguma medida, parte dessas variáveis seriam motivadas pela literatura sobre equação de Euler, como a renda e o consumo que refletiriam, respectivamente, o comportamento dos consumidores *rule of thumb* e formação de hábito.

Na área de *consumption forecasting* diversos pesquisadores tem discutido, desde a década de 1990, se a previsão do consumo se torna mais acurada quando se emprega uma variável que represente o nível de incerteza dos consumidores sobre a economia, captando assim, o motivo precaucionário (CARROLL; FUHRER; WILCOX, 1994; BRAM; LUDVIGSON et al., 1998; LUDVIGSON, 2004; WILCOX, 2007; JURADO; LUDVIGSON; NG, 2015). Entretanto, há escassos trabalhos que utilizem alguma variável relacionada à restrição de liquidez para prever o consumo nos EUA. Dessa forma, este trabalho busca cobrir esta lacuna ao considerar informações de volume de crédito para prever o consumo. Assim, investigamos o poder preditivo incremental do crédito para prever o consumo agregado das famílias norte-americanas.

Para atingir esse objetivo são estimados diversos modelos econométricos cujas previsão são obtidas para três horizontes: um, três e doze passos (meses) à frente, isto é, h=1,3,12.

Feito isso, para cada horizonte de previsão, emprega-se a abordagem desenvolvida por Hansen, Lunde e Nason (2011) do *Model Confidence Set* (MCS) para avaliar conjuntamente a previsão de todos os modelos. A vantagem deste método é que ele permite testar o poder preditivo de vários modelos de forma conjunta, diferentemente da abordagem usual de comparar os modelos dois-a-dois por meio do teste de Diebold e Mariano (1995).

O período de estudo compreende janeiro de 1978 até dezembro de 2019 e, após a implementação do MCS concluímos que: acrescentar a variável de crédito ao modelo base, com indicadores macroeconomicos típicos, não melhora a previsão das diferentes categorias de consumo analisadas. Além disso, para determinadas categorias do consumo, como consumo de não duráveis, em alguns horizontes temporais adicionar as variáveis de sentimento do consumidor e de incerteza macroêconomia ao modelo base pode trazer ganhos estatisticamente significativos na acurácia das previsões.

Em relação a análise do Brasil, o consumo agregado é o componente mais expressivo do PIB brasileiro na ótica da despesa. Segundo dados do Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE), do primeiro trimestre de 1996 ao terceiro trimestre de 2019, o consumo correspondeu, em média, a cerca de 63% do PIB no Brasil. Esse percentual acarreta que a capacidade de prever o consumo implica a capacidade de prever um componente substancial do PIB. Além disso, se as recessões e as expansões dependem do comportamento do consumo agregado, prevê-lo ajudaria analistas de mercado e de governo a anteciparem o estado futuro da economia. Em particular, profissionais nessas posições se preocupam com a evolução dos índices de confiança do consumidor (WEISS, 2003; LUDVIGSON, 2004)<sup>1</sup>.

A literatura brasileira sobre consumo tem foco na estimação de equações de Euler derivadas do problema intertemporal do consumidor, o que permite a recuperação de parâmetros estruturais como a elasticidade de substituição intertemporal (HALL, 1988).<sup>2</sup> Na literatura sobre o caso brasileiro há evidência clara de que a taxa de crescimento do consumo depende da taxa de crescimento esperada da renda (GOMES; PAZ, 2004; GOMES, 2004; JÚNIOR; DELALIBERA; NETO, 2018). Inclusive, esta dependência é, por vezes, interpretada como uma evidência de restrição de crédito (JÚNIOR; DELALIBERA; NETO, 2018). A ideia é simples: ao invés de depender da renda permanente, o consumo dependeria da renda corrente porque o crédito é escasso.<sup>3</sup>

Quanto à previsão do consumo propriamente, há alguns trabalhos na literatura brasileira que investigam o papel dos índices de confiança. Bentes (2006) investigou a capacidade preditiva do indicador de confiança do consumidor produzido pela Fecomercio-SP por meio da abordagem de vetores autorregressivos (VAR), concluindo que outras variáveis macroeconômicas têm capacidade semelhante à deste indicador para antecipar o comportamento dos gastos dos consumidores. Em análises dentro da amostra, Graminho et al. (2015) encontra evidência de que o

Weiss (2003) menciona, também, que os índices de confiança dos consumidores norte-americanos são acompanhados em nível internacional e tem impacto em decisões de investimento na Ásia e na Europa, por exemplo.

A equação de Euler descreve uma condição que a trajetória ótima do consumo atende PARKER (2008).

Veja essa discussão em Ludvigson (1999) e Brady (2008).

índice de confiança do consumidor (da indústria) do Instituto Brasileiro de Economia tem poder preditivo incremental sobre o consumo (a produção industrial), após levar em conta outros indicadores econômicos. Por sua vez, Oliveira e Carneiro (2015) analisaram a relação contemporânea entre o consumo e índices de confiança do consumidor. Ainda que a estimação tenha sido feita pelo Método Generalizado dos Momentos (MGM), esta abordagem é essencialmente diferente da proposta deste trabalho, pois verificamos se defasagens de índices de confiança do consumidor melhoram a previsão do consumo.

Finalmente, em exercícios de previsão fora da amostra, Mello e Figueiredo (2017) investigam o poder preditivo de diversos índices de confiança com respeito a variáveis que medem o nível de atividade econômica, incluindo o consumo das famílias. Basicamente, os autores estimam modelos univariados autorregressivos para cada medida do nível de atividade e, posteriormente, incluem em tais modelos defasagens dos índices de confiança para verificar se os mesmos geram ganhos em termos de previsibilidade. No caso do consumo agregado das famílias não há evidência de que qualquer índice de confiança usado apresente previsão melhor do que o simples modelo AR(p).

Nosso objetivo neste trabalho é prever a evolução do consumo agregado, considerando um arcabouço já consolidado na literatura internacional que investiga a capacidade incremental de previsão de índices de confiança do consumidor. Também nos apoiamos na literatura brasileira para justificar os preditores do consumo selecionados. Dessa forma, em linha com Bram, Ludvigson et al. (1998) e Ludvigson (2004) usamos defasagens do próprio consumo agregado, do PIB, da taxa de juros Selic e do retorno do Ibovespa para capturar os fundamentos econômicos, além de defasagens de índices de confiança. Adicionalmente, consideramos informações sobre o crédito, uma vez que há evidência de substancial restrição de crédito no Brasil, a despeito de o volume de crédito ter crescido consideravelmente a partir de 2005, como discutido no Capítulo 2, especificamente na Seção 2.4.

Quanto a medida do sentimento dos consumidores, utilizamos três índices de confiança produzidos pela Federação do Comércio do Estado de São Paulo (Fecomercio-SP), a saber, o Índice de Condições Econômicas Atuais (ICEA), o Índice de Expectativas do Consumidor (IEC) e o Índice de Confiança do Consumidor (ICC), que é simplesmente uma média ponderada dos dois índices anteriores. Embora exista uma variedade de índices de confiança do consumidor no Brasil, optamos por aqueles cujas séries históricas são mais longas – critério também adotado por Bentes (2006) –, o que é importante para nossos exercícios de previsão fora da amostra, especialmente porque os dados do consumo e do PIB tem frequência trimestral, o que reduz o número de observações disponíveis relativamente a estudos que empregam dados em frequência mensal.

Diversos modelos são estimados a partir dessas variáveis para o período amostral do primeiro trimestre de 1996 ao terceiro trimestre de 2019. Em primeiro lugar, são feitas analises dentro da amostra e averigua-se o grau de ajuste de cada modelo e a relevância dos possíveis preditores do consumo. Em segundo lugar, são feitas análises fora da amostra, que constituem propriamente a análise de previsão do consumo. Neste caso, para selecionar os melhores mode-

los adotamos a abordagem do MCS, que compara a capacidade preditiva de todos os modelos em questão conjuntamente. Além da análise de uma amostra mais longa, com previsões dentro e fora da amostra, o uso do MCS é um elemento importante da nossa metodologia, uma vez que, em geral, os estudos realizam comparações par-a-par de modelos por meio de testes como o de Diebold e Mariano (1995)<sup>4</sup>.

Finalmente, os resultados obtidos indicam que na análise dentro da amostra defasagens do próprio consumo, do crédito e da taxa Selic são relevantes para prever o consumo agregado brasileiro. Já na análise fora da amostra, a abordagem MCS consideramos duas funções perdas diferentes: erro quadrático médio (EQM) e erro absoluto médio (EAM). No caso do EQM, selecionou-se apenas um modelo como sendo superior aos demais, no qual consta o IEC. Contudo, ao considerar o EAM, diversas especificações pertencem ao conjunto de modelos superiores. Dentre essas especificações, há algumas que não contam com indicadores de confiança. Neste sentido, os resultados são mistos, quanto à importância de indicadores de confiança dos consumidores.

Além desta introdução, este trabalho está dividido em dois Capítulos. O Capítulo 1 apresenta a análise completa dos EUA. Já o Capítulo 2 apresenta a análise completa do Brasil.

<sup>&</sup>lt;sup>4</sup> Uma exceção é o trabalho de Mello e Figueiredo (2017) para o Brasil que, em exercícios de robustez, utiliza o MCS.

## 1 ANÁLISE EUA

A literatura sobre os determinantes do consumo agregado pode ser dividida em duas partes. Uma, intitulada *consumption predictability*, trata da estimação de equações de Euler derivadas do problema intertemporal do consumidor, sendo discutida na Seção 1.1. Outra, conhecida como *consumption forecasting*, avalia quais são os melhores preditores do consumo, sendo apresentada na Seção 1.2. Embora essas abordagens tenham objetivos distintos, queremos explorar variáveis contempladas na literatura de *consumption predictability*, mas ainda não utilizadas na pesquisa sobre *consumption forecasting*. Por esta razão, revisamos essas duas áreas de pesquisa. Na Seção 1.3 explicamos a metodologia utilizada e na Seção 1.4 apresentamos a base de dados usada. A Seção 1.5 apresenta os resultados encontrados e, por fim, a Seção 1.6 sumariza as conclusões encontradas nesse estudo.

#### 1.1 Consumption Predictability

Segundo Hall (1978), os consumidores buscam suavizar o padrão de consumo deles ao longo da vida para maximizarem seu bem-estar. Contudo, se os consumidores se deparassem com restrições de crédito, a suavização do consumia ficaria comprometida. Isto ocorreria porque os consumidores teriam dificuldades de fazer empréstimos com vistas a evitar quedas bruscas no nível do consumo. Não por acaso, outros autores incorporaram ao problema intertemporal do consumidor a possibilidade de haver restrição de crédito.

Ao assumir uma utilidade instantânea quadrática e que o desconto intertemporal é o recíproco da taxa de juros (constante), Hall (1978) conclui que a equação de Euler do consumidor é dada por um passeio aleatório:  $C_t = \mu + C_{t-1} + \varepsilon_t$ , em que  $\varepsilon_t$  é uma inovação, isto é,  $\mathcal{E}_{t-1}[\varepsilon_t] = 0$ . Neste sentido, a melhor previsão do consumo seria sua defasagem, enquanto a variação do consumo seria imprevisível. No entanto, na abordagem de Hall (1978) não há restrição de liquidez. Os indivíduos poderiam tomar empréstimos à mesma taxa de juros na qual eles podem emprestar, uma vez que há uma única e constante taxa de juros. Entretanto, sabemos que há um *spread* entre os juros que as famílias pagam empréstimos e aqueles que elas recebem quando poupam. Além disso, alguns indivíduos não conseguem tomar mais empréstimos independente da taxa de juros vigente. Não por acaso, segundo Romer (2012), a restrição de liquidez é ativa quando ela leva o consumidor a consumir menos do que ele faria se tivesse acesso ao crédito.

Segundo Zeldes (1989), mesmo que a restrição de liquidez não seja ativa no presente, o fato de ela poder ser ativa no futuro reduz o consumo corrente. Como o consumidor estaria impedido de fazer empréstimos no futuro, ele faria uma espécie de seguro poupando mais hoje. Portanto, a simples chance de haver falta de crédito no futuro já impediria as famílias de suavizarem seu consumo ao longo do tempo como proposto por Hall (1978).

Não por acaso, Zeldes (1989) modela o problema intertemporal do consumidor considerando que exista uma restrição de liquidez. O autor assume que a renda futura do trabalho não é

um colateral válido para os consumidores tomarem empréstimos. Essa restrição é ativa para as famílias que não acumulam sua riqueza nos períodos iniciais ou para as famílias que obtém rendimentos excepcionalmente ruins de suas carteiras de ativos financeiros. Ao avaliar tal modelo, Zeldes (1989) conclui que as restrições de liquidez afetam o consumo nos EUA. Ao dividir a amostra em dois subconjuntos, um das famílias que são suscetíveis a restrições de liquidez e outro das demais famílias, Zeldes (1989) encontra evidências de que a equação de Euler (sem restrição de liquidez) é violada no grupo suscetível a uma restrição de liquidez, enquanto no outro grupo isso não ocorre.

Jappelli e Pagano (1989) e Jaeger (1992) investigam se o consumo segue um passeio aleatório proposto por Hall (1978). Especificamente, Jappelli e Pagano (1989) investigam se a sensibilidade do consumo às flutuações da renda atual é maior em países onde os consumidores realizam menos empréstimos. Por meio da metodologia de variáveis instrumentais eles analisam sete países (Suécia, Estados Unidos, Reino Unido, Japão, Itália, Espanha e Grécia) e encontram como resultados que os países com alta sensibilidade do consumo a variações na renda, como Itália, Grécia e Espanha, a causa pode ser atribuída às restrições de liquidez. Já Jaeger (1992) investiga especificamente o consumo agregado das famílias norte-americanas e conclui que a restrição de liquidez é o principal mecanismo por trás da rejeição do passeio aleatório proposto por Hall (1978).

Segundo Engelhardt (1996) uma situação na qual às restrições de liquidez podem ser importantes é no caso da compra de uma residência pela primeira vez, pois neste caso as famílias precisam acumular o valor de entrada *down-payment* para se qualificarem para o empréstimo hipotecário. Por isso, Engelhardt (1996) examina o comportamento das famílias que são compradoras de residências pela primeira vez nos Estados Unidos no período de 1975 até 1985 e os resultados sugerem que as famílias apresentam um aumento 10% maior no crescimento do consumo em períodos em que ocorre a compra da residência do que em períodos em que não ocorre tal aquisição. Logo, dada a necessidade das famílias pouparem para o *down-payment* para poderem realizar um empréstimo hipotecário, isso pode fazer com que as famílias que buscam comprar pela primeira vez uma residência diminuam o seu consumo para acumular o *down-payment*. Portanto, as restrições de liquidez distorcem o perfil de consumo das famílias no mercado de habitação.

Por sua vez, Gross e Souleles (2002) investigam os efeitos da restrição de liquidez sobre o consumo das famílias dos EUA. Para tanto, os autores analisam no período de 1995 a 1998 como a dívida dos consumidores responde a mudanças na oferta de crédito. Os autores investigam se o aumento nos empréstimos está restrito aos indivíduos que estão tomando empréstimos no limite máximo disponível para eles. Segundo os autores, como os cartões de crédito são a fonte de crédito da maioria das famílias, eles podem ser usados para mensurar a penetração de restrições de liquidez. Um dos resultados que Gross e Souleles (2002) encontram é que mudanças no limite do cartão de crédito geram um aumento imediato e significante na dívida das famílias,

Down-payment é um pré-pagamento que varia em cerca de 5% até 20% do preço da casa.

o que contraria a abordagem de Hall (1978). Segundo tal abordagem a propensão marginal a consumir (PMC) devido a aumentos de acesso a crédito deveria ser zero, mas Gross e Souleles (2002) estimam a PMC entre 10% e 14%.

Além disso, Gross e Souleles (2002) encontram que a PMC é muito maior para as pessoas que estão próximas do seu limite de crédito. Porém, a PMC é diferente de zero mesmo para as pessoas que estão distantes do seu limite de crédito. Portanto, mudanças no limite do cartão de crédito importam não apenas para os indivíduos que estão atualmente com a restrição de liquidez ativa, mas também para os indivíduos que podem sofrer a restrição de liquidez no futuro. Gross e Souleles (2002) também investigam a penetração de restrições de liquidez sob diferentes grupos demográficos. Eles encontraram que as restrições de liquidez afetam de forma mais acentuada jovens, pessoas de baixa renda e com baixa pontuação de crédito.<sup>2</sup>

Sarantis e Stewart (2003) analisam os efeitos da restrição de liquidez e da poupança precaucionário no consumo de 20 paises da OCDE para o período de 1960 a 1994. Para isto, eles dividem os artigo em três objetivos, os quais são: expandir a hipótese de Hall (1978) de RE-PIH/RELCH de forma a permitir a existência de consumidores que consomem sua renda atual, a existência do componente duravel dos gastos do consumo agregado e a existência de substituição intertemporal; aplicar esse modelo modificado para 20 países da OCDE; e examinar a influência das restrições de liquidez e da poupança precaucionária na proporção de consumidores que consomem sua renda atual nestes países.

Sarantis e Stewart (2003) encontram como resultado que o modelo ajustado da REPIH/RELCH proporciona uma explicação satisfatória do crescimento do consumo agregado para os países em estudo. Além disso, a maior parte dos gastos com o consumo nestes países são determinados por consumidores que consomem sua renda atual (a proporção média é de 67% para a estimativa do painel e de 71% para a estimativa da série temporal) e não pelos consumidores que consomem sua renda permanente. Eles encontram evidências que indicam que tanto a restrição de liquidez quanto a poupança precaucionária explicam a variação entre países na proporção de consumidores que consomem sua renda atual, embora a restrição de liquidez é o fator determinante para esta variação. A restrição de liquidez influencia a proporção de consumidores que consomem sua renda atual por meio do crédito do setor privado, da renda, do crescimento populacional e da taxa de juros. Já a poupança precaucionária influencia essa proporção através do nível e da mudança na taxa de desemprego.

Finalmente, é importante destacar que esta literatura – *consumption predictability* – estima versões linearizadas de equações de Euler do consumidor nas quais há uma relação contemporânea entre consumo e outras variáveis, assim descrita:

$$\Delta lnC_t = \psi_0 + \sum_{k=1}^K \psi_k E_{t-1}[X_{k,t}] + \varepsilon_t$$
(1.1)

As pontuações de crédito são função do risco de inadimplência e lucratividade de cada conta que os emissores de cartões possuem.

em que a taxa de crescimento do consumo depende das covariadas  $E_{t-1}[X_{k,t}], k=1,...,K$  e de um termo de erro,  $\varepsilon_t$ . Este termo de erro seria ortogonal a variáveis que pertencem ao conjunto de informações do consumidor disponível até o período t-1. Entretanto, devido ao problema de agregração temporal  $\varepsilon_t$  é tratado, por vezes, como um processo MA(1), isto é,  $\varepsilon_{t+1} = \upsilon_t + \theta \upsilon_{t-1}$ , em que  $\upsilon_t$  é um ruído branco.

A estimação da equação de Euler 1.1 é feita por meio de variáveis instrumentais, formada por variáveis defasadas. A lista de instrumentos é definida por  $Z_{2,L} \equiv [Z'_{t-2},...,Z'_{t-L}]$  em que  $Z_{t-l} \equiv [z_{1,t-l},...,z_{M,t-l}]'$ , é um vetor M x 1 composto por M variáveis defasadas l vezes. Logo,  $Z_{2,L}$  contém M x (L-1) > K instrumentos, além de uma constante.

O estimador *Two Stage Least Squares* (TSLS) estima o valor previsto de  $X_{k,t}$  regredindo-o contra os instrumentos. Como resultado, o valor previsto de  $X_{k,t}$  é dado por:

$$\hat{E}_{t-1}[X_{k,t}] = \hat{\gamma}_0^k + \sum_{m=1}^M \sum_{l=2}^L \hat{\gamma}_{m,l}^k z_{m,t-l}$$
(1.2)

em que as estimativas de  $\hat{\gamma}_0^k$  e  $\hat{\gamma}_{m,l}^k \, \forall m, l$  são obtidas pelo método *Ordinary Least Squares* (OLS). Os termos  $\hat{E}_{t-1}[X_{k,t}] \; k=1,...,K$  são empregados para recuperar os parâmetros estruturais da equação de Euler (1.1).

Isto significa que na prática é feita a previsão das variáveis independentes do modelo (1.1) com base em variáveis defasadas e, posteriormente, estuda-se a relação da taxa de crescimento do consumo com seus potenciais ddeterminantes. No caso da literatura de previsão, como discutido na Seção 1.2, as variáveis defasadas são usadas diretamente para prever o consumo. Desta forma, candidatos naturais para prever o consumo seriam os instrumentos considerados na estimação de equações de Euler. Mas, esses instrumentos são, geralmente, defasagens dos determinantes do consumo, como a taxa de crescimento do crédito.

#### 1.2 Consumption Forecasting

A segunda parte da literatura, conhecida como *consumption forecasting*, investiga como a taxa de crescimento do consumo depende diretamente de variáveis defasadas. Para fins de comparação, consideramos a mesma lista de variáveis defasadas,  $Z_{2,L}$ . Logo, o modelo para previsão é dado por:

$$\Delta lnC_t = \delta_0 + \sum_{m=1}^{M} \sum_{l=2}^{L} \delta_{m,l} Z_{m,t-l} + \epsilon_t$$
 (1.3)

Substituindo a equação (1.2) na equação (1.1) obtemos:

$$\Delta lnC_t = \psi_0 + \sum_{k=1}^K \psi_k [\hat{\gamma}_0^k + \sum_{m=1}^M \sum_{l=1}^L \hat{\gamma}_{m,l}^k Z_{m,t-l}] + \epsilon_t$$
(1.4)

O modelo (1.4) é uma versão restrita do modelo (1.3) em que  $\delta_0 = \psi_0 + \sum_{k=1}^K \hat{\psi}_k \hat{\gamma}_0^k$  e  $\delta_{m,l} = \sum_{k=1}^K \psi_k \hat{\gamma}_{m,l}^k \ \forall m,l$ . Enquanto, a abordagem *consumption forecasting* emprega os instrumentos diretamente para prever a taxa de crescimento do consumo, levando a um modelo

mais flexível, a abordagem de consumption predictability prevê os regressos  $X_{k,t}$  para, então, prever a taxa de crescimento do consumo. Essa análise indica que as variáveis instrumentais consideradas na abordagem Consumption Predictability, como defasagens da taxa de crescimento do crédito, são canditatos naturais a preditores da taxa de crescimento do consumo na abordagem Consumption Forecasting. Além da considerável evidência de restrição de crédito, essa conexão motiva o uso de informações de crédito para prever o consumo.

Em relação à literatura de previsão do consumo, diversos pesquisadores passam a debater a partir da década de noventa a importância de usar uma variável que represente o nível de incerteza dos consumidores sobre a economia com o objetivo de aumentar a acurácia da previsão do consumo. O estudo de Carroll, Fuhrer e Wilcox (1994) é considerado a referência seminal para esta área. Neste artigo os autores buscam compreender se o índice de sentimento do consumidor da Universidade de Michigan possui poder preditivo sobre os gastos futuros do consumo. Para investigar essa questão, os autores regrediram a taxa de crescimento de diferentes categorias do consumo contra defasagens do índice de confiança do consumidor e da taxa de crescimento da renda do trabalho e do próprio consumo. Eles encontram como resultado que o sentimento do consumidor gera um aumento do poder preditivo sobre o consumo, apesar de pouco expressivo.

O resultado encontrado por Carroll, Fuhrer e Wilcox (1994) motivou diversos outros pesquisadores a analisar se outras medidas alternativas de confiança teriam maior poder preditivo sobre o consumo em comparação aos modelos que utilizam o sentimento do consumidor da Universidade de Michigan (BRAM; LUDVIGSON et al., 1998; HOWREY, 2001; LUDVIGSON, 2004; SLACALEK, 2004; WILCOX, 2007; VOSEN; SCHMIDT, 2011). Bram, Ludvigson et al. (1998) argumentaram que apesar da popularidade dos índices de confiança do consumidor, não há consenso sobre a capacidade deles de capturar informações sobre os gastos futuros dos consumidores que já não seriam capturadas por indicadores econômicos típicos. Com o objetivo de resolver esse impasse, esses autores estimaram, inicialmente, um modelo básico composto por quatro defasagens das seguintes variáveis: taxa de crescimento do consumo, taxa de crescimento da renda do trabalho, retorno do mercado acionário (S&P 500), primeira diferença da taxa de juros de curto prazo ( $three-month\ Treasury\ bill^3$ ).

Posteriomente, Bram, Ludvigson et al. (1998) incluíram, tanto separadamente quanto conjuntamente, quatro defasagens de dois índices de confiança do consumidor – *Consumer Confidence Index* (CCI) e *Index of Consumer Sentiment* (ICS) – para investigar o poder preditivo incremental de cada um deles<sup>4</sup>. Foram consideradas diferentes categorias de consumo agregado e, de um modo geral, na análise dentro da amostra a performance do CCI foi superior a do ICS. Na análise fora da amostra evidenciou-se que o poder preditivo do CCI era forte nos anos 1980,

Segundo Bram e Ludvigson (1998), critérios de informação indicaram não ser necessário usar mais do que quatro defasagens das variáveis dependentes.

É importante destacar que esses índices, embora meçam o mesmo conceito, são baseados em conjuntos diferentes de perguntas que captariam a condição atual e as expectativas sobre a economia (BRAM; LUDVIGSON et al., 1998; LUDVIGSON, 2004). De fato, Bram, Ludvigson et al. (1998) consideraram o índice geral do sentimento do consumidor de cada uma dessas pesquisas, mas, também, o componente de expectativa de cada uma delas.

mas reduziu-se no início da década de 1990. Por sua vez, o ICS geralmente não melhora o poder preditivo do modelo básico em nenhum período.

Ludvigson (2004) faz uma análise extensiva do poder preditivo dos índices de confiança do *Conference Board* e da Universidade de Michigan. A análise dentro da amostra aponta que ambos, quando analisados isoladamente, tem poder preditivo acerca da taxa de crescimento do consumo. No entanto, após considerar os indicadores típicos – defasagens do próprio consumo, da taxa de crescimento da renda, do retorno acionário e da primeira diferença da taxa de juros do título de 3 meses –, a informação independente proveniente desses índices de confiança dos consumidores tem um poder preditivo modesto em relação ao consumo. Apesar dessa conclusão geral, os autores evidenciam que os resultados dependem da medida de consumo empregada. No caso do consumo total os resultados indicam que o ICS e o CCI geram um ganho preditivo modesto, enquanto em outras categorias de consumo os resultados são ainda mais fracos. De todo modo, é importante ressaltar que Ludvigson (2004) teve como foco a análise dentro da amostra.

Em relação à análise fora da amostra, Howrey (2001) ressalta o fato que os índices de confiança do primeiro mês do trimestre são rapidamente disponibilizados e, por isso, podem ser usados para prever as despesas do consumidor no trimestre. Ao utilizar esta estratégia com o ICS para prever o crescimento trimestral de diferentes categorias de consumo, Howrey (2001) concluiu que tal índice é um preditor relevante. Contudo, uma vez que os valores da despesa de consumo pessoal e da renda disponível do primeiro mês do trimestre são conhecidos, o ICS deixa de possuir significância estatística (HOWREY, 2001).

Slacalek (2004) analisou a capacidade preditiva do ICS e do CCI por meio de *rolling regressions* com data inicial fixa, considerando três modelos: (1) modelo básico composto por duas defasagens de indicadores macroeconômicos típicos; (2) modelo básico acrescido de duas defasagens do indicador de confiança; (3) passeio aleatório. Foi utilizado o teste de Diebold e Mariano (1995) para comparar par-a-par o erro de previsão médio (MSE) desses modelos. Utilizou-se, também, o procedimento de *forecast combination regression* para comparar par-a-par os modelos. Finalmente, o MSE do modelo básico acrescido do índice de confiança é, em geral, 15% menor do que o MSE do modelo básico que, por sua vez, tem performance melhor do que o passeio aleatório. Após a comparação entre os modelos, Slacalek (2004) conclui que índices de confiança do consumidor fornecem informações adicionais que não estão contidas nas variáveis tipicamente incluídas nas regressões da taxa de crescimento do consumo.

Wilcox (2007) diferentemente da maioria dos trabalhos relacionados à previsão de consumo em que focam apenas em previsões um passo à frente, analisa modelos de previsão dentro e fora da amostra com horizontes de um e quatro passos à frente. Ele encontra como resultados que a inclusão da variável de sentimento do consumidor (ICS) aumenta a acurácia das previsões do consumo, em relação ao modelos que utilizam apenas as variáveis tradicionais da literatura de previsão. Além disso, os componentes do ICS geralmente contribuem pelo menos tanto para as previsões um passo à frente e quatro quartos à frente quanto as variáveis de renda e riqueza. Por fim, as previsões fora da amostra para o período 2000-2005 confirmam ainda que as medidas do

sentimento do consumidor podem reduzir de forma relevante os erros de previsão de consumo.

Ressalta-se que se a incerteza e/ou as expectativas sobre o futuro importam menos para as decisões de consumo para períodos mais distantes, pode-se concluir que os indivíduos ao fazerem suas escolhas de consumo dão um maior peso para sua situação presente do que para sua expectativa de situação futura. Se isto ocorre, então, há limitações por parte dos indivíduos em incorporar expectativas de longo prazo ao otimizarem suas escolhas no tempo e, portanto, eles possuem dificuldades em suavizar consumo ao longo do tempo (LEVY, 2017).

Neste sentido, Levy (2017) propôs o uso de uma medida que busca mensurar de forma mais fiel o termo de incerteza contida na equação de Euler linearizada. Para isto, é utilizado à medida de incerteza macroeconômica desenvolvida por Jurado, Ludvigson e Ng (2015) para prever o consumo. Para a construção dessa variável, os autores partem da premissa de que o que importa é se a variável é mais ou menos previsível e não se ela se torna mais ou menos dispersa em relação a sua média, porque variáveis menos previsíveis trazem maiores incertezas sobre o seu comportamento.

Levy (2017) compara o poder preditivo para cinco categorias distintas de consumo (total, não duráveis mais serviços, duráveis, não duráveis e, por fim, serviços) para três horizontes temporais distintos (um, três e doze passos à frente). Para isto, ele utilizou o método de avaliação conjunta de superioridade preditiva (*Model Confidence Set*). Os resultados obtidos por Levy (2017) apontam para a existência de contribuição preditiva ao incluir uma variável de incerteza macroeconômica para a previsão do consumo, com destaque para os modelos um passo à frente. Já os modelos de horizontes de previsão mais longos (três e doze passos à frente) que possuiam a variável explicativa de incerteza macroeconômica foram capazes de aumentar o poder preditivo do modelo em comparação com o modelo base para 40% e 20% das categorias do consumo, respectivamente.

Como já mencionado, a motivação desse trabalho surge dos poucos trabalhos que utilizam alguma variável explicativa que represente a restrição de liquidez para prever o consumo dos EUA. Além disso, esse trabalho também investiga se ao inserir no modelo de previsão uma variável que represente a incerteza macroecômica (reflete o motivo precaucionário) e uma variável que represente a restrição de liquidez, ambas as variáveis acrescentam informações relevantes para explicar a evolução do consumo. Caso apenas uma das variáveis seja relevante, então há evidência que ela possui mais informações que auxiliam na previsão do consumo.

### 1.3 Metodologia Econométrica

Neste trabalho comparamos o poder preditivo de diverentes especificações econométricas para a taxa de crescimento do consumo, considerando três horizontes temporais distintos, os quais são um, três e doze passos à frente (h=1,3,12). Em particular, busca-se averiguar se defasagens da taxa de crescimento do crédito - uma proxy para a restrição de liquidez - são úteis para prever a evolução do consumo. No entanto, primeiramente é formulado um modelo base que é usual na literatura de previsão de consumo. Esse modelo base segue os

trabalhos de Bram, Ludvigson et al. (1998) e de Wilcox (2007) nos quais a taxa de crescimeno do consumo dependeria de defasagens de indicadores macroeconomicos típicos, conforme a seguinte equação:

$$\Delta ln(C_{jt}) = \alpha + \sum_{i=h}^{h+3} \sum_{k=1}^{K} \gamma_{i,k} Z_{t-i,k} + e_t$$
(1.5)

em que h=1,3 ou 12, de acordo com o horizonte temporal que se queira prever;  $C_{jt}$  é a o consumo da categoria j no período t, sendo j=1 para o consumo de bens duráveis, j=2 para o consumo de bens não duráveis e serviços.  $Z_t = [Z_{t,1} \cdots Z_{t,K}]$  representa um conjunto de K variáveis macroeconômicas no período t. São consideradas quatro defasagens dessas variáveis (h até h+3). De acordo com o padrão da literatura, esse conjunto de variáveis é composto por defasagens da variável dependente, da taxa de crescimento da renda, do retorno de ativos e dos juros.

Para avaliar a contribuição da taxa de crescimento do crédito para prever o consumo, adicionase quatro defasagens desta variável ao modelo base, como segue:

$$\Delta ln(C_{jt}) = \alpha + \sum_{i=h}^{h+3} \sum_{k=1}^{K} \gamma_{i,k} Z_{t-i,k} + \sum_{i=h}^{h+3} \beta_i L_{t-i} + e_t$$
(1.6)

em que  $L_t$  representa a taxa de crescimento do volume de crédito no período t. Se rejeitarmos a hipótese que essas quatro defasagens da taxa de crescimento do crédito são irrelevantes, há evidências de que o crédito contribui para a previsão do crescimento do consumo. Naturalmente, este seria um indicativo de que as famílias norte-americanas enfrentam problemas de restrição de crédito.

Para analisar a contribuição do sentimento do consumidor para prever o consumo, é especificado um modelo que adiciona quatro defasagens do sentimento do consumidor de Michigan ao modelo base, conforme a equação (1.7):

$$\Delta ln(C_{jt}) = \alpha + \sum_{i=h}^{h+3} \sum_{k=1}^{K} \gamma_{i,k} Z_{t-i,k} + \sum_{i=h}^{h+3} \beta_i S_{t-i} + e_t$$
(1.7)

em que  $S_t$  representa o índice de sentimento do consumidor no período t. Como discutido na Seção 1.4, usamos índices provenientes da pesquisa da Universidade de Michigan.

Em conformidade com o trabalho de Levy (2017), consideramos uma especificação que acrescenta quatro defasagens da medida de incerteza macroeconômica proposta por Jurado, Ludvigson e Ng (2015) ao modelo base, como segue:<sup>5</sup>

$$\Delta ln(C_{jt}) = \alpha + \sum_{i=h}^{h+3} \sum_{k=1}^{K} \gamma_{i,k} Z_{t-i,k} + \sum_{i=h}^{h+3} \beta_i U_{t-i} + e_t$$
(1.8)

em que  $U_t$  é a incerteza macroeconômica no período t.

O objetivo de Levy (2017) era captar o motivo precaucional por meio da incerteza macroeconômica.

Além disso, são consideradas especificações que combinam crédito, sentimento do consumidor e incerteza macroeconômica ao modelo base. Da mesma maneira que nos casos anteriores, são consideradas quatro defasagens de cada possível preditor do consumo, como segue:

$$\Delta ln(C_{jt}) = \alpha + \sum_{i=h}^{h+3} \sum_{k=1}^{K} \gamma_{i,k} Z_{t-i,k} + \sum_{i=h}^{h+3} \beta_i L_{t-i} + \sum_{i=h}^{h+3} \beta_i U_{t-i} + e_t$$
 (1.9)

$$\Delta ln(C_{jt}) = \alpha + \sum_{i=h}^{h+3} \sum_{k=1}^{K} \gamma_{i,k} Z_{t-i,k} + \sum_{i=h}^{h+3} \beta_i L_{t-i} + \sum_{i=h}^{h+3} \beta_i S_{t-i} + e_t$$
 (1.10)

$$\Delta ln(C_{jt}) = \alpha + \sum_{i=h}^{h+3} \sum_{k=1}^{K} \gamma_{i,k} Z_{t-i,k} + \sum_{i=h}^{h+3} \beta_i S_{t-i} + \sum_{i=h}^{h+3} \beta_i U_{t-i} + e_t$$
 (1.11)

$$\Delta ln(C_{jt}) = \alpha + \sum_{i=h}^{h+3} \sum_{k=1}^{K} \gamma_{i,k} Z_{t-i,k} + \sum_{i=h}^{h+3} \beta_i L_{t-1} + \sum_{i=h}^{h+3} \beta_i S_{t-i} + \sum_{i=h}^{h+3} \beta_i U_{t-i} + e_t$$
 (1.12)

A partir desses modelos são feitas previsões fora da amostra para cada uma das três categorias do consumo por meio do procedimento  $Rolling\ Sample$ . O procedimento é construído da seguinte maneira: estima-se cada equação com a amostra iniciando em 1978m1 e terminando em 2016m12. Depois, realizam-se previsões dinâmicas h passos à frente. Reestima-se as equações movendo a amostra h passos à frente, gera-se novas previsões h passos à frente e o procedimento se repete até prever-se o consumo em 2019m12. Portanto, forma-se sub-amostras com 36 meses de previsão h passos à frente e elas são comparadas com os dados observados e, dessa forma, o EQMP é computado. Essa abordagem é capaz de captar mudanças nos parâmetros, porque a amostra utilizada para estimar cada uma dos modelos é móvel em cada previsão h passos à frente.

Assim como Levy (2017), utilizamos a abordagem do *Model Confidence Set* (MCS) para selecionarmos os modelos que apresentam as melhores previsões. Esse método foi desenvolvido por Hansen, Lunde e Nason (2011) e consiste em uma sequência de testes que permitem construir um conjunto de modelos superiores, cuja hipótese nula é de mesma habilidade preditiva (EPA - da sigla em inglês *equal predictive ability*). O trabalho de Levy (2017) é uma exceção, pois a literatura de previsão (fora da amostra) do consumo utiliza comparações dois-a-dois dos modelos.<sup>6</sup>

Conforme Levy (2017), o uso da abordagem MCS é motivada pela necessidade de comparar um conjunto amplo de modelos, o que leva a usar um método estatístico que mostra o melhor modelo ou o melhor conjunto de modelos dados os critérios estabelecidos. Essa abordagem é

É comum empregarem o teste de Diebold-Mariano que compara modelos dois-a-dois (DIEBOLD; MARIANO, 1995).

diferente do que a literatura usualmente faz, porque usualmente um modelo é comparado com outro alternativo e depois é realizada uma comparação separada com o modelo base. Portanto, a vantagem da metodologia MCS é poder comparar múltiplos modelos de uma só vez ao invés de se limitar a comparações dois-a-dois.

De acordo com Hansen, Lunde e Nason (2011), o método MCS começa com um conjunto  $M_0$  com m modelos iniciais e termina com um conjunto menor de modelos superiores, denotado por  $M_{1-\alpha}^*$  em que  $\alpha$  é o nível de significância. O conjunto de modelos superiores pode ser formado por apenas um modelo ou por mais de um modelo. A cada passo do processo iterativo, a hipótese de EPA é testada e, caso aceita, o procedimento para e o conjunto de modelos superiores é atingido. Caso contrário, o EPA precisa ser testado novamente depois que o pior modelo do conjunto foi eliminado. Destaca-se que são utilizadas duas matrizes de perda: o erro quadrado médio entre a série observada e a prevista e o erro absoluto médio entre a série observada e a prevista, em que nas duas matrizes é utilizado um nível de confiança de 95%.

De acordo com Hansen, Lunde e Nason (2011) a estatística do teste é dada por:

$$d_{i,t} = (m-1)^{-1} \sum_{j \in M} d_{ij}$$
(1.13)

em que  $d_{ij} = l_{i,t} - l_{j,t}$  é a diferença de perda entre os modelos i e j = 1, ..., m e t = 1, ..., n e  $l_t$  é a matriz de perda de um modelo. As hipóteses de EPA para um conjunto M de modelos são:

$$H_{0,M}: c_{ij} = 0, para\ todo\ i, j = 1, 2, ..., m$$
 (1.14)  
 $H_{A,M}: c_{ij} \neq 0, para\ todo\ i, j = 1, 2, ..., m$ 

em que  $c_{ij} = E(d_{ij})$ . A estatística do teste é construída a partir da seguinte equação:

$$t_i = \frac{d_{i,.}^*}{\sqrt{v\hat{a}r(d_{i,.}^*)}}$$
(1.15)

em que  $d_{i,.}^* = (m-1)^{-1} \sum_{j \in M} d_{ij}^*$  é perda do i-ésimo modelo relativo a média das perdas entre os modelos do conjunto M e  $d_{ij}^* = (n)^{-1} \sum_t^n d_{ij,t}$ , enquanto  $v\hat{a}r(d_{i,.}^*)$  são estimativas simuladas por bootstrap de  $var(d_{i,.}^*)$ . A estatística do teste é:

$$T_{max,M} = max_{i \in M}t_i$$

Como explicado anteriormente, o MCS elimina a cada passo o pior modelo, até que a hipótese nula de mesma habilidade preditiva não seja rejeitada para todos os modelos restantes que, formam, então, o conjunto de modelos superiores. A escolha do pior modelo segue a seguinte regra de eliminação:

$$e_{max,M} = argmax_{i \in M} \frac{d_{i,.}^*}{\sqrt{v\hat{a}r(d_{i,.}^*)}}$$

$$(1.16)$$

Logo, a metodologia MCS pode ser sumarizada por meio do seguinte algoritmo:

1) Defina  $M = M_0$ 

- 2) Teste a hipótese EPA. Caso ela não seja rejeitada, o procedimento para e definisse  $M_{1-\alpha}^*$ . Caso a hipótese seja rejeitada, é utilizada a regra de eliminação mostrada anteriormente.
- 3) Remova o pior modelo usando a regra de eliminação mostrada anteriormente e volte para o passo 2.

#### 1.4 Base de Dados

Os dados tem periodicidade mensal e o período amostral inicia-se em janeiro de 1978 e termina em dezembro de 2019. As medidas de consumo – bens duráveis, bens não duráveis, serviços – são extraídas do *site* do *Bureau of Economic Analysis* (BEA), assim como a renda do trabalho. Esta variável é definida como salários mais transferências menos contribuições sociais para seguro social.

A variável de crédito ao consumidor é obtida no *site* do *Federal Reserve Board of Gover-nors*.<sup>7</sup> A variável em questão – *total Consumer Credit owned and securitized, outstanding* – refere-se ao total de crédito ao consumidor, detido e securitizado, em circulação, com ajuste sazonal.

Para deflacionar as variáveis é utilizada a série do deflator do consumo total – índice de preços do *Personal Consumption Expenditures* –, o qual também é retirado do *site* do BEA, assim como a população residente. Com estas séries são obtidas medidas reais e per capita do consumo, da renda e do crédito.

O juro nominal é dado pelo título de tesouro norte-americano de três meses -3 Month Treasury Bill - extraído do *site* do FED. Por meio do deflator do consumo total é obtido o juro real. O retorno acionário é dado pelo índice de preços dos ativos S&P 500, sendo retirado do *software* Economática. Mais uma vez, é obtido o retorno real por meio do deflator do consumo total.

A variável de sentimento de consumidor é extraída do *site* de pesquisas aos consumidores da Universidade de Michigan.<sup>8</sup> São utilizadas as variáveis de sentimento, as quais são *Consumer Sentiment Index Current* (CSIC), *Consumer Sentiment Index* (CSI) e *Consumer Sentiment Index Expected* (CSIE), em que elas são utilizadas nas previsões 1,3 e 12 passos à frente respectivamente. As séries dessas variáveis são extensas, porque elas iniciam em frequência anual na década de 1940 e passam a ser disponibilizadas em frequência trimestral em 1952. A partir de 1978, a pesquisa passa a ser realizada mensalmente e, por isso, o período amostral do trabalho se inicia nesta data.

O CSI é formado por cinco questões que compõem o *Survey* da Universidade de Michigan. Ressalta-se que o CSI é formado por dois subíndices. O primeiro subíndice refere-se às duas questões relacionadas às condições correntes da economia (CSIC). Já o segundo subíndice

<sup>&</sup>lt;sup>7</sup> https://www.federalreserve.gov/releases/g19/

<sup>8</sup> http://www.sca.isr.umich.edu

As duas perguntas estão relacionadas as condições que os indivíduos possuem de comprar itens domésticos importantes e sobre as condições financeiras atuais de suas famílias.

refere-se às três questões relacionadas ao componente de expectativas futuras (CSIE).<sup>10</sup>

As cinco questões da pesquisa são:

- 1) Você considera que agora é uma boa ou má hora para as pessoas comprarem itens domésticos importantes?
- 2) Você diria que você e sua família que mora com você estão melhor ou pior financeiramente do que estavam um ano atrás?
- 3) Com relação às condições dos negócios no país como um todo, você acha que durante os próximos 12 meses teremos bons ou maus tempos financeiros?
- 4) Olhando para o futuro, o que você diria que é mais provável: no país como um todo, teremos tempos bons continuamente durante os próximos cinco anos ou teremos períodos de desemprego e recessão generalizados?
- 5) Olhando para o futuro, você acha que um ano daqui para frente você e sua família que mora com você estarão melhor, pior ou igual financeiramente?

A Universidade de Michigan entrevista 500 pessoas por telefone para elaborar os índices de confiança do consumidor. Após isso, no meio do mês um índice preliminar é lançado, em que metade dos indivíduos já foram entrevistados. No fim do mês todas as pessoas que compõem a amostra já foram entrevistadas e os índices finais são disponibilizados. Quando isso ocorre, tais índices não sofrem qualquer revisão. Um aumento nos índices, por exemplo, indica uma melhora do sentimento do consumidor sobre a economia se comparado com o período base. A interpretação do índice é análoga caso ele sofra uma queda.

Já a variável de incerteza macroeconômica proposta por Jurado, Ludvigson e Ng (2015) é disponibilizada pelos próprios autores para 1, 3 e 12 passos à frente. Primeiramente, Jurado, Ludvigson e Ng (2015) definem incerteza h passos à frente de uma variável  $y_{jt} \in Y_t = (y_{1t},...,y_{Nyt})$ , denotada por  $U_{jt}^y(h)$ , como a volatilidade condicional do seu erro de previsão h passos à frente:

$$U_{jt}^{y}(h) = \sqrt{E[y_{jt+h} - E[(y_{jt+h}|I_t])^2|I_t]}'$$
(1.17)

em que  $I_t$  é o conjunto de informações disponíveis para os agentes econômicos no período t.

Dessa forma, a medida de incerteza macroeconômica é determinada como a agregação das incertezas individuais relevantes na economia, como segue:

$$U_{jt}^{y}(h) = plim N_{y \to \infty} \sum_{i=1}^{N_{y}} w_{j} U_{jt}^{y}(h) = E_{w}[U_{jt}^{y}(h)]$$
(1.18)

em que  $w_j$  é o peso referente a variável j.

Destaca-se que uma série pode ser decomposta entre um termo previsível e outro termo não prevísivel. Portanto, há uma diferença entre a volatilidade condicional e a incerteza de uma

As três perguntas estão relacionadas às perspectivas dos indivíduos sobre o ambiente de negócios do país para os próximos doze meses e para os próximos cinco anos, além de expectativas de mudanças nas condições financeiras doze meses à frente de suas famílias.

<sup>11</sup> https://www.sydneyludvigson.com/data-and-appendixes.

série. Para mensurar a incerteza de uma série, Jurado, Ludvigson e Ng (2015) removem o termo prevísivel  $E[(y_{jt+h}|I_t]]$ , de tal forma que a volatilidade condicional refere-se apenas ao termo não prevísivel da série de interesse. Finalmente, como a incerteza macroeconômica é uma medida da variação comum entre a incerteza de diversas séries, espera-se com esse procedimento obter um fator de incerteza agregado.

Para estimar as equações (1.17) e (1.18), Jurado, Ludvigson e Ng (2015) seguiram três etapas. A primeira etapa é estimar  $E[(y_{jt+h}|I_t]]$ , que é o termo previsível. Para isto, construíram fatores por meio de um grande conjunto de variáveis relevantes, dentro do conjunto informacional  $I_t$ . Com estes fatores, os autores aproximaram  $E[(y_{jt+h}|I_t]]$  por um índice de difusão previsto. A próxima etapa refere-se, após definir o erro de previsão h passos à frente como  $V^y_{jt+h} = y_{jt+h} - E[(y_{jt+h}|I_t]]$  estimar a volatilidade condicional em t deste erro de previsão,  $E[(V^y_{jt+h})^2|I_t]$ . Para isto Jurado, Ludvigson e Ng (2015) utilizaram um modelo de volatilidade estocástica para o erro de previsão de  $y_{jt}$  um passo à frente,  $v^y_{jt+1}$  e a previsão análoga para os erros de previsão dos fatores. Para esse fim, os autores utilizam métodos bayesianos usando técnicas de Monte Carlo em Cadeias de Markov (MCMC). De posse dessas estimativas, Jurado, Ludvigson e Ng (2015) computam recursivamente os valores de  $V^y_{jt+h}$  para h>1. Finalmente, os autores representaram o processo através de um Vetor Autorregressivo com Fatores Aumentados (FAVAR) e, dessa forma, eles estimaram a incerteza macroeconômica  $U^y_t(h)$  ao fazer a média das diferentes incertezas individuais,  $U^y_{jt}(h)$ , considerando os mesmos pesos para cada incerteza.

A tabela 1 sumariza as variáveis utilizadas neste trabalho, apresentando, inclusive, a notação empregada.

Tabela 1 – Variáveis Macroeconômicas

Variáveis	Notação
Consumo Duráveis	$\overline{C_t^D}$
Consumo Não Duráveis	$egin{array}{c} \mathbf{C}_t^D \ \mathbf{C}_t^{ND} \end{array}$
Consumo Não Duráveis e Serviços	$\mathbf{C}_t^{NDS}$
Renda do Trabalho	${ m Y}_t$
Taxa de Juros	$R_t^J$
S&P 500	$R_t^{S\&P}$
Crédito	$\overset{\circ}{\mathrm{D}}_{t}$
Incerteza Macroeconômica, h=1	$\mathbf{I}_t^1$
Incerteza Macroeconômica, h=3	$\mathbf{I}_t^3$
Incerteza Macroeconômica, h=12	$\mathbf{I}_t^{12}$
Sentimento do Consumidor ("atual"), CSIC	$\mathbf{S}_t^A$
Sentimento do Consumidor ("geral"), CSI	$\mathbf{S}_t^G$
Sentimento do Consumidor ("futuro"), CSIE	$\operatorname{S}^F_t$

Fonte – Elaboração Própria

renda do trabalho, índice dos ativos S&P 500 e crédito. As outras variáveis estão em nível. Na Figura 1 nota-se que há um tendência de crescimento da taxa de crescimento do consumo em todas as categorias, embora a categoria de consumo de duráveis tenha apresentado quedas mais acentuadas em alguns períodos como, por exemplo, nos anos finais da década de 80 (crise do Golfo e a Segunda-feira negra de 1987) e entre os anos de 2007 a 2009 (crise do *subprime*).

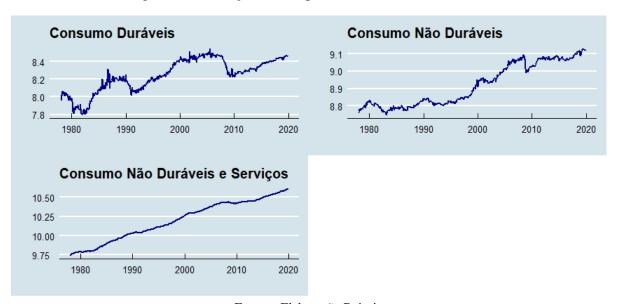


Figura 1 – Evolução no tempo das variáveis de consumo

Fonte — Elaboração Própria

Na Figura 2 nota-se que as variáveis renda do trabalho, S&P 500 e crédito possuem uma tendência de crescimento. Já a taxa de juros possui uma tendência de queda, embora os anos iniciais da série tenham apresentado crescimento.

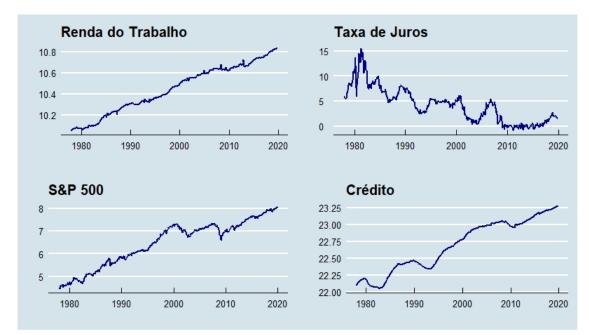


Figura 2 – Evolução no tempo das variáveis do modelo base e do crédito

Fonte – Elaboração Própria

Na Figura 3 nota-se que as três variáveis de incerteza macroeconômica apresentam um comportamento muito similiar ao longo do período em análise. As três séries apresentam um acelerado crescimento entre 1978 e início da década de 80, período de alta inflação e desemprego nos EUA (estagflação) que seria controlada por meio de um aperto na política monetária realizada por Paul Volcker. A partir desse período há uma retração nas variáveis e elas passam a andar de lado até os anos iniciais do século XXI, em que ocorre a crise pontocom (bolha da internet) e há um crescimento da incerteza. Entre os últimos meses de 2007 e os meses iniciais de 2009 há um forte crescimento nas séries de incerteza (quando ocorria a crise internacional do *subprime*) e a partir desse período até 2010 há uma forte queda. Entre 2011 até 2019 as séries andam de lado, sem uma tendência (tanto de alta quanto de baixa) aparente.

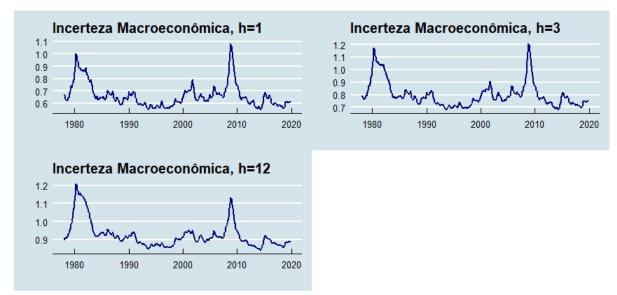


Figura 3 – Evolução no tempo das variáveis de incerteza macroeconômica

Fonte - Elaboração Própria

Na Figura 4 nota-se que as três variáveis apresentam um comportamento semelhante. Destacase que os períodos em que ocorrem as maiores quedas nos três índices são: 1978 até os anos iniciais da década de 80 (estaginflação nos EUA), últimos anos da década de 80 (crise do Golfo e a Segunda-feira negra de 1987) e 2007 à 2009 (crise do *subprime*).



Figura 4 – Evolução no tempo das variáveis do sentimento do consumidor

Fonte - Elaboração Própria

Na Tabela 2 apresentam-se os testes de raiz unitária Augmented Dickey-Fuller (ADF) e Dickey-Fuller Generalized Least Squares (DF-GLS) e o teste de estacionariedade Kwiatkowski-Phillips-Schmidt-Shin (KPSS) para o logaritmo do consumo, da renda do trabalho e do crédito, o retorno do S&P 500 e a taxa de juros, além dos índices de incerteza macroeconômica e do

sentimento do consumidor. Nas equações dos testes permitiu-se o número máximo de oito defasagens da variável dependente, sendo escolhida a defasagem pelo critério de informação de Schwarz. Em todos os testes foram incluídos, inicialmente, uma constante e uma tendência linear. Esta tendência foi removida quando não se mostrou relevante à 5% de significância.

Finalmente, o teste ADF rejeita a hipótese nula de raiz unitária para a taxa de juros a 5% de significância, enquanto o teste DF-GLS não rejeita a hipótese nula de presença de raiz unitária. Por sua vez, o teste KPSS não rejeita a hipótese nula de ausência de raiz unitária para a taxa de juros. Embora alguns resultados sejam conflitantes, ao se levar em conta o poder dos destes, a taxa de juros é tratada como sendo integrada de ordem zero. Além dela, as séries de incerteza macroeconômica e sentimento do consumidor são tratadas como sendo integradas de ordem zero e as demais séries como integradas de ordem 1.

Tabela 2 – Ordem de integração das variáveis em nível

Variáveis	ADF	DF- GLS	KPSS
$lnC^D_t$	-1,0513	0,4068	0,3455 ***
$lnC_t^{ND}$	-2,0523	1,8185	0,3636***
$lnC_t^{NDS}$	-0,8221	-1,0143	0,4588***
$\ln \mathbf{Y}_t$	-1,8469	-1,8527	0,3358***
$\mathbf{R}_t^J$	-3,4896**	-2,3744	0,1191
$\ln R_t^{S\&P}$	-1,9373	-1,5320	0,4954***
$lnD_t$	-2,9865	-2,8196	0,2095**
$\mathbf{I}_t^1$	-3,1731 **	-3,2695 **	0,2028**
$egin{array}{c} \mathbf{I}_t^1 \ \mathbf{I}_t^3 \end{array}$	-3,1378**	-3,1661**	0,2090**
$\mathbf{I}_t^{12}$	-2,7401*	-2,6367***	0,3377
$\mathbf{S}_t^A$	-2,6786*	-2,6250**	0,2005**
$\mathbf{S}_t^G$	-3,4028**	-3,4697**	0,2298***
$S_t^F$	-4,0289 ***	-4,0743***	0,2372***
Nota:	*p<	<0,1; **p<0,05	5; ***p<0,01

Fonte – Elaboração Própria

A Tabela 3 apresenta os mesmos testes para a primeira diferença das séries identificadas como sendo integradas de ordem um. Portanto, investiga-se se a taxa de crescimento dessas séries possui uma raiz unitária. Os testes ADF e DF-GLE rejeitam a hipótese nula de raiz unitária, com exceção do teste DF-GLE para duráveis e não duráveis e serviços. De todo modo, o teste KPSS não rejeitou a hipótese nula de estacionariedade em nenhum caso. Logo, tratam-se as taxas de crescimento como séries integradas de ordem zero, sendo apropriado construir os modelos econométricos com tais séries, além da taxa de juros, das variáveis de incerteza e das variáveis de sentimento.

Variáveis	ADF	DF- GLS	KPSS
$\Delta lnC_t^D$	-21,7120 ***	-2,5285	0,0858
$\Delta lnC_t^{ND}$	-26,4049***	-4,3069***	0,0938
$\Delta lnC_t^{NDS}$	-10,1287 ***	-1,8478	0,2327
$\Delta lnY_t$	-17,1052 ***	-3,4808***	0,0604
$\Delta lnR_t^{S\&P}$	-21,6764***	-6,9160***	0,1146
$\Delta lnD_t$	-4,4292***	-4,0515***	0,0750

\*p<0,1; \*\*p<0,05; \*\*\*p<0,01

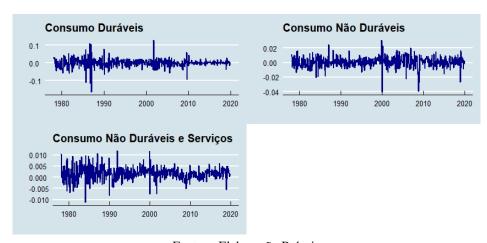
Tabela 3 – Ordem de integração das variáveis em primeira diferença

Fonte — Elaboração Própria

Nota:

Para elaboração dos gráficos a seguir é construída a taxa de crescimento das séries por meio da diferença do logaritmo do consumo, renda do trabalho, índice dos ativos S&P 500 e crédito devido à presença de raiz unitária nas séries. A Figura 5 mostra que para o período em análise as variações no consumo de duráveis apresentam uma maior grandeza.

Figura 5 – Evolução no tempo das variáveis estacionárias do consumo



Fonte – Elaboração Própria

A Figura 6 mostra a taxa de crescimento da renda do trabalho, do índice S&P 500 e do crédito.

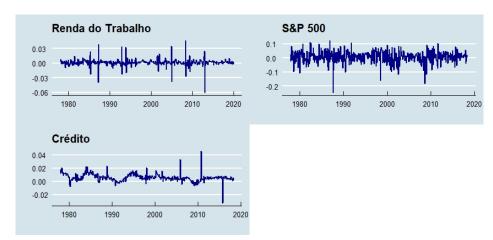


Figura 6 – Evolução no tempo das variáveis estacionárias do modelo base e do crédito

Fonte - Elaboração Própria

Já a Tabela 4 apresenta a estatística descritiva das séries empregadas nos modelos econométricos, o que inclui a média, o desvio-padrão e o coeficiente de variação de cada variável. Nota-se que a taxa de crescimento média do consumo e da renda do trabalho são semelhantes. O crédito apresenta uma taxa de crescimento média superior a do consumo e da renda do trabalho, o que indica que, de um modo geral, esse foi um período de considerável expansão do crédito. Em termos de volatilidade, destaca-se a taxa de juros, mas também o S&P 500, as variáveis de incerteza macroeconômimca e os índices de confiança, especialmente quando se considera o coeficiente de variação.

Tabela 4 – Estatísticas Descritivas

Variáveis	Média	DP	CV
$\Delta lnC_t^D$	8,2626	0,1830	0,0222
$\Delta lnC_t^{ND}$	8,9211	0,1222	0,0137
$\Delta lnC_t^{NDS}$	10,1994	0,2540	0,0249
$\Delta lnY_t$	10,4477	0,2272	0,0217
$R_t^J$	4,1598	3,4701	0,8342
$\Delta lnR_t^{S\&P}$	6,4603	1,0007	0,1549
$\Delta lnD_t$	22,6885	0,3750	0,0165
$\mathbf{I}_t^1$	0,6629	0,0967	0,1458
$egin{array}{c} \mathbf{I}_t^1 \ \mathbf{I}_t^3 \end{array}$	0,7980	0,1020	0,1278
$\mathbf{I}_t^{12}$	0,924	0,0724	0,0784
$\mathbf{S}_t^A$	98,3437	13,1958	0,1342
$\mathbf{S}_t^G$	86,3113	12,6378	0,1464
$\mathbf{S}_t^F$	78,5798	13,1085	0,1668

Fonte – Elaboração Própria

Por fim, a Tabela 5 apresenta a correlação da primeira defasagem de cada variável com a taxa de crescimento das desagregações do consumo. Em termos de correlação da taxa de crescimento

do consumo de duráveis com a primeira defasagem de cada uma das variáveis, destaca-se a defasagem da própria variável e o S&P 500. Já em termos de correlação da taxa de crescimento do consumo de não duráveis com a primeira defasagem de cada uma das variáveis, destaca-se a defasagem da própria variável, o S&P 500 e as variáveis de sentimento do consumidor. Por fim, em termos de correlação da taxa de crescimento do consumo de não duráveis e serviços com a primeira defasagem de cada uma das variáveis, destaca-se a defasagem da própria variável, as variáveis de sentimento do consumidor e as variáveis de incerteza macroeconômica.

Tabela 5 – Estatísticas Descritivas - Correlação

Variáveis	$\Delta lnC_t^D$	$\Delta lnC_t^{ND}$	$\Delta lnC_t^{NDS}$
$\Delta lnC_{t-1}^{D}$	0,7893		
$\Delta lnC_{t-1}^{ND}$		0,7622	
$\Delta lnC_{t-1}^{NDS}$			0,7719
$\Delta lnY_{t-1}$	0,0416	0,0164	0,0206
$\mathbf{R}_{t-1}^J$	-0,0301	-0,0484	0,0091
$\Delta lnR_{t-1}^{S\&P}$	0,158	0,1263	0,1451
$\Delta lnD_{t-1}$	0,0231	0,0208	0,1112
$\mathbf{I}_{t-1}^1$	-0,0850	-0,1548	-0,1953
$I_{t-1}^3$	-0,0853	-0,151	-0,1912
$I_{t-1}^{12}$	-0,0827	-0,1335	-0,166
$egin{array}{l} \mathbf{I}_{t-1}^{12} \ \mathbf{S}_{t-1}^{A} \end{array}$	0,0431	0,1282	0,2192
$\mathbf{S}_{t-1}^{G}$	0,0793	0,124	0,2474
$egin{array}{c} \mathbf{S}_{t-1}^G \ \mathbf{S}_{t-1}^F \end{array}$	0,0980	0,1135	0,25

Fonte - Elaboração Própria

#### 1.5 Resultados

Primeiramente, são feitas previsões um passo à frente, h=1, para as três categorias do consumo com apenas quatro defasagens de cada um dos possíveis preditores em que  $\tau$  representa as defasagens de ordem 1 a 4 ( $\tau=1,2,3,4$ ), com o objetivo de analisar a relevância estatística de cada variável individualmente para prever o consumo. Os principais resultados encontram-se na Tabela 6 na qual 'sim' identifica as variáveis que foram estatisticamente relevantes, ou seja, variáveis tais que pelo menos uma das quatro defasagens é estatisticamente relevante. Por sua vez, 'não' identifica as variáveis que não foram estatisticamente relevantes, ou seja, nenhuma das quatro defasagens de algum preditor do consumo mostrou-se estatisticamente relevante (ver Tabelas 7 a 13 presentes no apêndice A com os resultados completos).

Como observado na Tabela 6, os resultados mostram que a taxa de crescimento do crédito é estatisticamente relevante para prever o consumo de não duráveis e não duráveis e serviços. O mesmo resultado é observado para a taxa de crescimento da renda do trabalho. Além disso, as duas únicas variáveis que se mostraram estatisticamente relevantes para todas as categorias do consumo analisadas são a taxa de crescimento do próprio consumo defasada e o retorno

do S&P 500. A taxa de juros é relevante apenas na previsão do consumo de não duráveis e serviços. Já a variável de incerteza macroeconômica é estatisticamente relevante nos modelos do consumo de duráveis e do consumo de não duráveis. Em relação à variável de sentimento do consumidor, ela é relevante nos modelos de consumo de não duráveis e de consumo de não duráveis e serviços.

Tabela 6 – Previsão um passo à frente com quatro defasagens de um único preditor do consumo

	Variável Dependente:				
	$\Delta lnC_t^D$	$\Delta lnC_t^{ND}$	$\Delta lnC_t^{NDS}$		
$\Delta lnY_{t-\tau}$	Não	Sim	Sim		
$\mathbf{R}_{t- au}^{J}$	Não	Não	Sim		
$\Delta ln R_{t-\tau}^{S\&P}$	Sim	Sim	Sim		
Consumo Defasado	Sim	Sim	Sim		
$\Delta lnD_{t-\tau}$	Não	Sim	Sim		
$I_{t- au}^1$	Sim	Sim	Não		
$egin{array}{l} \mathbf{I}_{t- au}^1 \ \mathbf{S}_{t- au}^A \end{array}$	Não	Sim	Sim		

Fonte – Elaboração Própria

O próximo passo é a implementação da abordagem MCS, em que a estatística utilizada foi a  $T_{max,M}$ . Além disso, o nível de confiança utilizado foi de 95%, sendo feitas 5.000 amostras de *bootstrap* para construir a estatística do teste. Nessa análise são consideradas duas funções perdas diferentes, as quais são erro quadrático médio (EQM) e erro absoluto médio (EAM).

Feito isso, são realizadas previsões dinâmicas fora da amostra um passo à frente. Para isto, é comparado a acurácia das previsões dos oito modelos para cada categoria do consumo para um período de três anos (2017 à 2019), ou seja, são realizadas previsões para 36 meses, conforme ilustrado na Tabela 7 e na Tabela 8.

Tabela 7 – Modelos selecionados pelo MCS - Erro Quadrático, h=1

	MCS <sup>(*)</sup>	$Rank_{max,M}$	$t_{i,j}$	$p_{max,M}$	Perda x 10 <sup>3</sup>
$\Delta lnC_{t- au}^{D}$	(1.5)	1	-0,3647	1	0,1348
$\Delta lnC_{t-\tau}^{ND}$	(1.5)	1	-0,4503	1	0,0617
$\Delta lnC_{t- au}^{NDS}$	(1.7)	1	-0,2774	1	0,0052

*Nota:* 

(\*) MCS refere-se ao conjunto de modelos selecionados

Tabela 8 – Modelos selecionados pelo MCS - Erro Absoluto, h=1

	MCS <sup>(*)</sup>	$Rank_{max,M}$	$t_{i,j}$	$p_{max,M}$	Perda x 10 <sup>3</sup>
$\Delta lnC_{t- au}^{D}$	(1.5)	1	-0,6690	1	8,5350
$\Delta lnC_{t- au}^{ND}$	(1.5)	1	-0,0964	1	6,0590
$\Delta lnC_{t-\tau}^{NDS}$	(1.7)	1	0,3591	1	1,7432

Nota:

(\*) MCS refere-se ao conjunto de modelos selecionados

Fonte - Elaboração Própria

Analisando os resultados obtidos nas Tabelas 7 e 8 para a categoria do consumo de duráveis, o modelo (1.5) apresenta superioridade preditiva frente a todos os outros modelos, tanto ao se analisar o critério do erro ao quadrado médio quanto ao se analisar o critério do erro absoluto médio. Estes resultados indicam que o modelo base gera previsões superiores em relação a qualquer um dos outros sete modelos. A mesma lógica aplica-se para a categoria do consumo de bens não duráveis.

Em relação à categoria do consumo de bens não duráveis e serviços, o modelo (1.7), apresenta superioridade preditiva frente a todos os outros modelos, tanto ao se analisar o critério do erro ao quadrado médio quanto ao se analisar o critério do erro absoluto médio. Portanto, ao se acrescentar a variável de sentimento do consumidor ao modelo base, há incremento na acurácia das previsões para o consumo de não duráveis e serviços. No apêndice B encontram-se os gráficos de todas as previsões realizadas (ver Figuras 12 a 17).

O próximo passo é a realização de previsões dinâmicas fora da amostra três passos à frente. Para isto, é comparada a acurácia das previsões dos oito modelos para cada categoria do consumo para um período de três anos (2017 a 2019), ou seja, são realizadas previsões para 36 meses, conforme ilustrado na Tabela 9 e na Tabela 10.

Tabela 9 – Modelos selecionados pelo MCS - Erro Quadrático, h=3

	MCS <sup>(*)</sup>	$Rank_{max,M}$	$t_{i,j}$	$\mathrm{p}_{max,M}$	Perda x 10 <sup>3</sup>
$\Delta lnC_{t- au}^{D}$	(1.5)	1	-0,7252	1	0,1348
$\Delta lnC_{t-\tau}^{ND}$	(1.5)	1	-0,4450	1	0,0617
$\Delta lnC_{t- au}^{NDS}$	(1.5)	1	-0,3678	1	0,0056

*Nota:* 

(\*) MCS refere-se ao conjunto de modelos selecionados

Tabela 10 – Modelos selecionados pelo MCS - Erro Absoluto, h=3

	MCS <sup>(*)</sup>	$Rank_{max,M}$	$t_{i,j}$	$p_{max,M}$	Perda x 10 <sup>3</sup>
$\Delta lnC_{t-\tau}^{D}$	(1.5)	1	-1,1046	1	8,5350
$\Delta lnC_{t-\tau}^{ND}$	(1.5); (1.6); (1.7); (1.8) e (1.11)	1; 5; 3; 2 e 4	-1,1371; 0,4090; -0,0279; -0,5202; 0,3238	1 0,9526; 1; 1; 0,9754	6,059; 6,2909; 6,1678; 6,1035; 6,2340
$\Delta lnC_{t-\tau}^{NDS}$	(1.5)	1	-1,1281	1	1,7747

Nota:

(\*) MCS refere-se ao conjunto de modelos selecionados

Fonte – Elaboração Própria

Analisando os resultados obtidos na tabela 9 para todas as categorias do consumo, o modelo que apresenta a melhor acurácia nas previsões é o modelo base. Já ao se analisar os resultados da tabela 10, a qual utiliza o critério do erro absoluto médio, para a categoria do consumo de duráveis e não duráveis e serviços, o modelo base também é o escolhido. Em contrapartida, para a categoria do consumo de não duráveis, o conjunto de modelos superiores é formado por cinco modelos. A ordem em que as equações aparecem na tabela 10 indicam o aumento, da esquerda para a direita, do erro absoluto dos modelos. Contudo, mesmo com a existência dessa ordem o fato de estarem dentro do mesmo conjunto de modelos superiores já indica que possuem poder preditivo equivalente. No apêndice C encontram-se os gráficos de todas as previsões realizadas (ver Figuras 18 a 23).

Por fim, são realizadas previsões dinâmicas fora da amostra doze passos à frente. Para isto, é comparado a acurácia das previsões dos oito modelos para cada categoria do consumo para um período de três anos (2017 à 2019), ou seja, são realizadas previsões para 36 meses, conforme ilustrado na Tabela 11 e na Tabela 12.

Tabela 11 – Modelos selecionados pelo MCS - Erro Quadrático, h=12

	MCS <sup>(*)</sup>	$Rank_{max,M}$	$t_{i,j}$	$\mathrm{p}_{max,M}$	Perda x 10 <sup>3</sup>
$\Delta lnC_{t- au}^{D}$	(1.5)	1	-1,5773	1	0,1348
$\Delta lnC_{t- au}^{ND}$	(1.11)	1	-1,6962	1	0,0522
$\Delta lnC_{t- au}^{NDS}$	(1.5)	1	-0,5636	1	0,0056

Nota:

(\*) MCS refere-se ao conjunto de modelos selecionados

Fonte – Elaboração Própria

Tabela 12 – Modelos selecionados pelo MCS - Erro Absoluto, h=12

	MCS <sup>(*)</sup>	$Rank_{max,M}$	$t_{i,j}$	$\mathrm{p}_{max,M}$	Perda x 10 <sup>3</sup>
$\Delta lnC_{t- au}^{D}$	(1.5)	1	-1,9513	1	8,5350
$\frac{\Delta lnC_{t-\tau}^D}{\Delta lnC_{t-\tau}^{ND}}$	(1.11)	1	-2,2966	1	5,4256
$\Delta lnC_{t- au}^{NDS}$	(1.7)	1	-1.796561	1	1,7543

Nota:

(\*) MCS refere-se ao conjunto de modelos selecionados

Analisando os resultados apresentados na Tabela 11, a qual utiliza como critério o erro médio, para a categoria do consumo de duráveis e não duráveis e serviços, o modelo que apresenta a melhor acurácia nas previsões é o modelo base. Para a categoria de consumo de não duráveis, o modelo que apresenta a melhor acurácia nas previsões é o modelo (1.11), no qual são adicionadas ao modelo base as defasagens do sentimento do consumidor (CSIE) e da incerteza macroeconômica.

Por último, analisando os resultados apresentados na Tabela 12, a qual utiliza como critério o erro absoluto médio, para a categoria do consumo de duráveis, o modelo que apresenta a previsão mais eficiente é o modelo base. Para a categoria de não duráveis, o modelo que apresenta a melhor acurácia nas previsões é o modelo (1.11). Logo, os resultados são semelhantes ao encontrados na Tabela 11. Já para a categoria de consumo de não duráveis e serviços, o modelo com a melhor previsão é o modelo (1.7) que leva em conta o sentimento do consumidor (CSIE) e, portanto, o resultado é diferente do encontrado pelo critério do erro quadrado médio (ver Tabela 11). No apêndice D encontram-se os gráficos de todas as previsões realizadas (ver Figuras 24 a 29).

Para verificar a presença de autocorrelação nos modelos é utilizado o teste de Portmanteau, cuja a hipótese nula é que não há presença de autocorrelação nos resíduos do modelo. Os resultados mostram que do total de vinte e quatro modelos estimados apenas cerca de 20% dos modelos apresentam o problema de autocorrelação, ao nível de significância de 5%. Os resultados completos podem ser verificados no apêndice E (ver Tabela 20).

#### 1.6 Considerações Finais

Motivado pela evidência de restrição de crédito, este trabalhou investigou se informações relativas ao volume de crédito voltado para os consumidores melhora a acurácia das previsões de diferentes categorias de consumo agregado dos EUA. Levamos em conta outros indicadores macroeconomicos típicos da literatura de previsão do consumo, além de meidas do sentimento do consumidor e da incerteza macroeconômica. Combinando-se essas variáveis estimou-se oito modelos para cada categoria do consumo e foram feitas previsões para três horizontes temporais distintos (um , três e doze passos á frente).

Ressalta-se que para investigar quais modelos apresentavam as melhores previsões foi utilizado neste trabalho o MCS, desenvolvido por Hansen, Lunde e Nason (2011), que compara ao mesmo tempo diversos modelos. Portanto, diferentemente da literatura sobre o tema que usualmente faz comparação dos modelos dois-a-dois por meio do teste de Diebold e Mariano (1995), neste trabalho comparamos todos os modelos conjuntamente.

Primeiramente, são realizadas previsões um passo à frente, h=1, para as três categorias do consumo com apenas quatro defasagens de cada um dos possíveis preditores, com o objetivo de analisar a significância estatística de cada variável individualmente para prever o consumo. Os resultados encontrados mostram que individualmente as defasagens da taxa de crescimento do próprio consumo e do retorno do S&P 500 são preditores relevantes para todas as categorias do

consumo analisadas. Destaca-se que individualmente as defasagens da taxa de crescimento do crédito são relevantes para prever o consumo de não duráveis e o consumo de não duráveis e serviços.

Já na análise fora da amostra para a categoria de bens duráveis, em todos os cenários analisados o modelo base é o que apresenta a previsão mais eficiente, seja nas previsões um passo, três passos ou doze passos à frente. Em relação a categoria de bens não duráveis, nas previsões um passo à frente o modelo base também apresentou a melhor previsão.

Nas previsões três passos à frente, obteve-se resultados diferentes conforme o critério utilizado no MCS. Quando o critério utilizado foi o erro quadrado médio, o modelo base foi o que apresentou superioridade preditiva, já quando o critério utilizado foi o erro absoluto médio, o conjunto de modelos superiores apresentou cinco modelos com a mesma habilidade preditiva, os quais são: o modelo base, o modelo que acrescenta a variável de crédito ao modelo base, o modelo que acrescenta a variável de sentimento do consumidor (CSI) ao modelo base ao modelo que acrescenta a variável de incerteza macroeconômica, h=3 ao modelo base ao modelo base e, por fim, o modelo que acrescenta conjuntamente as variáveis de sentimento e incerteza macroeconômica ao modelo base. Logo, de acordo com o critério do erro absoluto médio, os cinco modelos possuem capacidade preditiva equivalente. Destaca-se que desses cinco modelos, apenas um deles possui a variávei crédito. Por fim, nas previsões doze passos à frente na categoria de consumo de não duráveis, o modelo que acrescentou conjuntamente as variáveis de sentimento do consumidor (CSIE) e de incerteza macroeconômica, h=12 ao modelo base foi o que apresentou maior acurácia nas previsões. Dessa forma, ao se acrescentar essas variáveis ao modelo base, há uma melhora estatisticamente significativa na previsão.

Finalmente, na categoria de bens não duráveis e serviços nas previsões um passo à frente, o modelo que adicionou a variável de sentimento do consumidor (CSIC) ao modelo base é o que apresentou superioridade preditiva. Portanto, ao se inserir essa variável no modelo base, há uma melhoria na acurácia da previsão. Nas previsões três passos à frente, o modelo base é o que apresenta superioridade preditiva. Nas previsões doze passos à frente, obteve-se resultados diferentes conforme o critério utilizado no MCS. Quando o critério utilizado foi o erro quadrado médio, o modelo base foi o que apresentou superioridade preditiva, já quando o critério utilizado foi o erro absoluto médio, o modelo que adicionou a variável de sentimento do consumidor (CSIE) ao modelo base apresentou melhor acurácia na previsão. Logo, ao se acrescentar essa variável ao modelo base, há uma melhora significativa na previsão.

Portanto, apenas em um cenário o modelo que apresenta, além das variáveis base, a variável crédito pertence ao conjunto de modelos superiores. Esse cenário refere-se a previsão do consumo de não duráveis três passos à frente, utilizando como critério o erro absoluto médio. Contudo, além desse modelo, outros quatro modelos também fazem parte do conjunto de modelos superiores, a saber, os modelos base, crédito e variáveis do modelo base, incerteza macroeconômica, h=3 e variáveis do modelo base e, por fim, sentimento do consumidor, incerteza macroeconômica e variáveis base do modelo base. Destaca-se que em todos os cenários avaliados para a categoria do consumo de duráveis, o modelo base foi o que apresentou superi-

oridade preditiva. Já para as categorias de consumo de não duráveis e consumo de não duráveis e serviços em alguns horizontes temporais acresentar a variável de sentimento do consumidor e/ou a variável de incerteza macroêconomia pode trazer ganhos estatisticamente significativos na acurácia das previsões.

De uma forma geral, os resultados encontrados vão na direção de rejeição da hipótese de aumento de acurácia preditiva nos modelos de previsão das categorias do consumo ao acrescentar uma variável que mensura o volume de crédito das famílias norte-americanas ao modelo base.

## 2 ANÁLISE BRASIL

Na Seção 2.1 apresentamos uma revisão de importantes artigos da literatura internacional sobre previsão do consumo, com ênfase na descrição da abordagem econométrica neles empregada. Na Seção 2.2 apresentamos os artigos da literatura brasileira sobre previsão do consumo, enquanto na Seção 2.3 apresentamos uma revisão da literatura sobre estimação de equações de Euler, já que seus resultados são úteis para a escolha de possíveis preditores para a taxa de crescimento do consumo agregado. A Seção 2.4 descreve a base de dados utilizada neste estudo. A Seção 2.5 apresenta os modelos de interesse, que incluem variáveis macroeconômicas típicas, com vistas a captar os fundamentos econômicos, e os indicadores de confiança do consumidor.

Na Seção 2.7 apresentamos os resultados para a análise dentro da amostra, o que é feito para fins de comparabilidade com a literatura internacional. Nosso interesse maior reside na análise fora da amostra, ou seja, nas previsões da taxa de crescimento do consumo, cujos resultados são apresentados na Seção 2.8 Por fim, a Seção 2.9 sumariza os principais resultados encontrados.

#### 2.1 Literatura internacional sobre previsão do consumo

Como discutido por Bentes (2006), os dois principais índices que medem o grau de confiança dos consumidores norte-americanos são o *Consumer Sentiment Index* da Universidade de Michigan (CSI) e o *Consumer Confidente Index* (CCI) calculado pelo *Conference Board*, uma entidade sem fins lucrativos que elabora índices e pesquisas de interesse público.

Os dois índices são construídos com base na resposta dos entrevistados para cinco perguntas. No entanto, as perguntas não são idênticas nas duas pesquisas, de modo que, embora os índices meçam o mesmo conceito, eles não são diretamente comparáveis (BRAM; LUDVIGSON et al., 1998; LUDVIGSON, 2004). De todo modo, nos dois casos são feitas duas perguntas sobre as condições corrente da economia e três perguntas sobre a expectativa acerca da condição futura.

Vale ressaltar que a Universidade de Michigan constrói três indicadores: 1) *Index of Current Economic Conditions*, baseado nas perguntas sobre as condições correntes; 2) *Index of Consumer Expectations*, baseado nas perguntas sobre as condições futuras; 3) CSI, que é justamente a média ponderada dos dois anteriores com pesos de 40% e 60%, respectivamente. O *Conference Board* atua da mesma forma, produzindo três indicadores: 1) *Present Situation Index*; 2) *Expectations Index*; 3) CCI, também uma média ponderada dos dois anteriores com pesos de 40% e 60%, respectivamente. Portanto, tanto o CSI quanto o CCI são formandos por dois subíndices.

Parte da literatura que emprega os índices de confiança do consumidor tem como foco a previsão do nível de atividade, ao invés do consumo propriamente. Por exemplo, Leeper et al. (1992) investigaram a relação entre índices de confiança e o nível de atividade da economia norte-americana, considerando, também, indicadores financeiros para capturar os fundamentos econômicos<sup>1</sup>. O uso de outros indicadores macroeconômicos, em particular, índices financeiros

Leeper et al. (1992) investigaram se o *Index of Consumer Expectations*, produzido pela Universidade de Michigan, tem poder preditivo sobre a produção industrial e a taxa de desemprego. Ao estimar o modelo VAR

tornou-se habitual em estudos cuja ênfase era antecipar o comportamento do consumo.

Um dos mais influentes estudos que investigaram a relação entre consumo e índices de confiança do consumidor foi o de Carroll, Fuhrer e Wilcox (1994). Segundo esses autores, no período de 1978 a 1993 havia uma correlação muito forte entre a taxa de crescimento do consumo real e o CSI, o que não é surpreendente uma vez que diante de perspectivas econômicas ruins, os consumidores tendem a reduzir os gastos e responderem de forma pessimista aos entrevistadores que coletam os dados para construção dos índices de sentimento do consumidor. No entanto, como destacado por Carroll, Fuhrer e Wilcox (1994), do ponto de vista de previsão o que se quer investigar é se defasagens do índice de confiança têm poder preditivo acerca do comportamento futuro do consumo. Para investigar tal questão, os autores regrediram a taxa de crescimento de diferentes categorias do consumo, incluindo o consumo total, contra defasagens do índice de confiança do consumidor e da taxa de crescimento da renda do trabalho e do próprio consumo. Os resultados indicaram que o sentimento do consumidor tem algum poder preditivo incremental, embora modesto, em relação a essas variáveis. De todo modo, é importante destacar que este é um exercício de previsão dentro da amostra que, consequentemente, não mimetiza a situação enfrentada por analistas de mercado e de governo (previsão fora da amostra).

Não por acaso, Bram, Ludvigson et al. (1998) argumentaram que apesar da popularidade dos índices de confiança do consumidor, não haveria consenso sobre a capacidade deles de capturar informações sobre os gastos futuros dos consumidores que já não seriam capturadas por indicadores econômicos típicos. Com o intuito de resolver esse impasse, esses autores estimaram, inicialmente, um modelo básico composto por quatro defasagens das seguintes variáveis: taxa de crescimento do consumo, taxa de crescimento da renda do trabalho, retorno do mercado acionário (S&P 500), primeira diferença da taxa de juros de curto prazo (three-month Treasury bill).<sup>2</sup> Posteriomente, Bram, Ludvigson et al. (1998) incluíram no modelos índices de confiança da Universidade de Michigan e do Conference Board para investigar o poder preditivo incremental de cada um deles.<sup>3</sup> Embora os resultados sejam sensíveis a medida de consumo analisada, de um modo geral, tanto nas análises dentro quanto fora da amostra índices de confiança do Conference Board apresentaram desempenho melhor do que os índices da Universidade de Michigan. Nas análises dentro da amostra, embora os resultados dependam da categoria de consumo investigada, os índices do Conference Board mostraram performance melhor do que os índices da Universidade de Michigan. De fato, na análise fora da amostra, os indicadores da

com apenas essas três variáveis, mudanças inesperadas no índice de confiança do consumidor mostraram-se correlacionadas com movimentos subsequentes na produção industrial e no desemprego. No entanto, esta correlação desaparece uma vez que o índice S&P 500 e a taxa de juros de curto prazo (*three-month Treasury bill*) são acrescidos ao modelo. Portanto, ao levar em conta indicadores econômicos típicos e de fácil acesso, o sentimento do consumidor perde capacidade de prever o nível de atividade da economia norte-americana.

Segundo Bram, Ludvigson et al. (1998), critérios de informação indicaram nãos ser necessário usar mais do que quatro defasagens das variáveis dependentes.

De fato, Bram, Ludvigson et al. (1998) consideraram o índice geral do sentimento do consumidor de cada uma dessas pesquisas – CSI e CCI –, mas, também, o subíndice de expectativa da situação futura da economia de cada uma delas.

Universidade de Michigan, em geral, não melhoraram a previsão do modelo básico.

Ludvigson (2004) faz uma análise extensiva do poder preditivo dos índices de confiança do *Conference Board* e da Universidade de Michigan. A análise dentro da amostra aponta tais indices tem poder preditivo acerca da taxa de crescimento do consumo. No entanto, após considerar os indicadores macroeconômicos típicos – defasagens do próprio consumo, da taxa de crescimento da renda, do retorno acionário e da primeira diferença da taxa de juros do título de 3 meses –, a informação independente proveniente desses índices de confiança tem poder preditivo (incremental) modesto com respeito ao consumo. Apesar dessa conclusão geral, os autores evidenciam que os resultados dependem da medida de consumo empregada. No caso do consumo total os resultados indicam que índices do *Conference Board* e da Universidade de Michigan geram um ganho preditivo modesto, enquanto em outras categorias de consumo os resultados são ainda mais fracos. De todo modo, é importante ressaltar que Ludvigson (2004) teve como foco a análise dentro da amostra.

Quanto à análise fora da amostra, Howrey (2001) destaca o fato que os índices de confiança do primeiro mês do trimestre são rapidamente disponibilizados, podendo ser usados para prever as despesas do consumidor no trimestre. Ao utilizar esta estratégia com o CSI para prever o crescimento trimestral de diferentes categorias de consumo, Howrey (2001) concluiu que tal índice é um preditor estatisticamente relevante. No entanto, uma vez que os valores da despesa de consumo pessoal e da renda disponível do primeiro mês do trimestre são conhecidos, a relevante estatística do CSI desaparece (HOWREY, 2001).

Slacalek (2004) analisou a capacidade preditiva do CSI e do CCI por meio de *rolling regressions* com data inicial fixa, considerando três modelos: (1) modelo básico composto por duas defasagens de indicadores macroeconômicos típicos; (2) modelo básico acrescido de duas defasagens do indicador de confiança; (3) passeio aleatório. Foi utilizado o teste de Diebold e Mariano (1995) para comparar par-a-par o erro de previsão médio (MSE) desses modelos. Utilizou-se, também, o procedimento de *forecast combination regression* para comparar par-a-par os modelos. Finalmente, o MSE do modelo básico acrescido do índice de confiança é, em geral, 15% menor do que o MSE do modelo básico que, por sua vez, tem performance melhor do que o passeio aleatório. Para ser preciso, Slacalek (2004) considera 4 índices de confiança: o índice geral do sentimento do consumidor do *Conference Board* e da Universidade de Michigan, além do componente de expectativas de cada uma dessas pesquisas. O índice que apresentou menor MSE foi o índice geral do *Conference Board*. Após a comparação entre os modelos, Slacalek (2004) conclui que índices de confiança do consumidor fornecem informações adicionais que não estão contidas nas variáveis tipicamente incluídas nas regressões da taxa de crescimento do consumo.

Por fim, é importante destacar um debate sobre os canais pelos quais os índices de confiança afetariam o consumo futuro. Carroll, Fuhrer e Wilcox (1994) argumentaram que a relevância dos indicadores de confiança para prever o consumo pode estar associada ao motivo precaucio-

<sup>&</sup>lt;sup>4</sup> Para detalhes sobre este método, veja Stock e Watson (1999).

nal. O grau de confiança do consumidor depende da expectativa dele a respeito da própria renda futura, de modo que expectativas negativas implicariam uma queda do índice de confiança do consumidor. Assim, os indicadores de confiança poderiam refletir esse aumento do risco da renda futura, antecipando a queda do consumo devida ao motivo precaucional.

Por sua vez, Ludvigson (2004) propõe duas possíveis interpretações para a relevância dos índices de confiança: ou eles refletem o motivo precaucionário (risco da renda) ou eles capturam o efeito das expectativas de renda futura. Note que uma maior confiança na economia reduziria a incerteza sobre o futuro, o que atenuaria o motivo precaucional e elevaria o consumo corrente relativamente ao consumo futuro. No entanto, neste caso, um aumento do índice de confiança geraria um efeito negativo sobre a taxa de crescimento do consumo, o que não é observado nos resultados de Bram, Ludvigson et al. (1998), Carroll, Fuhrer e Wilcox (1994) e da própria Ludvigson (2004). Portanto, segundo Ludvigson (2004), a interpretação de que a confiança reflete o motivo precaucionário não é apropriada.

Nesta perspectiva, restaria o canal do sentimento do consumidor via expectativas acerca da renda futura. Se não há restrição de liquidez, um aumento nestas expectativas levaria ao aumento do consumo futuro, o que explicaria o aumento da taxa de crescimento do consumo diante da melhora nos índices de confiança do consumidor. Assim como Carroll, Fuhrer e Wilcox (1994), Ludvigson (2004) encontra evidências que índices de confiança do consumidor tem efeito sobre a renda e sobre o próprio consumo. Por um lado, o efeito direto sobre o consumo não seria coerente com o motivo precaucional, mas, por outro lado, não haveria um efeito exclusivo via renda. Neste sentido, não haveria uma resposta definitiva sobre os canais pelos quais os índices de confiança afetariam o consumo futuro. De todo modo, do ponto de vista de analistas de mercado e de governo a questão é prática: índices de confiança têm capacidade preditiva incremental sobre o consumo futuro ou não?

Em termos de análises dentro da amostra, o presente estudo se assemelha ao de Bram, Ludvigson et al. (1998) e de Ludvigson (2004). Compara-se a performance de modelos alternativos por meio da significância dos preditores do consumo e do grau de ajuste dos modelos. Em termos de análises fora da amostra, utilizamos *rolling regressions* com data inicial fixa como feito por Slacalek (2004). No entanto, ao invés de utilizarmos procedimentos para comparar os modelos par-a-par, aplicamos abordagem MCS que permite a comparação simultânea de todos modelos empregados.

#### 2.2 Literatura brasileira sobre previsão do consumo

A literatura brasileira investiga a capacidade preditiva de índices de confiança acerca de medidas de atividades reais, como o produto e o consumo agregado.

Bentes (2006) investigou a capacidade preditiva do ICC produzido pela Fecomercio-SP por meio da abordagem de vetores autorregressivos (VAR), concluindo que tal índice pode ser classificado como indicador antecedente do consumo<sup>5</sup>. No entanto, o autor também encontra evi-

Como discutido na Seção 3.2, há razões para considerar que o erro seja descrito por um processo MA(1). No

dência que outras variáveis macroeconômicas se mostram pelo menos tão eficientes quanto o índice de confiança em antecipar o comportamento dos gastos dos consumidores<sup>6</sup>. Nos diferentes modelos VAR estimados, a inclusão do ICC ora aumentou, ora diminuiu o coeficiente de determinação ajustado da equação do consumo. Nos casos em que houve incremento, o poder explicativo incremental do ICC não superou três pontos percentuais.

Graminho et al. (2015) investiga a capacidade preditiva dos índices de confiança do consumidor e da indústria do IBRE-FGV acerca do consumo e da produção industrial. No entanto, diferente da abordagem do presente artigo, Graminho et al. (2015) decompõe esses índices em dois componentes. Um componente é idiossincrático, descrito por um passeio aleatório, sendo denominado "sentimento". O outro componente é a parcela dos índices de confiança explicada por suas próprias defasagens e por variáveis macroeconômicas típicas. De todo modo, a autora analisa a capacidade dos índices, antes de decompô-los, e conclui que os índices de confiança do consumidor (da indústria) precedem temporalmente o consumo (a produção industrial) e tem poder preditivo incremental, em relação a outros indicadores macroeconômicos. Também em um exercício de previsão dentro da amostra, o "sentimento" do consumidor mostrou poder preditivo incremental no caso do consumo e no caso da produção industrial<sup>7</sup>.

Mello e Figueiredo (2017) investigam o poder preditivo de diversos índices de confiança com respeito a variáveis que medem o nível de atividade econômica, incluindo o consumo agregado das famílias. Os autores procedem do seguinte modo: i) estimam um modelo autorregressivo de ordem p, AR(p), para cada medida do nível de atividade; ii) adicionam cada um desses modelos defasagens de um dos índices de confiança; iii) por meio de *rolling regressions* são geradas previsões de curto prazo fora da amostra<sup>8</sup>; iv) compara-se a habilidade preditiva de cada modelo AR(p) e de sua respectiva versão estendida com defasagens dos índices de confiança por meio dos testes de Diebold e Mariano (1995) e de Hansen (2005). Os autores também implementam a abordagem MCS, como sugerido por Hansen, Lunde e Nason (2011). Como os diversos índices de confiança foram criados em datas diferentes e os modelos são estimados em frequência mensal e trimestral, o período coberto na análise não é homogêneo e o número de observações varia de 54 a 233. De todo modo, no caso do consumo agregado das famílias não há evidência de que qualquer índice de confiança usado apresente previsão melhor do que o simples modelo AR(p).

Finalmente, Oliveira e Carneiro (2015) analisam quais fatores macroeconômicos afetam os indicadores de confiança do consumidor e se esses indicadores são correlacionados com o consumo agregado. Para analisar esta correlação os autores analisaram a relação contemporânea

entanto, ao utilizar o modelo VAR, Bentes (2006) negligenciou esta possibilidade. É importante destacar que tal processo acarretaria uma correlação entre o erro e a primeira defasagem do consumo, causando endogeneidade (CARROLL; FUHRER; WILCOX, 1994; LUDVIGSON, 2004)

Vale destacar que Bentes (2006) considera os seguintes indicadores macroeconômicos: renda, crédito, desemprego, inflação e produção industrial.

No caso da produção industrial, o poder preditivo incremental manifesta-se quando se considera pelo menos seis defasagens dessa variável.

<sup>&</sup>lt;sup>8</sup> Para ser preciso, Mello e Figueiredo (2017) fazem previsões um período à frente (*one-step-ahead*) e *nowcas-ting*.

entre ambos, ou seja, regrediram a taxa de crescimento do consumo contra taxa de crescimento de diversos indicadores de confiança. Ainda que a estimação tenha sido feita pelo Método Generalizado dos Momentos, este tipo de exercício é diferente do proposto neste trabalho, a saber, busca-se verificar se defasagens de índices de confiança do consumidor melhoram a previsão do consumo, após ser levado em conta indicadores macroeconômicos típicos. De todo modo, nessa análise contemporânea, Oliveira e Carneiro (2015) concluem que os indicadores de confiança do consumidor não são relevantes. Ao incluir nos modelos medidas correntes do nível de atividade, como o PIB, em 4 de 16 casos um indicador de confiança mostrou-se relevante, à 5% de significância. Um destes casos refere-se justamente ao ICC da Fecomercio-SP.

#### 2.3 Literatura brasileira sobre equações de Euler

Como mencionado, a literatura sobre consumo no Brasil tem como foco a estimação de equações de Euler derivadas do problema intertemporal do consumidor representativo que, por sua vez, culminam na estimação de parâmetros estruturais. De fato, desde os estudos de Hansen e Singleton (1982) e Hansen e Singleton (1983) sobre o consumo agregado norte-americano, tornou-se comum a estimação de equações de Euler para recuperar parâmetros como a aversão relativa ao risco, o desconto intertemporal e a elasticidade de substituição intertemporal.

Segundo Gomes e Issler (2017), a abordagem padrão em macroeconomia consiste em uma economia com um único bem e um consumidor representativo cuja utilidade instantânea é do tipo CRRA, como segue<sup>9</sup>:

$$u(C_t) = \frac{C_t^{1-\gamma}}{1-\gamma} \tag{2.1}$$

em que  $C_t$  é o consumo no período t e  $\gamma$  é o coeficiente de aversão relativa ao risco. Assim, o consumidor escolhe a sequência de consumo e de alocação de ativos de modo a maximizar seu bem-estar ao longo da vida dado por:  $E_0(\sum_{t=0}^{\infty} \beta^t u(C_t))$ , em que  $\beta \in (0,1)$ , e o operador esperança condicional  $E_t$  leva em conta as informações disponíveis no período t. Assumindo, ainda, que existam N ativos na economia, cujo retorno (bruto) seja dado por  $R_{(i,t)}$ , i=1,...,N, a equação de Euler do consumidor é dada por:

$$E_t(\beta \frac{C_{t+1}^{-\gamma}}{C_t} Ri, t+1) = 1, \ i = 1, ..., N$$
(2.2)

Sob a hipótese de log-normalidade e homocedasticidade de  $(\frac{C_{t+1}}{C_t}, R_{1,t}, ..., R_{N,t})$ , a equação de Euler (2.2) torna-se:

$$\Delta lnC_{t+1} = \mu + \psi r_{i,t+1} + \varepsilon_{i,t+1}, \ i = 1, ..., N$$
 (2.3)

<sup>&</sup>lt;sup>9</sup> A sigla CRRA significa constant-relative-risk-aversion.

em que  $r_{i,t} \equiv lnR_{i,t}, i=1,...,N$ e o termo de erro  $\varepsilon_{i,t+1}$  é uma inovação, isto é,  $E_t(\varepsilon_{i,t+1})=0$ . Quanto aos parâmetros,  $\psi$  é a elasticidade de substituição intertemporal, sendo igual a  $\frac{1}{\gamma}$ ;  $\mu=\psi(ln\beta+0,5\delta^2)$ , em que  $\delta^2\equiv var(r_{i,t+1}-\psi^{-1}\Delta lnC_{t+1})$ . Portanto, ao estimar a equação de Euler (2.3) recupera-se, imediatamente, a elasticidade de substituição intertemporal via o coeficiente do retorno  $r_{i,t+1}$ .

Campbell e Mankiw (1989) propõem uma extensão desta abordagem que foi amplamente implementada na literatura brasileira. Esses autores consideraram que há dois tipos de consumidores. Um que suavizaria o consumo, cuja evolução seria dada pela equação de Euler, no caso a equação (2.3). Outro que simplesmente seguiria a regra de bolso de consumir a renda corrente, que seria uma fração constante da renda agregada da economia<sup>10</sup>. Com isso, os autores propõem o seguinte modelo:

$$\Delta lnC_{t+1} = \lambda \Delta lnY_{t+1} + (1 - \lambda)(\mu + \psi r_{i,t+1} + \varepsilon_{i,t+1}), \ i = 1, ..., N$$
 (2.4)

em que  $Y_t$  é a renda agregada da economia no período t e  $\lambda$  é a proporção dessa renda que pertence a consumidores que seguem a regra de bolso<sup>11</sup>. Quanto maior  $\lambda$ , maior a dependência do consumo agregado em relação à renda agregada. Por outro lado, quanto menor  $\lambda$ , maior a dependência com respeito aos retornos dos ativos, já que este é o fator associado à equação de Euler (2.3), que descreveria o comportamento do consumidor que suaviza o consumo ao longo da vida.

Diversos estudos estimam os modelos (2.3) e (2.4) para o caso brasileiro e as conclusões são similares, a saber, a taxa de crescimento da renda é relevante, enquanto o retorno do ativo empregado é irrelevante, aos níveis usuais de significância (CAVALCANTI, 1993; REIS et al., 1998; ISSLER; ROCHA, 2000; GOMES; PAZ, 2004; GOMES, 2004; GOMES, 2010). Enquanto Cavalcanti (1993) estima  $\lambda$  em torno de 0,32, estudos como de Reis et al. (1998) e Gomes (2004) obtém estimativas mais elevadas, em torno de 0,80. Júnior, Delalibera e Neto (2018) consideram um modelo mais amplo que inclui, por exemplo, formação de hábito. No entanto, os resultados obtidos sugerem que apenas a taxa de crescimento da renda é um fator relevante para a taxa de crescimento do consumo. A justificativa usual para a relevância da renda corrente é a existência de restrição de crédito (JÚNIOR; DELALIBERA; NETO, 2018). O consumidor consome a renda corrente ao invés de consumir a renda permanente porque ele enfrenta limitações no acesso ao crédito.

A literatura de previsão preocupa-se em investigar a contribuição dos índices de confiança para a previsão do consumo, uma vez que se levam em conta variáveis macroeconômicas típicas. Portanto, mede-se a contribuição incremental dos índices de confiança do consumidor. Coincidentemente, defasagens da taxa de crescimento da renda e de indicadores financeiros poderiam ser motivadas pelas equações de Euler (2.3) e (2.4). Quanto às defasagens da própria

O termo em inglês para regra de bolso é *rule-of-thumb* e, por isso, tornou-se comum o uso de termos como *rule-of-thumb consumers* e *rule-of-thumb behavior*.

É importante destacar que para identificar os parâmetros do modelo 2.4, Campbell e Mankiw (1989) assumem que a renda dos consumidores que seguem a regra de bolso é uma proporção fixa da renda agregada da economia.

taxa de crescimento do consumo, essas seriam motivas por modelos com formação de hábito, uma vez que em certas versões desses modelos tais defasagens passam a ser determinantes da taxa de crescimento do consumo, uma vez que se lineariza a equação de Euler do consumidor (KILEY, 2010).

A taxa de crescimento do crédito – que adicionamos à lista usual de fundamentos econômicos –, também poderia ser motivada por trabalhos que estimam equações de Euler do consumidor uma vez que estimativas significativas de  $\lambda$  são, por vezes, interpretadas como uma evidência de restrição de crédito. De fato, Ludvigson (1999) e Brady (2008) estimam equações versões linearizadas da equação de Euler do consumidor nas quais constam a taxa de crescimento do crédito.

É importante ter em mente que quando se estima uma equação de Euler, emprega-se exatamente a forma funcional e as variáveis que compõe esta equação. Variáveis essas contemporâneas, exceto pela defasagem do consumo devida a formação de hábito. No entanto, a literatura em previsão utiliza todas variáveis defasadas, por razão óbvia, e não se limita a variáveis que constam em equações de Euler. Assim, sendo, não há qualquer restrição ao uso de índices de confiança do consumidor para previsão. De todo modo, neste artigo procuramos estabelecer uma conexão entre essas áreas de pesquisa e, de fato, a análise dos modelos intertemporais sugere o uso de defasagens da renda, do crédito e dos retornos de ativos como possíveis preditores do consumo, em linha com a abordagem de Bram, Ludvigson et al. (1998) e de Ludvigson (2004), também por nós empregada.

Por toda esta exposição, no presente trabalho examina-se o poder preditivo de defasagens de indicadores econômicos típicos – consumo, renda, crédito e índices financeiros –, aliados a defasagens de indicadores do sentimento dos consumidores. Os modelos estimados a partir dessas variáveis são detalhados na Seção 2.7 e na Seção 2.8.

#### 2.4 Base de Dados

Foram extraídos do Ipeadata todas as variáveis utilizadas neste estudo. O produto interno bruto a preços de mercado (PIB) e o consumo total, ambos em milhões de reais, foram obtidos em frequência trimestral, tendo sido calculados pelo IBGE. O saldo de operações de crédito, em milhões de reais, foi calculado pelo Banco Central em frequência mensal<sup>12</sup>. A taxa de juros Over-Selic, o índice Ibovespa e os índices de confiança do consumidor da Fecomercio-SP foram obtidos em frequência mensal. Também se extraiu do Ipeadata, em frequência mensal, o Índice de Preços ao Consumidor Amplo (IPCA) calculado pelo IBGE. Tanto a taxa de juros Over-Selic quanto o IPCA são originalmente expressos em percentual ao mês.

É importante destacar que desde 1994 a Fecomercio-SP calcula e disponibiliza três índices de sentimento do consumidor: o Índice de Confiança do Consumidor (ICC), o Índice de Con-

Este saldo refere-se a operações tanto de pessoa física quanto de pessoa jurídica. As séries desagregadas estão disponíveis apenas a partir de março de 2007. Por esta razão, para não reduzir demasiadamente o período amostral optou-se por utilizar o saldo total das operações de crédito.

dições Econômicas Atuais (ICEA) e o Índice de Expectativas do Consumidor (IEC). De fato, o ICC é um índice global formado pela média ponderada do ICEA e do IEC, cujos pesos são, respectivamente, 40% e 60%. Naturalmente, o objetivo do ICEA é captar o sentimento dos consumidores quanto às suas condições econômicas atuais e do IEC é captar suas expectativas quanto à situação econômica futura. O ICC seria o resultado da percepção dos consumidores quanto as condições corrente e futuro. Os três índices variam de zero, que indica pessimismo total, a 200, que indica otimismo total. A amostra que dá origem a esses índices é coletada mensalmente, sendo composta por aproximadamente 2,1 mil consumidores do município de São Paulo.

Finalmente, a base de dados é constituída em frequência trimestral, uma restrição advinda do uso do consumo agregado e do PIB, tendo início no primeiro trimestre de 1996 e término no terceiro trimestre de 2019. Por isso, no caso das séries mensais foram construídas medidas trimestrais, como descrito abaixo.

O PIB e o consumo foram deflacionados pelo IPCA. Ao invés de removermos a sazonalidade das séries, incluímos *dummies* de trimestres nos modelos econométricos de modo que façamos previsões incorporando a sazonalidade. Por essa razão, apenas deflacionamos as séries, sendo as taxas de crescimento em termos reais apresentadas na Figura 7. Observamos uma maior oscilação na taxa de crescimento do consumo no início da amostra, com uma queda acentuada em 1999, quando ocorreu a moratória da Rússia, e em 2002, quando ocorreu a primeira eleição de Lula. Em 2008, quando ocorria a crise internacional do subprime, observamos uma queda do consumo. Em 2015, com a crise interna, observamos também uma queda acentuada do consumo. A taxa de crescimento do PIB tem comportamento semelhante à do consumo.

30 20 -10 -0 --10 --20 --30 98 00 02 04 06 08 10 12 14 16 18 — Consumo — PIB

Figura 7 – Evolução das taxas de crescimento do consumo e do PIB

Fonte – Elaboração Própria

O saldo de operações de crédito representa o estoque de crédito mensal e, por isso, como medida trimestral empregou-se a o saldo do último mês de cada trimestre. Este saldo foi deflacionado pelo IPCA. A evolução da taxa de crescimento do crédito é apresentada na Figura 8. Para comodidade do leitor, incluímos nesta figura a evolução da taxa de crescimento do

consumo. Observamos uma similaridade entre essas taxas de crescimento. Entre 2003 e 2008 a taxa de crescimento do crédito foi elevada e sistematicamente superior a do consumo. Este período de considerável expansão do crédito é afetado pela crise internacional do *subprime*. De todo modo, o crédito ainda continua a apresentar taxas de crescimento positivas, até que em 2015 observamos uma redução acentuada no estoque de crédito.

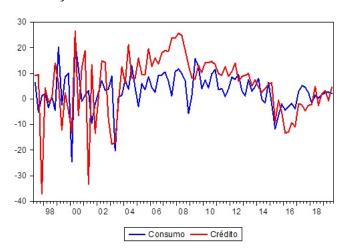


Figura 8 – Evolução das taxas de crescimento do consumo e do crédito

Fonte - Elaboração Própria

Com o índice Ibovespa mensal foi obtido o retorno acionário por meio da primeira-diferença do logaritmo deste índice. Este retorno acionário mensal, assim como a taxa de juros mensal, foi acumulado a cada trimestre para se obter retornos trimestrais. O IPCA trimestral foi utilizado para deflacionar o juros Selic e o retorno do Ibovespa. Assim, obtivemos o juros Selic e o retorno do Ibovespa reais, em frequência trimestral, porém expressos em percentual ao ano (% a.a.). Por simplicidade nos referimos a essas séries por Selic e Ibovespa. A Figura 9 apresenta a evolução delas, sendo que o eixo esquerdo se refere a escala da taxa de juros Selic enquanto o eixo direito refere-se ao retorno do Ibovespa. Naturalmente, observamos que o Ibovespa possui um comportamento mais volátil do que a Selic, principalmente no início do período.

500 40 -30 -20 -10 -98 00 02 04 06 08 10 12 14 16 18 -Selic Ibovespa

Figura 9 – Evolução da taxa de juros Selic e do retorno do Ibovespa

Fonte - Elaboração Própria

Quanto aos índices de confiança do consumidor, construiu-se a média de cada um deles em cada trimestre para se obter índices em frequência trimestral. Por brevidade, nos referimos a essas séries por ICC, ICEA e IEC cuja evolução é apresentada na Figura 10. Os três índices apresentam uma considerável oscilação. Além disso, em geral, o IEC é maior do que o ICEA, indicando que os consumidores são mais otimistas com respeito ao futuro, relativamente, à situação corrente. As exceções referem-se aos seguintes períodos: i) primeiro trimestre de 2007 ao terceiro trimestre de 2008, quando ocorria a crise internacional do *subprime*; ii) terceiro trimestre de 2013 ao segundo trimestre de 2014, quando ocorria a crise europeia. Em outras palavras, em momentos de crises internacionais pronunciadas os índices de confiança indicam que os entrevistados estavam mais otimistas quanto às condições atuais quando às condições futuras. Excetuando estes dois períodos, o ICEA é inferior ao IEC.

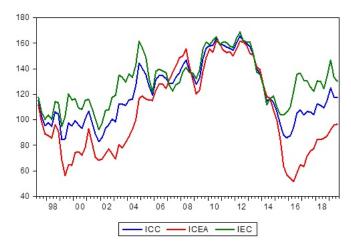


Figura 10 – Evolução dos índices de confiança em nível

Fonte – Elaboração Própria

Em relação as taxas de crescimento dos índices de confiança elas apresentam comportamen-

tos semelhantes, cuja evolução é apresentada na Figura 11. Destaca-se que o ICEA apresenta oscilações maiores em relação aos outros dois índices, em especial em 1999, confome mencionado anteriormente quando ocorreu a moratória da Rússia e em 2015, quando foi o primeiro ano de governo da presidente reeleita.

80 40 --40 --80 --120 98 00 02 04 06 08 10 12 14 16 18 — ICCM — ICEA — IEC

Figura 11 – Evolução das taxas de crescimento dos índices de confiança

Fonte – Elaboração Própria

A Tabela 13 sumariza as variáveis utilizadas neste trabalho, apresentando, inclusive, a notação que empregamos. No Apêndice A apresentamos a análise da ordem de integração dessas variáveis. Como resultado dessa análise, o retorno do Ibovespa, a taxa Selic e as taxas de crescimento do consumo, do PIB, do crédito e dos índices de confiança do consumidor são tratadas como variáveis integradas de ordem zero.

Variáveis Notação Frequência Ajuste de Frequênia Consumo das famílias real  $C_t$ **Trimestral** PIB real  $\mathbf{Y}_t$ Trimestral  $\mathbf{R}_{t}^{I}$ Taxa Selic real Mensal Acumulada ao trimestre Retorno do Ibovespa real Acumulada ao trimestre Mensal Volume de crédito total real  $D_t$ Mensal Estoque ao final do trimestre ICC-Fecomercio SP Mensal Média no trimestre ICEA-Fecomercio SP Mensal Média no trimestre **IEC-Fecomercio SP** Mensal Média no trimestre

Tabela 13 – Variáveis Macroeconômicas Brasil

Fonte – Elaboração Própria

Finalmente, a Tabela 14 apresenta a estatística descritiva das séries empregadas nos modelos econométricos, o que inclui a média e o desvio-padrão de cada variável e a correlação da primeira defasagem de cada variável com a taxa de crescimento do consumo. Nota-se que a taxa de crescimento média do consumo e do PIB são semelhantes, assim como o desvio-padrão delas. O crédito apresenta uma taxa de crescimento média superior a do consumo e da renda, o que indica que, de um modo geral, esse foi um período de considerável expansão do crédito. Em termos de volatilidade, como esperado, destaca-se o retorno do Ibovespa, mas também os índices de confiança, especialmente quando se considera o coeficiente de variação. Em termos de correlação da taxa de crescimento do consumo com a primeira defasagem de cada uma das variáveis, destaca-se o crédito, o ICC e o ICEA. A importância do crédito está em linha com a evidência de restrição de crédito no Brasil. Por sua vez, a elevada correlação com esses dois índices de confiança seriam uma evidência a favor da importância deles para a previsão do consumo. Para inspecionar mais detalhadamente essas questões, empregamos os modelos econométricos descritos na Seção 2.5.

Variáveis Média DP CV Correlação 6,9971  $\Delta lnC_t$ 3,2271 -0.00462,1682  $\Delta lnY_t$ 3,3151 6,6233 1,9979 0,1152  $egin{aligned} \mathbf{R}_t^I \ \mathbf{R}_t^S \end{aligned}$ 25,7044 87,1459 3,3903 -0,14228,3236 7,2345 0,8692 0,151  $\Delta lnD_t$ 5,4210 11,9416 2,2028 0,3332 0,1602 24,4647 152,7135 0,2844  $\Delta lnS_t^A$ -0,435534,0755 -78,2445 0,2908  $\Delta lnS_t^{A}$ 0,0695 0,4883 25,7271 52,6871

Tabela 14 – Estatísticas Descritivas Brasil

Fonte - Elaboração Própria

#### 2.5 Modelos Econométricos

Como ponto de partida consideramos um modelo a la Bram, Ludvigson et al. (1998), no qual se consideram como fundamentos econômicos as defasagens do próprio consumo, do PIB, de indicadores financeiros e do crédito, como segue:

$$\Delta lnC_t = \beta_0 + \sum_{p=1}^{P} \beta_p^T F_{t-p} + v_t$$
 (2.5)

em que  $\beta_p \equiv (\beta_p^C \beta_p^Y \beta_p^S \beta_p^I \beta_p^D)^T$  é o vetor de parâmetros e  $F_{t-p} \equiv (\Delta ln C_{t-p} \ \Delta ln Y_{t-p} \ \Delta ln R_{t-p}^S \ \Delta ln R_{t-p}^I \ \Delta ln D_{t-p})$  é composto dos indicadores macroeconômicos. O termo de erro é modelado como um processo  $MA(1): v_t \equiv \varepsilon_t + \theta \varepsilon_{t-1}$ , em que  $\varepsilon_t \ iid(0, \delta_\varepsilon^2)$ .

Segundo Sarantis e Stewart (2003), por conter bens duráveis, a taxa de crescimento do consumo total dependeria de um termo MA(1). De fato, Hall (1988) argumenta que, mesmo no

caso de bens não duráveis, haveria correlação serial no erro em virtude da agregação temporal presente nas séries de consumo trimestrais<sup>13</sup>.

Com o objetivo de avaliar a contribuição marginal dos índices de confiança do consumidor, adicionamos as taxas de crescimento de tais índices ao modelo (2.5), como segue:

$$\Delta lnC_{t} = \beta_{0} + \sum_{p=1}^{P} \beta_{p}^{T} F_{t-p} + \sum_{p=1}^{P} \gamma_{p}^{S} \Delta lnS_{t}^{i} + \upsilon_{t}$$
(2.6)

em que i=G,A,F, sendo utilizado um índice de confiança por vez. Em outras palavras consideramos, separadamente, o ICC, o ICEA e o IEC. Portanto, é fácil ver que, em relação ao modelo (2.5), o modelo (2.6) adiciona defasagens de um dos índices de confiança do consumidor com vistas a avaliar o poder preditivo incremental desses índices.

#### 2.6 Avaliação dos modelos

Na análise dentro da amostra avaliamos os modelos por meio da relevância estatística dos preditores do consumo e pela qualidade do ajuste dos modelos, como usual na literatura. Este último critério é investigado por meio do coeficiente de determinação,  $R^2$ , e de determinação ajustado ( $\bar{R}^2$ ), uma vez que esta é a estratégia usual na literatura internacional e, também, presente na literatura brasileira (ver, por exemplo, Bram, Ludvigson et al. (1998), Ludvigson (2004) e Graminho et al. (2015)).

Quanto a análise fora da amostra, empregamos o método MCS que foi desenvolvido por Hansen, Lunde e Nason (2011). Este método consiste em uma sequência de testes que permitem construir um conjunto de modelos superiores, cuja hipótese nula é de mesma habilidade preditiva (EPA). Portanto, diferente da literatura brasileira de previsão do consumo, e mesmo a internacional, não nos limitamos a uma comparação par-a-par dos modelos empregados. Logo, utilizamos a mesma metodologia descrita no Capítulo 1, especificamente na Seção 1.3.

#### 2.7 Resultados Previsão Dentro da Amostra

Como usual na literatura internacional realizamos análises dentro da amostra após a estimação dos modelos (2.5) e (2.6). Neste caso, examinamos medidas de qualidade de ajuste do modelo – coeficiente de determinação,  $R^2$ , e o coeficiente de determinação ajustado,  $\bar{R}^2$  – e testamos a significância dos coeficientes estimados, em linha com a abordagem adotada por Bram, Ludvigson et al. (1998), Ludvigson (2004) e Graminho et al. (2015).

Antes de apresentarmos os resultados dos modelos (2.5) e (2.6) é pertinente investigar a capacidade de previsão de cada variável isoladamente. Com isso, investigamos se cada variável tem correlação com o consumo futuro. A Tabela 15 apresenta os resultados considerando quatro

Esta correlação serial pode fazer com que o termo de erro seja correlacionado com a primeira defasagem da taxa de crescimento do consumo, causando endogeneidade. Ao modelar explicitamente o termo MA(1), este problema é evitado (CARROLL; FUHRER; WILCOX, 1994; LUDVIGSON, 2004).

defasagens de cada preditor. É importante destacar que todos os modelos consideram um termo MA(1) e três *dummies* referentes aos três primeiros trimestres do ano com vistas a levar em conta a sazonalidade.

A Tabela 15 apresenta os resultados para oito distintos modelos. Em cada um deles, além do termo MA(1) e das dummies trimestrais, emprega-se quarto defasagens de um único preditor do consumo. Como temos oito preditores distintos, estimou-se oito modelos. O objetivo dessa análise é averiguar se isoladamente, cada preditor, tem capacidade de prever a evolução do consumo dentro da amostra. Destaca-se que a coluna (1) apresenta as variáveis cujas defasagens de ordem 1 a 4 são usadas para prever a taxa de crescimento do consumo  $(\tau=1,2,3,4)$ . A coluna (2) apresenta a soma dos coeficientes das quatro defasagens do preditor indicado. A coluna (3) apresente o teste F cuja hipótese nula é a nulidade desses quatro coeficientes. As colunas (4) e (5) apresentam, respectivamente, o coeficiente de determinação e o coeficiente de determinação ajustado. Em todos os modelos foi inserido um termo MA(1) e dummies sazonais não reportadas.

Notamos que todos os modelos tem  $R^2$  bastante elevado. Para entender melhor esse resultado, estimamos um modelo apenas com o termo MA(1) e as dummies trimestrais, obtendo  $R^2=0,4128$  e  $\bar{R}^2=0,3852$ . Portanto, em larga medida, os resultados apresentados na Tabela 15 deve-se a inclusão de tais termos nos modelos. Considerando o teste F da relevância dos coeficientes das quatro defasagens do preditor usado em cada modelo, notamos que as defasagens do PIB não são relevantes, aos níveis de significância usuais. Por sua vez, os coeficientes das defasagens da Selic são relevantes a 10%, mas não a 5%.

Tabela 15 – Resultados da estimação dos modelos compostos por 4 defasagens de um único preditor do consumo

Preditores	Soma dos coeficientes	P-valor do Teste F	$\mathbb{R}^2$	$\bar{R}^2$
$\Delta lnC_t$	-0,7688	0,0000	0,7085	0,6757
$\Delta lnY_t$	0,3886	0,4842	0,6665	0,6290
$R_t^I$	-0,0021	0,0031	0,6762	0,6398
$egin{aligned} \mathbf{R}_t^I \ \mathbf{R}_t^S \end{aligned}$	0,1601	0,0734	0,6775	0,6412
$\Delta lnD_t$	0,2750	0,0001	0,7076	0,6747
$\Delta lnS_t^G$	0,1379	0,0011	0,6923	0,6578
$\Delta lnS_t^A$	0,0963	0,0082	0,6813	0,6454
$\Delta lnS_t^F$	0,0700	0,0037	0,6884	0,6534

Fonte — Elaboração Própria

Na Tabela 16 apresentamos os resultados referentes aos modelos (2.5) e (2.6) sendo possível avaliar a contribuição marginal dos índices de confiança do consumidor para a previsão (dentro da amostra) da taxa de crescimento do consumo. Destaca-se que P indica o número de defasagens selecionada para cada modelo pelo critério de informação de Schwarz. A análise dentro da amostra mostra que todos modelos tem coeficiente de determinação ajustado ( $\bar{R}^2$ )

semelhantes. Quanto às variáveis, o consumo é estatisticamente relevante em todas as especificações. O mesmo ocorre com respeito ao crédito, mesmo a 1% de significância. Por sua vez, a taxa de crescimento do PIB e do Retorno do Ibovespa não foram relevantes, aos níveis de significância usuais. Em relação aos índices de confiança, apenas o ICEA mostra-se relevante, a 5% de significância. Por fim, a taxa Selic mostra-se relevante, a 10% de significância, em três das quatro especificações. Portanto, as evidências indicam que a defasagem do próprio consumo, do crédito e da taxa Selic são relevantes para prever o consumo agregado brasileiro nesta análise dentro da amostra.

Tabela 16 – Resultados da estimação dos modelos (2.5) e (2.6)

	Soma d	dos coeficiente	es (p-valor do l	teste F)
Preditores	(2.5)	(2.6)	(2.6)	(2.6)
${\Delta lnC_{t-\tau}}$	0,5486***	0,4301***	0,3724**	0,5823***
	(0,0000)	(0,0071)	(0,0138)	(0,000)
$\Delta lnY_{t-\tau}$	0,0846	0,0411	0,0034	0,0437
	(0,4050)	(0,7656)	(0,9795)	(0,7091)
$\mathbf{R}_{t-\tau}^S$	0,0306	0,0636*	0,0782*	0,0408*
	(0,2762)	(0,0879)	(0,0665)	(0,1512)
$\mathbf{R}_{t-\tau}^{I}$	0,0041	0,0025	0,0031	0,0013**
	(0,3710)	(0,6059)	(0,5259)	(0,7648)
$\Delta lnD_{t-\tau}$	0,1306***	0,1764***	0,1959***	0,1324***
	(0,0001)	(0,0007)	(0,0002)	(0,0004)
$\Delta lnS^G_{t-\tau}$		0,0294		
		(0,2064)		
$\Delta lnS_{t-\tau}^A$			0,0252**	
			(0,0496)	
$\Delta lnS^F_{t-\tau}$				0,0194
				(0,4823)
R <sup>2</sup>	0,7492	0,7401	0,7440	0,7534
$\bar{R}^2$	0,7175	0,7034	0,7079	0,7186
P	1	1	1	1

#### 2.8 Resultados Previsão Fora da Amostra

Analisamos a capacidade de previsão dos modelos (2.5) e (2.6) fora da amostra por meio da seguinte estratégia. Estimamos os modelos usando dados do primeiro trimestre de 1996 ao primeiro trimestre de 2017 e, então, fazemos a previsão para o segundo trimestre de 2017. Feito isso, incorporamos na janela de estimação as informações referentes ao segundo trimestre de 2017 e fazemos a previsão para o terceiro trimestre de 2017. Repetindo este processo, obtemos previsão para dez trimestres, do segundo trimestre de 2017 ao terceiro trimestre de 2019.

A estatística utilizada para implementar a abordagem MCS foi a  $T_{max,M}$ . Além disso, o nível de confiança utilizado foi de 95%, sendo feitas 5.000 amostras de *bootstrap* para construir a estatística do teste. Nessa análise consideramos duas funções perdas diferentes, as quais são erro quadrático médio (EQM) e erro absoluto médio (EAM). Como apresentado na Tabela 17, o Conjunto de Modelos Superiores, quando se considera o EQM, é composto apenas pelo modelo (2.6) com 3 defasagens dos fundamentos econômicos e do IEC. Logo, a variável IEC tem poder preditivo incremental (significativo) acerca do consumo futuro das famílias.

Tabela 17 – Resultados da estimação fora da amostra - Erro Quadrático

Conjunto de Modelos Superiores	Modelo (2.6) com IEC e $\tau = 3$
$Rank_{max,M}$	1
$t_{i,j}$	-0,5614
$p_{max,M}$	1
Perda	73,4576

Fonte – Elaboração Própria

A Tabela 18 apresenta o Conjunto de Modelos Superiores para a função perda EAM, que é composto por sete modelos. Os modelos são listados na Tabela 18 do menor para o maior EAM. De todo modo, o fato de todos esses modelos pertencerem ao Conjunto de Modelos Superiores significa que, estatisticamente, eles possuem poder preditivo equivalente. Assim, embora em 5 dos 7 modelos tenhamos a presença de um indicador de confiança do consumidor, há também modelos sem tais indicadores. Portanto, os resultados para a análise fora da amostra são mistos. Quando a habilidade preditiva dos modelos é medida com base no EQM, há evidência favorável ao poder preditivo incremental do IEC. No entanto, ao utilizar o EQA, modelos que não possuem nenhum indicador de confiança do consumidor compõe o Conjunto de Modelo Superiores.

Tabela 18 – Resultados da estimação fora da amostra - Erro Absoluto

Conjunto de Modelos Superiores	$Rank_{max,M}$	$t_{i,j}$	$p_{max,M}$	Perda
Modelo (2.6) com IEC e $\tau = 4$	1	-0,6465	1	6,7592
Modelo (2.6) com ICC e $\tau = 4$	2	-0,5771	1	6,79527
Modelo (2.5) e $\tau = 1$	3	0,0943	1	7,0827
Modelo (2.6) com IEC e $\tau = 3$	4	0,1122	1	7,0815
Modelo (2.6) com ICC e $\tau = 3$	5	0,2396	0,98	7,1160
Modelo (2.5) e $\tau = 2$	6	0,2650	0,9644	7,1429
Modelo (2.6) com IEC e $\tau = 1$	7	0,2769	0,9644	7,1793

Fonte – Elaboração Própria

#### 2.9 Considerações Finais

Este trabalho investigou se índices de confiança do consumidor melhoram a acurácia da previsão do consumo agregado no Brasil, uma vez que são consideradas variáveis macroeconômicas típicas como o PIB, o crédito e indicadores financeiros. Para isso, estimamos vários modelos e medimos o poder preditivo incremental de índices de confiança do consumidor em exercícios de previsão tanto dentro e fora da amostra.

Na análise dentro da amostra as variáveis que são relevantes para prever o consumo são as defasagens do próprio consumo, do crédito e da taxa Selic. Ressalta-se que a variável ICEA também apresenta relevância, à 5% de significância. Na análise fora da amostra, a abordagem MCS consideramos duas funções perdas diferentes. No caso do EQM, selecionou-se apenas um modelo como sendo superior aos demais, no qual consta a variável IEC. Neste caso, há evidência de que índices de confiança do consumidor melhoram a acurácia da previsão do consumo. No entanto, ao considerar o EAM, diversas especificações pertencem ao conjunto de modelos superiores. Dentre essas especificações, há algumas que não contam com indicadores de confiança. Neste sentido, nossos resultados são mistos.

### REFERÊNCIAS

BENTES, Fabio Gomes Morand. O poder preditivo do índice de confiança d consumidor no brasil: Uma análise através de vetores autorregressivos. *Rio de Janeiro*, v. 83, 2006.

BRADY, Ryan R. Structural breaks and consumer credit: Is consumption smoothing finally a reality? *Journal of macroeconomics*, Elsevier, v. 30, n. 3, p. 1246–1268, 2008.

BRAM, Jason; LUDVIGSON, Sydney et al. Does consumer confidence forecast household expenditure? a sentiment index horse race. *Economic Policy Review*, Federal Reserve Bank of New York, n. Jun, p. 59–78, 1998.

CAMPBELL, John Y; MANKIW, N Gregory. Consumption, income, and interest rates: Reinterpreting the time series evidence. *NBER macroeconomics annual*, MIT Press, v. 4, p. 185–216, 1989.

CARROLL, Christopher D; FUHRER, Jeffrey C; WILCOX, David W. Does consumer sentiment forecast household spending? if so, why? *The American Economic Review*, JSTOR, v. 84, n. 5, p. 1397–1408, 1994.

CAVALCANTI, Carlos B. Intertemporal substitution in consumption: an american investigation for brazil. *Brazilian Review of Econometrics*, v. 13, n. 2, p. 203–229, 1993.

DIEBOLD, F; MARIANO, R. Comparing predictive accuracy. journal of business and economics statistics, v. 13. 1995.

ENGELHARDT, Gary V. Consumption, down payments, and liquidity constraints. *Journal of money, credit and Banking*, JSTOR, v. 28, n. 2, p. 255–271, 1996.

EVERAERT, Gerdie; POZZI, Lorenzo. The predictability of aggregate consumption growth in oecd countries: a panel data analysis. *Journal of Applied Econometrics*, Wiley Online Library, v. 29, n. 3, p. 431–453, 2014.

GOMES, Fábio Augusto Reis. Consumo no brasil: teoria da renda permanente, formação de hábito e restrição à liquidez. *Revista Brasileira de Economia*, SciELO Brasil, v. 58, n. 3, p. 381–402, 2004.

\_\_\_\_\_. Consumo no brasil: comportamento otimizador, restrição de crédito ou miopia? *Revista brasileira de Economia*, SciELO Brasil, v. 64, n. 3, p. 261–275, 2010.

GOMES, Fábio Augusto Reis; ISSLER, João Victor. Testing consumption optimality using aggregate data. *Macroeconomic Dynamics*, Cambridge University Press, v. 21, n. 5, p. 1119–1140, 2017.

GOMES, Fábio Augusto Reis; PAZ, Lourenço Senne. Especificações para a função consumo: Testes para países da américa do sul. *Pesquisa de Planejamento Econômico*, v. 34, n. 1, p. 39–55, 2004.

GRAMINHO, Flávia Mourão et al. Sentimento e macroeconomia: uma análise dos índices de confiança no brasil. *Brazilian Central Bank, trabalhos para discussão*, v. 408, 2015.

GROSS, David B; SOULELES, Nicholas S. Do liquidity constraints and interest rates matter for consumer behavior? evidence from credit card data. *The Quarterly journal of economics*, MIT Press, v. 117, n. 1, p. 149–185, 2002.

HALL, Robert E. Stochastic implications of the life cycle-permanent income hypothesis: theory and evidence. *Journal of political economy*, The University of Chicago Press, v. 86, n. 6, p. 971–987, 1978.

\_\_\_\_\_. Intertemporal substitution in consumption. *Journal of political economy*, The University of Chicago Press, v. 96, n. 2, p. 339–357, 1988.

HANSEN, Lars Peter; SINGLETON, Kenneth J. Generalized instrumental variables estimation of nonlinear rational expectations models. *Econometrica: Journal of the Econometric Society*, JSTOR, p. 1269–1286, 1982.

\_\_\_\_\_. Stochastic consumption, risk aversion, and the temporal behavior of asset returns. *Journal of political economy*, The University of Chicago Press, v. 91, n. 2, p. 249–265, 1983.

HANSEN, Peter Reinhard. A test for superior predictive ability. *Journal of Business & Economic Statistics*, Taylor & Francis, v. 23, n. 4, p. 365–380, 2005.

HANSEN, Peter R; LUNDE, Asger; NASON, James M. The model confidence set. *Econometrica*, Wiley Online Library, v. 79, n. 2, p. 453–497, 2011.

HOWREY, E Philip. The predictive power of the index of consumer sentiment. *Brookings papers on economic activity*, JSTOR, v. 2001, n. 1, p. 175–207, 2001.

ISSLER, João Victor; ROCHA, Fernando de Paula Blanco;. *Consumo, restrição à liquidez, e bem estar no Brasil.* 637–665 p. Tese (Doutorado), 2000.

JAEGER, Albert. Does consumption take a random walk? some evidence from macroeconomic forecasting data. *The Review of Economics and Statistics*, JSTOR, p. 607–614, 1992.

JAPPELLI, Tullio; PAGANO, Marco. Consumption and capital market imperfections: An international comparison. *The American Economic Review*, JSTOR, p. 1088–1105, 1989.

JÚNIOR, Fernando Antônio de Barros; DELALIBERA, Bruno Ricardo; NETO, Valdemar Rodrigues de Pinho. Predictability of aggregate consumption in brazil: habits, non-separability between consumption and leisure, or credit constraint? *Brazilian Review of Econometrics*, v. 38, n. 1, p. 75–95, 2018.

JURADO, Kyle; LUDVIGSON, Sydney C; NG, Serena. Measuring uncertainty. *American Economic Review*, v. 105, n. 3, p. 1177–1216, 2015.

KILEY, Michael T. Habit persistence, nonseparability between consumption and leisure, or rule-of-thumb consumers: Which accounts for the predictability of consumption growth? *The Review of Economics and Statistics*, MIT Press, v. 92, n. 3, p. 679–683, 2010.

LEEPER, Eric M et al. Consumer attitudes: king for a day. Federal Reserve Bank of Atlanta Economic Review, v. 77, n. 4, p. 1–15, 1992.

LEVY, Bruno do Prado Costa. A importância da incerteza macroeconômica para prever o consumo nos eua. *Dissertação (Mestrado)*, Universidade de São Paulo, 2017.

LUDVIGSON, Sydney. Consumption and credit: a model of time-varying liquidity constraints. *Review of Economics and Statistics*, MIT Press, v. 81, n. 3, p. 434–447, 1999.

LUDVIGSON, Sydney C. Consumer confidence and consumer spending. *Journal of Economic perspectives*, v. 18, n. 2, p. 29–50, 2004.

MELLO, Euler Pereira de; FIGUEIREDO, Francisco. Assessing the short-term forecasting power of confidence indices. *Economia Aplicada*, v. 21, n. 4, p. 713–727, 2017.

OLIVEIRA, Fernando Nascimento de; CARNEIRO, Catarina. Índices de confiança, suas influências e impactos. *Revista Econômica*, v. 17, n. 2, 2015.

PARKER, Jonathan A. The new palgrave dictionary of economics: Volume 1–8. p. 434–447, 2008.

REIS, Eustáquio et al. Renda permanente e poupança precaucional: evidências empíricas para o brasil no passado recente. Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada (Ipea), 1998.

ROMER, David a. Advanced macroeconomic theory. [S.1.]: Mcgraw-hill, 2012.

SARANTIS, Nicholas; STEWART, Chris. Liquidity constraints, precautionary saving and aggregate consumption: an international comparison. *Economic Modelling*, Elsevier, v. 20, n. 6, p. 1151–1173, 2003.

SLACALEK, Jiri. Forecasting consumption. *German Institute for Economic Research, DIW, Department of Macro Analysis and Forecasting*, 2004.

STOCK, James H; WATSON, Mark W. Forecasting inflation. *Journal of Monetary Economics*, Elsevier, v. 44, n. 2, p. 293–335, 1999.

VOSEN, Simeon; SCHMIDT, Torsten. Forecasting private consumption: survey-based indicators vs. google trends. *Journal of Forecasting*, Wiley Online Library, v. 30, n. 6, p. 565–578, 2011.

WEISS, Michael J. Inside consumer confidence surveys. *American Demographics*, Primedia Business Magazines & Media, v. 25, n. 1, p. 22–29, 2003.

WILCOX, James A. Forecasting components of consumption with components of consumer sentiment. *Business Economics*, Springer, v. 42, n. 4, p. 22–32, 2007.

ZELDES, Stephen P. Consumption and liquidity constraints: an empirical investigation. *Journal of political economy*, The University of Chicago Press, v. 97, n. 2, p. 305–346, 1989.

# APÊNDICE A - RESULTADOS DA ESTIMAÇÃO DOS MODELOS COMPOSTOS POR 4 DEFASAGENS DE UM ÚNICO PREDITOR DO CONSUMO

Tabela 19 – Previsão com a variável explicativa Renda do Trabalho

	Var	Variável Dependente:	
	$\Delta lnC_t^D$	$\Delta lnC_t^{ND}$	$\Delta lnC_t^{NDS}$
	(1)	(2)	(3)
$1^{\circ}$ Defasagem $\Delta lnY_t$	0,196	0,059	0,022
	(0,162)	(0,049)	(0,019)
$2^{\circ}$ Defasagem $\Delta lnY_t$	0,134	0,119**	0,045**
-	(0,166)	(0,050)	(0,020)
$3^{\circ}$ Defasagem $\Delta lnY_t$	0,274*	0,120**	0,041**
	(0,166)	(0,050)	(0,020)
4°Defasagem $\Delta lnY_t$	0,081	0,056	0,003
-	(0,162)	(0,049)	(0,019)
Constante	-0,0003	0,0001	0,002***
	(0,001)	(0,0004)	(0,0002)
Observações	499	499	499
$R^2$	0,007	0,019	0,016
R <sup>2</sup> Ajustado	-0,001	0,011	0,008
Erro Padrão Resíduo (df = 494)	0,025	0,008	0,003
Estatítica F ( $df = 4; 494$ )	0,907	2,330*	2,039*

*Note:* \*p<0

\*p<0,1; \*\*p<0,05; \*\*\*p<0,01

Tabela 20 – Previsão com a variável explicativa Taxa de Juros

	Var	Variável Dependente:	
	$\Delta lnC_t^D$	$\Delta lnC_t^{ND}$	$\Delta lnC_t^{NDS}$
	(1)	(2)	(3)
$1^{\circ}$ Defasagem $R_t^J$	-0,0003	-0,0003	0,0003
·	(0,002)	(0,001)	(0,0002)
$2^{\circ}$ Defasagem $R_t^J$	-0,004	0,001	-0,001**
C t	(0,003)	(0,001)	(0,0004)
$3^{\circ}$ Defasagem $\mathbf{R}_{t}^{J}$	0,007**	-0,001	0,0005
t mage t	(0,003)	(0,001)	(0,0004)
$4^{\circ}$ Defasagem $\mathbf{R}_{t}^{J}$	-0,003	0,0003	0,0001
tg. t	(0,002)	(0,001)	(0,0002)
Constante	0,002	0,001**	0,002***
	(0,002)	(0,001)	(0,0002)
Observações	499	499	499
R <sup>2</sup>	0,011	0,003	0,014
R <sup>2</sup> Ajustado	0,003	-0,005	0,006
Erro Padrão Resíduo (df = 494)	0,025	0,008	0,003
Estatística F ( $df = 4; 494$ )	1,399	0,422	1,744

*Note:* \*p<0,1; \*\*p<0,05; \*\*\*p<0,01

Fonte – Elaboração Própria

Tabela 21 – Previsão com a variável explicativa S&P 500

	Var	Variável Dependente:	
	$\Delta lnC_t^D$	$\Delta lnC_t^{ND}$	$\Delta lnC_t^{NDS}$
	(1)	(2)	(3)
1°Defasagem $\Delta lnR_t^{S\&P}$	0,091***	0,022***	0,010***
· ·	(0,026)	(0,008)	(0,003)
$2^{\circ}$ Defasagem $\Delta lnR_{t}^{S\&P}$	-0,010	0,018**	0,004
	(0,026)	(0,008)	(0,003)
$3^{\circ}$ Defasagem $\Delta lnR_{t}^{S\&P}$	-0,009	0,005	0,004
	(0,026)	(0,008)	(0,003)
4°Defasagem $\Delta lnR_t^{S\&P}$	0,051**	0,004	0,002
	(0,026)	(0,008)	(0,003)
Constante	-0,0001	0,0004	0,002***
	(0,001)	(0,0004)	(0,0001)
Observações	499	499	499
R <sup>2</sup>	0,033	0,028	0,030
R <sup>2</sup> Ajustado	0,026	0,020	0,022
Erro Padrão Resíduo (df = 494)	0,025	0,007	0,003
Estatística F ( $df = 4; 494$ )	4,266***	3,520***	3,770***

*Note:* \*p<0,1; \*\*p<0,05; \*\*\*p<0,01

Fonte – Elaboração Própria

Tabela 22 – Previsão com a variável explicativa Crédito

	Vai	Variável Dependente:	
	$\Delta lnC_t^D$	$\Delta lnC_t^{ND}$	$\Delta lnC_t^{NDS}$
	(1)	(2)	(3)
$1^{\circ}$ Defasagem $\Delta lnD_t$	-0,018	-0,059	0,041
-	(0,243)	(0,073)	(0,029)
$2^{\circ}$ Defasagem $\Delta lnD_t$	0,113	-0,051	-0,012
-	(0,249)	(0,075)	(0,029)
$3^{\circ}$ Defasagem $\Delta lnD_t$	0,158	0,237***	0,074**
-	(0,249)	(0,075)	(0,029)
$4^{\circ}$ Defasagem $\Delta lnD_t$	-0,074	-0,002	-0,030
	(0,242)	(0,073)	(0,028)
Constante	0,0004	0,0004	0,002***
	(0,001)	(0,0004)	(0,0001)
Observações	499	499	499
R <sup>2</sup>	0,002	0,022	0,025
R <sup>2</sup> Ajustado	-0,006	0,014	0,017
Erro Padrão Resíduo (df = 494)	0,025	0,008	0,003
Estatística F ( $df = 4; 494$ )	0,238	2,787**	3,204**

\*p<0,1; \*\*p<0,05; \*\*\*p<0,01

Fonte – Elaboração Própria

Tabela 23 – Previsão com a variável explicativa Incerteza Macroeconômica, h=1

	Var	Variável Dependente:	
	$\Delta lnC_t^D$	$\Delta lnC_t^{ND}$	$\Delta lnC_t^{NDS}$
	(1)	(2)	(3)
$1^{\circ}$ Defasagem $I_t^{(1)}$	-0,134	-0,005	-0,019
C v	(0,109)	(0,033)	(0,013)
$2^{\circ}$ Defasagem $I_t^{(1)}$	-0,166	$-0,108^*$	0,006
2 Detasagent 1 <sub>t</sub>	(0,218)	(0,065)	(0,026)
$3^{\circ}$ Defasagem $\mathbf{I}_{t}^{(1)}$	0,500**	0,110*	0,013
5 Delasagem 1 <sub>t</sub>	(0,218)	(0,065)	(0,026)
4°Defasagem $I_t^{(1)}$	-0,221**	-0,006	-0,006
T Detasagem 1 <sub>t</sub>	(0,109)	(0,033)	(0,013)
Constante	0,015*	0,007***	0,006***
	(0,008)	(0,002)	(0,001)
Observações	499	499	499
R <sup>2</sup>	0,032	0,054	0,045
R <sup>2</sup> Ajustado	0,025	0,047	0,037
Erro Padrão Resíduo (df = 494)	0,025	0,007	0,003
Estatística F ( $df = 4; 494$ )	4,144***	7,103***	5,817***

Note:

\*p<0,1; \*\*p<0,05; \*\*\*p<0,01

Fonte – Elaboração Própria

Tabela 24 – Previsão com a variável explicativa Sentimento do Consumidor, CSIC

	<i>Va</i>	Variável Dependente:	
	$\Delta lnC_t^D$	$\Delta lnC_t^{ND}$	$\Delta lnC_t^{NDS}$
	(1)	(2)	(3)
$1^{\circ}$ Defasagem $S_t^A$	0,0002	0,0001	0,0001*
·	(0,0003)	(0,0001)	(0,00003)
$2^{\circ}$ Defasagem $S_t^A$	-0.0002	0.0001	-0.00000
C t	(0.0003)	(0.0001)	(0.00004)
$3^{\circ}$ Defasagem $S_t^A$	-0.0001	-0.0003***	-0.00000
	(0.0003)	(0.0001)	(0.00004)
$4^{\circ}$ Defasagem $S_t^A$	0.0002	0.0002**	-0.00001
C t	(0.0003)	(0.0001)	(0.00003)
Constante	-0.008	-0.006**	-0.003***
	(0.009)	(0.003)	(0.001)
 Observações	499	499	499
$R^2$	0,004	0,038	0,050
R <sup>2</sup> Ajustado	-0,004	0,030	0,043
Erro Padrão Resíduo (df = 494)	0,025	0,007	0,003
Estatística F ( $df = 4; 494$ )	0,466	4,902***	6,541***

Note:

\*p<0,1; \*\*p<0,05; \*\*\*p<0,01

Fonte – Elaboração Própria

Tabela 25 – Previsão com a própria variável defasada

	Vai	Variável Dependente:		
	$\Delta lnC_t^D$	$\Delta lnC_t^{ND}$	$\Delta lnC_t^{NDS}$	
	(1)	(2)	(3)	
$1^{\circ} \text{Defasagem } \Delta lnC_t^D$	-0,3258*** (0,0449)			
$2^{\circ}$ Defasagem $\Delta lnC_t^D$	-0,2351*** (0,0469)			
3°Defasagem $\Delta lnC_t^D$	-0,0905** (0,0468)			
4°Defasagem $\Delta lnC_t^D$	0,0146 (0,045)			
1°Defasagem $\Delta lnC_t^{ND}$		-0,1647*** (0,0450)		
2°Defasagem $\Delta lnC_t^{ND}$		-0.0234 (0.0455)		
3°Defasagem $\Delta lnC_t^{ND}$		0,0546 (0,0454)		
4° Defasage m $\Delta lnC_t^{ND}$		-0.0322 (0.0449)		
1°Defasagem $\Delta lnC_t^{NDS}$			-0,2262*** (0,0449)	
2°Defasagem $\Delta lnC_t^{NDS}$			0,1340*** (0,0445)	
3°Defasagem $\Delta lnC_t^{NDS}$			0,2627*** (0,0443)	
4°Defasagem $\Delta lnC_t^{NDS}$			0,0507 (0,0442)	
Constante	0,0013 (0,0011)	0,0008 *** (0,0003)	0,0013*** (0,0002)	
Observações	499	499	499	
$\mathbb{R}^2$	0,114	0,032	0,115	
R <sup>2</sup> Ajustado	0,107	0,024	0,108	
Erro Padrão Resíduo (df = 494)	0,024	0,007	0,003	
Estatística F (df = 4; 494)	15,931***	4,116***	16,071***	

## APÊNDICE B - GRÁFICOS PREVISÕES 1 PASSO À FRENTE MCS

A linha preta e a linha verde nos gráficos abaixo correspodem as séries realizadas, em que a linha preta corresponde ao período anterior ao período das previsões e a linha verde corresponde ao período das previsões. Já a linha vermelha corresponde as series previstas.

Modelo 1 0.02 0.01 0.01 0.01 0.00 0.00 0.01 -0.01 -0.01 -0.02 -0.02 -0.01 -0.01 -0.02 -0.02 -0.03 -0.03 -0.03 -0.03 jan 2014 ian 2017 jul 2018 dez 2019 ian 2014 iul 2015 jul 2018 dez 2019 2014-01-01 / 2019-12-01 2014-01-01 / 2019-12-01 0.02 0.02 0.02 0.01 0.01 0.00 0.00 0.01 0.00 -0.01 -0.01 -0.01 -0.01 -0.02 -0.02 -0.02 -0.03 -0.03 -0.03 -0.03 jan 2017 jan 2014 jul 2015 jul 2018 dez 2019

Figura 12 – Previsão 1 passo à frente Consumo Duráveis

Fonte – Elaboração Própria

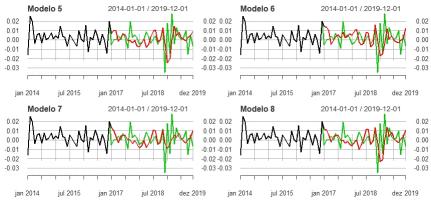


Figura 13 – Previsão 1 passo à frente Consumo Duráveis

Figura 14 – Previsão 1 passo à frente Consumo Não Duráveis

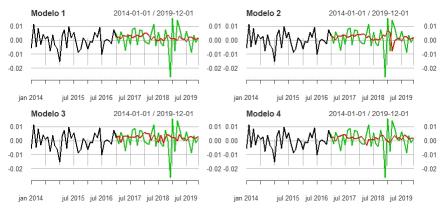


Figura 15 – Previsão 1 passo à frente Consumo Não Duráveis

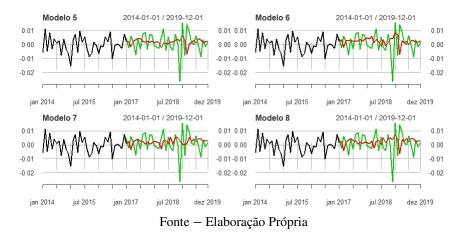


Figura 16 – Previsão 1 passo à frente Consumo Não Duráveis Serviços

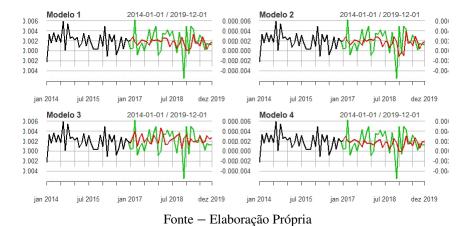
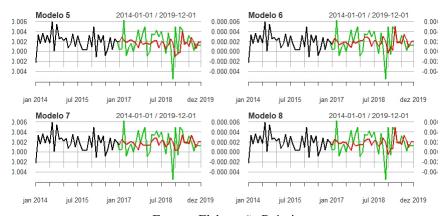
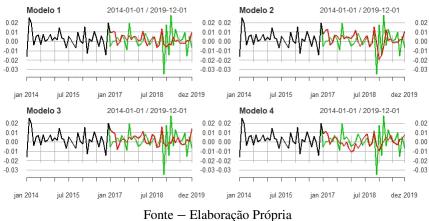


Figura 17 – Previsão 1 passo à frente Consumo Não Duráveis Serviços



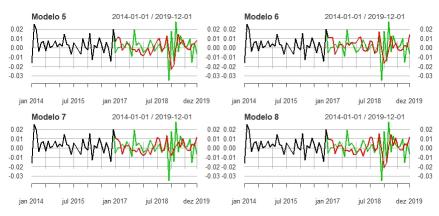
## APÊNDICE C - GRÁFICOS PREVISÕES 3 PASSOS À FRENTE MCS

Figura 18 – Previsão 3 passos à frente Consumo Duráveis



Tonte Liaboração Fropria

Figura 19 – Previsão 3 passos à frente Consumo Duráveis



Fonte - Elaboração Própria

Figura 20 – Previsão 3 passos à frente Consumo Não Duráveis

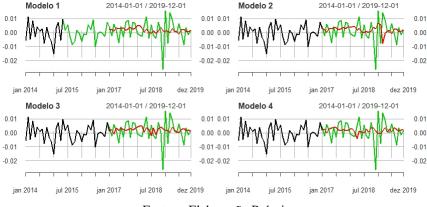
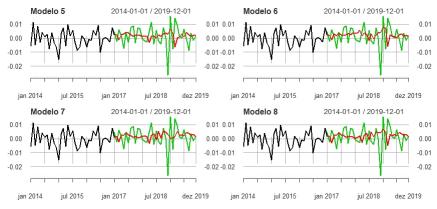


Figura 21 – Previsão 3 passos à frente Consumo Não Duráveis



Fonte – Elaboração Própria

Figura 22 – Previsão 3 passos à frente Consumo Não Duráveis e Serviços

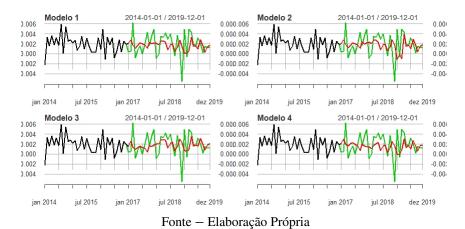
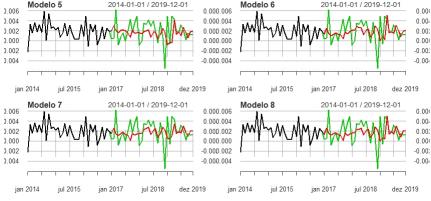


Figura 23 – Previsão 3 passos à frente Consumo Não Duráveis e Serviços



## APÊNDICE D - GRÁFICOS PREVISÕES 12 PASSOS À FRENTE MCS

Figura 24 – Previsão 12 passos à frente Consumo Duráveis

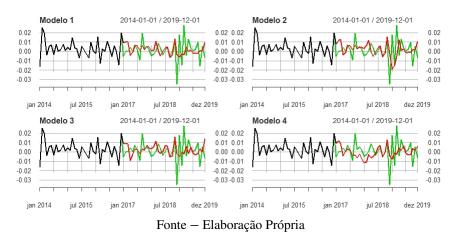


Figura 25 – Previsão 12 passos à frente Consumo Duráveis

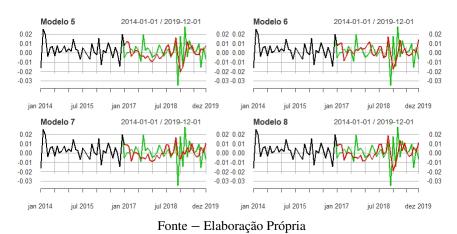


Figura 26 – Previsão 12 passos à frente Consumo Não Duráveis

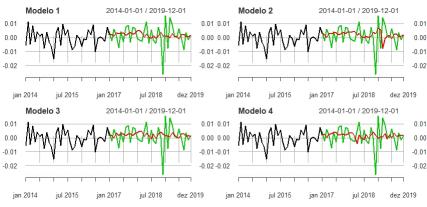
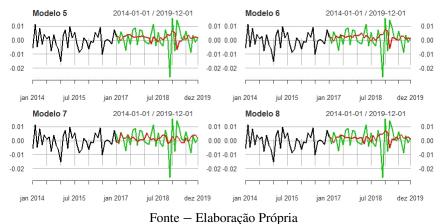


Figura 27 – Previsão 12 passos à frente Consumo Não Duráveis



Tonte – Elaboração Fropila

Figura 28 – Previsão 12 passos à frente Consumo Não Duráveis e Serviços

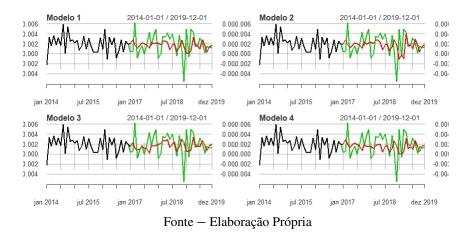
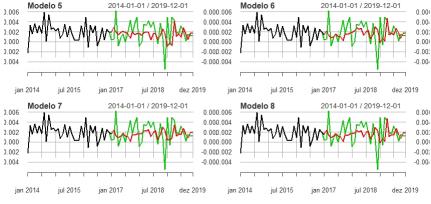


Figura 29 – Previsão 12 passos à frente Consumo Não Duráveis e Serviços



## APÊNDICE E - TESTE PORTMANTEAU PARA RESÍDUOS DOS MODELOS

Tabela 26 – Teste Portmanteau para Autocorrelação nos Resíduos

	Variável Dependente:		
	$\Delta lnC_t^D$	$\Delta lnC_t^{ND}$	$\Delta lnC_t^{NDS}$
	(1)	(2)	(3)
Modelos	p-valor		
1	0,0604	0,1161	0,0382
2	0,4238	0,8046	0,4169
3	0,0197	0,0338	0,0145
4	0,1156	0,2258	0,2335
5	0,479	0,7932	0,6935
6	0,2537	0,5022	0,2199
7	0,0349	0,1287	0,1352
8	0,328	0,6559	0,5101

## APÊNDICE F - ORDEM DE INTEGRAÇÃO - ANÁLISE BRASIL

Neste apêndice apresentamos a análise da ordem de integração das séries de interesse. Na Tabela 27 apresentamos os testes de raiz unitária Augmented Dickey-Fuller (ADF) e Dickey-Fuller Generalized Least Squares (DF-GLS) e o teste de estacionariedade Kwiatkowski-Phillips-Schmidt-Shin (KPSS) para as séries o logaritmo do consumo, PIB, crédito e índices de confiança e para a taxa Selic e o retorno do Ibovespa. Para que a presença de sazonalidade, em certas séries, não prejudique a performace desses testes, procedemos a eliminação da sazonalidade, quando identificada, pelo método X-12. Finalmente, o teste ADF rejeita a hipótese nula de raiz unitária para a Selic à 10% de significância. Já o teste DF-GLS rejeita tal hipótese tanto para a Selic quanto para o Ibovespa à 1% de significância. Por sua vez, o teste KPSS não rejeita a hipótese nula de ausência de raiz unitária somente para o retorno do Ibovespa. Embora alguns resultados sejam conflitantes, ao se levar em conta o poder dos destes e mesmo o fato de amostra não ser tão longa, tratamos a taxa Selic e o retorno do Ibovespa como sendo integrados de ordem zero e as demais séries como integradas de ordem 1.

Tabela 27 – Ordem de integração das variáveis em nível

Variável	ADF	DF-GLS	KPSS
$lnC_t$	-0,7309	-0,9038	0,1400*
$lnY_t$	-1,2198	-1,3818	0,1785**
$\mathbf{R}_t^I$	-9,1981	-5,8902***	0,0736
$\mathbf{R}_t^S$	-3,1810*	-3,2128***	0,1302*
$lnD_t$	-3,0625	-2,6661	0,1433*
$lnS_t^G$	-1,8941	-1,9814	0,2047**
$lnS_t^A$	-1,6356	-1,8515	0,1981**
$lnS_t^F$	-1,9516	-2,2217	0,1786**

Fonte – Elaboração Própria

Na Tabela 28 repetimos os testes para a primeira diferença das séries identificadas como sendo integradas de ordem um. Portanto, investigamos se a taxa de crescimento dessas séries possui uma raiz unitária. Como esperado, os testes ADF e DF-GLE rejeitaram a hipótese nula de raiz unitária, com exceção do crédito. De todo modo, o teste KPSS não rejeitou a hipótese nula de estacionariedade em nenhum caso. Tratamos, então, as taxas de crescimento como séries integradas de ordem zero, sendo apropriado construir os modelos econométricos com tais séries, além da taxa Selic e do retorno do Ibovespa.

Tabela 28 – Ordem de integração das variáveis em nível

Variável	ADF	DF-GLS	KPSS
$\Delta lnC_t$	-9,4410***	-7,4373***	0,1882
$\Delta lnY_t$	-2,9938**	-3,1380**	0,2709
$\Delta lnD_t$	-1,3954	-1,2369	0,2204
$\Delta lnS_t^G$	-7,4773***	-7,4103***	0,0936
$\Delta lnS_t^A$	-6,3526***	-6,3403***	0,0936
$\Delta lnS_t^F$	-4,1069***	-3,9388***	0,0687