

Concurso Fisco Municipal - 2016
Previsão da Arrecadação Tributária no Município de Curitiba:
Uma Aplicação do Modelo Autorregressivo Vetorial

Resumo

O Objetivo deste trabalho é apresentar um modelo alternativo de previsão para a arrecadação das receitas próprias tributárias do município de Curitiba utilizando um Modelo Autorregressivo Vetorial. Atualmente as receitas próprias oriundas dos tributos municipais são previstas com base em dispositivos legais ¹ e utilizam indicadores de inflação e Produto Interno Bruto, PIB, sendo que o resultado tem apresentado uma diferença significativa entre a arrecadação efetiva e a estimada. Isso prejudica a execução orçamentária, à medida em que as despesas são fixadas com base em previsões de receitas, e essas não alcançam os valores esperados. Foi empregado o modelo autorregressivo vetorial, VAR, aplicado às séries temporais referentes aos tributos municipais do município de Curitiba no período de 2004 a 2014 e às variáveis que impactam a arrecadação para avaliar o comportamento devido à choques na atividade econômica, inflação e juros. Como resultado, os choques aplicados às variáveis apresentaram os sinais esperados e a modelagem VAR para os impostos relativos ao mercado imobiliário, coeficientes significativos e robustos, entretanto, o imposto sobre serviços não teve a mesma aderência, sendo significativos apenas o vetor autorregressivo da própria série e do PIB. A metodologia empregada na modelagem e a linguagem de programação em "R" revelou ser uma ferramenta útil e poderosa como alternativa à análise e simulação de cenários para auxiliar na previsão das receitas tributárias do município de Curitiba.

Palavras-chaves: previsão, receita tributária, município, Curitiba, VAR.

1 Introdução

A administração da arrecadação dos tributos municipais no Brasil é um desafio, haja vista os diversos mecanismos legais em vigor no país, como a Lei nº 101/2000 de Responsabilidade Fiscal, e os dispositivos da Lei 4.320/1964 sobre finanças públicas, que submetem os gestores públicos, em especial os que trabalham na área da fazenda e planejamento, à responsabilidade de prever os resultados futuros da arrecadação dos tributos que administram e, cada vez mais, com maior precisão.

Para atingir os objetivos de equilíbrio fiscal e, ao mesmo tempo, fazer frente às despesas correntes, de investimentos e decorrentes da execução de políticas públicas, o planejamento orçamentário torna-se uma peça fundamental. A receita advinda dos impostos é a principal fonte de recursos que os entes municipais da federação dispõe para o financiamento das políticas públicas sociais e econômicas, além do pagamento do funcionalismo público, amortização de dívidas e pagamento de juros, etc.

Para Armstrong (1988), em pesquisa realizada para o período de 1900 a 1986, o interesse acadêmico pela previsão e modelagem em questão é constatado pelo crescente número de publicações sobre *forecasting* nos Estados Unidos da América. Leal (2007), em um estudo do Banco Central Europeu, destaca a necessidade de obtenção de técnicas de previsões econômicas e fiscais cada vez mais consistentes e acuradas para subsidiar as decisões dos governantes, afirmando que "*a previsão de receitas fiscais é mais do que uma ciência, é uma arte que deve ser aperfeiçoada com o uso de indicadores de eficiência e análises políticas.*"

No Brasil, de acordo com Corvalão (2002), somente a partir de 1994 encontram-se trabalhos econométricos relevantes sobre o assunto, aplicados à estimação e à previsão de receitas fiscais.

¹ (Lei 4.320/64 e Lei 101/2000-LRF)

Nesse contexto, os modelos de previsão das receitas tributárias assumem um papel de destaque e devem servir como referência para as atividades dos gestores públicos. As atividades de previsão dos impostos devem possuir características especiais e seguras, pois servem de apoio para os formuladores de política pública e econômica. Assim, as previsões devem caracterizar-se pela precisão ou acurácia de seus resultados e pela confiabilidade estatística dos modelos empregados para gerar as previsões. Portanto, estabelecidas essas motivações, temos o objetivo principal do estudo, que é desenvolver um método de previsão baseado em modelos estatísticos e econométricos, direcionados a arrecadação das receitas tributárias próprias para o município de Curitiba. Compreendem essas receitas o imposto sobre serviços, ISS; sobre a transmissão onerosa intervivos de bens imóveis, ITBI; o imposto sobre propriedade predial e territorial urbano, IPTU.²

Com a aprovação da Lei de Responsabilidade Fiscal – LRF (Diário Oficial da União, 05/05/2000), os gestores públicos passaram a ser cobrados objetivamente por suas práticas tributárias. O rigor imposto pela LRF fez com que se exigisse dos técnicos previsões mais acuradas das receitas futuras. Kohama (1998), destaca que, "*com o surgimento de novas técnicas de elaboração orçamentária, preconizando a integração do planejamento ao orçamento, os modelos de previsão das receitas tributárias tornam-se instrumentos indispensáveis para os formuladores de políticas públicas*". Assim, a literatura especializada vem destacando a importância dos modelos econométricos na previsibilidade das receitas tributárias.

A base legal para a previsão da receita é o que dispõe o artigo nº 30 da Lei 4.320/64 e o artigo 12 da Lei 101/2000.

Art.30 A estimativa da receita terá por base as demonstrações a que se refere o artigo anterior, a arrecadação dos três últimos exercícios, pelo menos, bem como as circunstâncias de ordem conjuntural e outras, que possam afetar a produtividade de cada fonte de receita. (Lei 4.320/64).

Art.12 As previsões de receita observarão as normas técnicas e legais, considerarão os efeitos das alterações na legislação, da variação de preços, do crescimento econômico ou de qualquer outro fator relevante e serão acompanhadas de demonstrativo de sua evolução nos últimos três anos, da projeção para os dois seguintes àquele a que se referirem, e da metodologia de cálculo e premissas utilizadas. (Lei 101/2000)

Essa imposição institucional em relação aos municípios, define a atividade de previsão, que consiste em produzir estimativas da arrecadação de todos os tributos e contribuições administrados pela entidade municipal e demais receitas para o exercício seguinte. Então, pode-se ter como objetivos básicos da atividade de gestão e planejamento realizar a previsão da arrecadação tributária municipal a qual não pode ser relegada a uma atividade meramente cumpridora de exigências legais. Por isso, a atividade de previsão dos tributos deve possuir características que façam dela uma ferramenta segura de apoio para a tomada de decisões futuras dos formuladores de políticas públicas, como planos de investimentos governamentais e planejamento de políticas públicas de longo prazo.

Esse trabalho, portanto, tem por objetivo principal desenvolver um método de previsão baseado em modelos estatísticos e econométricos para a previsão das receitas tributárias

² A Legislação municipal que regulamenta a arrecadação de tributos no município de Curitiba é a LC-40/2001. A Contribuição de melhoria, que consta na referida Lei Complementar, não será objeto desse estudo, haja vista não ocorrer lançamentos desse tributo desde 2004.

municipais. O método de previsão utilizado atualmente no âmbito da Prefeitura Municipal de Curitiba, denominado método de indicadores, embora intuitivo, é econometricamente limitado. Para cumprir os objetivos, foram analisados o poder preditivo do modelo autorregressivo vetorial, VAR. A análise detalhada dos procedimentos foi efetuada para a série temporal da arrecadação referentes à arrecadação das receitas tributárias próprias do município de Curitiba (ISS, ITBI, IPTU) no período de 2004 a 2014 utilizando como parâmetros de comparação para as previsões geradas pelos diferentes modelos VAR e as receitas efetivamente arrecadadas.

O presente estudo encontra-se dividido em cinco seções. Na primeira seção, é apresentada uma breve introdução ao assunto, as implicações legais, a linha de pesquisa a ser seguida e quais os modelos estudados, bem como, o objetivo e a motivação. A seguir, a revisão bibliográfica e o estado da arte em relação à previsão tributária. Na terceira seção, é discutida a metodologia econométrica utilizada e apresentado os modelos para estimação. A quarta seção dedica-se a descrever os dados utilizados e a apresentar os conjuntos de variáveis, bem como foram analisados os resultados obtidos em termos econométricos. Finalmente, na última seção as conclusões e considerações finais.

2 Revisão da Literatura

A Secretaria da Receita Federal (SRF), subordinada ao Ministro de Estado da Fazenda, tem como uma de suas finalidades (Portaria MF n.º 259, de 24 de agosto de 2001) realizar a previsão, o acompanhamento, a análise e o controle das receitas sob sua administração, bem assim coordenar e consolidar as previsões das demais receitas federais, para subsidiar a proposta orçamentária da União. Essa previsão foi feita, até meados dos anos 2000, através de uma metodologia denominada, institucionalmente, de método dos indicadores descrita detalhadamente em Siqueira (2002), Melo (2001) e ESAF(1999). A Prefeitura de Curitiba ainda utiliza esse método, porém, como demonstrado pela literatura, esse método não se beneficia dos avanços econométricos atuais em questões de previsão em séries temporais.

Para o caso do município de Curitiba, as receitas a serem estimadas, escolhidas no escopo desse trabalho, referem-se àquelas em que a Secretaria Municipal de Finanças tem influência direta em sua arrecadação. São, portanto, consideradas receitas próprias tributárias do município e plenamente administradas desde o seu lançamento, recolhimento e arrecadação. No âmbito da Secretaria Municipal de Finanças (SMF), o Imposto sobre Serviços (ISS) é administrado pelo setor de Rendas Mobiliárias e o Imposto Predial Territorial Urbano e o Imposto sobre Transmissões Intervivos (ITBI) pelo setor de Rendas Imobiliárias.³

Vários trabalhos no Brasil, a partir de 1994, começam a contribuir para o aperfeiçoamento da introdução de modelos econométricos para a previsão de receitas tributárias. No trabalho de Arraes e Chumvichitra (1996) são feitas previsões de curto prazo utilizando a série trimestral do ICMS do estado do Ceará no período de 1970 a 1995. São comparadas as previsões do modelo auto-regressivo puro com o modelo ARIMA. Ribeiro (2009), em trabalho realizado para o Instituto Jones dos Santos Neves, fornece uma metodologia com base em modelos econométricos, para projetar as receitas de ICMS do Estado do Espírito Santo.

Para análise das séries do imposto de renda, no período de julho de 1994 a dezembro de 2000, Melo (2001) propõe o emprego das metodologias ARIMA, de Box-Jenkins e alisamento exponencial de Holt-Winters sazonal aditivo, como metodologias alternativas para previsão da

³ As características desses impostos, suas alíquotas e base de cálculo, bem como a incidência e o sujeito passivo estão definidas na Lei complementar LC-40/2001 e LC-52/2004.

receita de tributos federais. Conclui que ambos os modelos geraram previsões mais acuradas que a resultante dos modelos de indicadores utilizados pela Receita Federal do Brasil.

Liebel (2004), em abordagem mais ampla do tema, aplica os principais modelos de *forecasting* para a previsão da receita gerada pelo ICMS do estado do Paraná, e elabora um método de trabalho estruturado para aplicação no contexto das receitas tributárias, destacando a importância da previsão qualitativa mediante a análise e consideração de informações sobre eventos de natureza econômica, financeira ou fiscal que possam implicar em variações no resultado da arrecadação.

Santos e Costa (2008), apresentam uma metodologia de estimação da carga tributária bruta brasileira (CTBB) e de alguns de seus principais componentes em níveis trimestrais detalhando os problemas práticos enfrentados na implementação das estimativas obtidas, porém, segundo os autores "*... as estimativas apresentadas nesse trabalho são aproximações admitidamente imperfeitas da realidade*".

A avaliação da política fiscal municipal brasileira é, de uma maneira geral, voltada para avaliar os impactos da LRF (Menezes (2005), Chieza et al.(2009), Menezes & Toneto Jr. 2006) ou mensurar a influência das transferências sobre o esforço de arrecadação tributária e o descontrole dos gastos - Postali & Rocha (2009), Orair & Alencar (2010), Queiroz & Postali (2010), Mattos et al. (2011).

Destaca-se que a influência das transferências sobre a execução orçamentária é um tema central para o aprimoramento do pacto federativo brasileiro, porém a análise em relação à arrecadação própria de cada município nos mostra o quanto pode ser sustentável o modelo de financiamento das finanças públicas locais ou não.

Atualmente, há muitos municípios que sobrevivem quase que exclusivamente das transferências Federais e Estaduais dos fundos de participação, sendo que estes municípios carregam o custo de uma administração pública e, principalmente, tributária ineficientes.

Para Friedman (1978), os gastos públicos se acomodam, para cima ou para baixo, de acordo com o tamanho da carga tributária. A mesma relação causal resulta da teoria de que os burocratas procuram maximizar o orçamento e não expandem os gastos devido a limites de endividamento (Niskanen 1971). Peacock & Wiseman (1979) afirmam que, as despesas públicas crescem em épocas de crises econômicas, sendo o equilíbrio fiscal atingido posteriormente através do aumento na arrecadação. Para Barro (1979), os gastos públicos são exógenos e determinam a arrecadação, que é distribuída ao longo do tempo. Mendonça et. al. (2013) busca modelar as séries individuais para uma amostra de tributos que corresponde por cerca de 80% da carga tributária bruta brasileira. Para isso, usou um modelo linear dinâmico bayesiano com parâmetros variáveis.

Holtz, Eakin et al. (1988), utilizam VAR com dados empilhados, o que permite lidar com formas bastante gerais de dinâmica nos dados. Entre as aplicações do VAR-painel estão os estudos que investigam a dinâmica orçamentária municipal - Holtz-Eakin et al. (1989), Dahlberg & Lindstrom (1998), Santolin et al. (2009). A ênfase reside na aplicação de uma sequência de testes de hipóteses, que procuram examinar a estabilidade no comportamento fiscal das prefeituras diante de choques, o tamanho da dinâmica nos dados, a influência das transferências sobre receitas tributárias e despesas agregadas, bem como confrontar certas teorias fiscais.

O uso do VAR para análise de sistemas econômicos dinâmicos é devida ao influente trabalho de Sims (1980). Stock e Watson (2001) abordam com propriedade e de forma didática o uso do VAR. A forma reduzida e a recursiva consagraram-se como bom instrumento estatístico para sumarizar os comovimentos entre as variáveis envolvidas no modelo e para fazer previsões.

A modelagem de séries tributárias não é inédita na literatura brasileira ver, por exemplo, Hernández (1998), Portugal e Portugal (2001). Contudo, o presente estudo adiciona algumas contribuições à literatura sobre previsão de impostos no Brasil ao inserir o arcabouço relacionado ao estudo das séries temporais no rol de ferramentas disponíveis para a previsão de receitas tributárias municipais.

3 Metodologia

O Modelo de Vetores Autorregressivos (VAR) é uma extensão de uma regressão univariada para um ambiente multivariado, onde cada equação definida pelo VAR é uma regressão por mínimos quadrados ordinários de determinada variável em variáveis defasadas de si própria e de outras variáveis componentes do modelo. Os modelos econômicos normalmente utilizam diversas variáveis o que torna os modelos univariados, como AR e ARIMA por exemplo, limitados.

O modelo VAR pode ser expresso por,

$$X_t = A_0 + A_1X_{t-1} + \dots + A_pX_{t-p} + B_0Z_1 + B_1Z_{t-1} + \dots + B_pZ_{t-p} + e_t$$

onde:

A_0 é o vetor de termos de intercepto; A_1, \dots, A_p são matrizes $N \times N$ de coeficientes que relacionam valores defasados das variáveis endógenas. B_0, \dots, B_p são matrizes $N \times N$ que relatam valores atuais e defasados de variáveis exógenas; e_t é uma vetor $N \times 1$ de erros.

Para selecionar o melhor modelo VAR, são calculados os critérios de informações Schwarz (SC), Akaike (AIC) e Hannan-Quin (HQ), os quais são importantes para determinar a ordem p de defasagens a serem incluídas no modelo. Assim, como estes critérios levam em consideração a soma dos quadrados dos resíduos, o número de observações e de estimadores do parâmetro, temos que quanto menor forem os valores, melhor será o modelo.

Foi aplicado o teste de Phillips - Perron, conhecido na literatura como teste PP, uma generalização do teste de Dickley - Fuller para os casos em que os erros são correlacionados e, possivelmente, heterocedásticos. Então, a seguinte regressão:

$$\Delta y_t = \beta_1 + \beta_2 t + \delta y_{t-1} + \sum_{i=1}^m \alpha_i \Delta y_{t-i} + \varepsilon_t$$

Neste caso, a estatística Z é calculada por:

$$Z = n\hat{\delta}_n - \frac{n^2\hat{\sigma}^2}{2s_n^2} \left(\hat{\lambda}_n^2 - \hat{\gamma}_{0,n} \right)$$

onde,

$$\hat{\gamma}_{j,n} = \frac{1}{n} \sum_{i=1+j}^n r_i r_{i-j}$$

$$\hat{\lambda}_n^2 = \hat{\gamma}_{0,n} + 2 \sum_{j=1}^q \left(1 - \frac{j}{q+1}\right) \hat{\gamma}_{j,n}$$

$$s_n^2 = \frac{1}{n-k} \sum_{i=1}^n r_i^2$$

em que r_i representa o resíduo em y_i utilizando estimadores de mínimos quadrados, k é o número de covariáveis na regressão e, q é o número de defasagens utilizadas para calcular $\hat{\lambda}_n^2$.

Note que Z trata-se de uma ajuste na estatística de Dickley - Fuller. Caso o processo seja não correlacionado tem-se covariâncias nulas e neste caso, $\hat{\lambda}_n^2 = \hat{\gamma}_{0,n}$. Se o processo não for heterocedástico caso em que $se(\delta) = 1/n$ e então Z é dada por

$$Z = n\hat{\delta} = \frac{\hat{\delta}}{se(\hat{\delta})}$$

isto é, Z é a estatística de Dickley - Fuller e portanto, tem a mesma distribuição da estatística do teste ADF, calculada por Dickley - Fuller através de simulação de Monte Carlo.

O teste de Dickley-Fuller Aumentado é conhecido na literatura como teste ADF (Augmented Dickley-Fuller) e requer o estudo sobre a seguinte regressão:

$$\Delta y_t = \beta_1 + \beta_2 t + \delta y_{t-1} + \sum_{i=1}^m \alpha_i \Delta y_{t-i} + \varepsilon_t$$

onde β_1 é o intercepto, também denominado como drift da série; β_2 é o coeficiente de tendência; δ é o coeficiente de presença de raiz unitária e m é o número de defasagens tomadas na série.

Neste caso a hipótese nula é dada por $H_0 : \delta = 0$

Aplica-se uma regressão de Δy_t em $y_{t-1}, \Delta y_{t-1}, \dots, \Delta y_{t+p-1}$ onde é obtida a estatística T dada por

$$T = \frac{\hat{\delta}}{se(\hat{\delta})}$$

onde $\hat{\delta}$ é um estimador para δ e, $se(\hat{\delta})$ é um estimador para desvio padrão do erro de δ .

Os valores críticos da estatística T foram tabelados por Dickley e Fuller através de simulação Monte Carlo e variam nos casos de presença somente de intercepto, presença somente de tendência e presença de ambos.

Para a rodar os modelos VAR foi utilizada a programação do script em "R" conforme apresentada no trabalho de Pfaff (2008) com as adaptações necessárias em relação ao número de variáveis e a modelagem pretendida. Os comandos fazem parte dos pacotes "vars" e "urca" e os script's, constantes do apêndice deste trabalho e representam a linha de programação padrão para cada modelo VAR utilizado.

Todos os resultados obtidos através da sequência de passos constam de tabelas e gráficos disponíveis no anexo para cada um dos três tributos estudados.

4 Apresentação e análise dos dados

Os dados referentes à arrecadação mensal do município de Curitiba foram fornecidos pelo sistema contábil da Prefeitura Municipal de Curitiba (PMC) e podem ser acessados através do Sistema FINBRA - SIOPE, que tratam da execução orçamentária dos municípios, pelo endereço na internet <www.tesouro.fazenda.gov.br/pt_PT/contas-anuais>. A série temporal de janeiro de 2004 até dezembro de 2014 tem periodicidade mensal e compreende os três tributos (ITBI, IPTU e ISS), sendo tomados pelo valor líquido arrecadado (efetivamente recolhido aos cofres do município).

Para a modelagem, a arrecadação está linearizada pelo logaritmo natural, e busca captar as elasticidades parciais entre as variáveis. Assim cada série temporal, de cada imposto imposto, está representada pela variável do logaritmo da série temporal: logaritmo da série sobre impostos sobre serviços (LN.ISS), logaritmo da série dos impostos sobre propriedade predial e territorial urbana (LN.IPTU) e também sobre os impostos de transmissão de propriedade intervivos (LN.ITBI), sendo estas as variáveis dependentes para cada modelo.

As variáveis explicativas presentes no modelo são a variação do índice de preços ao consumidor amplo (IPCA), o índice de preços ao consumidor amplo para habitação (IPCAH), ambas divulgadas pelo Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE); a variação da taxa de câmbio nominal (TXCBNOM) e da taxa básica de juros (SELIC), divulgadas pelo Banco Central do Brasil (BC); a variação da taxa de desconto de financiamentos imobiliários (TXDES) e o logaritmo natural da variação do produto interno bruto (LNPIB), também fornecidos pelo IBGE. Para o ISS serão incluídas as variáveis explicativas já mencionadas, exceto IPCAH e TXDESC.⁴

Tabela 1 – Resumo Estatística Descritiva das Séries Temporais

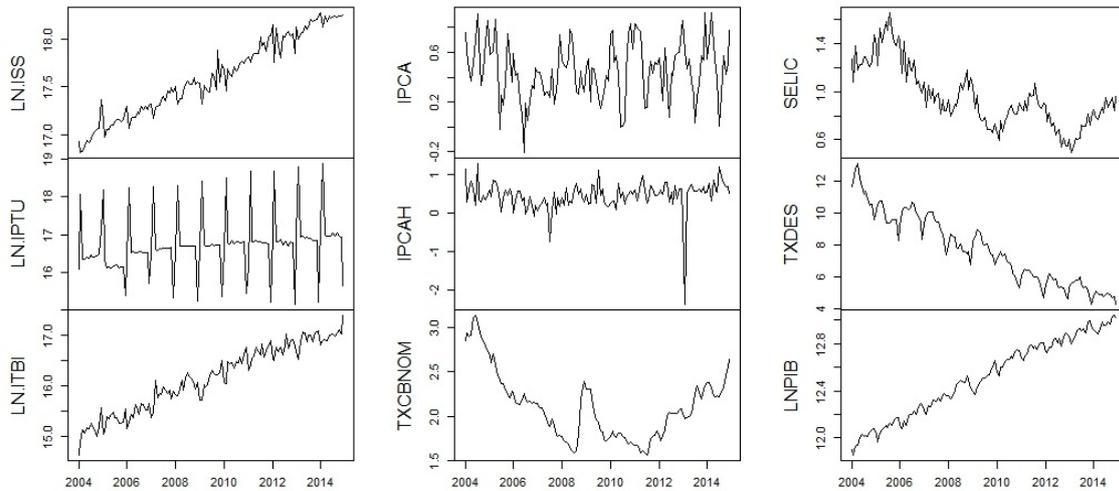
Estatística	LN.ISS	LN.IPTU	LN.ITBI
Mínimo	16,81	15,15	14,62
1º Quartil	17,29	16,50	15,56
Mediana	17,55	16,70	16,19
Média	17,60	16,71	16,15
3º Quartil	18,02	16,85	16,75
Máximo	18,27	18,87	17,39

	IPCA	IPCAH	TXCBNOM	SELIC	TXDES	LNPIB
Mínimo	-0,21	-2,38	1,56	0,49	4,30	11,85
1º Quartil	0,28	0,28	1,79	0,78	5,77	12,22
Mediana	0,46	0,47	2,07	0,90	7,60	:12,52
Média	0,45	0,44	2,11	0,95	7,72	:12,51
3º Quartil	0,59	0,62	2,29	1,09	9,60	12,80
Máximo	0,92	1,28	3,13	1,66	13,10	13,04

Para uma análise preliminar dos dados podemos nos guiar pelo quadro da estatística resumida das séries temporais, Tabela 1, bem como pela representação gráfica correspondente na Figura 1.

⁴ Para todas as Tabelas elaboradas foram adotadas as codificações para significância: 0 '***', 0.001 '**', 0.01 '*', 0.05 '.' e 0.1 ''.

Figura 1 – Gráficos das Séries Temporais



Em seguida procedemos à determinação da defasagem ótima para o VAR irrestrito para um defasagem máxima igual a cinco. Os resultados obtidos através da programação em R apresentam, na Tabela 2, os critérios de informação de Akaike (AIC); critério de informação Schwarz (BIC); critério de informação de Hannan - Quinn (HQ) e erro de predição final (FPE). De acordo com os critérios AIC e FPE o número ótimo de defasagens $p=2$ embora o critério CS indique uma defasagem $p=1$. Assim a estimação será feita com $p=2$ e o modelo VAR incluindo uma variável como constante e outra de tendência determinística para os regressores e realizando os teste com respeito ao resíduos.

Tabela 2 – Critério de Informação para seleção de defasagem do modelo VAR

AIC(p) = 2	HQ(p) = 2	SC(p) = 1	FPE(p) = 2
AIC -3,683e+01	HQ -3,519e+01	SC -3,384e+01	FPE 1,033e-16

O próximo passo foi verificar as raízes unitárias para cada série temporal, em particular, aplicando o teste de regressão Dickey-Fuller test Aumentado (ADF) descrito anteriormente na seção de metodologia. O teste ADF está resumido na Tabela 3. Podemos concluir que todas as séries empregadas são integradas de ordem um de acordo com os resultados para z com uma defasagem e p – valor em relação à estatística τ ao nível de significância de 1% com constante e tendência estocástica. A série correspondente à TXCBNOM foi calculada sem constante ou tendência e para SELIC o p – valor corresponde a z em diferença. O resultado do teste é apresentado na Tabela 3.

Antes de estimar o modelo VAR (Tabela 4) para cada imposto, foi empregado o teste para anormalidade de Jarque-Bera que tem como hipótese nula a normalidade. Assim, se o p -valor for menor do que 5% (ou 10%), $p < 0,05$ ($p < 0,10$), então rejeita a normalidade. Já se $p > 0,05$, aceita-se a normalidade. Utilizando o comando *serial.test*, no R , foi feito o teste de correlação dos resíduos para o teste de Portmanteau ajustado. No teste dos resíduos, o teste de Portmanteau estima a autocorrelação dos mesmos e calcula-se a estatística:

$$Q = n \sum_{j=1}^k r^2(a)$$

A hipótese nula é a de que os resíduos são aleatórios, e para que isso ocorra, o valor

de Q deve ser menor que o valor da abcissa da função Qui-Quadrado com $(k-p-q)$ graus de liberdade. A Figura 2, no apêndice, apresenta o diagrama para o ajuste dos resíduos e os gráficos de autocorrelação total (ACF) e parcial (PACF).

Tabela 3 – Teste de Dickey-Fuller Aumentado para Raíz Unitária

Variável	Defasagens	Valor do Teste	Valor Crítico
LN.ISS	2	-4,8377	-3,99
LN.IPTU	2	-7,5792	-3,99
LN.ITBI	2	-4,7331	-3,99
IPCA	2	-5,1929	-3,99
IPCAH	2	-5,7348	-3,99
TXCBNOM	2	-0,4773	-2,58
SELIC	2	-6,9160	-3,99
TXDES	2	-4,8893	-3,99
LNPIB	2	-5,2131	-3,99

Assim, é estimado o primeiro modelo VAR para o ISS (Tabela 4) com as variáveis endógenas : LN.ISS, IPCA, TXCBNOM, SELIC, LNPIB uma variável Determinística e uma constante com os seguintes resultados para a amostra de: tamanho da amostra: 130 Logaritmo da probabilidade: 826,83 e raízes do polinômio característico: 0,980 0,895 0,636 0,636 0,536 0,536 0,468 0,468 0,343 0,343.

Tabela 4 – Resultados da estimação da equação LN.ISS

Variáveis	Estimativa	Erro padrão	Valor de t	Pr(> t)
LN.ISS 1ªdefasagem	-0,1083	0,0966	-1,122	0,2641
IPCA 1ªdefasagem	-0,0259	0,0385	-0,674	0,5015
TXCBNOM 1ªdefasagem	-0,0701	0,1005	-0,697	0,4869
SELIC 1ªdefasagem	0,0964	0,0816	1,181	0,2398
LNPIB 1ªdefasagem	0,8674	0,2422	3,580	0,0005 ***
LN.ISS 2ªdefasagem	0,2377	0,0952	2,497	0,0139 *
IPCA 2ªdefasagem	-0,0049	0,0376	-0,132	0,8950
TXCBNOM 2ªdefasagem	0,1075	0,1045	1,029	0,3056
SELIC 2ªdefasagem	-0,0412	0,0817	-0,505	0,6144
LNPIB 2ªdefasagem	-0,0929	0,2468	-0,377	0,7071
const	5,3254	2,8217	1,887	0,0615 .
trend	0,0030	0,0019	1,597	0,1129

Erro padrão residual: 0,07673 em 118 graus de liberdade; R-Quadrado: 0,9668, R-quadrado ajustado: 0,9637; F-estatística: 312,4, em 11 e 118 DF, p-valor: <2.2e-16

Para o modelo VAR referente ao IPTU (Tabela 5) temos as variáveis endógenas: LN.IPTU, IPCA, IPCAH, TXCBNOM, SELIC, LNPIB uma variável Determinística e uma constante com os seguintes resultados para a amostra de: Tamonho da amostra: 130 , probabilidade: 543,32 e raízes do polinômio característico: 0,974 0,868 0,618 0,618 0,613 0,613 0,496 0,496 0,430 0,428 0,388 0,339.

Tabela 5 – Resultados da estimação da equação LN.IPTU

Variáveis	Estimativa	Erro Padrão	Valor de t	$\Pr(> t)$
LN.IPTU 1ªdefasagem	-0,0026	0,0823	-0,032	0,9747
IPCA 1ªdefasagem	0,2947	0,2500	1,179	0,2410
IPCAH 1ªdef asagem	0,0322	0,1327	0,243	0,8084
TXCBNOM 1ªdefasagem	-0,8221	0,6565	-1,252	0,2130
SELIC 1ªdefasagem	2,7132	0,5221	5,196	8,81e-07 ***
LNPIB 1ªdefasagem	-9,8967	1,6548	-5,980	2,52e-08 ***
LN.IPTU 2ªdefasagem	-0,4643	0,0791	-5,866	4,30e-08 ***
IPCA 2ªdefasagem	-0,0907	0,2538	-0,357	0,7214
IPCAH 2ªdefasagem	-0,0186	0,1311	-0,142	0,8872
TXCBNOM 2ªdefasagem	0,4313	0,6822	0,632	0,5285
SELIC 2ªdefasagem	-3,1904	0,5440	-5,864	4,34e-08 ***
LNPIB 2ªdefasagem	3,5197	1,6289	2,161	0,0328 *
const	101,758	19,080	5,333	4,83e-07 ***
trend	0,055	0,012	4,456	1,93e-05 ***

Erro padrão residual: 0.5013 em 116 graus de liberdade R-Quadrado: 0.4927, R-Quadrado ajustado: 0.4358 F-statística: 8.666 em 13 e 116 DF, p-valor: 4.237e-12

E finalmente estimando para o ITBI (Tabela 6) com as variáveis endógenas: LN.ITBI, IPCA, IPCAH, TXCBNOM, SELIC, TXDES, LNPIB uma variável Determinística e uma constante com os seguintes resultados para a amostra de: Tamanho da amostra:130, probabilidade: 755,639 raízes do polinômio característico:0,9879 0,8925 0,7329 0,7329 0,5307 0,5188 0,5188 0,4687 0,4687 0,3153 0,3153 0,21 0,21 0,07463 .

Para ilustrar e complementar a estimação, apresentamos para o ITBI a matriz de covariância para os resíduos (Tabela 7)⁵ juntamente com a matriz de correlação para os resíduos (Tabela 8).

A estabilidade dos modelos então é testada através da soma cumulativa dos resíduos recursivos. A técnica é indicada para dados de séries temporais e pode ser usada, mesmo quando há incerteza sobre quando pode ter havido uma quebra estrutural. A hipótese nula, é que o coeficiente de um vetor β , é o mesmo para todo o período; e a hipótese alternativa é que há um distúrbio na variância. É um teste geral e não requer uma especificação, a priori, de quando ocorrerá uma quebra estrutural. O teste de estabilidade *CUSUM* é aplicado então:

$$CUSUM = \sum_{r=k+1}^t w_r/s$$

, para $t = k + 1, \dots, T$. Onde: w = resíduos recursivos; s = erro padrão da regressão para todos os T pontos da amostra. Foram plotados os gráficos para cada variável conforme ilustrado para o caso do modelo ITBI na Figura 3.

Obtem-se também as respostas aos impulsos para cada variável. A função de resposta ao impulso define o efeito do choque exógeno de uma perturbação aleatória sobre os valores presentes e passados das variáveis endógenas. Assim temos que a função resposta a impulso ortogonalizada, baseada no VAR(p) pode ser calculada diretamente dos parâmetros do VAR(p) não triangular como se segue. Primeiramente, decompõe-se a matriz de covariância residual

⁵ As Tabelas 7, 8 e 9, bem como os gráficos constantes das Figuras 2, 3 e 4, encontram-se no apêndice deste trabalho.

Tabela 6 – Resultados da estimação da equação LN.ITBI

Variáveis	Estimativa	Erro padrão	Valor de t	$\Pr(> t)$
LN.ITBI 1ªdefasagem	0,2524	0,1243	2,029	0,0447 *
IPCA 1ªdefasagem	0,0765	0,0649	1,180	0,2406
IPCAH 1ªdefasagem	0,0291	0,0334	0,871	0,3855
TXCBNOM 1ªdefasagem	-0,2906	0,1639	-1,773	0,0789 .
SELIC 1ªdefasagem	-0,4546	0,1473	-3,086	0,0025 **
TXDES 1ªdefasagem	0,0979	0,0362	2,705	0,0078 **
LNPIB 1ªdefasagem	1,1341	0,4548	2,493	0,0140 *
LN.ITBI 2ªdefasagem	-0,2709	0,1020	-2,655	0,0090 **
IPCA 2ªdefasagem	0,0465	0,0620	0,750	0,4548
IPCAH 2ªdefasagem	-0,0262	0,0320	-0,817	0,4156
TXCBNOM 2ªdefasagem	0,1356	0,1688	0,804	0,4232
SELIC 2ªdefasagem	0,4792	0,1448	3,308	0,0012 **
TXDES 2ªdefasagem	0,0170	0,0363	0,469	0,6402
LNPIB 2ªdefasagem	0,5072	0,4905	1,034	0,3033
const	-5,303	5,381	-0,986	0,326
trend	0,008	0,003	2,655	0,009 **

Erro padrão residual: 0.1242 em 114 graus de liberdade R-Quadrado: 0.9662, R-Quadrado ajustado: 0.9618 F-statística: 217.6 em 15 e 114 DF, p-valor: < 2.2e-16

como:

$$\sum = ADA'$$

A é um matriz triangular inferior invertível com 1's ao longo da diagonal e D é uma matriz diagonal com elementos diagonais positivos. Em seguida, define os erros estruturais como:

$$\eta_t = A^{-1}a_t$$

Estes erros estruturais são ortogonais por construção, uma vez que:

$$var(\eta_t) = A^{-1} \sum (A^{-1})' = A^{-1}ADA'(A^{-1})' = D$$

e pode ser escrita como:

$$X_t = \mu = AA^{-1}a_t + \Psi_1AA^{-1}a_{t-1} + \Psi_2AA^{-1}a_{t-2} + \dots = \mu = \Theta_0\eta_t + \Theta_1\eta_{t-1} + \Theta_2\eta_{t-2} + \dots$$

em que $\Theta_j = \Psi_j$.⁶

Para demonstrar o comportamento quanto ao impulso, os resultados são apresentados através dos gráficos da Figura 4. É fácil perceber que, como esperado, o comportamento é positivo ao aplicarmos o choque de um desvio padrão, com um intervalo de confiança de 95% às variáveis explicativas, para a variável dependente, exceto quando o choque se dá na nas variáveis SELIC e TXCBNOM.

São testados a seguir a causalidade a partir do teste de Hipótese de Granger, às relações de causalidade, comprovado pelo teste que retorna os resultados de Granger para a hipótese H_0 : LN.ITBI não possui relação de causalidade em relação às variáveis: IPCA, IPCAH,

⁶ Script de linguagem R para impulso `irf(var2, impulse =, response =,)`

TXCBNOM, *SELIC*, *TXDES* e *LNPIB* com os resultados para $F-Test = 2.6489$, $df1 = 12$, $df2 = 798$, $p - valor = 0.001733$

Não há causalidade instantânea entre: *LN.ITBI*, *IPCA*, *IPCAH*, *TXCBNOM*, *SELIC*, *TXDES*, *LNPIB* com resultados para $qui-quadrado = 41.8875$, $df = 6$, $p-valor = 1.935e-07$

Por fim, é verificada a decomposição da variância para dez passos à frente também demonstrando para a variável dependente *LN.ITBI* ⁷ com os resultados dispostos na Tabela 9. Percebe-se que a variável dependente *LN.ITBI* tem seu poder de explicação autorregressivo decrescente a partir do 2º passo sendo que no 10º passo está em 68,50%. Quanto às variáveis explicativas, a partir do 3º passo há uma elevação e manutenção do poder explicativo, embora baixo em relação à própria variável dependente e decrescente a medida que se afasta do ponto de partida. Os valores estimados pelo modelo, bem como a previsão que pode ser obtida corrobora a utilidade e eficiência desse tipo de modelo como ferramenta de previsão e análise de cenários econômicos relacionados aos ambientes tributários.

5 Conclusões

O modelo VAR de previsão para a arrecadação das receitas próprias tributárias do município de Curitiba apresentado mostrou-se estatisticamente robusto e de fácil aplicação. Como modelo alternativo pode representar uma significativa melhora na precisão e acurácia em termos de redução das disparidades entre a arrecadação efetiva e a estimada, principalmente em relação aos métodos atualmente utilizados. As variáveis que impactam a arrecadação dos tributos municipais e o seu comportamento devido à choques na atividade econômica podem ser facilmente visualizados em gráficos e tabelas, proporcionando um panorama sistematizado que pode ser utilizado para a avaliação de cenários levando em conta o grau de ajuste entre as variáveis e sua correlação. Para o ISS o modelo apresentou baixa aderência, sendo que apenas a variável *LNPIB* e a própria defasagem de *LN.ISS* mostraram-se significativas, diferentemente do apresentado para *IPTU* e *ITBI* em que quase todas as variáveis apresentaram níveis de significância satisfatórios. Para estudos posteriores, em relação aos três impostos, pode ser relevante a adoção de variáveis de controle sazonais, bem como a utilização de variáveis relativas ao nível de cada atividade relacionada ao lançamento tributário específico para o setor de serviços, como forma de aprimorar o modelo para esse imposto.

Referências

AMSTRONG, J. Scott. "Research needs in forecasting." *International Journal of Forecasting* 4.3 (1988): 449-465.

ARRAES, R. A. e CHUMVICHITRA, P. Modelos Autoregressivos e Poder de Previsão: Uma Aplicação com o ICMS. Texto para Discussão n° 152. Programa de Pós-Graduação em Economia, Universidade Federal do Ceará, 1996.

BARRO, R. (1979), 'On the determination of public debt', *Journal of Political Economy* 87(5), 940-971.

⁷ Rotina em programação R para decomposição da variância n passos a frente $f_{evd} < -f_{evd}(var2, n.ahead)$

BUENO, Rodrigo S. *Econometria de Séries Temporais*, Cenage Learning, 2ª edição, 2001.

BRASIL, Lei Federal n. 4320, de 17 de março de 1964 . Estatui Normas Gerais de Direito Financeiro para Elaboração dos Orçamentos e Balanços da União, dos Estados, dos Municípios e do Distrito Federal.

BRASIL, Lei Complementar n. 101, de 4/5/2000, Estabelece Normas de Finanças Públicas Voltadas para a Responsabilidade Fiscal e Dá Outras Providências.

BRASIL, MF, Portaria MF n ° 259, de 24 de Agosto de 2001 Aprova o Regimento Interno da Secretaria da Receita Federal. <http://www.receita.fazenda.gov.br/legislacao>.

CHIEZA, R., Araújo, J. & Junior, G. S. (2009), 'Impactos da Lei de Responsabilidade Fiscal sobre os componentes da despesa dos municípios gaúchos: análise econométrica', *Ensaio FEE* 30,363-390.

CORVALÃO, Eder Daniel. Previsão da arrecadação do imposto sobre circulação de mercadorias e serviços em Santa Catarina: aplicação da abordagem geral para específico em modelos dinâmicos. 2002. Tese de Doutorado. Universidade Federal de Santa Catarina, Centro Tecnológico. Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção.

CURITIBA, Lei Complementar n° 40, de 18 de dezembro de 2001. Dispõe sobre os tributos municipais e dá outras providências.(Código Tributário Municipal), Lei Complementar n° 52, de 10 de novembro de 2004. Altera dispositivos da legislação tributária do Município e dá outras providências, <http://www.curitiba.pr.gov.br/legislacao>.

DAHLBERG, M. & Johansson, E. (1998), 'The revenues-expenditure nexus: panel data evidence from Swedish municipalities', *Applied Economics* 30,1379-1386.

FRIEDMAN, M. (1978), 'The limitations of tax limitation', *Policy Review* 5,7-14.

HÈRNANDEZ, B. , 'Um modelo econométrico da conta corrente do governo no Brasil: 1951/95', (543), 1998.

HOLTZ-EAKIN, D., Newey, W. & Rosen, H. (1989), 'The revenues-expenditure nexus: evidence from local government data', *International Economic Review* 30(3),415-429.

KOHAMA, Heilio. *Contabilidade pública*. 6. ed. São Paulo: Atlas, 1998.

LEAL, Tereza et al. *Fiscal Forecasting: Lesson from Literature and Challenges*. European Central Bank (ECB), Research Paper Series - Working Papers nr.843, dezembro, 2007.

LIEBEL, M. J. *Previsão de Receitas Tributárias: O Caso do ICMS no Estado do Paraná* . Mestrado Universidade Federal do Rio Grande do Sul, 2004.

Mattos, E., Rocha, F. & Arvate, P. (2011), 'Flypaper effect revisited: evidence for tax collection efficiency in Brazilian municipalities', *Estudos Económicos* 41(2), 239-267.

MENEZES, R. (2005), 'Impactos da Lei de Responsabilidade Fiscal sobre os componentes da despesa dos municípios brasileiros', Brasília: ESAF. 64 p. Monografia premiada em 1º lugar no X Premio Tesouro Nacional - 2005, Lei de Responsabilidade Fiscal.

MENEZES, R. & Toneto Jr., R. (2006), 'Regras fiscais no Brasil: a influência da LRF sobre as categorias de despesa dos municípios', Planejamento e Políticas Públicas (29),7-37.

MENDONÇA, Mário Jorge Cardoso de; SACHSIDA, Adolfo and MEDRANO, Luis Alberto Toscano. Um modelo econométrico para previsão de impostos no Brasil. Econ. Apl. [online]. 2013, vol.17, n.2, pp. 295-329.

NISKANEN, W. (1971), Bureaucracy and representative government, Aldine-Atherton, Chicago.

ORAIR, R. & Alencar, A. (2010), 'Esforço fiscal dos municípios: indicadores de condicionalidade para o sistema de transferências intergovernamentais', Brasília: ESAF. 60 p. Monografia premiada em 1º lugar no XV Prêmio Tesouro Nacional - 2010, Tópicos especiais de finanças públicas.

PEACKOK, A. & Wiseman, J. (1979), 'Approaches to the analysis of government expenditure growth', Public Finance Quarterly 7(1),3-23.

PFAFF, B. (2008). VAR, SVAR and SVEC Models: Implementation Within R Package vars." Journal of Statistical Software, 27 (4). URL <http://www.jstatsoft.org/v27/i04/>.

POSTALI, F. & Rocha, F. (2009), 'Resource windfalls, fiscal effort and public spending: evidence from Brazilian municipalities', XXXVII Encontro Nacional de Economia, Foz do Iguaçu, Paraná. 16 p. Trabalho apresentado na reunião anual da Associação Nacional dos Centros de Pós-Graduação em Economia, 2009.

QUEIROZ, C. & Postali, F. (2010), 'Rendas do petróleo e eficiência tributária dos municípios brasileiros', XXXVIII Encontro Nacional de Economia, Salvador, Bahia. 18 p. Trabalho apresentado na reunião anual da Associação Nacional dos Centros de Pós-Graduação em Economia, 2010.

RIBEIRO, Lívio. Modelos Mensal e Trimestral para Projeção de Arrecadação do ICMS para o Estado do Espírito Santo. Instituto Jones dos Santos Neves. Texto para Discussão no.10. Vitória-ES, 2009.

ROSSI, José W. Econometria e séries temporais com aplicações a dados da economia brasileira, LTC, Rio de Janeiro, 2014.

Santolin, R., Jayme Jr., F. & Reis, J. (2009), 'Lei de Responsabilidade Fiscal e implicações na despesa de pessoal e de investimento nos municípios mineiros: um estudo com dados em painel dinâmico', Estudos Econômicos 39(4),895-923.

SANTOS, C. H. M. e Costa, F. R. (2008), 'Uma metodologia de estimação da carga tributária bruta brasileira em níveis trimestrais', Economia Aplicada 12(4), 581-606.

SCHETTINI, Bernardo P. Análises da dinâmica orçamentária dos municípios brasileiros: uma aplicação da metodologia VAR com dados empilhados. Economia Aplicada, v. 16, n. 2, p. 291-310, 2012.

SIMS, Christopher A. Macroeconomics and Reality. *Econometrica*, v. 48, n. 1, p. 1-48, 1980.

SIQUEIRA, MARCELO LETTIERI. Modelos de séries temporais para a previsão da arrecadação tributária federal. 2002.

STOCK, James H.; WATSON, Mark W. Forecasting output and inflation: the role of asset prices. National Bureau of Economic Research, 2001.

Apêndice

1 - Comandos utilizados em linguagem *R* e que fazem parte dos pacotes "vars" e "urca":

```
var(y, p = 1, type = c("const", "trend", "both", "none"), season = NULL, exogen =  
NULL, lag.max = NULL, ic = c("AIC", "HQ", "SC", "FPE"))
```

```
svar(x, estmethod = c("scoring", "direct"), Amat = NULL, Bmat = NULL, start =  
NULL, max.iter = 100, conv.crit = 1e - 07, maxls = 1, lrtest = TRUE, ...)
```

```
svec(x, LR = NULL, SR = NULL, r = 1, start = NULL, max.iter = 100, conv.crit =  
1e - 07, maxls = 1, lrtest = TRUE, boot = FALSE, runs = 10
```

```
vec2var(z, r = 1)
```

2 - Estrutura utilizada na programação deste trabalho seguiu os os seguintes passos:

- definimos as defasagens através do comando "varselect e obtemos os resultados para a análise de critérios AIC, HQ, SC e FPE;
- com o comando `normality.test()` obtemos o teste para anormalidade com os resultados para JB-Test (multivariate), Skewness only (multivariate) e Kurtosis only (multivariate);
- utilizando o comando `serial.test` obtemos o teste de correlação dos resíduos para o teste de Portmanteau Test (adjusted);
- a seguir passamos ao teste Augmented Dickey-Fuller Test Unit Root Test para verificar a raiz unitária de cada variável do modelo;
- então passamos a rodar os modelos em sequência conforme os script's já mencionados anteriormente;
- a estabilidade dos modelos é testada através do comando `stability` e são plotados os gráficos para cada variável;
- obtemos também as respostas aos impulsos para cada variável com a rotina `irf(var2, impulse = , response = ,)`;
- são testados a seguir a causalidade a partir do teste de Hipótese de Granger causality;
- e por fim, é verificada a decomposição da variância com a rotina `fevd <- fevd(var2, n.ahead para dez passos à frente.`

Tabela 7 – Matriz de Covariância para os Resíduos - ITBI

Variáveis	LN.ITBI	IPCA	IPCAH	TXCBNOM	SELIC	TXDES	LNPIB
LN.ITBI	0,0154	-0,0003	0,0099	0,0006	0,0053	-0,0162	0,0019
IPCA	-0,0003	0,0324	0,0033	-0,0003	-0,0021	-0,0054	-0,0001
IPCAH	0,0099	0,0033	0,1289	0,0022	0,0035	-0,0096	0,0019
TXCBNOM	0,0006	-0,0003	0,0022	0,0043	0,0012	-0,0029	0,0004
SELIC	0,0053	-0,0021	0,0035	0,0012	0,0062	-0,0036	0,0011
TXDES	-0,0162	-0,0054	0,0096	-0,0029	-0,0036	0,1105	-0,0027
LNPIB	0,0019	-0,0001	0,0019	0,0004	0,0011	-0,0027	0,0008

Tabela 8 – Matriz de Correlação para os Resíduos - ITBI

Variáveis	LN.ITBI	IPCA	IPCAH	TXCBNOM	SELIC	TXDES	LNPIB
LN.ITBI	1,0000	-0,0164	0,2236	0,0827	0,5452	-0,3941	0,5254
IPCA	-0,0164	1,0000	0,0516	-0,0307	-0,1519	-0,0909	-0,0215
IPCAH	0,2236	0,0516	1,0000	0,0953	0,1247	-0,0808	0,1844
TXCBNOM	0,0827	-0,0307	0,0953	1,0000	0,2325	-0,1338	0,2199
SELIC	0,5451	-0,1519	0,1246	0,2324	1,0000	-0,1391	0,4846
TXDES	-0,3941	-0,0909	-0,0808	-0,1338	-0,1391	1,0000	-0,2816
LNPIB	0,5254	-0,0215	0,1844	0,2199	0,4847	-0,2816	1,0000

Tabela 9 – Decomposição da Variância para - ITBI

Passos	LN.ITBI	IPCA	IPCAH	TXCBNOM	SELIC	TXDES	LNPIB
1	1,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
2	0,8530	0,0147	0,0065	0,0295	0,0193	0,0379	0,0387
3	0,7723	0,0275	0,0058	0,0325	0,0361	0,0730	0,0524
4	0,7403	0,0275	0,0081	0,0419	0,0379	0,0717	0,0722
5	0,7230	0,0288	0,0088	0,0519	0,0377	0,0737	0,0757
6	0,7126	0,0290	0,0112	0,0576	0,0383	0,0720	0,0790
7	0,7051	0,0288	0,0122	0,0629	0,0403	0,0717	0,0787
8	0,6986	0,0285	0,0126	0,0673	0,0422	0,0726	0,0779
9	0,6916	0,0282	0,0128	0,0715	0,0446	0,0737	0,0773
10	0,6850	0,0279	0,0129	0,0759	0,0469	0,0742	0,0769

Figura 2 – Séries Temporais Resíduos - ACF - PACF

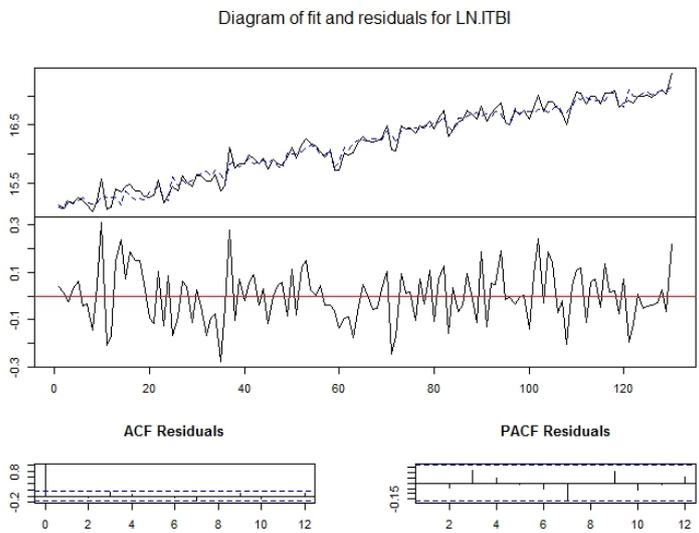
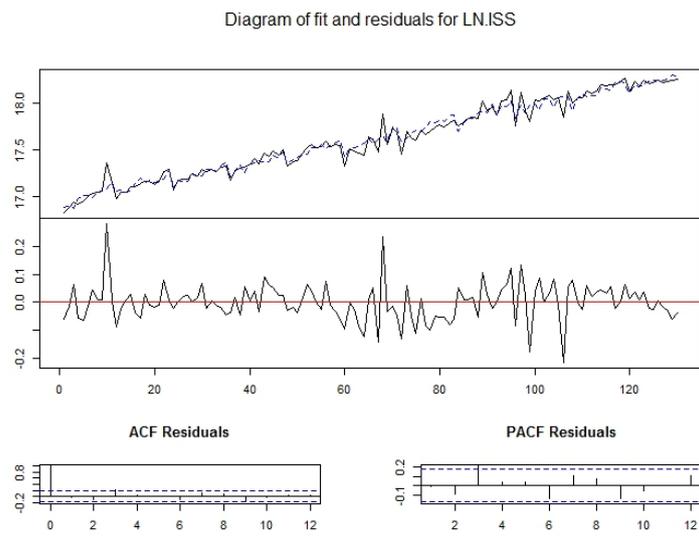
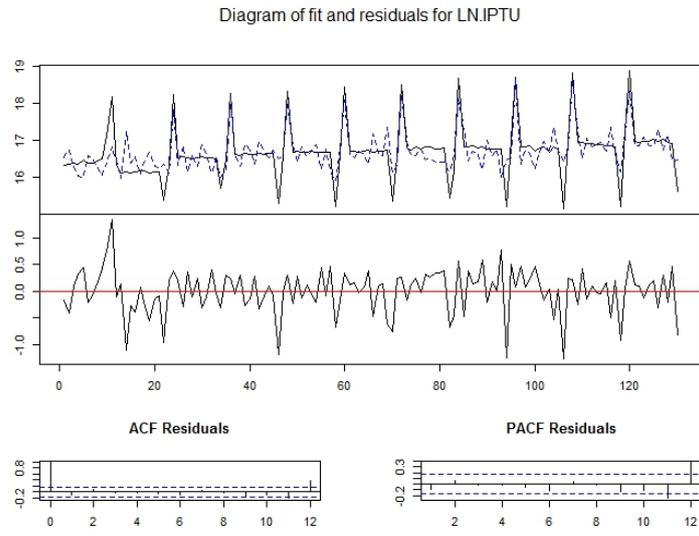


Figura 3 – Séries Temporais Estabilidade ITBI

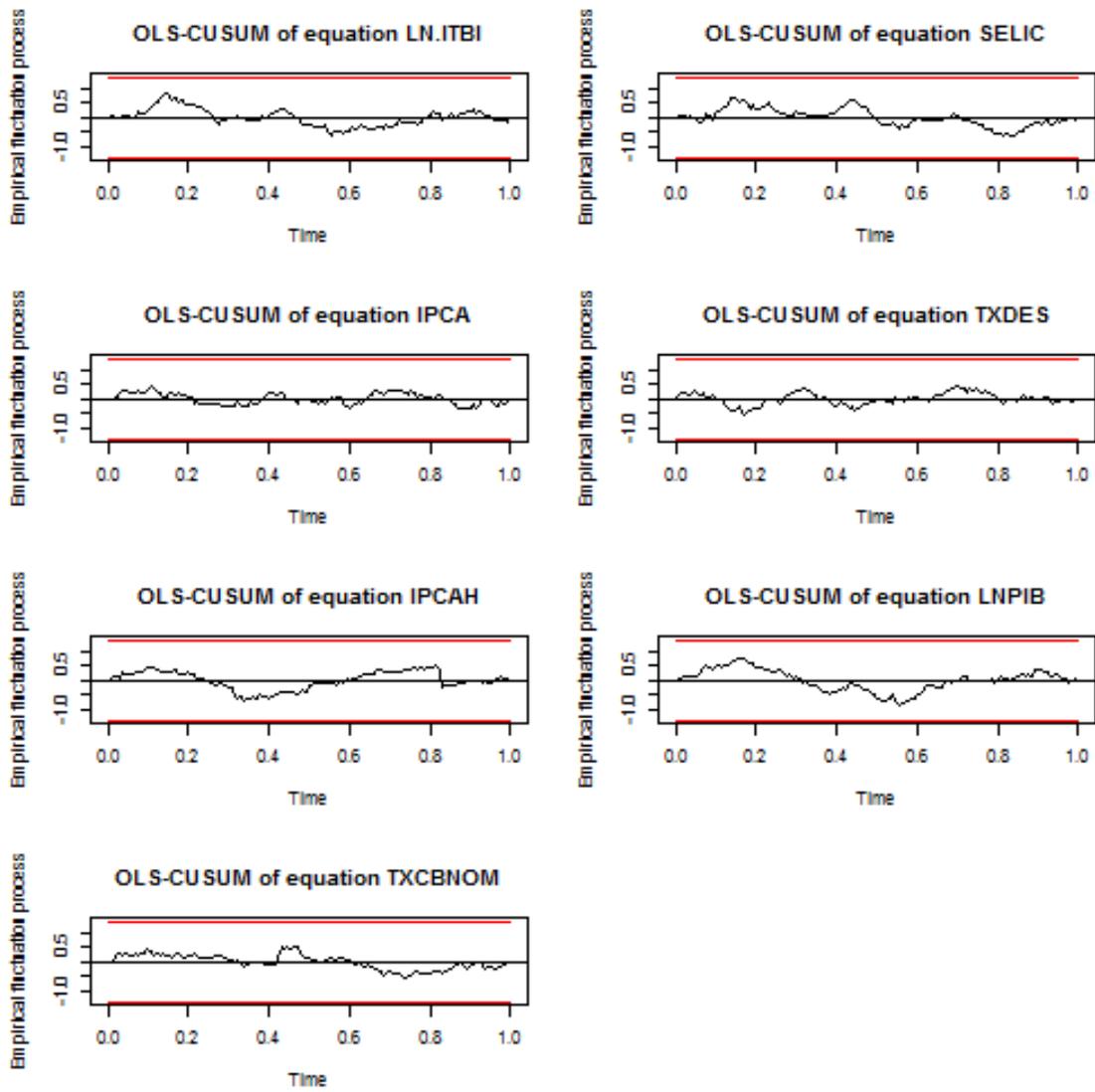


Figura 4 – Impulso ITBI

