

Previsão do Consumo Agregado: o papel de índices de confiança do consumidor[♦]

Patrícia Felini¹

Fábio Augusto Reis Gomes²

Gian Paulo Soave³

Resumo

Este artigo investiga se os índices de confiança do consumidor podem melhorar as projeções do consumo agregado no Brasil, levando em conta informações dos fundamentos econômicos contidas em defasagens de indicadores financeiros e das taxas de crescimento do PIB e do volume de crédito às famílias. Nesse contexto, permitimos estruturas de defasagens distintas entre os potenciais preditores do consumo, o que dá origem a um grande espaço de potenciais modelos. Usamos, então, técnicas de ponderação bayesiana de modelos como uma estratégia agnóstica para lidar com a inerente incerteza sobre o modelo. Esta abordagem nos permitiu investigar quais regressores podem ser considerados robustos. Os resultados sugerem que PIB, crédito às famílias, retorno do mercado acionário e indicadores de confiança dos consumidores apresentam um potencial preditivo robusto na análise dentro da amostra. Finalmente, os resultados fora da amostra sugerem um papel não desprezível para os índices de confiança do consumidor na previsão da taxa de crescimento do consumo agregado no Brasil, especialmente em horizontes de previsão curtos.

Palavras-chave

Consumo agregado; Índices de confiança do consumidor; Previsão; Ponderação bayesiana de modelos

[♦] O autor Fábio A. R. Gomes agradece ao CNPq pelo financiamento parcial deste trabalho (303172/2017-7).

¹ Mestre em Economia – OLX Brasil – End.: Rua Bela Cintra, 539 - Consolação - CEP: 01415-000 São Paulo-SP – Brasil – E-mail: patricia.sf00@gmail.com – ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-7596-917x>.

² Professor – Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade de Ribeirão Preto da Universidade de São Paulo (FEA-RP/USP) - End.: Avenida Bandeirantes, 3.900 - Monte Alegre – CEP: 14040-905 – Ribeirão Preto – São Paulo-SP – Brasil – E-mail: fabiogomes@fearp.usp.br – ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-9918-9445>.

³ Professor – Departamento de Economia - Universidade Federal da Bahia (UFBA) End.: Praça da Piedade, 06 – Bairro: Dois de Julho – CEP: 40060-300 – Salvador - Bahia-BA – Brasil. E-mail: gian.ps@hotmail.com – ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-1041-5432>.
Recebido: 17/04/2020. Aceito: 04/04/2022.

Editor Responsável: Dante Mendes Aldrighi



Esta obra está licenciada com uma Licença Creative Commons Atribuição-Não Comercial 4.0 Internacional.

Abstract

This paper investigates whether consumer confidence indices can improve the forecasts of aggregate consumption in Brazil, taking into account information on economic fundamentals contained in lagged financial indicators and growth rates of GDP and credit to households. In this context, we allow different lag structures for the potential predictors of consumption, which gives rise to a large space of potential models. Thus, we apply Bayesian model averaging techniques as an agnostic strategy to deal with the inherent uncertainty about the model. This approach allowed us to investigate which predictors can be considered robust. The in-sample results suggest that GDP, credit to households, return on stocks and consumer confidence indices have a robust predictive potential. Finally, the out-of-sample results suggest a not insignificant role for consumer confidence indices in forecasting the growth rate of the aggregate consumption in Brazil, especially for short-term forecasting horizons.

Keyword

Aggregate consumption; Consumer confidence indices; Forecast; Bayesian model averaging.

JEL Classification

C22, C53, E21, E27.

1. Introdução

O consumo agregado é o componente mais expressivo do PIB na ótica da despesa. Segundo dados do Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE), do primeiro trimestre de 1995 ao quarto trimestre de 2019, o consumo correspondeu, em média, a cerca de 63% do PIB no Brasil, sendo relevante a previsão da taxa de crescimento do consumo.¹ De fato, prevê-la pode constituir um passo importante para a própria previsão da taxa de crescimento do PIB. De qualquer modo, analistas de mercado e de governo acompanham atentamente a evolução do consumo (Weiss 2003). Em particular, profissionais nessas posições se preocupam com a evolução dos índices de confiança do consumidor (Weiss 2003; Ludvigson 2004).²

Não por acaso, parte da literatura internacional sobre previsão do consumo preocupa-se em investigar a capacidade preditiva de indicadores de confiança do consumidor (Ludvigson 2004). Esses indicadores, também

¹ A base de dados utilizada é detalhada na Seção 3.

² 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.

chamados de índices de sentimento do consumidor, são construídos a partir das opiniões de consumidores sobre as condições atual e futura da economia (Bentes 2006). A atenção dada por profissionais e pela mídia aos indicadores de confiança, como forma de antecipar movimentos futuros do consumo e do próprio PIB, levou diferentes pesquisadores a investigar as propriedades de tais indicadores. Por exemplo, após levarem em conta os fundamentos econômicos capturados por defasagens de indicadores macroeconômicos típicos – renda, consumo, taxa de juros e retorno acionário – Bram e Ludvigson (1998) e Ludvigson (2004) analisaram se defasagens de índices de confiança do consumidor tem poder preditivo incremental para diferentes categorias do consumo agregado norte-americano. De modo geral, apesar da grande atenção dada às pesquisas de confiança do consumidor, Ludvigson (2004) conclui que os índices de confiança analisados geram um ganho preditivo modesto.

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).³ 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 e Paz 2004; Gomes 2004; de Barros Jr. *et al.*, 2018). Inclusive, esta dependência é, por vezes, interpretada como uma evidência de restrição de crédito (de Barros Jr. *et al.* 2018). A ideia é simples: ao invés de depender da renda permanente, o consumo dependeria da renda corrente porque o crédito é escasso.⁴

Quanto à previsão do consumo propriamente, há alguns trabalhos na literatura brasileira que investigam o papel dos índices de confiança dos consumidores. Bentes (2006) investigou a capacidade preditiva do indicador de confiança do consumidor produzido pela Federação do Comércio do Estado de São Paulo (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 (2015) encontrou evidência de que o 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, de Oliveira

³ A equação de Euler descreve uma condição que a trajetória ótima do consumo atende (Parker 2008).

⁴ Veja essa discussão em Ludvigson (1999) e Brady (2008).

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, de Mello e Figueiredo (2017) investigaram 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 estimaram modelos univariados autorregressivos para cada medida do nível de atividade e, posteriormente, incluíram em tais modelos defasagens dos índices de confiança para verificar se a inclusão gera 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 $AR(p)$. Em alguma medida, isso pode ser devido à estratégia particular dos autores de simplesmente acrescentarem defasagens dos índices de confiança aos modelos $AR(p)$.

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 e Ludvigson (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 2004, como discutido na Seção 3.

Quanto à medida do sentimento dos consumidores, utilizamos três índices de confiança produzidos pela 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 têm frequência trimestral, o que reduz o número de observações disponíveis relativamente a estudos que empregam dados em frequência mensal.

Portanto, considerando modelos teóricos de consumo bem como a literatura empírica internacional e nacional, construímos uma base de dados em frequência trimestral, de 1995 a 2019, contendo diversos potenciais preditores da taxa de crescimento do consumo. Em relação à literatura nacional, a investigação feita no presente trabalho considera séries mais longas e realmente investiga o poder preditivo incremental dos índices de confiança do consumidor em relação a diversos indicadores macroeconômicos, tanto em análises dentro da amostra quanto fora da amostra.

Se, por um lado, a presença de diferentes potenciais preditores para o consumo é interessante, por outro, ela dá origem ao problema conhecido como incerteza sobre o modelo de previsão (Wright 2008, 2009), uma vez que cada preditor tem poder de previsão distinto e não é claro como a combinação entre eles afeta a qualidade da previsão. Para lidar com esta questão, que não é exclusiva deste trabalho, recorreremos à ponderação bayesiana de modelos (*Bayesian Model Averaging*, daqui em diante, BMA) para identificar os preditores robustos à incerteza no modelo para o crescimento do consumo.

Mais especificamente, recorreremos ao BMA aplicado à previsão, tal como em Koop e Potter (2004), Garratt *et al.* (2009), Wright (2008, 2009) e Korobilis (2013b). Tal método é importante em nossa análise, uma vez que ele permite sermos agnósticos acerca de quais seriam os “melhores” modelos para o crescimento do consumo no Brasil, delegando a escolha aos dados. Além disso, tal método permite-nos considerar diferentes estruturas de defasagens para cada um dos preditores selecionados, sem que nos comprometamos com uma ou certas estruturas em particular. De fato, dado o número de potenciais preditores selecionados, cada um podendo ter uma estrutura distinta de defasagens, o espaço de modelos em nosso trabalho compreende milhões de modelos, e o BMA permite-nos reduzir drasticamente o espaço de modelos apenas para aqueles empiricamente relevantes para prever o consumo dentro da amostra. Realizamos, em segundo lugar, análises fora da amostra, que compreendem o nosso exercício de previsão propriamente e principal contribuição.

Os resultados nos exercícios dentro da amostra apontam que a primeira e a segunda defasagens do crescimento do PIB, a primeira defasagem do crescimento do crédito às famílias, a primeira defasagem do retorno do mercado acionário e a quarta defasagem do crescimento dos indicadores de confiança dos consumidores podem ser consideradas preditores robustos do crescimento do consumo no Brasil. Para a análise fora da amostra, seguimos a estratégia de Garratt *et al.* (2009), em que o BMA contendo as variáveis de interesse tem seu desempenho de previsão comparado ao de um BMA em que tais variáveis são excluídas. Para tal comparação, consideramos diferentes horizontes de previsão e analisamos medidas relativas baseadas no erro quadrático médio de previsão, na verossimilhança preditiva e numa versão bayesiana da estatística de Diebold e Mariano (1995). De um modo geral, os resultados sugerem que a previsão do crescimento do consumo no Brasil é mais acurada se o modelo inclui defasagens do crescimento dos indicadores de confiança. No entanto, para horizontes maiores de previsão, o ganho informacional de tais indicadores se reduz. De todo modo, interpretamos os resultados como sugestivos de que indicadores de confiança dos consumidores podem ser considerados preditores robustos do consumo no Brasil, especialmente para previsão de curto prazo.

Além desta introdução, o artigo está organizado do seguinte modo. A Seção 2 apresenta a revisão da literatura internacional e nacional sobre a previsão do consumo. De fato, no caso brasileiro apresentamos uma breve revisão de artigos que estimam equações de Euler do consumidor, uma vez que tal revisão é útil para justificar as variáveis utilizadas nos exercícios de previsão. A Seção 3 apresenta a metodologia econométrica, o que inclui a descrição da base de dados e dos modelos econométricos empregados. Na Seção 4 são apresentados os resultados, tanto da análise dentro da amostra quanto fora da amostra. Por fim, a Seção 5 sumariza os principais resultados e as contribuições deste trabalho.

2. Literatura Relacionada

Na Seção 2.1 apresentamos uma revisão de artigos da literatura internacional sobre previsão do consumo, com ênfase na descrição dos preditores por eles empregados. Na Seção 2.2 apresentamos os artigos da literatura brasileira sobre previsão do consumo. Por fim, na Seção 2.3 apresentamos uma

revisão da literatura brasileira sobre equações de Euler cujos resultados são úteis para a escolha de possíveis preditores para a taxa de crescimento do consumo agregado.

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 e Ludvigson 1998; Ludvigson 2004). De todo modo, nos dois casos são feitas duas perguntas sobre a condição 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 formados 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 de especificamente o consumo. Por exemplo, Leeper (1992) investigou a relação entre índices de confiança e o nível de atividade da economia norte-americana, considerando, também, indicadores financeiros para capturar os

fundamentos econômicos.⁵ O uso de outros indicadores macroeconômicos, em particular, índices financeiros, tornou-se habitual em estudos cuja ênfase era antecipar o comportamento do consumo.

Carroll *et al.* (1994) investigaram se defasagens do índice de confiança tem poder preditivo acerca do comportamento futuro do consumo. Para tanto, 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, conseqüentemente, não mimetiza a situação enfrentada por analistas de mercado e de governo (previsão fora da amostra).

Não por acaso, Bram e Ludvigson (1998) argumentaram que apesar da popularidade dos índices de confiança do consumidor, não havia consenso sobre a capacidade deles de capturarem 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 investigaram o poder preditivo incremental de defasagens dos índices de confiança da Universidade de Michigan e do *Conference Board*, considerando no modelo quatro defasagens taxa de crescimento do consumo e da renda do trabalho, do retorno do mercado acionário (S&P 500) e da primeira diferença da taxa de juros de curto prazo (*three-month Treasury bill*).⁶ Embora os resultados sejam sensíveis à medida de consumo analisada, de um modo geral, tanto nas análises dentro quanto fora da amostra, os índices de confiança do *Conference Board* apresentaram desempenho melhor do que os índices da Universidade de Michigan.

Ludvigson (2004) fez uma análise extensiva do poder preditivo dos índices de confiança do *Conference Board* e da Universidade de Michigan.

⁵ Por meio de modelos VAR, Leeper (1992) investigou se choques inesperados no *Index of Consumer Expectations*, produzido pela Universidade de Michigan, tem poder preditivo sobre a produção industrial e a taxa de desemprego. Ao levar em conta o índice S&P 500 e a taxa de juros de curto prazo, o sentimento do consumidor perde capacidade de prever o nível de atividade da economia norte-americana.

⁶ De fato, Bram e Ludvigson (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.

A análise dentro da amostra aponta que, após considerar os indicadores macroeconômicos típicos – defasagens do crescimento do consumo e 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 indicaram 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) destacou 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. Após a comparação entre os modelos, Slacalek (2004) concluiu 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.

O presente estudo se assemelha ao de Bram e Ludvigson (1998) e de Ludvigson (2004) no que diz respeito aos potenciais preditores do consumo, pois consideramos defasagens do próprio consumo, do PIB, do retorno do mercado acionário e da taxa de juros. No entanto, diferentemente de todos esses estudos, empregamos uma abordagem bayesiana que nos permite levar em conta a incerteza sobre o modelo econométrico e, com isso, avaliar se um preditor é robusto.

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 de modelos VAR, concluindo que tal índice pode ser classificado como indicador antecedente do consumo.⁷ No entanto, o autor também encontrou evidência que outras variáveis macroeconômicas se mostram pelo menos tão eficientes quanto o índice de confiança em antecipar o comportamento dos gastos dos consumidores.⁸ 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 (2015) investigou 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 (2015) decompôs 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 analisou a capacidade dos índices antes de decompô-los e concluiu 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.

De Mello e Figueiredo (2017) investigaram o poder preditivo de diversos índices de confiança com respeito a variáveis que medem o nível de atividade econômica. Os autores procederam do seguinte modo: *i*) estimaram um modelo autorregressivo de ordem p , $AR(p)$, para cada medida do nível de atividade; *ii*) adicionaram em cada um desses modelos defasagens de um dos índices de confiança; *iii*) por meio de *rolling regressions* fo-

⁷ Como discutido na Seção 3.2, há razões para considerar que o erro seja descrito por um processo $MA(1)$. No 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 *et al*, 1994; Ludvigson, 2004).

⁸ Vale destacar que Bentes (2006) considera os seguintes indicadores macroeconômicos: renda, crédito, desemprego, inflação e produção industrial.

ram geradas previsões de curto prazo fora da amostra;⁹ *iv*) comparou-se a habilidade preditiva de cada modelo AR(p) e de sua respectiva versão estendida com os índices de confiança por meio dos testes de Diebold e Mariano (1995) e de Hansen (2005). Os autores também implementaram a abordagem MCS, como sugerido por Hansen, Lunde e Nason (2011). No caso do consumo agregado das famílias não houve evidência de que qualquer índice de confiança usado apresente previsão melhor do que o simples modelo AR(p).

Finalmente, de Oliveira e Carneiro (2015) analisaram quais fatores macroeconômicos afetam os indicadores de confiança do consumidor e se esses indicadores são correlacionados com o consumo agregado. Para tanto, os autores regressaram 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, uma vez que buscamos verificar se defasagens de índices de confiança do consumidor melhoram a previsão do consumo, após ser levado em conta defasagens de indicadores macroeconômicos típicos. De todo modo, ao incluir nos modelos medidas correntes do nível de atividade, como o PIB, de Oliveira e Carneiro (2015) observaram que 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.

Esses estudos da literatura nacional empregaram diferentes abordagens para investigar se indicadores de confiança são preditores relevantes do consumo. No entanto, esses estudos têm um aspecto em comum: não consideraram a incerteza sobre o verdadeiro modelo. Nossa abordagem não somente leva em conta tal incerteza, como investiga um período mais longo e diversos indicadores macroeconômicos, nos permitindo medir o poder preditivo incremental dos indicadores de confiança.

2.3. Equações de Euler e estimações da literatura brasileira

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

⁹ Para ser preciso, de Mello e Figueiredo (2017) fazem previsões um período à frente (*one-step-ahead*) e *nowcasting*.

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. Neste arcabouço, a versão log-linearizada da equação de Euler do problema intertemporal do consumidor é dada por:

$$\Delta \ln C_{t+1} = \mu + \psi r_{i,t+1} + \varepsilon_{i,t+1}, \quad i = 1, \dots, N \quad (1)$$

em que C_{t+1} é o consumo, $r_{i,t+1}$ é o retorno do i -ésimo ativo, $i = 1, \dots, N$, e o termo de erro $\varepsilon_{i,t+1}$ é uma inovação, isto é, $\mathbb{E}_t[\varepsilon_{i,t+1}] = 0$. Quanto aos parâmetros, ψ é a elasticidade de substituição intertemporal, sendo igual ao recíproco da aversão relativa ao risco.

Campbell e Mankiw (1989) propuseram 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 (1). Outro que simplesmente seguiria a regra de bolso de consumir a renda corrente, que seria uma fração constante da renda agregada da economia.¹⁰ Com isso, os autores propuseram o seguinte modelo:

$$\Delta \ln C_{t+1} = \lambda \Delta \ln Y_{t+1} + (1 - \lambda)[\mu + \psi r_{i,t+1} + \varepsilon_{i,t+1}], \quad i = 1, \dots, N \quad (2)$$

em que Y_t é a renda agregada da economia no período t e λ é proporcional à presença de consumidores que seguem a regra de bolso. Assim, quanto maior λ , maior a dependência do consumo agregado em relação à renda agregada corrente.

Diversos estudos estimaram, por meio de variáveis instrumentais, os modelos (1) e (2) para o caso brasileiro e as conclusões são similares, a saber, a taxa de crescimento esperada da renda é relevante, enquanto o retorno esperado do ativo empregado é irrelevante, aos níveis usuais de significân-

¹⁰ 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*.

cia (Cavalcanti 1993; Reis *et al.* 1998; Issler e Rocha 2000; Gomes e Paz 2004; Gomes 2004; Gomes 2010). Enquanto Cavalcanti (1993) estima λ em torno de 0,32, estudos como de Reis *et al.* (1998) e Gomes (2004) obtêm estimativas mais elevadas, em torno de 0,80. De Barros Jr. *et al.* (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 esperada da renda é um fator relevante para a taxa de crescimento do consumo.¹¹

A justificativa usual para a relevância da expectativa da renda corrente é a existência de restrição de crédito (de Barros Jr. *et al.* 2018). O consumidor consome de acordo com a renda corrente, ao invés da renda permanente, porque ele enfrenta limitações no acesso ao crédito. Para o caso norte-americano, Ludvigson (1999) e Brady (2008) estimaram equações que são versões linearizadas da equação de Euler do consumidor nas quais constam a taxa de crescimento do crédito. Esta abordagem foi implementada para o caso brasileiro por Endo (2020). Empregando intervalos de confiança robustos a instrumentos fracos, esse autor concluiu que a taxa de crescimento esperada da renda e/ou a taxa de crescimento do crédito são relevantes para explicar a taxa de crescimento do consumo.

Como discutido na Seção 2.1, há uma literatura de previsão do consumo que se preocupa em investigar o poder preditivo dos índices de confiança, levando em conta variáveis macroeconômicas típicas. Coincidentemente, defasagens da taxa de crescimento da renda e de indicadores financeiros poderiam ser motivadas pelas equações de Euler (1) e (2). Quanto às defasagens da própria taxa de crescimento do consumo, essas seriam motivadas por modelos com formação de hábito (Kiley 2010). Por fim, a taxa de crescimento do crédito – que adicionamos à lista usual de fundamentos econômicos –, também poderia ser motivada por trabalhos que estimaram equações de Euler do consumidor, como Endo (2020).

Embora a literatura de estimação de Equações de Euler e a de previsão do consumo sejam distintas, neste artigo procuramos estabelecer uma conexão entre ambas e, de fato, a análise dos modelos intertemporais sugere o uso de defasagens da renda, do crédito e dos retornos de ativos como

¹¹ Os estudos de Vaidyanathan (1993) e Evans e Karras (1996) estimam λ para um conjunto amplo de países, incluindo o Brasil. Em ambos os casos obtiveram estimativas positivas e significativas de λ para o Brasil.

possíveis preditores do consumo, em linha com a abordagem de Bram e Ludvigson (1998) e de Ludvigson (2004).

3. Metodologia Econométrica

A Seção 3.1 descreve a base de dados utilizada neste estudo. A Seção 3.2 apresenta a metodologia econométrica, o que envolve os exercícios de previsão dentro e fora da amostra.

3.1. Dados

A Tabela 1 apresenta as informações relevantes sobre as variáveis de interesse, como a notação utilizada, a frequência original das séries, e as transformações realizadas. A base de dados tem frequência trimestral, uma restrição advinda do uso do consumo agregado e do PIB. Finalmente, o período amostral inicia-se no primeiro trimestre de 1995 e encerra-se no quarto trimestre de 2019.

Tabela 1 – Informações sobre as variáveis sob análise

Variável	Notação	Frequência	Fonte	Transformação
Consumo das famílias (índice encadeado)	C_t	Trimestral	SIDRA/IBGE	-
PIB (índice encadeado)	Y_t	Trimestral	SIDRA/IBGE	-
Crédito às famílias real	D_t	Trimestral	BIS	-
Taxa Selic real	R_t^I	Mensal	lpeadata	Acumulada ao trimestre
Retorno do Ibovespa real	R_t^B	Mensal	lpeadata	Acumulada ao trimestre
ICC-Fecomercio SP	S_t^{ICC}	Mensal	lpeadata	Média no trimestre
ICEA-Fecomercio SP	S_t^{ICEA}	Mensal	lpeadata	Média no trimestre
IEC-Fecomercio SP	S_t^{IEC}	Mensal	lpeadata	Média no trimestre

Notas: Todas as séries foram dessazonalizadas pelo filtro X13. O crédito às famílias foi deflacionado pelo deflator do consumo, por sua vez, obtido dividindo-se o consumo nominal pelo índice encadeado. Valores do consumo nominal anteriores a 1996, para a construção do deflator do consumo, foram obtidos no *International Financial Statistics*. A taxa Selic e o retorno do Ibovespa foram deflacionados pelo IPCA e são expressos como percentuais ao ano. Os dados das contas nacionais (consumo e PIB) de 1995T1 a 1995T4 obtidos com base na taxa de crescimento trimestre-contratrimestre disponíveis a partir de 1996T1.

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 Condições 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 às condições corrente e futura. 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.

Como consideramos dados do consumo e do PIB em frequência trimestral, é desejável que o período amostral contemple diversos anos para atingirmos um número razoável de observações, sendo esta a motivação principal para o uso dos indicadores da pesquisa da Fecomércio-SP. Esta pesquisa é a pioneira do país e não sofreu descontinuidade ou interrupções ao longo do tempo. No entanto, esta pesquisa tem um inconveniente, pois, como mencionado, ela se refere ao município de São Paulo. Por um lado, é razoável supor que os respondentes dessa pesquisa sejam influenciados por choques regionais e nacionais. Por outro lado, a agregação do consumo em todo território nacional mitigaria os choques regionais, pois enquanto em uma região haveria choques positivos, em outra haveria choques negativos. Nesta perspectiva, a capacidade do índice de confiança do consumidor paulistano de prever o consumo agregado brasileiro dependeria da magnitude dos choques nacionais e da importância dada a eles por esses consumidores. Naturalmente, esta é uma questão empírica, justamente analisada no presente trabalho.

O painel (a) da Figura 1 apresenta a evolução das taxas de crescimento do consumo e do PIB. Observamos uma maior oscilação na taxa de crescimento do consumo no início da amostra, quando as quedas do consumo em episódios de crise foram mais acentuadas do que as quedas do próprio PIB (crise do México em 1994, crise da Ásia em 1997 e ano eleitoral de 2002). Posteriormente, o PIB passou a apresentar quedas mais acentuadas nas crises, como em 2008, quando ocorreu a crise internacional do *sub-prime*, e em 2015, com a crise interna. De todo modo, observamos muita semelhança na evolução das taxas de crescimento do consumo e do PIB.

O painel (b) da Figura 1 apresenta a evolução da taxa de crescimento do crédito às famílias. Para comodidade do leitor, incluímos nesta figura a evolução da taxa de crescimento do consumo. Observamos uma similaridade entre essas taxas de crescimento. Em 2001 houve uma queda acentuada do crédito, mas uma rápida recuperação. Entre 2004 e 2008, a taxa de crescimento do crédito foi elevada e sistematicamente superior à do consumo, havendo uma expansão considerável do volume de crédito. Este período de considerável expansão do crédito é afetado pela crise internacional do *subprime*. De todo modo, o crédito ainda continuou a apresentar taxas de crescimento positivas, até 2015 com a crise interna.

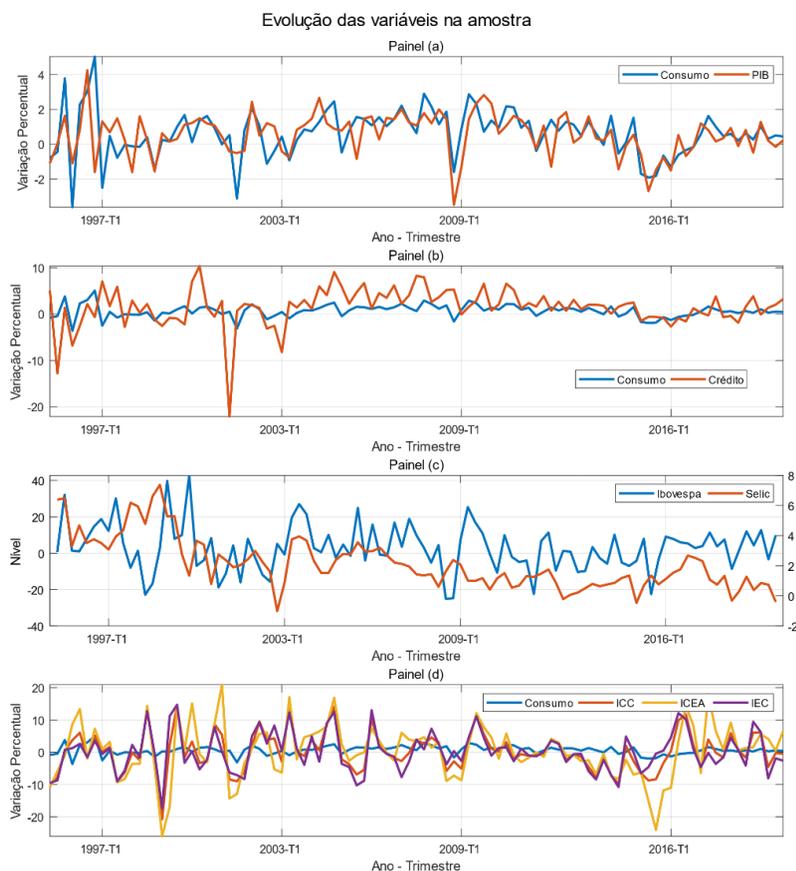


Figura 1 – Taxas de crescimento do consumo e dos preditores selecionados

O painel (c) da Figura 1 apresenta a evolução da taxa de juros Selic e do retorno do Ibovespa. Por simplicidade nos referimos a essas séries por Selic e Ibovespa. Naturalmente, em geral, o Ibovespa supera a Selic, sendo também mais volátil que esta taxa.

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.¹² Por brevidade, referimo-nos a essas séries por ICC, ICEA e IEC, cujas taxas de crescimento são apresentadas no painel (d) da Figura 1. Note-se que, embora as três taxas apresentem comportamentos semelhantes, a do ICEA apresenta oscilações mais pronunciadas em relação às dos outros dois índices, em especial em 1999 no contexto da moratória da Rússia e em 2015, no primeiro ano do segundo mandato da presidente Dilma.

Finalmente, a Tabela 2 apresenta as estatísticas descritivas das séries empregadas nos modelos econométricos, o que inclui a média, o desvio-padrão e o coeficiente de variação de cada variável, além da correlação da primeira defasagem de cada variável com a taxa de crescimento do consumo. Nota-se que tanto a média quanto o desvio padrão da taxa de crescimento consumo são levemente superiores àquelas observadas para o PIB. O crédito apresenta uma taxa de crescimento média superior à 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 que em geral rejeita-se que esta correlação seja nula, a 10% de significância. Destaca-se que a relevância da renda e do crédito estão em linha com a evidência de restrição de crédito no Brasil. Por sua vez, a existência de correlação com os dois índices de confiança seriam uma evidência a favor da importância deles para a previsão do consumo. Para inspecionar mais detalhadamente essas questões, empregamos a abordagem econométrica descrita na Seção 3.2.

¹² Esta estratégia também foi usada por outros autores, como de Oliveira e Carneiro (2015).

Tabela 2 - Estatística Descritiva

Variável	Média	DP ^(a)	CV ^(b)	Correlação ^(c)
$\Delta \ln C_t$	0,630	1,359	2,156	0,272 *
$\Delta \ln Y_t$	0,550	1,218	2,215	0,523 *
R_t^I	2,146	1,708	0,796	0,196 *
R_t^B	3,166	12,917	4,080	0,032 *
$\Delta \ln D_t$	1,487	4,194	2,820	0,121 *
$\Delta \ln S_t^{ICC}$	0,174	6,052	34,852	0,023 *
$\Delta \ln S_t^{ICEA}$	0,417	8,425	20,203	0,036 **
$\Delta \ln S_t^{IEC}$	0,149	6,132	41,248	0,004

Nota: ^(a) DP é o desvio-padrão; ^(b) CV é o coeficiente de variação; ^(c) Correlação é a correlação da primeira defasagem da variável na primeira coluna com a taxa de crescimento do consumo, sendo que ***, ** e * indicam a significância a 10%, 5% e 1%, respectivamente.

3.2. Abordagem econométrica

Esta seção apresenta a abordagem econométrica utilizada neste trabalho. A subseção 3.2.1 apresenta a metodologia BMA para seleção dos potenciais melhores modelos de previsão e do modelo BMA em si, num procedimento que faz uso de toda a amostra para estimar a verossimilhança marginal de cada modelo. Em seguida, a subseção 3.2.2 apresenta as quantidades utilizadas para avaliar o desempenho fora da amostra do modelo BMA.

3.2.1. Análise dentro da amostra

Neste trabalho estamos interessados em analisar se as taxas de crescimento do ICC ($\Delta \ln S_t^{ICC}$), ICEA ($\Delta \ln S_t^{ICEA}$) e IEC ($\Delta \ln S_t^{IEC}$) possuem poder preditivo sobre a taxa de crescimento do consumo ($\Delta \ln C_t$).¹³ Contudo, embora tenhamos elencado oito variáveis na Tabela 1 cujas defasagens teriam potencial preditivo sobre $\Delta \ln C_t$, não é claro, dos pontos de vistas teórico e empírico, qual combinação de tais variáveis seria a que melhor

¹³ Como mencionado, a Tabela 1 apresenta a notação usada para todas as variáveis.

descreveria o crescimento do consumo futuro. Além disso, há ainda menos indicação a respeito da estrutura de defasagens que o modelo para a taxa de crescimento do consumo deveria seguir. Por estas razões, seguimos Koop e Potter (2004) e Wright (2008, 2009) e empregamos a metodologia BMA aplicada a modelos de previsão, o que nos permite admitir a possibilidade de que cada preditor do consumo tenha uma quantidade distinta de defasagens. Neste sentido, tratamos o modelo empírico de crescimento do consumo de maneira mais geral do que, por exemplo, Bram e Ludvigson (1998), e levamos em conta a incerteza sobre o modelo.¹⁴

Para ilustrar a metodologia, suponha um conjunto de n modelos $\mathcal{M}_1, \dots, \mathcal{M}_n$. O m -ésimo modelo \mathcal{M}_m é indexado pelo conjunto de parâmetros θ^m , em que θ^m é potencialmente distinto entre os n modelos. Assumimos que a probabilidade a priori de \mathcal{M}_m ser o verdadeiro modelo é $\pi(\mathcal{M}_m)$. Assim, após observarmos os dados, D , a probabilidade posterior do modelo \mathcal{M}_m é definida por:

$$p(\mathcal{M}_m | D) = \frac{p(D | \mathcal{M}_m) \pi(\mathcal{M}_m)}{\sum_i^n p(D | \mathcal{M}_i) \pi(\mathcal{M}_i)} \quad (3)$$

em que $p(D | \mathcal{M}_m) = \int p(D | \theta^m, \mathcal{M}_m) \pi(\theta^m) d\theta^m$ é a probabilidade marginal do modelo \mathcal{M}_m , $\pi(\theta^m)$ é a probabilidade a priori dos parâmetros no vetor θ^m e $p(D | \theta^m, \mathcal{M}_m)$ é a verossimilhança.

Cada modelo pertencente ao espaço de modelos possui uma densidade de previsão associada, denotada por f_m para o modelo \mathcal{M}_m . Assim, na presença de incerteza sobre o modelo, a densidade de previsão é dada por

$$f_{BMA} = \sum_i^n p(\mathcal{M}_i | D) f_i \quad (4)$$

Tendo expressadas as probabilidades a priori mencionadas acima, o problema é computar $p(\mathcal{M}_m | D)$ e f_m para, então, recuperar a previsão ponderada que leva em conta a incerteza sobre o modelo.

¹⁴ Considerar que todos os preditores tem o mesmo número de defasagens, como em Bram e Ludvigson (1998), implicaria assumir que apenas um subconjunto de modelos possa ter poder explicativo sobre a taxa de crescimento do consumo.

Representamos o m -ésimo modelo de previsão do crescimento do consumo por:

$$\Delta \ln C_t = \gamma^m + \beta^m \mathbf{X}_t^m + \epsilon_t^m, \quad \Phi(L)\epsilon_t^m = \epsilon_t^m \quad (5)$$

em que $\theta^m = (\gamma^m, \beta^m)$ é o vetor de parâmetros de interesse e \mathbf{X}_t é potencialmente composto de defasagens de quaisquer dos indicadores macroeconômicos dispostos na Tabela 1. O termo de erro é modelado como um processo MA(1), tal que $\Phi(L) = 1 + \phi^m L$, em que L é o operador de defasagem, e em que $\epsilon_t^m \sim iid(0, \sigma_\epsilon^2)$. 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.¹⁵

Seguindo abordagem bayesiana para acomodar as incertezas sobre o modelo para $\Delta \ln C_t$ e sobre o conjunto de parâmetros associados ao m -ésimo modelo (5), assumimos o seguinte esquema de priori:

$$\pi(\gamma^m) \propto 1$$

$$\pi(\sigma_\epsilon^2) \propto \frac{1}{\sigma_\epsilon^2}$$

$$\beta^m | \gamma^m, \phi^m, \sigma_\epsilon^2, g \sim N(0, g \sigma_\epsilon^2 (\mathbf{X}_t' \mathbf{X}_t)^{-1})$$

$$\phi^m | \gamma^m, \beta^m, \sigma_\epsilon^2, g \sim N(0, \Sigma_{\phi_0})$$

$$\pi(\gamma | w) = w^{p_\gamma} (1 - w)^{P - p_\gamma}$$

$$w \sim \text{Beta}(b, c)$$

em que hiper-parâmetros b e c são escolhidos tal que o tamanho médio do modelo seja $E[p_\gamma] = \kappa$ e $\text{Var}(p_\gamma) = \frac{2\kappa(P-\kappa)}{P}$. Note que a priori $\pi(\gamma | w)$, proposta por Ley e Steel (2009), e w , permitem aos dados influenciarem o tamanho do modelo, o que torna a análise mais robusta em termos de crenças sobre tal parâmetro.

¹⁵ 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 *et al.*, 1994; Ludvigson, 2004).

A priori conjugada para β^m é dada pela priori “g” de Zellner (1971), em que o parâmetro g determina o grau de *shrinkage* do modelo. Neste trabalho, seguimos duas estratégias para tal parâmetro. Seguindo a tradição da literatura BMA, como referência, utilizamos a priori g -BRIC sugerida por Fernandez, Ley e Steel (2001), em que $g = \max(T, k^2)$, em que k é o número de potenciais preditores e T o número de observações no tempo. Para acomodar a incerteza sobre g e permitir que os dados possam influenciar tal hiper-parâmetro assumimos a priori Hyper- g/T , proposta por Liang *et al.* (2008), dada por:

$$p(g) = \frac{a-2}{2T} \left(1 + \frac{g}{T}\right)^{-a/2}, \text{ em que } a > 2 \quad (6)$$

O hiper-parâmetro a é calibrado com $a = 3$ seguindo a recomendação de Ley e Steel (2012), que examinaram a performance de distintas configurações de priori sobre g . Como em Ley e Steel (2012), assumimos ainda uma distribuição log-normal para amostragem.

Para computar $p(\mathcal{M}_m|D)$ e obtermos as estimativas de interesse, utilizamos uma variação do algoritmo de Gibbs adaptativo (ADGibbs) proposto por Lamnisis, Griffin e Steel (2013a), que em nosso trabalho é estendido para acomodar o termo MA(1) e computar a previsão no contexto de BMA.¹⁶ Os autores adaptam para o caso linear os algoritmos propostos por Lamnisis, Griffin e Steel (2013b), que possuem como característica atrativa identificar variáveis redundantes no modelo, atribuindo a elas probabilidades mais baixas de seleção, o que tende a resultar em ganhos de eficiência em relação aos algoritmos de salto reversível e de Gibbs comumente utilizados na literatura. Isso decorre do fato de que variáveis contendo informação similares tendem a inflar a variância dos coeficientes do modelo. Além disso, quando a distribuição marginal posterior não é conhecida e um passo via algoritmo de Metropolis-Hastings é necessário, os autores introduzem um esquema adaptativo que resulta em ganhos adicionais de eficiência computacional. Tal esquema adaptativo calibra automaticamente a variância das distribuições proponentes de modo que as

¹⁶ Lamnisis, Griffin e Steel (2013a) propõem ainda uma versão adaptativa do algoritmo MC³ comumente usado pela literatura BMA, cujo desempenho é ligeiramente superior ao do algoritmo ADGibbs. Optamos pelo último por conveniência de programação e adaptação ao nosso caso, uma vez que o algoritmo de ADGibbs não contém o passo Metropolis-Hastings necessário para amostrar os modelos. Em nosso caso, tal escolha resultaria em até 3 passos via Metropolis-Hastings para o caso da priori Hyper- g/T , o que implicaria num custo computacional mais elevado. Note-se, entretanto, que o desempenho do algoritmo ADGibbs é ainda superior aos obtidos pelos algoritmos MC³ e de Gibbs típicos da literatura.

taxas de aceite das amostragens sejam tais que a convergência de medidas ergódicas é garantida (ver Lamnisis, Griffin e Steel 2013a e Lamnisis, Griffin e Steel 2013b para detalhes técnicos).

Para o termo MA(1), seguimos a abordagem de Chib (1993), que mostra que, de posse de uma estimativa de ϕ , uma transformação GLS (*Generalized Least Squares*) das variáveis do modelo leva a posteriores análogas àquelas obtidas quando o modelo não contém dependência serial. Assim, introduzimos um passo adicional ao algoritmo ADGibbs original, em que amostramos ϕ^m utilizando sua distribuição posterior, que é normal. Em suma, dado um sorteio de ϕ^m , transformamos as variáveis seguindo Chib (1993) e aplicamos o algoritmo ADGibbs de Lamnisis, Griffin e Steel (2013a).

Além das duas configurações de priori para g , consideramos duas configurações, ambos os casos permitindo que cada preditor possa ter de 1 a 4 defasagens.¹⁷ Na primeira, denotada por C_1 , permitimos que os potenciais preditores do crescimento do consumo sejam defasagens do consumo, PIB, crédito, Selic, Ibovespa e ICC, de maneira que excluimos os indicadores ICEA e IEC do procedimento. Neste caso, temos um total de $2^{6 \times 4} = 16.777.216$ modelos¹⁸ para visitar e, assim, selecionar um subconjunto com aqueles que melhor ajudariam a prever o crescimento do consumo. As variáveis mais provavelmente selecionadas são interpretadas como previsores robustos. Assim, caso o ICC tenha razoável probabilidade de ser selecionado, interpretamo-lo como sendo preditor robusto, ao menos para fins de previsão dentro da amostra. Na segunda configuração de nossos experimentos, denotada por C_2 , excluimos o ICC do conjunto de modelos e incluimos defasagens dos potenciais preditores ICEA e IEC. Com isso, o espaço de modelos a ser visitado passa a conter $2^{7 \times 4} = 268.435.456$ modelos.

3.2.2. Análise fora da amostra.

Para a previsão fora da amostra, seguimos a estratégia proposta por Garratt *et al.* (2009). Para ilustrar o procedimento dos autores, suponhamos que estejamos interessados no potencial ganho de informação

¹⁷ A truncagem é feita em 4 devido ao pequeno tamanho da amostra.

¹⁸ Todos os modelos incluem a constante.

de um subconjunto de preditores de interesse, denotado por SPI, em que SPI por conter entre 1 e $k-1$ variáveis. Dado o contexto de incerteza sobre o modelo, Garratt *et al.* (2009) propõem analisar o poder preditivo de SPI utilizando um modelo BMA irrestrito, que contém SPI. O desempenho preditivo de tal modelo é, então, comparado ao desempenho de um modelo BMA restrito, que exclui apenas SPI como possíveis preditores. A ideia é que, se o conjunto de informações adicionais contido no modelo irrestrito cumpre papel preditivo, então, a previsão do modelo BMA irrestrito será relativamente mais acurada do que aquela do modelo restrito em razão, justamente, do ganho de informação presente em SPI. Se, por um lado, tal procedimento difere daquele tipicamente utilizado na literatura, em que o modelo de interesse tem sua capacidade preditiva comparada com aquela de um modelo AR(p) (ver, por exemplo, Korobilis 2013a, 2013b, Koop e Korobilis 2012), por outro, ele nos permite acomodar a incerteza sobre o modelo tanto no caso do modelo de referência (BMA restrito) quanto no de interesse (BMA irrestrito).

Os modelos são avaliados usando uma variedade de medidas de desempenho e acurácia de previsão utilizadas na tradição da literatura de previsão bayesiana (Garratt *et al.* 2009, Korobilis 2013a, 2013b, Koop e Korobilis 2012, Wright 2008, 2009). Três de tais medidas são o *Difference of Mean Absolute Forecast Error* (DMAE), o *Difference of Root Mean Squared Forecast Error* (DRMSE) e a medida *Bayesian Diebold-Mariano* (BDM), todas baseadas no erro quadrático médio de previsão. Além delas, utilizamos também a verossimilhança preditiva (VP). Para as três primeiras medidas, precisamos inicialmente explicitar o erro quadrático médio de previsão (EQM) no contexto BMA. Para tanto, de modo análogo a Wright (2008), iniciamos definindo o modelo m de previsão do consumo para h períodos à frente por:

$$\Delta \ln C_{t+h} \equiv y_{t+h}^m = \gamma^m + \beta^m \mathbf{z}_t^m + \vartheta_{t+h}^m \quad (7)$$

em que \mathbf{z}_t^m pode conter o valor corrente e de até três defasagens dos preditores do consumo. Dada a amostra D , assumindo que y_{t+h}^m é uma variável aleatória, definimos, então, o valor previsto do BMA por:

$$E(y_{t+h}|D) = \sum_i^n p(\mathcal{M}_i|D) E(y_{t+h}^m|D, \mathcal{M}_i) \quad (8)$$

Na prática, condicionado ao modelo \mathcal{M}_i , precisamos de uma estimativa de $E(y_{t+h}^m | D, \mathcal{M}_i)$, o que requer a simulação de choques ϑ_{t+h}^m . Este passo é repetido por um número razoável de vezes para cada modelo. Com isso, definimos o EQM por:

$$EQM = (y_{t+h} - E(y_{t+h}|D))^2 = \varepsilon_{t+h}^2$$

cujas contrapartidas amostrais são estimadas por $\widehat{EQM} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \varepsilon_i^2$, em que N é o número de amostras utilizadas na simulação.

Computamos estimativas das medidas DMAE e DRMSE, condicionadas a um certo horizonte de tempo h e tempo t , por meio das seguintes fórmulas:

$$DMAE = \frac{1}{\tau_1 - h - \tau_0 + 1} \sum_{t=\tau_0}^{\tau_1-h} (|\varepsilon_{t+h}^R| - |\varepsilon_{t+h}^I|)$$

e

$$DRMSE = \sqrt{EQM^R} - \sqrt{EQM^I}$$

em que R indica modelo restrito e I modelo irrestrito e τ_0 e τ_1 indicam o início e o fim da pseudo amostra usada para a previsão fora da amostra. Para ambas as estatísticas, valores altos indicam que o modelo I possui, em média, maior performance preditiva comparativamente ao modelo de referência.

Contudo, como discute Korobilis (2013b), estatísticas como DMAE e DRMSE são úteis para o ranqueamento dos modelos de previsão e permitem o entendimento, por exemplo, do impacto de diferentes prioris para a previsão do BMA. Entretanto, se o interesse for no papel de uma variável adicional na acurácia do modelo de previsão, uma medida útil, inspirada em Diebold e Mariano (1995) e proposta por Garratt *et al.* (2009), pode ser obtida computando-se a distribuição da diferença nas perdas entre dois modelos competidores, restrito contra um irrestrito. Define-se tal diferença por:

$$d_{t+h} = (e_{t+h}^R)^2 - (e_{t+h}^I)^2$$

em que $(e_{t+h}^R)^2$ é o erro quadrático de previsão para o modelo restrito e $(e_{t+h}^{IR})^2$ é seu análogo associado ao modelo irrestrito, e em que o subscrito t diz respeito apenas ao pseudo período fora da amostra. Ou seja, d_{t+h} mede a diferença da performance dos modelos restrito e irrestrito para prever a variável dependente. O objetivo é utilizar d_{t+h} a fim de calcularmos uma estatística que é uma medida da diferença no desempenho de previsão entre os modelos com e sem a variável de interesse. O teste frequentista originalmente proposto por Diebold e Mariano (1995) baseia-se na nula de que $E(d_{t+h}) = 0$. Entretanto, no contexto bayesiano, d_{t+h} é uma variável aleatória e, como tal, é possível construir a distribuição de tal estatística utilizando o algoritmo de amostragem a fim de se estimar $\Pr(d_{t+h})$, que expressa probabilidade da diferença sistemática entre as acurácias de previsão entre os modelos restrito e irrestrito. Neste caso, Garratt *et al.* (2009) definem a estatística BDM por

$$BDM = \frac{1}{\tau_1 - h - \tau_0 + 1} \sum_{t=\tau_0}^{\tau_1-h} \Pr(d_{t+h} > 0)$$

Se $\Pr(d_{t+h} > 0) > 0,5$, ou seja, se um valor positivo para d_{t+h} for mais provável do que um valor negativo, tem-se evidência de que o modelo irrestrito, aquele contendo a variável de interesse, performa melhor do que o modelo restrito, sem tal variável.

Finalmente, dado que as estatísticas acima são baseadas apenas no erro de previsão, computamos a VP, motivada, por exemplo, por Geweke e Amisano (2007), que faz uso de toda a distribuição preditiva associada a certo modelo. No contexto de inúmeros modelos, para o modelo \mathcal{M}_i , tal distribuição é denotada por $p(y_{t+h}^m | \mathbf{Z}_t^m, \mathcal{M}_i)$.

4. Resultados

Executamos 1.200.000 iterações do algoritmo de ADGibbs para cada caso apresentado nesta seção, descartando as primeiras 200.000 iterações para reduzir a dependência dos resultados em relação às iterações iniciais. Os resultados são robustos a diferentes configurações iniciais e ao aumento no

número de iterações, indicando convergência do algoritmo. Inicialmente, na Seção 4.1, apresentamos os resultados para a análise dentro da amostra, destacando os preditores considerados robustos. Em seguida, na Seção 4.2, apresentamos os resultados das análises fora da amostra.

4.1. Previsão dentro da amostra

A Tabela 3 apresenta os resultados obtidos por meio da abordagem BMA para a configuração C_1 , conforme descrito na Seção 3.2. Interpretamos um preditor como robusto se sua probabilidade de inclusão posterior (PIP) for superior a 10% (Koop 2003) e seu parâmetro for estimado com incerteza relativamente baixa (razão entre a média da posterior do coeficiente e o desvio-padrão maior que $|1.96|$). A motivação é que uma alta incerteza sobre o parâmetro tende a inflar a variância do erro de previsão.

Para a configuração C_1 , o primeiro resultado a ser notado é a diferença entre o tamanho médio do modelo sob cada esquema de priori. Sob a priori g -BRIC, em média, o BMA tem 6.51 variáveis, enquanto sob a priori Hyper- g/T , o tamanho médio do modelo é de 12.12 variáveis. Não por acaso, as PIPs sob cada esquema de prioris são bastante distintas. Entretanto, as variáveis consideradas robustas são similares em ambos os casos.

Após acomodar a incerteza sobre o modelo econométrico, sob a priori g -BRIC, encontramos que os preditores robustos (PIP $\geq 10\%$ e razão coeficiente médio/desvio-padrão maior do que $|1.96|$) da taxa de crescimento do consumo são $\Delta \ln Y_{t-1}$, $\Delta \ln Y_{t-2}$, $\Delta \ln D_{t-1}$, R_{t-1}^B , e $\Delta \ln S_{t-4}^{ICC}$. Quando a priori considerada é Hyper- g/T , o mesmo conjunto de variáveis é considerado robusto. Embora o número de variáveis selecionadas sob tal priori seja praticamente o dobro em termos daquele obtido sob a priori g -BRIC, as médias dos impactos das variáveis adicionais são estimadas com grande incerteza.

Tabela 3 - Resultados do BMA para a configuração C_1

Variável	Prior					
	g-BRIC			Hyper-g/T		
	PIP	Média Post.	D.P. Post.	PIP	Média Post.	D.P. Post.
$\Delta \ln C_{t-1}$	0.3110	0.0396	0.0233	0.5238	0.0538	0.0332
$\Delta \ln C_{t-2}$	0.1676	-0.0203	0.0464	0.3547	-0.0304	0.0822
$\Delta \ln C_{t-3}$	0.0552	-0.0033	0.0066	0.3491	-0.0275	0.0571
$\Delta \ln C_{t-4}$	0.1438	0.0166	0.0278	0.3839	0.0352	0.0734
$\Delta \ln Y_{t-1}$	0.8508	0.3166*	0.1344	0.8807	0.2979*	0.1159
$\Delta \ln Y_{t-2}$	0.6201	-0.1612*	0.5235	0.7928	-0.2059*	0.0655
$\Delta \ln Y_{t-3}$	0.1248	0.0125	0.0324	0.3917	0.0429	0.0611
$\Delta \ln Y_{t-4}$	0.1546	0.0184	0.0330	0.3835	0.0343	0.0663
$\Delta \ln D_{t-1}$	0.9101	0.1002*	0.0117	0.9086	0.0899*	0.0099
$\Delta \ln D_{t-2}$	0.1027	-0.0015	0.0192	0.3233	-0.0034	0.0053
$\Delta \ln D_{t-3}$	0.1226	-0.0040	0.0211	0.4196	-0.0128	0.0730
$\Delta \ln D_{t-4}$	0.0620	0.0014	0.0112	0.3694	0.0093	0.0057
R_{t-1}^B	0.3081	0.0044*	0.0009	0.5676	0.0077*	0.0016
R_{t-2}^B	0.1194	-0.0011	0.0023	0.3745	-0.0034	0.0069
R_{t-3}^B	0.1004	-0.0008	0.0018	0.3444	-0.0021	0.0051
R_{t-4}^B	0.1694	0.0020	0.0038	0.4916	0.0058	0.0112
R_{t-1}^I	0.0662	-0.0064	0.1658	0.3856	-0.0449	0.0116
R_{t-2}^I	0.0794	0.0066	0.1607	0.3371	0.0338	0.0205
R_{t-3}^I	0.0781	0.0033	0.1182	0.2962	0.0032	0.0061
R_{t-4}^I	0.1331	0.0090	0.1765	0.3545	0.0274	0.0165
$\Delta \ln S_{t-1}^{ICC}$	0.1047	0.0019	0.0081	0.4513	0.0114	0.0049
$\Delta \ln S_{t-2}^{ICC}$	0.1014	-0.0019	0.0084	0.3963	-0.0084	0.0138
$\Delta \ln S_{t-3}^{ICC}$	0.0652	-0.0002	0.0037	0.2862	0.0007	0.0016
$\Delta \ln S_{t-4}^{ICC}$	0.5564	0.0254*	0.0014	0.7655	0.0317*	0.0016
Tamanho médio do BMA		6.51			12.12	

Nota: * indica preditor considerado robusto.

Os resultados para a análise referente à configuração C_2 são apresentados na Tabela 4. Em grande medida, são análogos aos obtidos para C_1 . Destaca-se que $\Delta \ln S_{t-4}^{IEC}$ parece conter relativamente mais informação sobre

o crescimento do consumo corrente do que $\Delta \ln S_{t-4}^{ICEA}$, embora ambas sejam consideradas preditoras robustas. Assim, os resultados dentro da amostra sugerem que certas defasagens do PIB, do crédito, do retorno no mercado de ações e dos indicadores de confiança do consumidor são preditores robustos do consumo no Brasil.

Tabela 4 – Resultados do BMA para a configuração C_2

Variável	Priori					
	g-BRIC			Hyper - g/T		
	PIP	Média Post.	D.P. Post	PIP	Média Post.	D.P. Post
$\Delta \ln C_{t-1}$	0.2844	0.0362	0.0208	0.5141	0.0532	0.0324
$\Delta \ln C_{t-2}$	0.1545	-0.0196	0.0467	0.3562	-0.0312	0.0928
$\Delta \ln C_{t-3}$	0.0534	-0.0035	0.0076	0.4030	-0.0382	0.0851
$\Delta \ln C_{t-4}$	0.1307	0.0163	0.0320	0.4472	0.0467	0.0938
$\Delta \ln Y_{t-1}$	0.8522	0.3140*	0.1288	0.8687	0.2816*	0.1063
$\Delta \ln Y_{t-2}$	0.6067	-0.1581*	0.0489	0.8160	-0.2233*	0.0738
$\Delta \ln Y_{t-3}$	0.1142	0.0119	0.0290	0.4124	0.0487	0.0315
$\Delta \ln Y_{t-4}$	0.1549	0.0196	0.0392	0.3699	0.0323	0.0741
$\Delta \ln D_{t-1}$	0.9190	0.1011*	0.0121	0.8938	0.0850*	0.0091
$\Delta \ln D_{t-2}$	0.0981	-0.0015	0.0018	0.3339	-0.0031	0.0058
$\Delta \ln D_{t-3}$	0.1107	-0.0037	0.0022	0.4560	-0.0149	0.0090
$\Delta \ln D_{t-4}$	0.0589	0.0015	0.0009	0.4674	0.0148	0.0089
R_{t-1}^B	0.2640	0.0038*	0.0008	0.5790	0.0079*	0.0016
R_{t-2}^B	0.1031	-0.0010	0.0002	0.4343	-0.0045	0.0090
R_{t-3}^B	0.0768	-0.0006	0.0001	0.3285	-0.0017	0.0048
R_{t-4}^B	0.1546	0.0019	0.0035	0.5106	0.0062	0.0042
R_{t-1}^I	0.0593	-0.0056	0.0150	0.4240	-0.0557	0.0449
R_{t-2}^I	0.0705	0.0063	0.0157	0.3770	0.0440	0.0917
R_{t-3}^I	0.0637	0.0033	0.0098	0.3080	0.0060	0.0068
R_{t-4}^I	0.1113	0.0072	0.0138	0.3585	0.0266	0.0642
$\Delta \ln S_{t-1}^{ICEA}$	0.1575	0.0029	0.0109	0.5102	0.0120	0.0453
$\Delta \ln S_{t-2}^{ICEA}$	0.0507	0.0001	0.0018	0.2941	-0.0007	0.0109
$\Delta \ln S_{t-3}^{ICEA}$	0.0838	0.0009	0.0035	0.3577	0.0047	0.0077
$\Delta \ln S_{t-4}^{ICEA}$	0.2081	0.0045*	0.0015	0.3292	0.0025*	0.0012
$\Delta \ln S_{t-1}^{IEC}$	0.0406	0.0005	0.0022	0.3535	0.0057	0.0037
$\Delta \ln S_{t-2}^{IEC}$	0.1733	-0.0045	0.0185	0.5257	-0.0146	0.0626
$\Delta \ln S_{t-3}^{IEC}$	0.0579	-0.0007	0.0036	0.3026	-0.0031	0.0185
$\Delta \ln S_{t-4}^{IEC}$	0.5183	0.0161*	0.0080	0.7013	0.0258*	0.0015
Tamanho médio do BMA		6.51			12.12	

Nota: * indica preditor considerado robusto.

Reportamos que os resultados desta seção são robustos ao aumento do número máximo de defasagens para seis, tanto para C_1 quanto para C_2 . Entretanto, pelo fato de o espaço de modelos aumentar exponencialmente, estatísticas como PIP, tamanho do modelo e coeficientes estimados são afetadas.

Como discutido na Seção 2.3, com base na estimação de equações de Euler do consumidor há ampla evidência de que a taxa de crescimento esperada da renda impacta a taxa de crescimento do consumo, o que é interpretado como uma evidência de restrição de crédito. Ainda, há certa evidência de que o crédito esperado afeta o consumo. Nesta perspectiva, a capacidade da renda e do crédito defasados preverem a taxa de crescimento do consumo é um resultado esperado, embora nas equações de Euler se examine relações contemporâneas enquanto na previsão se examine a precedência temporal. Por um lado, a relevância do mercado acionário não é surpreendente, pois os preços das ações reagiriam rapidamente a mudanças no ambiente econômico. Por outro lado, a literatura estrutural brasileira encontra pouca ou nenhuma evidência de que o consumidor reage à expectativa dos retornos acionários contemporaneamente.

Destaca-se, ainda, que os resultados da configuração C_1 constituem evidência de que a confiança do consumidor possui poder preditivo sobre o crescimento futuro do consumo. Neste íterim, é interessante notar que tal poder preditivo possui quatro trimestres de defasagem, sugerindo que mudanças na confiança do consumo no período corrente se refletirão no consumo do mesmo trimestre do ano subsequente.

No caso da configuração C_2 , os resultados são similares, com os preditores robustos sendo dados por $\Delta \ln Y_{t-1}$, $\Delta \ln Y_{t-2}$, $\Delta \ln D_{t-1}$, $\Delta \ln R_{t-1}^B$, $\Delta \ln S_{t-4}^{ICEA}$ e $\Delta \ln S_{t-4}^{IEC}$. Note-se que, tal como para o ICC, os resultados para a C_2 sugerem que tanto o ICEA quanto o IEC têm algum potencial de predizerem o crescimento do consumo 4 trimestres à frente.

Finalmente, é interessante notar que as defasagens do crescimento do consumo não foram consideradas preditores robustos em nenhum dos exercícios, o que está em linha com os trabalhos que não encontraram formação de hábito ao estimarem Equações de Euler do consumidor, como Gomes (2004) e de Barros Jr. *et al.* (2018).¹⁹

¹⁹ De todo modo, como comentado por um parecerista, defasagens do PIB, que inclui o consumo, foram consideradas preditores robustos da taxa de crescimento do consumo.

4.2. Previsão fora da amostra

Passamos, então, a analisar a capacidade preditiva de indicadores de confiança dos consumidores fora da amostra. Para tanto, implementamos o seguinte exercício, inspirado na literatura de previsão bayesiana (Korobilis 2013a, 2013b, Koop e Korobilis 2012): dada a pré-seleção probabilística de certo modelo, 70% da amostra disponível é usada para uma estimativa inicial dos parâmetros dos modelos e, então, a previsão h passos à frente é feita e o erro de previsão é calculado para $h = 1,2,4,8$. Tal erro é dado pela diferença entre o valor observado do crescimento do consumo num certo instante de tempo e o valor previsto pelo modelo para aquele mesmo instante do tempo, sendo tal observação não utilizada no procedimento de estimação. Em seguida, a observação utilizada para aferir a acurácia da previsão é adicionada ao final da amostra inicial e uma nova estimativa e a previsão são calculadas, a fim de se computar mais um erro de previsão. Este procedimento de previsão recursiva é repetido até que toda a pseudo amostra selecionada para aferir a acurácia de previsão do modelo seja coberta.²⁰

Para a previsão fora da amostra, executamos novamente o algoritmo com 1.200.000 de iterações e 200.000 descartes a fim de estimar as probabilidades de inclusão com a amostra reduzida. As simulações futuras para a obtenção de uma estimativa de $p(y_{t+1}^m | \mathbf{Z}_t^m | \mathcal{M}_i)$ são feitas com base nas últimas 10.000 iterações do algoritmo bayesiano, em que, em cada uma delas, 10.000 sorteios de sequências de choques são realizados para cada modelo amostrado, com descarte dos primeiros 1.000 sorteios como *burn-in*. Este procedimento é feito tanto para o modelo irrestrito quanto para o restrito.

Antes de analisar os resultados de acurácia relativa dos modelos BMA, convém apresentarmos as PIPs para os diferentes horizontes de tempo sob os dois esquemas de prioris utilizados no trabalho. Os resultados estão na Tabela 5 para a configuração C_1 e na Tabela 6 para C_2 . Em ambas as tabelas, valores em negrito destacam PIPs maiores do que 20% para a priori *g*-Pior e acima de 50% para a priori Hyper-*g*/*T*, visto que esta última tende a selecionar todas as variáveis com probabilidade não desprezível. Observa-se que, para todos os horizontes de tempo, e diferentes prioris, ao menos uma defasagem das variáveis de interesse, ICC no caso de C_1 e ICEA e IEC para C_2 , compõe o grupo de variáveis com maiores PIPs.

²⁰ Devido à complexidade e elevados custos computacionais, seguimos Wright (2007, 2008) e estimamos $p(\mathcal{M}_i | D)$ em (8) sem utilizar os dados da pseudo amostra.

Tais resultados sugerem que os indicadores de sentimento do consumidor podem cumprir papel preditivo também fora da amostra.

Tabela 5 – PIPs dos BMAs para previsão h períodos à frente para a configuração C_1

Var. h	Priori							
	g -BRIC				Hyper- g/T			
	1	2	4	8	1	2	4	8
$\Delta \ln C_{t-1}$	0.14	0.05	0.05	0.02	0.61	0.30	0.28	0.25
$\Delta \ln C_{t-2}$	0.03	0.08	0.04	0.02	0.35	0.35	0.30	0.24
$\Delta \ln C_{t-3}$	0.38	0.04	0.03	0.03	0.66	0.33	0.29	0.28
$\Delta \ln C_{t-4}$	0.03	0.07	0.05	0.02	0.26	0.35	0.36	0.33
$\Delta \ln Y_{t-1}$	0.18	0.06	0.04	0.02	0.66	0.31	0.31	0.23
$\Delta \ln Y_{t-2}$	0.03	0.09	0.03	0.02	0.30	0.39	0.29	0.23
$\Delta \ln Y_{t-3}$	0.19	0.03	0.04	0.04	0.46	0.27	0.31	0.29
$\Delta \ln Y_{t-4}$	0.02	0.02	0.03	0.02	0.27	0.28	0.28	0.26
$\Delta \ln D_{t-1}$	0.10	0.03	0.02	0.06	0.38	0.27	0.28	0.31
$\Delta \ln D_{t-2}$	0.04	0.04	0.04	0.03	0.38	0.29	0.31	0.26
$\Delta \ln D_{t-3}$	0.05	0.04	0.06	0.07	0.36	0.28	0.28	0.41
$\Delta \ln D_{t-4}$	0.06	0.23	0.59	0.02	0.36	0.59	0.86	0.24
R_{t-1}^B	0.12	0.09	0.11	0.02	0.35	0.40	0.42	0.27
R_{t-2}^B	0.08	0.05	0.02	0.02	0.38	0.32	0.26	0.24
R_{t-3}^B	0.05	0.03	0.13	0.03	0.33	0.31	0.60	0.25
R_{t-4}^B	0.07	0.03	0.04	0.10	0.34	0.41	0.29	0.36
R_{t-1}^I	0.03	0.02	0.04	0.02	0.26	0.26	0.28	0.26
R_{t-2}^I	0.03	0.02	0.04	0.01	0.26	0.30	0.29	0.26
R_{t-3}^I	0.03	0.02	0.05	0.02	0.27	0.29	0.35	0.25
R_{t-4}^I	0.04	0.04	0.03	0.02	0.28	0.37	0.29	0.25
$\Delta \ln S_{t-1}^{ICC}$	0.02	0.03	0.49	0.42	0.28	0.28	0.80	0.26
$\Delta \ln S_{t-2}^{ICC}$	0.03	0.36	0.04	0.19	0.28	0.65	0.30	0.55
$\Delta \ln S_{t-3}^{ICC}$	0.44	0.30	0.11	0.02	0.77	0.54	0.52	0.26
$\Delta \ln S_{t-4}^{ICC}$	0.15	0.07	0.04	0.02	0.39	0.32	0.32	0.27

Nota: valores em negrito indicam probabilidade de inclusão PIP>0.20 quando a priori é g -BRIC ou PIP>0.50 quando a priori é Hyper- g/T .

Para analisar mais a fundo essa questão, procedemos com os exercícios de análise da acurácia da previsão relativa entre o BMA irrestrito e o BMA restrito, ou seja, aquele que exclui a(s) variável(is) de interesse e suas defasagens. Os resultados estão dispostos na Tabela 7 para os diferentes horizontes de tempo, configurações, prioris e medidas de acurácia. Reiteramos

que os resultados são apresentados em termos relativos. Critérios DMAE e DRMSE com valores positivos indicam melhor desempenho do modelo irrestrito. Para a estatística BDM, há evidências em favor de tal modelo se obtemos valores acima de 0,5, enquanto a VP relativa privilegia o modelo de interesse se o valor computado for superior à 1.

Tabela 6 – PIPs dos BMAs para previsão h períodos à frente para a configuração C_2

Var. h	Priori							
	g-BRIC				Hyper-g/T			
	1	2	4	8	1	2	4	8
$\Delta \ln C_{t-1}$	0,2885	0,1069	0,0368	0,0338	0,5361	0,5802	0,3367	0,4141
$\Delta \ln C_{t-2}$	0,1482	0,0271	0,0310	0,0203	0,3763	0,3613	0,3224	0,3468
$\Delta \ln C_{t-3}$	0,0473	0,3277	0,0480	0,0167	0,4312	0,6366	0,4257	0,3215
$\Delta \ln C_{t-4}$	0,1225	0,0206	0,0265	0,0252	0,4397	0,2893	0,3563	0,3141
$\Delta \ln Y_{t-1}$	0,8527	0,1575	0,0683	0,0148	0,8780	0,6514	0,4125	0,3156
$\Delta \ln Y_{t-2}$	0,6359	0,0242	0,0246	0,0159	0,8391	0,3063	0,3394	0,3027
$\Delta \ln Y_{t-3}$	0,1279	0,1696	0,0220	0,0138	0,4418	0,4254	0,3350	0,3074
$\Delta \ln Y_{t-4}$	0,1258	0,0224	0,0218	0,0299	0,3318	0,2851	0,3345	0,3378
$\Delta \ln D_{t-1}$	0,8998	0,0714	0,0279	0,3383	0,8819	0,3730	0,3085	0,7901
$\Delta \ln D_{t-2}$	0,0912	0,0240	0,3304	0,0455	0,3329	0,3902	0,3375	0,3296
$\Delta \ln D_{t-3}$	0,0856	0,0330	0,0567	0,0226	0,4537	0,3890	0,4085	0,3112
$\Delta \ln D_{t-4}$	0,0508	0,0475	0,1708	0,0683	0,4524	0,3819	0,5012	0,5671
R_{t-1}^B	0,2540	0,0977	0,0535	0,0218	0,5921	0,3408	0,3734	0,3528
R_{t-2}^B	0,1152	0,0721	0,0254	0,0167	0,4802	0,4202	0,3162	0,3201
R_{t-3}^B	0,0661	0,0365	0,0287	0,0149	0,3281	0,3279	0,3728	0,3331
R_{t-4}^B	0,1355	0,0575	0,0856	0,0190	0,5155	0,3534	0,4950	0,2985
R_{t-1}^I	0,0486	0,0255	0,0239	0,0439	0,4235	0,2882	0,3633	0,4182
R_{t-2}^I	0,0580	0,0194	0,0222	0,0201	0,3552	0,2850	0,3507	0,3156
R_{t-3}^I	0,0590	0,0251	0,0187	0,0146	0,3192	0,2964	0,3287	0,3307
R_{t-4}^I	0,1034	0,0360	0,0228	0,0139	0,3546	0,3085	0,3216	0,3127
$\Delta \ln S_{t-1}^{ICEA}$	0,1608	0,0578	0,2552	0,0197	0,5579	0,3424	0,4725	0,3198
$\Delta \ln S_{t-2}^{ICEA}$	0,0534	0,0375	0,1021	0,0825	0,3227	0,3119	0,4283	0,5406
$\Delta \ln S_{t-3}^{ICEA}$	0,0773	0,1259	0,0492	0,0340	0,4158	0,3110	0,5371	0,3223
$\Delta \ln S_{t-4}^{ICEA}$	0,2037	0,0555	0,0358	0,0154	0,3426	0,3719	0,3957	0,3555
$\Delta \ln S_{t-1}^{IEC}$	0,0410	0,0205	0,2210	0,2236	0,3701	0,3091	0,5207	0,3986
$\Delta \ln S_{t-2}^{IEC}$	0,1529	0,0274	0,2917	0,0260	0,5680	0,3769	0,5427	0,4728
$\Delta \ln S_{t-3}^{IEC}$	0,0614	0,3504	0,0919	0,3414	0,3389	0,7009	0,4389	0,7511
$\Delta \ln S_{t-4}^{IEC}$	0,4026	0,1287	0,2836	0,0132	0,7196	0,3764	0,6986	0,3387

Nota: valores em negrito indicam probabilidade de inclusão $PIP > 0.20$ quando a priori é g-BRIC ou $PIP > 0.50$ quando a priori é Hyper-g/T.

Os resultados sugerem que, ao menos no curto prazo, os indicadores de sentimento do consumidor cumprem papel não desprezível na previsão do consumo fora da amostra, independentemente do critério utilizado. Entretanto, para horizontes de tempo a partir de 4 trimestres, as evidências são mistas. Neste caso, quando a priori considerada é g -BRIC, tanto para a configuração C_1 quanto para C_2 as estatísticas DMAE e DRMSE sugerem desempenho superior do modelo restrito, enquanto BDM e VP/VP_r continuam sugerindo evidência em favor do modelo com os indicadores de sentimento do consumidor. Já quando a priori escolhida é Hyper- g/T , para $h = 4$, a estatística VP/VP_r tende a sugerir melhor desempenho do modelo restrito, e para $h = 8$, tal modelo é sugerido também pelo critério BDM.

Tabela 7 – Comparação entre o BMA irrestrito e o BMA restrito

Painel A: Configuração C_1									
Prior:		g -BRIC				Hyper- g/T			
h:		1	2	4	8	1	2	4	8
BMA _i versus BMA _r	DMAE	0,0006	0,0005	-0,0006	-0,0007	0,0060	0,0066	0,0044	0,0019
	DRMSE	0,0013	0,0011	-0,0005	-0,0001	0,0141	0,0197	0,0841	0,0049
	BDM	0,5011	0,5029	0,5019	0,5001	0,5001	0,5010	0,5019	0,4977
	VP/ VP _r	1,0032	1,0141	1,0008	1,0023	1,0016	1,0031	1,0132	0,9851
Painel A: Configuração C_2									
Prior:		g -BRIC				Hyper- g/T			
h:		1	2	4	8	1	2	4	8
BMA _i versus BMA _r	DMAE	0,0007	0,0009	0,0003	-0,0007	0,0125	0,0129	0,0135	0,0214
	DRMSE	0,0019	0,0011	0,0005	-0,0001	0,0281	0,0322	0,0454	0,0649
	BDM	0,5009	0,5028	0,5021	0,5004	0,5009	0,5014	0,5005	0,4983
	VP/ VP _r	1,0024	1,0165	1,0023	1,0039	1,0055	1,0601	0,9893	0,9672

Notas: BMA_i indica BMA irrestrito, ou seja, com as variáveis de interesse. BMA_r indica BMA restrito, ou seja, excluindo as variáveis de interesse. VP/ VP_r, verossimilhança preditiva relativa do modelo irrestrito em termos do restrito.

Finalmente, cabe perguntar se os resultados para C_2 são devidos à presença de ICEA, IEC ou ambas no modelo irrestrito. Executamos o exercício anterior novamente, desta vez excluindo ora ICEA, ora IEC do modelo irrestrito. Os resultados, omitidos aqui, mas disponíveis ao leitor interessado, sugerem que o desempenho do modelo contendo apenas ICEA é análogo àquele do modelo contendo o indicador ICC. Já o modelo que considera apenas IEC produz resultados mistos em diversas situações comparativamente ao modelo restrito, sem qualquer índice de sentimento do

consumidor. Neste sentido, os resultados para o modelo com ICC parecem mais relacionados às informações sobre condições econômicas correntes do que com as expectativas do consumidor.

Em suma, os resultados sugerem, tanto para a configuração C_1 quanto para a configuração C_2 , que os indicadores de confiança cumprem papel não desprezível na previsão da taxa de crescimento do consumo, especialmente na previsão de um e dois passos à frente. Para horizontes de previsão maiores, as evidências sobre ganhos preditivos são mistas.

5. Conclusão

Este artigo investigou se índices de confiança do consumidor melhoram a acurácia da previsão do consumo agregado no Brasil, levando em conta variáveis macroeconômicas típicas como o PIB, o crédito e indicadores financeiros. Para isso, utilizamos a ponderação bayesiana de modelos e, assim, levando-se em conta a incerteza sobre os modelos econométricos, investigamos quais regressores são preditores robustos do consumo.

Na análise dentro da amostra, consideramos um preditor robusto se sua PIP for superior a 10% e seu parâmetro for estimado com incerteza relativamente baixa. Esta abordagem nos levou a concluir que defasagens do PIB, do crédito, do retorno acionário e de indicadores de confiança do consumidor são preditores robustos. Quanto ao PIB e ao crédito, os resultados estão em linha com a literatura baseada na estimação de equações de Euler do consumidor para o Brasil. Finalmente, como indicadores de confiança figuram entre os preditores robusto, este resultado acarreta a conclusão de que tais variáveis tem poder preditivo incremental, em relação a indicadores macroeconômicos típicos.

Na análise fora da amostra, implementamos a estratégia proposta por Garratt *et al.* (2009) em que o modelo BMA completo tem seu desempenho em termos de acurácia de previsão comparado ao de um BMA em que as variáveis indicadoras da confiança do consumidor são excluídas. Analisando uma miríade de medidas relativas baseadas no erro quadrático médio de previsão e na verossimilhança preditiva, as evidências sugeriram que os indicadores de confiança do consumidor trazem ganho prediti-

vo, mas que esse ganho tende a se reduzir à medida que o horizonte de previsão aumenta. De todo modo, as evidências sugerem, especialmente para horizontes menores, que indicadores de confiança do consumidor cumprem papel não desprezível na previsão da taxa de crescimento do consumo fora da amostra.

Como qualquer estudo, este enfrenta certas limitações, como o fato de os indicadores de confiança utilizados serem baseados em entrevistas feitas apenas com consumidores do município de São Paulo. Incurremos nessa limitação para aumentarmos o período amostral e, ainda assim, o número de observações em nossa amostra é relativamente pequeno. De todo modo, concluímos que esses indicadores de confiança têm poder preditivo incremental, em relação a indicadores macroeconômicos típicos. Pesquisas futuras, que possam contar com maior disponibilidade de dados, poderiam analisar indicadores de confiança de abrangência do território nacional.

Referências

- Barros Júnior, Fernando Antônio, Bruno Ricardo Delalibera, e Valdemar Rodrigues de Pinho Neto. 2018. "Predictability of aggregate consumption in Brazil: habits, non-separability between consumption and leisure, or credit constraint?" *Brazilian Review of Econometrics* 38(1) : 75-95.
- Bentes, Fabio Gomes Morand. 2006. "O Poder Preditivo do Índice de Confiança de Consumidor no Brasil: Uma Análise através de Vetores Autorregressivos." *Rio de Janeiro* 83.
- Brady, Ryan R. 2008. "Structural breaks and consumer credit: Is consumption smoothing finally a reality?." *Journal of Macroeconomics* 30(3) : 1246-1268.
- Bram, Jason, e Sydney C. Ludvigson. 1998. "Does consumer confidence forecast household expenditure? A sentiment index horse race." *Economic Policy Review* 4(2).
- Campbell, John Y., e N. Gregory Mankiw. 1989. "Consumption, income, and interest rates: Reinterpreting the time series evidence." *NBER Macroeconomics Annual* 4: 185-216.
- Carroll, Christopher D., Jeffrey C. Fuhrer, e David W. Wilcox. 1994. "Does consumer sentiment forecast household spending? If so, why?." *The American Economic Review* 84(5): 1397-1408.
- Cavalcanti, Carlos B. 1993. "Intertemporal substitution in consumption: an American investigation for Brazil." *Brazilian Review of Econometrics* 13(2): 203-229.
- Chib, Siddhartha. 1993. "Bayes regression with autoregressive errors: A Gibbs sampling approach." *Journal of Econometrics* 58: 275-294
- Diebold, F., e R. Mariano. 1995. "Comparing predictive accuracy". *Journal of Business and Economics Statistics* v13 : 134-144.
- Endo, Marcos Hitoshi. 2020. "Essays on Consumption Predictability", tese de doutorado, Universidade de São Paulo.

- Evans, Paul, e Georgios Karras 1996. "Private and government consumption with liquidity constraints." *Journal of International Money and Finance* 15(2): 255-266.
- Fernández, C., Eduardo Ley, e Mark F. J. Steel. 2001. "Model uncertainty in cross-country growth regressions." *Journal of Applied Econometrics* 16(5): 563-576
- Garratt, A., G. Koop, E. Mise, e S. P. Vahey. 2009. "Real-time Prediction with U.K. monetary aggregates in the presence of model uncertainty." *Journal of Business and Economic Statistics* 27(4):480-491.
- Geweke, John, e Gianni Amisano. 2007. "Hierarchical Markov normal mixture models with applications to financial asset returns." Working Paper Series 831, European Central Bank.
- Gomes, Fábio Augusto Reis. 2004. "Consumo no Brasil: teoria da renda permanente, formação de hábito e restrição à liquidez." *Revista Brasileira de Economia* 58(3): 381-402.
- Gomes, Fábio Augusto Reis. 2010. "Consumo no Brasil: comportamento otimizador, restrição de crédito ou miopia?" *Revista Brasileira de Economia* 64(3) : 261-275.
- Gomes, Fábio Augusto Reis, e João Victor Issler. 2017. "Testing consumption optimality using aggregate data." *Macroeconomic Dynamics* 21(5) : 1119-1140.
- Gomes, Fábio Augusto Reis, e Lourenço Senne Paz. 2004. "Especificações para a função consumo: Testes para países da América do Sul". *Pesquisa e Planejamento Econômico* 34(1): 39-55.
- Graminho, Flávia Mourão. 2015. "Sentimento e Macroeconomia: uma análise dos índices de confiança no Brasil." Trabalhos para Discussão 408, Brazilian Central Bank.
- Hall, Robert E. 1988. "Intertemporal substitution in consumption." *Journal of Political Economy* 96(2) : 339-357.
- Hansen, Peter Reinhard. 2005. "A test for superior predictive ability." *Journal of Business & Economic Statistics* 23(4): 365-380.
- Hansen, Peter R., Asger Lunde, e James M. Nason. 2011. "The model confidence set." *Econometrica* 79(2): 453-497.
- Hansen, Lars Peter, e Kenneth J. Singleton. 1982. "Generalized instrumental variables estimation of nonlinear rational expectations models." *Econometrica: Journal of the Econometric Society*: 1269-1286.
- Hansen, Lars Peter, e Kenneth J. Singleton. 1983. "Stochastic consumption, risk aversion, and the temporal behavior of asset returns." *Journal of Political Economy* 91(2): 249-265.
- Howrey, E. Philip. 2001. "The predictive power of the index of consumer sentiment." *Brookings papers on economic activity* 2001(1) : 175-207.
- Issler, João Victor, e Fernando de Paula Rocha. 2000. "Consumo, restrição à liquidez, e bem estar no Brasil." *Economia Aplicada* 4(4): 637-665.
- Koop, Gary. 2003. *Bayesian Econometrics*. Wiley: Nova Iorque.
- Koop, Gary, e Simon Potter. 2004. "Forecasting in Dynamic Factor Models Using Bayesian Model Averaging." *The Econometrics Journal* 7(2): 550-65.
- Koop, Gary, e Dimitri Korobilis. 2012. "Forecasting inflation using dynamic model averaging." *International Economic Review* 53: 867-886.
- Korobilis, Dimitri. 2013a. "Bayesian forecasting with highly correlated predictors". *Economic Letters* 118:148-150.
- Korobilis, Dimitri. 2013b. "VAR forecasting using Bayesian variable selection." *Journal of Applied Economics*. " 28 : 204-230.
- Lamnisos, Demitris, Jim E. Griffin, e Mark F. J. Steel. 2013a. "Adaptive MC3 and Gibbs Algorithms for Bayesian Model Averaging in Linear Regression Models." *CRISM Working Paper* 13-11.
- Lamnisos, Demitris, Jim E. Griffin, E Mark F.J. Steel. 2013b. "Adaptive Monte Carlo for Bayesian Variable Selection in Regression Models." *Journal of Computational and Graphical Statistics* 22(3): 729-748.
- Leeper, Eric M. "Consumer attitudes: king for a day." 1992. *Federal Reserve Bank of Atlanta Economic Review* 77(4): 1-15.

- Ley, E., e M. F. J. Steel. 2009. "On the Effect of Prior Assumptions in Bayesian Model Averaging with Applications to Growth Regression." *Journal of Applied Econometrics* 24: 651-674.
- Ley, E., e M. F. J. Steel. 2012. "Mixtures of g-priors for Bayesian Model Averaging with Economic Applications." *Journal of Econometrics* 171: 251-266.
- Liang, F., R. Paulo, G. Molina, M. A. Clyde, e J. O. Berger. 2008. Mixtures of g Priors for Bayesian Variable Selection. *American Statistical Association* 103: 410-423.
- Ludvigson, Sydney. 1999. "Consumption and credit: a model of time-varying liquidity constraints." *Review of Economics and Statistics* 81(3) : 434-447.
- Ludvigson, Sydney C. 2004. "Consumer confidence and consumer spending." *Journal of Economic Perspectives* 18(2) : 29-50.
- de Mello, Euler Pereira, e Francisco Figueiredo. 2017. "Assessing the short-term forecasting power of confidence indices." *Economia Aplicada* 21(4): 713-727.
- de Oliveira, Fernando Nascimento, e Catarina Carneiro. 2015. Índices de Confiança, suas influências e impactos. *Revista Econômica* 17(2).
- Parker, Jonathan A. 2008. "Euler equations." In *The New Palgrave Dictionary of Economics*, 1-8, 1851-1854.
- Reis, E. J., J. V. Issler, F. A. Blanco, e L. M. D. Carvalho. 1998. "Renda permanente e poupança precaucional: evidências empíricas para o Brasil no passado recente." *Pesquisa e Planejamento Econômico* 28(2) : 233-272.
- Sarantis, Nicholas, e Chris Stewart. 2003. "Liquidity constraints, precautionary saving and aggregate consumption: an international comparison." *Economic Modelling* 20(6): 1151-1173.
- Slacalek, Jiri. 2004. "Forecasting consumption." *German Institute for Economic Research, DIW, Department of Macro Analysis and Forecasting*.
- Vaidyanathan, Geetha. 1993. "Consumption, liquidity constraints and economic development." *Journal of Macroeconomics* 15(3):591-610.
- Weiss Michael J.. 2003. "Inside consumer confidence surveys." *American Demographics* 25(1) : 22-29.
- Wright, J. H. 2009. Forecasting US inflation by Bayesian model averaging. *Journal of Forecasting* 28: 131-144.
- Wright, J. H. 2008. Bayesian Model Averaging and Exchange Rate Forecasts. *Journal of Econometrics* 146: 329-341.
- Zellner A. 1971. *An Introduction to Bayesian Inference in Econometrics*. Wiley: Nova Iorque.