

PREVISÃO DE RECEITAS TRIBUTÁRIAS: O ICMS DO ESTADO DO ESPÍRITO SANTO

Bernardino Josafat da Silva Castanho

Universidade Federal do Espírito Santo
josafatc@terra.com.br

Gutemberg Hespanha Brasil

Universidade Federal do Espírito Santo
ghbrasil@terra.com.br

Robert Wayne Samohyl

Universidade Federal de Santa Catarina
samohyl@yahoo.com

RESUMO

Este artigo tem como objetivo a obtenção de um modelo formal para a previsão de receitas tributárias estaduais do ICMS do Estado do Espírito Santo a partir da análise dos dados da série temporal da arrecadação no período de janeiro de 2000 a dezembro de 2009 e da composição da base de incidência tributária do imposto. Foram identificadas as características estatísticas da série do ICMS e elaboradas previsões com utilização da metodologia de Box-Jenkins, análise de intervenção e de um modelo econométrico causal com estrutura dinâmica. O desempenho preditivo dos modelos foi comparado através do erro percentual absoluto médio.

Palavras Chave: ICMS. Previsão. Impostos - Arrecadação. Modelos econométricos.

ABSTRACT

This article aims to obtain a formal model for the monthly forecast of the Value Added Taxes on sales and services (ICMS) collected by the State of Espírito Santo, derived from the term series data analysis of the tax revenue from January 2000 to December 2009 and from the composition basis of the taxation incidence of the tax. The statistical characteristics of the ICMS series were identified and forecasts were drawn up with the use of Box-Jenkins methodology and of a causal econometric model with dynamic structure. The predictive performance of the models was compared through the mean absolute percentage error (MAPE).

Keywords: ICMS. Forecasting. Tax Revenue. Econometric Models.

1. Introdução

Os órgãos governamentais administradores de tributos têm a necessidade de estimar a arrecadação fiscal anualmente ou em intervalos menores, para servir de subsídio para o planejamento orçamentário e alocação de recursos públicos para o desenvolvimento social e econômico. 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 de políticas (LEAL, 2007).

O escopo deste artigo é a economia do Estado do Espírito Santo, enfocando o total da arrecadação fiscal gerada pelo ICMS. Visa a análise da estrutura formadora da arrecadação do ICMS com base em dados extraídos do perfil da economia atual, para a elaboração de um modelo econométrico causal e também a aplicação de técnicas de *forecasting* baseadas na série histórica do imposto para a escolha do modelo que melhor servirá para previsão da arrecadação.

2. Objetivos e Justificativa

Este trabalho tem como objetivos analisar a série temporal da arrecadação do ICMS do Estado do Espírito Santo, no período de 2000 a 2009 e elaborar previsões utilizando modelos econométricos e de séries temporais visando à escolha de um modelo de previsão que melhor se ajuste às características

econômicas do ICMS no Estado. Para a composição do modelo econométrico foram identificados os setores mais relevantes da economia que, com base na teoria econômica, integram a base tributária do ICMS e influenciam diretamente a arrecadação. As eficiências dos modelos foram avaliadas pelo Erro Percentual Absoluto Médio (MAPE, sigla em inglês) da estimativa das previsões para o ano de 2010, utilizado para avaliação preditiva.

A tarefa de estimação, previsão e controle de receitas fiscais têm recebido crescente interesse acadêmico e especial atenção de políticos, autoridades monetárias, institutos de pesquisa e do público contribuinte.

A importância estratégica que a previsão de receitas representa para os órgãos de governo tem motivado a elaboração de vários trabalhos acadêmicos para o estudo da previsão de receitas públicas nos níveis federal, estadual e municipal no Brasil. A partir da Lei de Responsabilidade Fiscal, de 04/05/2000, que tornou obrigatória a previsão de receitas pelos entes públicos, observam-se no Brasil vários trabalhos sobre o tema, dentre os quais destacamos Peceguini (2001), Corvalão (2002), Siqueira (2002), Liebel (2004), Campos (2009) e Corvalão, Samohyl e Brasil (2010).

3. Características Estatísticas da Série do ICMS ES



Gráfico 1: Arrecadação do ICMS de Jan/2000 a Ago/2010

O gráfico 1 apresenta, em escala linear, o comportamento da arrecadação do ICMS-ES em valores correntes mensais para o período de jan/2000 a jun/2010. Pode-se observar uma clara tendência de crescimento, notadamente a partir de jan/2002, indicando uma provável não estacionariedade da série na média. Nos extremos do gráfico destacam-se dois períodos de aparentes choques na variância, sendo o primeiro, entre dez/2000 e jun/2001, devido a prováveis fatores conjunturais e econômicos e o segundo entre dez/2008 e mar/2009, como reflexo da crise financeira internacional iniciada em set/2008, com efeitos observados na arrecadação a partir de dez/2008, quando houve um pico de arrecadação, possivelmente potencializado pelas medidas anti-cíclicas de redução de impostos adotadas pelo governo federal. O intervalo de dez/2008 a março/2009, onde se observa grande variabilidade, caracteriza uma possível mudança estrutural na série (crise financeira internacional), o que sugere a utilização de uma modelagem especial para captar a perturbação localizada e evitar ruídos na previsão. Após a queda na arrecadação observada de jan/2009 a mar/2009, volta-se a observar a tendência de retomada do crescimento a partir do mês de abril/2009.

4. A composição da Base Tributária do ICMS

Dados relativos ao período de janeiro a agosto de 2007 indicam a seguinte composição percentual de receitas: importações 32%, substituição tributária (combustíveis, bebidas, fumo, automóveis e autopeças) 15,46%, indústria 14,28%, comércio 12,25%, energia elétrica 9,30% e comunicações 7,79%, agropecuária 2,6% e transportes 1,98. Juntos esses setores representam mais de 95% da arrecadação do ICMS no Estado do Espírito Santo e são indicadores aproximados da composição da base de incidência do imposto e estão representados no gráfico 2. O mesmo perfil aproximado ocorre de 2000 a 2009. Dados históricos extraídos do Balancete Geral/SEFAZ-ES (SEFAZ-ES, 2010), do período de jan/1999 a mar/2010 e tabelados pelo IJSN (Instituto Jones dos Santos Neves), instituição voltada para estudos e pesquisas do governo estadual, apresentam a seguinte composição percentual histórica das receitas do ICMS: Importações 31,1%, Comércio 12,3%, Indústria 12,7%, Energia

Elétrica 8,8% e Serviços de Comunicação 7,3% e Serviços de Transporte 1,6%. O que indica que a composição aproximada permaneceu nos últimos anos.

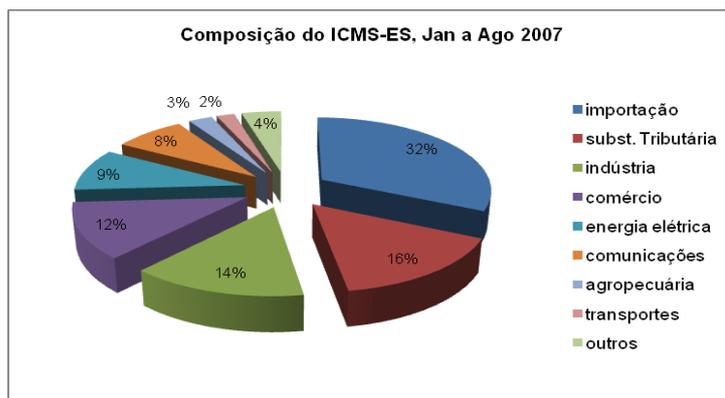


Gráfico 2: Composição do ICMS-ES, Jan a Ago 2007
Fonte : Valores extraídos do Relatório SEFAZ-ES, agosto/2007.

5. Metodologia

5.1 A Base de Dados

Os dados de séries temporais utilizados neste trabalho foram obtidos junto aos seguintes órgãos governamentais, em seus respectivos portais na internet e atualizados ao longo do ano de 2010. Comissão Técnica Permanente do ICMS (COTEPE/ICMS) do Conselho Nacional de Política Fazendária (CONFAZ), Secretaria de Estado da Fazenda do Espírito Santo (SEFAZ-ES), Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE), Banco Central do Brasil (BCB), Agência Nacional do Petróleo (ANP), Ministério do Trabalho e Emprego (MTE), IPEADATA (2010), SEFAZ-ES (2007, 2010).

5.2 Descrição das Variáveis

O gráfico 3 apresenta as séries utilizadas no estudo, com dados de jan/2000 a dez/2009. A primeira no canto superior esquerdo é a série do ICMS e segue a ordem descrita abaixo:

VIMP - Série temporal mensal do valor total das importações de bens, em US\$ (mil), realizadas pelo Estado do Espírito Santo. O setor de comércio exterior contribui para a formação de aproximadamente 30% da receita total do ICMS, de acordo com relatórios de arrecadação da SEFAZ-ES.

IPIND – Índice do nível de produção industrial do ES (2003=100). O setor industrial vem mostrando taxas de crescimento superiores às observadas nos demais estados e a participação do setor no ICMS hoje, é de aproximadamente 15% com tendência de crescimento à medida que são instalados novos projetos industriais.

IVVAR – Índice do volume de vendas total no varejo para o Estado (2003=100). Para a maioria dos produtos sujeitos ao imposto, este é integralizado no momento da venda para o consumo. Esse mecanismo de arrecadação torna o comércio varejista um expressivo setor na formação da receita do imposto; da ordem de 15%.

IVABF – Índice de vendas no varejo de alimentos, bebidas e fumo (2003=100). Expressiva fonte de receita do ICMS (16%), é proveniente do mecanismo de cobrança do imposto denominado substituição tributária, que consiste na determinação legal de responsabilizar o produtor ou o distribuidor pelo recolhimento integral do imposto antes da sua comercialização final.

VPET – Volume (m³) total de vendas de derivados do petróleo por distribuidoras para o ES.

VGAS – Volume (m³) de vendas de gasolina por distribuidoras para o ES.

VDIE – Volume (m³) de vendas de óleo diesel por distribuidoras para o ES.

Os relatórios de arrecadação disponibilizados pela SEFAZ-ES indicam a empresa Petrobrás S/A como o maior contribuinte do imposto no Estado e esse fato é refletido diretamente na receita de substituição tributária.

INEF – Do Gráfico 2 infere-se que 25% da arrecadação do ICMS pode ser atribuída a outros setores ou serviços que não dispõem de séries históricas mensais para o período amostral do estudo. Como variável *proxy* para representar esta parcela da arrecadação será utilizado o Índice do Nível de Emprego Formal do ES – INEF.

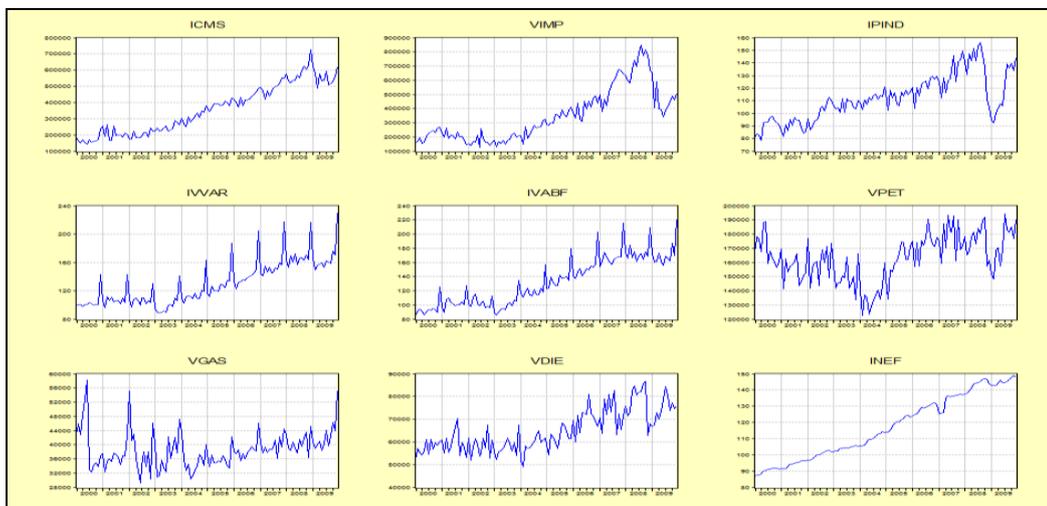


Gráfico 3: Gráficos das séries variáveis descritas

5.3 Modelagem econométrica

Visando uma maior objetividade e aprofundamento na análise do problema proposto e considerando as conclusões de pesquisas anteriores sobre o tema, foram selecionadas apenas três classes de modelos para estimação das previsões. Os modelos de Box-Jenkins, Box-Jenkins com intervenção e um modelo econométrico causal dinâmico.

Cada série explicativa foi submetida a testes para detectar a presença de raízes unitárias e o grau de integração entre elas. A verificação da presença de relações de cointegração entre as séries permitiu a elaboração de um modelo para previsões de curto prazo, baseados na teoria de Engle e Granger (1987).

Para a especificação do modelo econométrico foi empregada, inicialmente, a modelagem econométrica tradicional de regressão múltipla (GUJARATI, 2000), na definição da equação geral contendo as variáveis explicativas que, depois de submetidas ao teste de causalidade e aos critérios de significância estatística, se revelarem adequadas a integrar o modelo.

Em seguida, o modelo foi expandido com introdução de defasagens para captar a dinâmica do processo e depois reduzido empregando-se a metodologia do geral para o específico de Hendry; (GILBERT, 1990). O modelo proposto consistiu na seguinte equação (1):

$$ICMS_t = F(VIMP_t, IPIND_t, IVVAR_t, VPET_t, IVABF_t, VDIE_t, VGAS_t, INEF_t). \quad (1)$$

Considerando, por hipótese, que todas as séries sejam cointegradas, ou seja, que uma combinação linear delas apresente um modelo econometricamente estável, o modelo final poderá ser adotado como função de longo prazo do ICMS.

O modelo econométrico de longo prazo identificado, com a inclusão das variáveis explicativas defasadas e do mecanismo de correção de erros, deverá ser reduzido no processo de modelagem até a forma que atenda aos critérios estatísticos satisfatórios mediante a utilização de metodologia do geral para específico para a obtenção da equação de curto prazo (ENGLE; GRANGER, 1991).

5.4 Tratamento dos Dados

Para o tratamento dos dados, assim como para a análise e cálculo das regressões foi utilizado o software econométrico *EViews 5.1*. Os modelos econométricos são estimados pelo método dos mínimos quadrados ordinários (MQO). No caso dos modelos de Box & Jenkins, algoritmos específicos são utilizados conforme Box, Jenkins & Reinsel (2008).

Preliminarmente são observados os seguintes procedimentos nas variáveis. Estabilização da variância das séries mediante a aplicação da função logarítmica natural. Análise das possíveis restrições sobre os coeficientes, tais como sinal e valor, de acordo com o esperado pela teoria econômica e tributária. Obtenção da matriz de correlação das series defasadas até a defasagem doze para identificar a dinâmica do processo a ser retratada no modelo. A comparação da eficiência dos modelos será feita utilizando o Erro Percentual Absoluto Médio (MAPE, sigla em inglês).

6. Modelo de Box-Jenkins

A classe de modelos sazonais multiplicativos ARIMA $(p,d,q) \times (P,D,Q)_s$ ou SARIMA pode ser expressa pela seguinte expressão geral:

$$\phi(B) \cdot \Phi(B^s) \cdot (1-B)^d \cdot (1-B^s)^D Y_t = \theta_0 + \theta(B) \cdot \Theta(B^s) \cdot a_t, \text{ onde } a_t \approx RB(0, \sigma^2) \text{ (ruído branco)}$$

Observam-se neste modelo geral os componentes auto-regressivos, de médias móveis e de diferenciação simples e sazonal. A construção do modelo é baseada em um processo iterativo composto de três estágios: identificação, estimação e diagnóstico conforme (Box; Jenkins & Reinsel, 2008, cap.6).

A tabela 1 mostra os melhores modelos selecionados para o período amostral de jul/2001 a dez/2009. Note-se que a série está logaritmada e em primeira diferença simples.

Tabela 1: Avaliação dos Modelos ARIMA para dlog(ICMS)

Modelo	AIC	Modelo	AIC
(1) c ar(1)	-2,110658	(4) c ma(1)	-2,180599
(2) c ar(1) ar(2)	-2,224160	(5) c ar(1) ma(1)	-2,161482*
(3) c ar(1) ar(2) ma(1)	-2,204725*	(6) c ar(2) ma(1)	-2,164727*

Nota: c = termo constante; * contém parâmetros não significativos

Logo, com base nessas informações, constata-se que o modelo que apresenta o menor valor para o critério AIC é o modelo (2), que foi estimado na segunda fase da metodologia de Box-Jenkins.

A equação geral (2) para o modelo ARIMA c AR(1) AR(2) é mostrada abaixo, com o gráfico das previsões resultantes da modelagem, onde $Y_t = \log(ICMS)$.

$$(1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2) \cdot (1 - B) \cdot Y_t = \theta_0 + a_t, \text{ ou } (1 + 0,565 \cdot B + 0,320 \cdot B^2) \cdot (1 - B) \cdot Y_t = -0,010 + a_t$$

$$Y_t = \theta_0 + (1 + \phi_1) \cdot Y_{t-1} - (\phi_1 - \phi_2) \cdot Y_{t-2} - \phi_2 \cdot Y_{t-3} + a_t \tag{2}$$

$$ICMS_t = EXP(Y_t)$$

A tabela 2 apresenta os valores previstos pelo modelo, com os respectivos erros absolutos e percentuais. O resultado apresenta um erro percentual absoluto médio acumulado de 12,47%.

Tabela 2: Valores das previsões do modelo ARIMA: c AR(1) AR(2)

MÊS	PREVISÃO	ICMS	ERRO ABS	EPA	EPAM
jan/10	587.709,40	584.483,00	3.226,40	0,55	0,55
fev/10	598.881,10	559.227,00	39.654,10	7,09	3,82
mar/10	615.224,30	566.365,00	48.859,30	8,63	5,42
abr/10	613.952,60	594.098,00	19.854,60	3,34	4,90
mai/10	621.201,80	574.263,00	46.938,80	8,17	5,56
jun/10	629.460,30	515.454,00	114.006,30	22,12	8,32
jul/10	629.460,30	515.454,00	114.006,30	28,41	11,19
ago/10	634.489,60	494.118,00	140.371,60	21,41	12,47

EPA (MAE): Erro percentual absoluto

EPAM (MAPE): Erro percentual absoluto médio

Em muitos casos, as previsões obtidas com esse método são mais confiáveis do que as obtidas com a modelagem econométrica tradicional, especialmente para previsões de curto prazo, (GUJARATI, 2006). Neste caso observa-se que os erros médios de previsão são menores que 5% somente até dois períodos à frente. Depois atingindo a média de 12,47% para oito períodos. Esse resultado pode ser explicado pela provável mudança na estrutura da série do ICMS a partir do mês de dezembro de 2008 e por fatores conjunturais naturalmente não captados. Esse fato sugere a investigação de um modelo de intervenção a partir da constatação estatística de alterações na série, o que poderá ser avaliado pelo teste de previsão de Chow.

O teste de previsão de Chow (*Chow's forecast test*), CHOW (1960), é utilizado para testar a hipótese da estabilidade de uma equação ao longo de duas sub-amostras. A tabela 3 apresenta o resultado do teste no qual as duas estatísticas F e LR indicam a rejeição da hipótese nula, concluindo então que há uma alteração na estrutura do modelo a partir de dez/2008.

Tabela 3: Teste de Chow para o Modelo de Box-Jenkins selecionado

Chow Forecast Test: Forecast from 2008M12 to 2009M12			
F-statistic	2.522228	Probability	0.005588
Log likelihood ratio	32.94613	Probability	0.001736

7. Modelo ARIMA com Análise de Intervenção

Quando o instante e as causas das intervenções são conhecidos, é possível modelar esses choques para avaliar a sua significância para fins de previsão dos valores futuros da série.

O modelo de intervenção foi construído por inferência a partir das características do gráfico da série amostral do ICMS no período de jul/2007 a dez/2009 (gráfico 1). Período em que ficam evidentes os efeitos da crise financeira internacional na arrecadação.

Seja $X_{j,t} = \begin{cases} 0, \dots \text{para } t < T \\ 1, \dots \text{para } t \geq T \end{cases}$, uma função do tipo degrau, com $T = \text{dez}/2008$.

E $\log(\text{ICMS}) = Z_t = \sum_{j=1}^k v_j(B) \cdot X_{j,t} + N_t$ a série transformada original a ser modelada após a

análise das intervenções e $N_t = \frac{\theta_0 + (1 - \theta_3 \cdot B^3 - \theta_{14} \cdot B^{14}) \cdot a_t}{(1 - B) \cdot (1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2)}$ a série residual escolhida para o

intervalo de jul/2001 a nov/2008. Temos então o seguinte modelo geral a ser estimado para o período de jul/2001 a dez/2009 com as intervenções consideradas, (MORETIN; TOLOI, 2006), Wei (2006):

$Z_t = v(B) \cdot X_t^T + N_t$, onde T indica o momento do início da intervenção em dez/2008.

O modelo univariado pesquisado e ajustado pelo software *EViews 5.1* para representar a série residual, após a aplicação da metodologia adequada para identificação, estimação e diagnóstico, é definido pela seguinte equação (3):

$$(1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2) \cdot (1 - B) \cdot N_t = \theta_0 + (1 - \theta_3 B^3 - \theta_{14} B^{14}) \cdot a_t \quad (3) \quad \text{ou,}$$

$$(1 + 0,579 \cdot B + 0,483 \cdot B^2) \cdot (1 - B) \cdot N_t = \theta_0 + (1 + 0,351 \cdot B^3 - 0,618 \cdot B^{14}) \cdot a_t .$$

Para identificar as características e a significância dessa intervenção, foi introduzida no modelo residual obtido acima, uma função de transferência em forma de degrau para captar a perturbação observada na série original. Pela observação do gráfico do ICMS infere-se que a função deverá ter a seguinte forma: $v(B) = w_0$.

Substituindo $v(B)$ e N_t pelos seus respectivos valores tem-se (4):

$$Z_t = w_0 \cdot X_t + \frac{\theta_0 + (1 - \theta_3 \cdot B^3 - \theta_{14} \cdot B^{14}) \cdot a_t}{(1 - B) \cdot (1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2)} \quad (4)$$

Onde: $Z_t = \log(ICMS)$ e $X_t = deg$ a função tipo degrau com valores iguais a 1 a partir do mês de dezembro de 2008, instante em que a arrecadação do ICMS atingiu o seu valor máximo e começou a declinar.

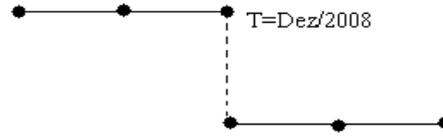
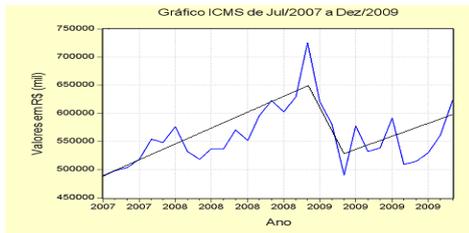


Gráfico 4: Arrecadação ICMS Jul/2007 a Dez/2008 e função intervenção.

O modelo estimado apresentou quase todos os parâmetros significativos ao nível de 5%, indicando bom grau de ajustamento e que a série poderá ser modelada mediante a introdução de uma função de transferência tipo degrau no mês de dezembro/2008, com reflexo em todos os valores seguintes.

As autocorrelações estimadas dos resíduos atestam sua adequação, pela ausência de padrões e por serem todas próximas de zero, indicando características de ruído branco. O teste LM de Breusch-Godfrey para correlação serial apresentou p-valor 0,95 para seis defasagens; o teste Arch LM para verificação de heteroscedasticidade resultou p-valor 0,80 para seis defasagens e a estatística JB apresentou p-valor de 0,12, portanto, não podemos rejeitar a hipótese nula de normalidade dos resíduos.

A tabela 4 abaixo apresenta as previsões com o modelo ajustado e os respectivos erros para o período de jan/2010 a ago/2010.

Tabela 4: Previsão com intervenção tipo degrau em dez/2008.

MÊS	PREVISÃO	ICMS	ERRO ABS	EPA	EPAM
jan/10	604.160,90	584.483,00	19.677,90	3,37	3,37
fev/10	611.158,10	559.227,00	51.931,10	9,29	6,33
mar/10	550.299,20	566.365,00	16.065,80	2,84	5,16
abr/10	556.060,10	594.098,00	38.037,90	6,40	5,47
mai/10	498.298,30	574.263,00	75.964,70	13,23	7,02
jun/10	546.150,00	515.454,00	30.696,00	5,96	6,85
jul/10	531.922,50	494.118,00	37.804,50	7,65	6,96
ago/10	499.183,70	528.081,00	28.897,30	5,47	6,77

EPA (MAE): Erro percentual absoluto
EPAM (MAPE): Erro percentual absoluto médio

Verifica-se que a introdução da função de transferência no modelo ARIMA obteve uma redução de 46% do erro de previsão EPAM (MAPE) para o período.

8. Modelo Econométrico Dinâmico

Modelos econométricos dinâmicos de séries temporais usualmente apresentam como regressores tanto variáveis explicativas defasadas quanto a variável dependente defasada.

$$Y_t = \alpha_0 + \alpha_1 \cdot Y_{t-1} + \dots + Y_{t-p} + \beta_0 X_t + \beta_1 \cdot X_{t-1} + \beta_k \cdot X_{t-k} + u_t \quad (5)$$

O modelo acima (eq. 5) é chamado de auto-regressivo com defasagens distribuídas ADL(1,1) e pode ser generalizado mediante a inclusão de outras variáveis explicativas do lado direito da equação.

Utilizando-se a notação de operador de defasagem teremos a seguinte equação (6) para o modelo generalizado:

$$A(L)Y_t = m + B_1(L).X_{1t} + B_2(L).X_{2t} + \dots + B_k(L).X_{kt} + u_t \quad (6), \text{ com,}$$

$A(L) = 1 - \alpha_1 L - \alpha_2 L^2 - \dots - \alpha_p L^p$ e $B(L) = 1 + \beta_1 L + \beta_2 L^2 - \dots - \beta_p L^p$, e onde a ordem dos operadores polinomiais de defasagem são p, q_1, q_2, \dots, q_k , para cada variável explicativa, respectivamente.

A questão crucial na construção do modelo econométrico dinâmico com defasagens distribuídas é definir quais as variáveis que devem aparecer como regressores e quais devem ser as ordens de suas defasagens, (JOHNSTON; DINARDO, 1997).

Partindo-se da definição de um modelo geral conforme a metodologia tradicional, com defasagens distribuídas, será utilizada a metodologia que ficou conhecida como geral-para-específico ou Abordagem de Hendry, que introduziu a prática da construção de modelos partindo da especificação de um modelo econométrico geral auto-regressivo com defasagens distribuídas para, mediante reduções sucessivas e análise de cointegração das séries temporais envolvidas, obter um modelo mais simples e consistente para fins de previsão econométrica.

Utilizando as séries de todas as variáveis explicativas foram aplicados os seguintes procedimentos: (i) análise da estacionariedade e da ordem de integração das séries; (ii) estimativa da equação geral de longo prazo para avaliar a significância e a coerência dos sinais dos coeficientes; (iii) teste de causalidade de Granger; (iv) teste de cointegração de Engle-Granger; (v) obtenção da equação geral reduzida, (vi) definição do modelo geral auto-regressivo com defasagens distribuídas e mecanismo de correção de erros; e (vii) obtenção da equação reduzida de curto prazo usando a metodologia de Hendry. Ver Castanho (2011) para maiores detalhes.

As séries LVIMP, LIVABF e LINEF mostraram-se estatisticamente aptas a integrarem o modelo de longo prazo caso seja verificada a relação de cointegração entre estas e a série LICMS.

A tabela 5 mostra o resultado do teste de Engle-Granger para a verificação da existência de relação de cointegração entre as séries LVIMP, LIVABF e LINEF, e a série LICMS.

Tabela 5: Teste de Cointegração de Engle-Granger

Série	t – ADF resid	p – ADF resid	d – DW - resid	Cointegrada
LVIMP	-2,253843	0,0239	0,800229	sim
LIVABF	-2,521141	0,0120	1,389073	sim
LINEF	-3,566808	0,0005	1,150922	sim

Obs.: Valores críticos EG: 1% = -2,5899, 5% = -1,9439. DW: 1% = 0,511, 5% = 0,386.

A estimação dos coeficientes e o teste ADF dos resíduos, para o modelo de longo prazo projetado a partir do intervalo de jul/2001 a dez/2009 são apresentados abaixo (tabela 6), após as reduções sugeridas:

Tabela 6: Parâmetros da Eq. de Longo Prazo e teste ADF para os Resíduos

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	1.017946	0.359189	2.834015	0.0056
LVIMP	0.093031	0.042482	2.189909	0.0309
LIVABF	0.288788	0.087821	3.288351	0.0014
LINEF	1.916289	0.169974	11.27399	0.0000

R-squared	0.950228	Mean dependent var	12.79435
Adjusted R-squared	0.948704	S. D. dependent var	0.395077
S. E. of regression	0.089479	Akaike info criterion	-1.951195
Sum squared resid	0.784640	Schwarz criterion	-1.848255
Log likelihood	103.5109	F-statistic	623.6581
Durbin-Watson stat	1.161985	Prob(F-statistic)	0.000000

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.*
RESIDEQLP(-1)	-0.420973	0.104950	-4.011180	0.0001
D(RESIDEQLP(-1))	-0.275060	0.097335	-2.825922	0.0057

R-squared	0.344206	Mean dependent var	-1.16E-05
Adjusted R-squared	0.337515	S. D. dependent var	0.095942
S. E. of regression	0.078090	Akaike info criterion	-2.242103
Sum squared resid	0.597614	Schwarz criterion	-2.190000
Log likelihood	114.1052	Durbin-Watson stat	2.132189

A equação de longo prazo estimada apresenta *t*-valores significativos para todos os coeficientes, o que juntamente com a análise dos resíduos, concorda com a relação de cointegração constatada entre as séries explicativas e a série LICMS e, portanto, podemos apresentar a relação de longo prazo como um modelo consistente estatisticamente da seguinte forma (equação 7):

$$\text{LICMS} = 1,017946 + 0,093031 \cdot \text{LVIMP} + 0,288788 \cdot \text{LIVABF} + 1,916289 \cdot \text{LINEF} \quad (7)$$

Para analisar a coerência da presença das variáveis no modelo, foi calculada a matriz de correlação de todas as variáveis I(1) na qual foram incluídas, além das séries em nível, mais doze defasagens de cada uma. Tomando-se como critério de seleção as correlações com valores acima de 0,90, constatou-se que apenas as séries LICMS, LVIMP, LIVABF e LINEF satisfizeram essa condição, confirmando a coerência da especificação do modelo a partir das análises efetuadas.

Conforme Engle e Granger (1987), se existir uma relação de equilíbrio de longo prazo entre as séries, comprovada pelos testes de cointegração, é razoável tratar o termo de erro como “erro de equilíbrio”, que pode ser usado para conectar o comportamento da arrecadação do ICMS de curto prazo com seu valor em longo prazo.

Como as séries são cointegradas, será possível reparametrizar o modelo específico de longo prazo para um modelo de curto prazo incorporando-se o mecanismo de correção do erro (MCE), popularizado por Engle e Granger, que corrige quanto ao desequilíbrio, (GUJARATI, 2006).

Para iniciar o processo de reparametrização e redução foi construído um modelo de regressão dinâmica a partir da equação de equilíbrio com todas as variáveis em diferenças, no qual foram incorporadas doze defasagens para cada uma das variáveis explicativas do modelo e juntando-se a estas as doze defasagens da variável dependente endógena e seis defasagens do termo de erro da equação de equilíbrio de longo prazo.

A equação foi regredida pelo método dos mínimos quadrados ordinários (MQO) e sucessivamente reduzida até a obtenção de um modelo parcimonioso. No processo de redução do modelo geral para a obtenção da forma específica foi considerada a significância da estatística *t* para cada coeficiente estimado. As variáveis cujos coeficientes apresentaram *t*-valores absolutos menores que os tabulados para um grau de 5% de significância foram sucessivamente eliminados e o modelo reestimado. A estatística F é usada para testar a significância global da equação estimada e conjuntamente com a estatística *t*, visaram à minimização dos critérios de Schwarz (SIC) e Akaike (AIC).

Após sucessivas e exaustivas reduções para a obtenção do modelo mais parcimonioso que apresentasse todos os coeficientes significativos, foi obtido o modelo apresentado na tabela 7.

Tabela 7: Parâmetros da Eq. de Curto Prazo com MCE

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
DLICMS(-1)	-0.697771	0.129830	-5.374512	0.0000
DLICMS(-2)	0.390075	0.189410	2.059428	0.0423
DLVIMP(-1)	0.171660	0.036460	4.708227	0.0000
DLIVABF	0.280927	0.064721	4.340590	0.0000
DLIVABF(-1)	0.356649	0.069777	5.111283	0.0000
MCE(-2)	-0.853221	0.184406	-4.626863	0.0000
MCE(-3)	0.619908	0.186164	3.329906	0.0013
R-squared	0.544882	Mean dependent var	0.011452	
Adjusted R-squared	0.515200	S.D. dependent var	0.091065	
S.E. of regression	0.063406	Akaike info criterion	-2.610422	
Sum squared resid	0.369874	Schwarz criterion	-2.426929	
Log likelihood	136.2159	Durbin-Watson stat	2.102384	

A equação de curto prazo com a incorporação do mecanismo de correção de erros será então dada pela equação (8):

$$\text{dlog(ICMS)} = - 0,697771 \cdot \text{DLICMS}(-1) + 0,390075 \cdot \text{DLICMS}(-2) + 0,171660 \cdot \text{DLVIMP}(-1) + 0,280927 \cdot \text{DLIVABF} + 0,356649 \cdot \text{DLIVABF}(-1) - 0,853221 \cdot \text{MCE}(-2) + 0,619908 \cdot \text{MCE}(-3) \quad (8)$$

8.1 Testes de Especificação e Previsões

Para a verificação da existência de autocorrelação serial foi executado o teste LM de Breusch-Godfrey, que tem como hipótese nula a inexistência de correlação serial nos resíduos, tendo apresentado $p=0,48$ para três defasagens e $DW=2,10$, portanto, não podemos rejeitar a hipótese nula de que não há correlação serial nos resíduos.

Para exame do comportamento da variância e sob a hipótese nula de que não há heteroscedasticidade nos resíduos, foi aplicado o teste de White, resultando no valor de $p = 0,12$ para a estatística F, indicando que não devemos rejeitar a hipótese nula de variância estável no tempo para o intervalo considerado.

Para a verificação de erro de especificação no modelo, o teste RESET de Ramsey, com duas defasagens, sob a hipótese nula de que não há má especificação no modelo, apresentou $p= 0,70$, garantindo que o modelo está bem especificado para o nível de significância considerado.

Por fim, a verificação da normalidade da distribuição dos resíduos foi testada através do teste de Jarque-Bera sob a hipótese nula de normalidade dos resíduos, resultando $JB=2,08$ e $p=0,35$, atestando a aceitação da hipótese nula da distribuição normal dos resíduos.

Além da conclusão pela normalidade dos resíduos; pelo resultado do teste de White para a verificação de presença de heteroscedasticidade, concluímos que os resíduos da equação de curto prazo estimada são homoscedásticos. Os estimadores de mínimos quadrados ordinários para os parâmetros são não-tendenciosos, consistentes e eficientes, isto é, as variâncias dos parâmetros estimados são as variâncias mínimas e, além disso, serão estimadores não tendenciosos da verdadeira variância dos parâmetros estimados, (PINDICK; RUBINFELD, 2004).

Explicitando LICMS na equação (8) temos a equação (9):

$$\begin{aligned} \text{LICMS} = & \text{LICMS}(-1) - 0,69777 * \text{DLICMS}(-1) + 0,39007 * \text{DLICMS}(-2) + 0,17166 * \text{DLVIMP}(-1) + \\ & + 0,28093 * \text{DLIVABF} + 0,35665 * \text{DLIVABF}(-1) - 0,85322 * \text{MCE}(-2) + \\ & + 0,61991 * \text{MCE}2(-3) \end{aligned} \quad (9)$$

A obtenção das previsões pelo método dinâmico do *EViews 5.1* requer que os dados para as variáveis exógenas estejam previstos para cada período do horizonte de previsão e que os valores da variável dependente defasada sejam conhecidos no início do mesmo intervalo.

Os valores das previsões obtidos pelo modelo de curto prazo com incorporação do mecanismo de correção de erros são apresentados na tabela 8, juntamente com os valores observados para o ICMS no período de jan/2010 a ago/2010 com $\text{ICMS} = \text{EXP}(\text{LICMS})$.

A tabela 8 apresenta as previsões de curto prazo utilizando a método dinâmico. Esta forma é empregada para a estimativa de valores fora da amostra, quando não há dados disponíveis para os componentes exógenos do modelo, que são calculados utilizando-se os respectivos modelos ARIMA ajustados.

Tabela 8: Valores da Previsão Dinâmica do Modelo de Curto Prazo

MÊS	PREVISÃO	ICMS	ERRO ABS	EPA	EPAM
jan/10	608.791,42	584.483,00	24.308,42	4,16	4,16
fev/10	581.651,65	559.227,00	22.424,65	4,01	4,08
mar/10	614.073,56	566.365,00	47.708,56	8,42	5,53
abr/10	600.007,84	594.098,00	5.909,84	0,99	4,40
mai/10	616.617,39	574.263,00	42.354,39	7,38	4,99
jun/10	589.885,07	515.454,00	74.431,07	14,44	6,57
jul/10	621.151,32	494.118,00	127.033,32	25,71	9,30
ago/10	599.289,46	528.081,00	71.208,46	13,48	9,82

EPA (MAE): Erro percentual absoluto

EPAM (MAPE): Erro percentual absoluto médio

9. CONCLUSÃO

Este trabalho sobre modelos de previsão para a arrecadação do ES demonstra a complexidade da tarefa de definir qual o modelo mais adequado para ser utilizado na previsão de qualquer variável econômica, principalmente daquelas cuja cadeia de formação envolve toda uma conjuntura econômica a ser considerada.

Quanto à escolha da metodologia, podemos afirmar que nenhum método pode ser considerado como o melhor para fazer previsões em qualquer circunstância, apresentando cada um as suas vantagens e desvantagens, o que torna o procedimento de previsão uma tarefa complexa e de difícil execução. Em vista do que foi exposto neste trabalho, não podemos definir apenas um modelo como adequado para as previsões de receita do ICMS. Temos que levar em conta o horizonte de previsão requerido e o comportamento recente da série.

Foram testados no trabalho de Castanho (2011) os modelos de alisamento exponencial de Holt-Winters e foi observado que para previsões de curto prazo em períodos de relativa estabilidade econômica, os modelos apresentam excelentes resultados práticos, dada as suas características matemáticas, simplicidade e grande flexibilidade.

Para estimativas de médio prazo, considerado de três a doze meses à frente, os modelos estocásticos de Box-Jenkins (com análise de intervenção) apresentam boa eficiência pela sua capacidade de captar e reproduzir o comportamento estrutural da série no período amostral considerado.

Os modelos econométricos, apesar das dificuldades de desenvolvimento apresentadas, podem ser aplicados tanto no médio quanto no longo prazo para definição de políticas e planejamento governamental, desde que as variáveis causais sejam relevantes e bem identificadas e existam dados na qualidade e quantidade necessárias. Além disso, podem ser verificados cenários alternativos.

Sugere-se a adoção pela SEFAZ-ES de um dos modelos apresentados neste trabalho, recomendando-se que o modelo seja revisto periodicamente com monitoramento permanente para atualização dos parâmetros do modelo, visando incorporar os efeitos de ações fiscais e de mudanças econômicas.

A qualidade das previsões do modelo econométrico recomenda uma pesquisa mais cuidadosa das variáveis referentes ao setor de serviços, para a inclusão no modelo dinâmico. O uso de combinações de previsões com a utilização de diferentes modelos ou modelos mistos, aproveitando as vantagens de modelos de séries temporais e de modelos econométricos também poderão ser desenvolvidos para a obtenção de maior eficiência preditiva.

A técnica de análise com funções de transferência para captar eventuais intervenções na série temporal poderá ser testada com modelos econométricos, caso estes sejam escolhidos como adequados à variável em estudo.

Para a obtenção de previsões das variáveis explicativas exógenas, no caso do uso de modelos econométricos, poderão ser analisados cenários econômicos a partir de avaliações qualitativas realistas, com base nas informações disponíveis.

10. REFERÊNCIAS

1. BOX, G. E. P.; JENKINS, G. M.; REINSEL, G. C. (2008), **Time Series Analysis: Forecasting and Control**. 4th ed. Hoboken, N.J.: John Wiley & Sons, 2008.
2. CAMPOS, C.V.C. **Métodos Econométricos Aplicados à Previsão da Arrecadação de Receitas Federais**. Receita Federal do Brasil. ESAF, 2009.
3. CASTANHO, B. J. S. **Modelos para Previsão de Receitas Tributárias : o ICMS do Estado do Espírito Santo**. Dissertação de Mestrado. Universidade Federal do Espírito Santo, 2011.
4. CHOW, G.C. **Tests of Equality between Sets of Coefficients in Two Linear Regressions**, *Econometrica*, 52, 211-22, (1960).
5. CORVALÃO, E. D. **Previsão da Arrecadação do ICMS em Santa Catarina: Aplicação da Abordagem Geral para Específico em Modelos Dinâmicos**. Dissertação de Mestrado. Universidade Federal de Santa Catarina, 2002.

6. CORVALÃO, E. D., SAMOBYL, R. W. and BRASIL, G. H. (2010), **Forecasting the Collection of the State Value Added Tax (ICMS) in Santa Catarina: the General to Specific Approach in Regression Analysis**, Brazilian Journal of Operations & Production Management, Volume 7, Number 1, 2010, pp 105-121.
7. ENGLE, R. F. & GRANGER, C. W. J. **Cointegration and Error Correction: Representation, Estimation and Testing**, Econometrica, Vol.55, pp.251-276,1987.
8. ENGLE, R.F. & GRANGER, C.W.J. **Long Run Economic Relationships: Readings in Cointegration**. Oxford University Press, Oxford, 1991.
9. GILBERT, C. L. (1990). **Professor Hendry's econometric methodology**. **Oxford Bulletin of Economics and Statistics**, 48, 283–307, 1986. Reprinted in Granger, C. W. J. (ed.) (1990), Modelling Economic Series. Oxford: Clarendon Press, 1990.
10. GUJARATI, Damodar N. **Econometria Básica**, São Paulo, Makron Books, 3ª edição, 2000.
11. GUJARATI, Damodar N. **Econometria Básica**, Campus, 1ª edição, 2006.
12. IPEADATA. **Dados Socioeconômicos dos Estados e do Brasil para o Período 1970-2007**. 2010. Disponível em: <www.ipeadata.gov.br>.
13. JOHNSTON, Jack & DINARDO, John. **Econometric Methods**, 4th Ed., McGraw Hill, New York, (International Student Edition), 1997.
14. LIEBEL, M. J. **Previsão de Receitas Tributárias: O Caso do ICMS no Estado do Paraná**. Mestrado Universidade Federal do Rio Grande do Sul, 2004.
15. LEAL, Tereza et al. **Fiscal Forecasting: Lesson from Literature and Challenges**. European Central Bank (ECB), Research Paper Series - Working Papers nr.843, dezembro/2007. Disponível em: <http://www.ecb.int/pub/pdf/scpwps/ecbwp843.pdf>
16. MORETTIN, P. A. e TOLOI, C. M. C. **Análise de Séries Temporais**. 2a. Edição, São Paulo: Blucher, 2006.
17. PECEGUINI, E.E. **Análise Comparativa de Métodos de Previsão Aplicados à Arrecadação do ICMS - Estado de São Paulo**. Brasília : ESAF, 2001.
18. PINDYCK, R.S. e RUBINFELD, D.L. **Econometria: Modelos e Previsões**, tradução da quarta edição, Editora Campus, 2004.
19. SEFAZ-ES, Gerência de Arrecadação e Informática. **Relatório Gerencial**. Agosto/ 2007.
20. SEFAZ-ES. **Balancete Geral**. Dados até março de 2010.
21. SIQUEIRA, M. L. **Modelos de Séries Temporais para a Previsão da Arrecadação Tributária Federal**. Dissertação de Mestrado. Universidade Federal de Pernambuco, 2002.
22. WEI, William, W. S. (2006), **Time Series Analysis: Univariate and Multivariate Methods**. Second edition, Pearson Education: Addison-Wesley, 2006.