



**UNIVERSIDADE FEDERAL DO CEARÁ – UFC
CURSO DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ECONOMIA – CAEN
MESTRADO PROFISSIONAL EM ECONOMIA – MPE**

FRANCISCO OZANAN BEZERRA DE MORAES

**AVALIANDO O *FORECAST CONTENT* DOS MODELOS AUTO-REGRESSIVOS
PARA A ARRECADAÇÃO DE ICMS DO SETOR ELÉTRICO NO ESTADO DO
CEARÁ**

**FORTALEZA
2011**

FRANCISCO OZANAN BEZERRA DE MORAES

**AVALIANDO O *FORECAST CONTENT* DOS MODELOS AUTO-REGRESSIVOS
PARA A ARRECADAÇÃO DE ICMS DO SETOR ELÉTRICO NO ESTADO DO
CEARÁ**

Dissertação submetida à Coordenação do Curso de Pós-Graduação em Economia – Mestrado Profissional – da Universidade Federal do Ceará - UFC, como requisito parcial para a obtenção do grau de Mestre em Economia.

Área de Concentração: Economia do Setor Público

Orientador: Prof. Dr. Fabrício Carneiro Linhares

**FORTALEZA
2011**

FRANCISCO OZANAN BEZERRA DE MORAES

**AVALIANDO O *FORECAST CONTENT* DOS MODELOS AUTO-REGRESSIVOS
PARA A ARRECADAÇÃO DE ICMS DO SETOR ELÉTRICO NO ESTADO DO
CEARÁ**

Dissertação submetida à Coordenação do Curso de Pós-Graduação em Economia – Mestrado Profissional – da Universidade Federal do Ceará - UFC, como requisito parcial para a obtenção do grau de Mestre em Economia. Área de Concentração: Economia do Setor Público.

Data de Aprovação: **25 de fevereiro de 2011**

BANCA EXAMINADORA

Prof. Dr. Fabrício Carneiro Linhares
Orientador

Prof. Dr. Maurício Benegas
Membro

Prof. Dr. Ronaldo de Albuquerque e Arraes
Membro

AGRADECIMENTOS

À minha querida esposa Glória, incentivadora e companheira de todas as horas.

A Iraci, João Vitor e Pedro Luiz, tesouros que Deus nos deu e tem conservado junto a nós.

Ao genro Celso, para nós um quarto filho, pelas dicas e pela disponibilidade.

Ao meu estimado pai, Pedro Moraes, que sempre apostou na educação de seus filhos.

Aos companheiros da Sefaz (Cemas), pelo apoio em todo o decorrer dessa empreitada.

Aos colegas, doravante novos amigos, com quem travei essa jornada.

Ao amigo Carlos Eduardo, doutorando e colega de trabalho, de quem recebi estímulo e ajuda incondicional.

À amiga Márcia Russo, que cuidou da formatação do texto.

À equipe de professores e demais colaboradores do Caen, pela acolhida e dedicação.

Ao Professor Fabrício, pela presteza e segura orientação ao longo desse tempo.

Ao bom Deus, que faz novas todas as coisas.

RESUMO

Neste ensaio investiga-se a perda de conteúdo dos modelos de previsão auto-regressivos, na medida em que se alarga o horizonte temporal no qual a variável é estimada. O conteúdo é medido pela redução relativa do erro quadrado médio que o modelo proporciona em comparação ao processo simplificado de utilizar a média incondicional da série temporal. A variável estudada é a arrecadação mensal do Imposto sobre Circulação de Mercadorias e Serviços (ICMS) proveniente do segmento de energia elétrica, no Estado do Ceará, no período de janeiro de 1999 a setembro de 2010. Utiliza-se o método e o modelo computacional formulados por Galbraith (2003), analisando-se a *forecast content function*, na qual o conteúdo depende do número de períodos estimados. Os resultados confirmam que, para a série temporal explorada, quando se eleva o alcance da previsão o conteúdo decai rapidamente, podendo atingir valor inferior a 10% quando o horizonte da previsão chega a 5 meses. Verificou-se, ademais, que o uso de sub-amostras via descarte de períodos mais antigos agrava a perda de conteúdo.

Palavras-Chave: Arrecadação. ICMS. Energia Elétrica. *Forecast Content*. *Content Horizon*.

ABSTRACT

In this essay we investigate the loss of content in autoregressive forecast models, as it is increased the horizon of time in which the variable is estimated. The content is measured as the proportionate reduction in medium squared error (MSE) that the model gives, comparing to the simple process by using the unconditional mean of time series. The variable is the monthly collection of ICMS from electric power sector, in Ceará state, in the period from January 1999 to September 2010. We use the method and computational model formulated by Galbraith (2003), analyzing the *forecast content function*, in which the content depends on the number of estimated periods. The results confirm that, when it increases the range of forecast the content decays quickly, reaching less than 10% when the forecast horizons reaches 5 months. It was found further that the use of subsamples by discarding oldest periods increases the loss of content.

Key-words: Collection. ICMS. Electric Power. *Forecast Content*. *Content Horizon*.

LISTA DE TABELAS

TABELA 1 - Arrecadação própria de impostos – Ceará – 2010.....	15
TABELA 2 - ICMS – Setor elétrico – 2010 – R\$ milhões.....	16
TABELA 3 - Contribuintes do setor elétrico – Ceará - 31/12/2010.....	16
TABELA 4 - ICMS – Setor elétrico – Ceará – 2010 – Em R\$ mil.....	16
TABELA 5 - Renúncia de ICMS na energia elétrica – Ceará – 2010.....	17
TABELA 6 - Estatísticas Descritivas da Arrecadação do ICMS do Setor de Energia Elétrica (AE).....	26
TABELA 7 - Horizonte temporal (s) com conteúdo (δ) superior a 2%, 5% e 10%...	28
TABELA 8 - Estimativas de $C(s)$ para modelo AR(2) - Previsões até 8 meses adiante.....	29
TABELA 9 - Estimativas de $C(s)$ para modelo AR(2) - Previsões até 24 meses adiante.....	36

LISTA DE GRÁFICOS

GRÁFICO 1 - Arrecadação de ICMS do Setor de Energia Elétrica - jan/99 a set/10.....	26
GRÁFICO 2 - <i>Forecast content</i> – amostra completa – 24 períodos adiante.....	27
GRÁFICO 3 - <i>Forecast content</i> – amostra completa – 6 períodos adiante.....	28
GRÁFICO 4 - <i>Forecast content</i> – sub-amostras – ver Tabela 8.....	30

SUMÁRIO

INTRODUÇÃO	9
1 REVISÃO DA LITERATURA	12
2 O ICMS E O SETOR DE ENERGIA ELÉTRICA	15
2.1 Algumas Considerações sobre ICMS	15
2.2 A Tributação do ICMS na Energia Elétrica	16
2.3 Considerações Gerais sobre o Segmento de Energia Elétrica	18
3 ASPECTOS METODOLÓGICOS	22
3.1 Modelos Auto-Regressivos	22
3.2 Poder Preditivo dos Modelos (Função <i>Forecast Content</i>)	23
3.3 Base de Dados	25
4 RESULTADOS	27
4.1 Utilizando a Amostra por Inteiro	27
4.2 Utilizando a Amostra com Descarte de alguns Períodos	29
5 CONCLUSÃO	31
REFERÊNCIAS	34
APÊNDICE	36

INTRODUÇÃO

O administrador moderno não pode prescindir da ferramenta do planejamento, que lhe permite definir as metas e os meios necessários para alcançá-las, assim como as correções de rumo, quando os resultados parciais verificados sinalizam ameaça à consecução dos objetivos pretendidos.

No setor público brasileiro, a profissionalização da administração vem sendo cada vez mais exigida, não só pela sociedade que a sustenta, como também pelos organismos internacionais que financiam o desenvolvimento das nações. A Lei Complementar 101, comumente designada Lei de Responsabilidade Fiscal, editada no ano 2000, estabeleceu diversos mecanismos de controle da gestão pública nas três esferas, federal, estadual e municipal, sem esquecer as penalidades pelo descumprimento das normas.

Nesse contexto o orçamento é peça fundamental, impondo ao gestor público a tarefa de prever seu fluxo de receitas no curto e longo prazo, para dar suporte aos gastos com custeio e investimento, além dos desembolsos relativos ao estoque da dívida.

Vem se intensificando, nas últimas décadas, a realização de estudos que buscam explicar e/ou prever o comportamento da arrecadação de tributos, particularmente do ICMS, abordado neste ensaio. Representa a parte mais substancial da arrecadação tributária dos estados da Federação (94,5% no Ceará, em 2010), além de gerar fração importante da receita orçamentária dos municípios, que recebem por transferência 25% do seu valor.

No presente estudo, aplica-se critério diferenciado para examinar a qualidade de modelos auto-regressivos, cuja construção segue a metodologia de Box & Jenkins (1976), os quais têm sido largamente utilizados para efetuar previsões com base em série temporal estacionária formada por observações passadas da própria variável estudada.

Ao testar qualquer modelo de previsão, o principal parâmetro de qualidade é naturalmente a sua capacidade de oferecer estimativas que se aproximem o máximo possível da realidade. Nessa linha, costuma-se efetuar previsões *ex post*, utilizando dados da própria amostra para comparar com as estimativas obtidas através do modelo e assim verificar a magnitude do erro na estimativa, sempre na busca do menor erro possível.

O método experimentado neste ensaio permite avaliar os modelos autorregressivos quanto à sua capacidade de conservar poder preditivo interessante na medida em que se alarga o horizonte temporal da previsão. A idéia de desenvolvê-lo nasceu da observação do setor meteorológico, onde pontua o conceito de *forecast skill* (proficiência da previsão). As previsões meteorológicas são oferecidas para um limite máximo de tempo (em geral uma semana, para curto prazo). Além desse limite, não se considera que valha a pena utilizar modelos de previsão.

Para as variáveis econômicas, Galbraith (2003) idealizou a função *forecast content*, na qual o conteúdo de cada valor estimado por um dado modelo depende do número de passos à frente. Esse conteúdo (*forecast content*) representa o quanto o modelo proporciona de melhoria, via redução do erro, em comparação à estimativa mais rudimentar, representada pela média incondicional da amostra.

Ora, a estimativa pelo modelo tende a aproximar-se da média incondicional da série à medida que cresce o número de passos da previsão, o que significa que o *forecast content* tende a zero. Interessa, portanto, verificar até qual número de passos cada modelo conserva poder preditivo útil.

O experimento aqui apresentado foi aplicado em uma base de 141 observações da arrecadação de ICMS do setor elétrico no Estado do Ceará, no período de jan/1999 a set/2010. Trata-se de segmento econômico que contribui com 10% do ICMS do Estado, concentrado em apenas duas empresas.

O método de Galbraith foi igualmente empregado para avaliar o comportamento do *forecast content* quando se utilizam sub-amostras, resultantes de descartes de períodos iniciais da série estudada. O objetivo foi testar a suposição de

que a presença de períodos mais antigos resulta em certa perda do poder preditivo, nos modelos de séries temporais.

Este estudo é apresentado em cinco capítulos, além da presente introdução. No Capítulo 1 é apresentada uma breve revisão da literatura relacionada às previsões de arrecadação de ICMS.

O Capítulo 2 é dividido em três segmentos, iniciando-se com uma exposição sobre o ICMS em sua forma geral; as duas partes seguintes são dedicadas ao segmento de energia elétrica, do ponto de vista econômico, sendo uma voltada apenas a traços particulares do ICMS na energia elétrica.

A metodologia seguida no trabalho está detalhada no Capítulo 3, composto de duas seções, sendo a primeira dedicada aos modelos autorregressivos, enquanto a segunda trata do método de Galbraith.

No Capítulo 4 são apresentados e analisados os resultados, e no Capítulo 5 são feitas as considerações finais, incluindo sugestão de novas linhas de pesquisa.

1 REVISÃO DA LITERATURA

A literatura relacionada à arrecadação de ICMS compreende estudos desenvolvidos a partir da década de 90, consistindo principalmente em modelos de previsão utilizando séries temporais.

A previsão da arrecadação de ICMS no Estado do Ceará motivou o estudo de Arraes e Chumvichitra (1996), que desenvolveram modelo auto-regressivo univariado. Utilizaram série de dados trimestrais, chegando a um erro percentual absoluto médio de 3,5%.

No trabalho de Castelar e Linhares (1996), também focado no ICMS do Estado do Ceará, foram buscados modelos para previsões mensais e anuais. Para previsão do ICMS mensal, foram experimentados modelos ARIMA, de alisamento exponencial e função de transferência, finalizando com a combinação dos três modelos, com ganho de eficiência em comparação aos individuais. O erro percentual absoluto médio da previsão foi de 4,8%.

O modelo de previsão do ICMS anual consistiu em função de transferência, tendo o PIB do setor de serviços como variável explicativa e um processo ARIMA para o erro. As previsões apresentaram erro percentual absoluto médio de 9,2% para um ano à frente e 12% para dois anos adiante.

Outro estudo abordando previsão do ICMS no Estado do Ceará foi realizado por Ferreira (1996), que empregou modelos univariados e função de transferência, apoiado em observações relativas ao período de 1970 a 1995, tendo chegado a um erro percentual absoluto médio de 4,8%.

Para previsão de ICMS no Estado de Goiás, Silveira (2000) utilizou modelos ARIMA, com base em dados do período jan/95 a dez/99.

Em seu estudo, Coccaro (2000) compara previsões para a arrecadação de ICMS no Rio Grande do Sul, usando modelos univariados Arima, modelos

estruturais e redes neurais, tendo esta última técnica chegado ao melhor resultado, com erro percentual absoluto médio de 3,85%.

No modelo de regressão dinâmica que desenvolveu para prever o ICMS de Santa Catarina, Corvalão (2002) utilizou os conceitos de co-integração e a metodologia de correção de erros. De diversas séries de dados, acabaram sendo selecionadas as variáveis faturamento da indústria, consumo de energia elétrica e consultas ao serviço de proteção ao crédito. O erro percentual absoluto médio foi de 2,59%.

Guaragna (2002) elaborou modelo de previsão para a arrecadação de ICMS do Rio Grande do Sul, igualmente baseado em observações passadas, tendo chegado a um erro percentual absoluto médio inferior a 2%. Preferiu empregar metodologia própria, trabalhando os dados num conjunto de planilhas vinculadas do aplicativo MS Excel.

Rocha (2008) desenvolveu modelo ARIMA com *dummy* sazonal, para previsão do ICMS do Estado do Ceará, tendo chegado a um erro percentual absoluto médio de 4,1%.

Santana (2009), por sua vez, prevendo também o ICMS do Ceará, utilizou o modelo de correção de erros, com o vetor de cointegração estimado por DOLS, chegando a um erro percentual absoluto médio de 2,1%.

Em seu estudo sobre o ICMS no Ceará, Aragão (2009) identificou desempenho inferior ao observado para os demais estados do Nordeste, tendo constatado que o baixo desempenho a partir do ano 2000 pode ser debitado aos macrosssegmentos econômicos, em especial combustível e serviços de comunicação.

Mais recentemente, Ribeiro (2010) utilizou um modelo VAR para analisar e concluir que choques na política fiscal do governo federal não exerceram impacto na arrecadação de ICMS dos setores industrial, elétrico e de comércio varejista no Estado do Ceará.

O método de Galbraith foi empregado por Al-Zoubi (2004) em seus estudos sobre a interação entre as políticas fiscal e monetária dos EUA, particularmente quanto à escolha de modelos de previsão para o déficit fiscal americano, levando em conta a perda de *forecast content*.

Gultekin Isiklar e Kajal Lahiri (2007) estudaram o *forecast content* de modelos de previsões para o PIB de 18 países, no período de 1989 a 2004, constatando que as previsões não apresentam valor relevante quando o horizonte temporal ultrapassa 18 meses.

A contribuição do presente estudo consiste num experimento do método de Galbraith, através do qual foi verificada e analisada a perda de poder preditivo de modelos auto-regressivos de previsão de arrecadação de ICMS no setor de energia elétrica, explorando série temporal de jan/99 a set/10.

A mesma ferramenta foi empregada para experimentar o ganho/ prejuízo da modelagem, quando elaborada com sub-amostras resultantes de descarte de períodos iniciais.

O panorama apresentado sobre o setor elétrico e o ICMS representa uma contribuição adicional aos que se interessarem em explorar essa temática.

2 O ICMS E O SETOR DE ENERGIA ELÉTRICA

2.1 Algumas Considerações sobre ICMS

O ICMS é um imposto de competência estadual, incidente em cada etapa da cadeia formada da produção ao consumo das mercadorias e dos serviços de transportes e comunicação. A regra constitucional o define como não-cumulativo, o que implica em descontar em cada etapa o imposto cobrado nas etapas anteriores, visando evitar o “efeito cascata”. Assemelha-se, nesse aspecto, a um IVA (Imposto Sobre o Valor Agregado), a exemplo do IPI, PIS e COFINS.

Apesar de ser predominantemente cobrado na origem, os legisladores que configuraram o ICMS cuidaram de amenizar o processo de sangria de recursos, que beneficiaria os estados produtores em detrimento dos estados consumidores. A solução foi reservar para os estados de destino (consumo final) todo o imposto cobrado dos setores de energia elétrica, petróleo e derivados, que representam hoje em torno de 30% de todo o ICMS.

Principal tributo de competência estadual, o ICMS figura na Tabela 1 representando 94,5% do valor dos impostos arrecadados no ano de 2010. O percentual é de 89% se considerados os tributos como um todo (impostos, taxas e contribuições).

Tabela 1 – Arrecadação própria de impostos – Ceará - 2010

	Valor arrecadado - R\$ mil	Participação %
ICMS	6.148.950	94,5
IPVA	323.247	5,0
Outros	36.134	0,5
TOTAL	6.508.331	100,0

Fonte: SEFAZ-CE

2.2 A Tributação do ICMS na Energia Elétrica

O segmento de energia elétrica, no Ceará e no Brasil, contribui para o ICMS na dimensão mostrada na Tabela 2:

Tabela 2 – ICMS – Setor elétrico – 2010 – R\$ milhões

	Brasil	Ceará
ICMS setor elétrico – R\$	24.712	676
ICMS total – R\$	258.120	6.149
Contribuição setor elétrico (%)	9,5	11,0

Fonte: MF/CONFAZ

O cadastro de contribuintes do ICMS apresentava em dezembro de 2010 cerca de 139.000 inscritos, dos quais apenas 100 pertencem ao setor elétrico, assim distribuídos:

Tabela 3 – Contribuintes do setor elétrico – Ceará - 31/12/2010

ATIVIDADE	QUANTIDADE DE CONTRIBUINTES
Geração	95
Transmissão	4
Distribuição	1
TOTAL	100

Fonte: SEFAZ-CE

No referido setor, a arrecadação de ICMS está concentrada em duas empresas. A Tabela 3 mostra a distribuidora Coelce – Companhia Energética do Ceará respondendo em 2010 por 81% do ICMS do setor, enquanto a usina CGTF – Central Geradora Termoelétrica de Fortaleza, do Grupo Endesa, representou outros 17%.

Tabela 4 – ICMS – Setor elétrico – Ceará – 2010 – Em R\$ mil

Empresa	ICMS recolhido	% do total
Coelce	548.188	81
CGTF (geradora)	117.566	17
Subtotal	665.754	98
Demais empresas	10.403	2
Total	676.157	100

Fonte: SEFAZ-CE

Os segmentos econômicos de petróleo e derivados, energia elétrica e serviços de comunicação são tributados pela alíquota mais elevada, variando entre 25% e 30% nas diversas unidades da federação. Uma provável explicação para essa política é o atrativo representado pela concentração de grandes receitas em pequeno número de empresas, favorecendo a eficácia da atividade de cobrança de ICMS.

No caso da energia elétrica, é importante ressaltar: a maioria das unidades federadas prefere adotar a seletividade não pela via da alíquota, e sim pela desoneração das classes que apresentam menor consumo, detentoras portanto de menor renda. No Estado do Ceará, a legislação prevê a não-incidência do ICMS nas contas de energia da classe residencial com consumo médio mensal de até 140 kwh e da classe de produtor rural com qualquer consumo¹.

A Tabela 5, a seguir, expressa a dimensão e o alcance dessa renúncia fiscal, com dados do ano 2010. Se os R\$ 172 milhões dispensados fossem adicionados aos R\$ 676 milhões cobrados, a arrecadação teria atingido a cifra de R\$ 848 milhões, sendo, portanto, de 20% o percentual da desoneração sobre o valor maior.

O benefício alcança 1,8 milhões de consumidores, ou 59% do total de clientes da Coelce, o que equivale a dizer: abrindo mão de 20% do ICMS o Estado desonera quase 60% dos consumidores de energia.

Tabela 5 – Renúncia de ICMS na energia elétrica – Ceará - 2010

CLASSE	QUANTIDADE	%	ICMS – R\$ milhões	%
Residencial até 140 kwh/mês	1.490.345	48	103	12
Produtor rural	328.698	11	69	8
ICMS – Renúncia	1.819.043	59	172	20
ICMS – Demais classes	1.261.477	41	676	80
TOTAL	3.080.520	100	848	100

Fonte: COELCE

¹ Sobre o tema, ver Menescal (2007): A seletividade como instrumento concretizador da justiça fiscal no âmbito do ICMS, p. 166.

2.3 Considerações Gerais sobre o Segmento de Energia Elétrica

A energia elétrica é uma mercadoria de característica peculiar, em comparação às demais: ganha e perde existência num mesmo momento, o do consumo. Não é armazenada. A rede elétrica é parte essencial nesse processo, pois somente através dela a energia chega ao ponto de consumo.

Do ponto de vista físico, e de forma simplificada, a energia elétrica consumida no Brasil depende da atuação de três categorias de agentes econômicos:

- ✓ Geração - são as usinas, onde a energia é produzida;
- ✓ Transmissão – exploram as redes de alta tensão, por onde a energia percorre em geral grandes distâncias, da usina até os centros de consumo;
- ✓ Distribuição – atendem os consumidores cativos, que constituem a imensa maioria. Além disso, disponibilizam a rede de distribuição para entrega da energia adquirida pelos consumidores livres.

O conjunto dos agentes das três categorias mencionadas forma o SIN – Sistema Interligado Nacional, que representa 96,6% da capacidade de produção de eletricidade do País, com forte predominância de usinas hidrelétricas.

Segundo a Aneel – Agência Reguladora de Energia Elétrica, estima-se que, no Brasil, as perdas são responsáveis por cerca de 15% da energia comprada pelas distribuidoras. Existem perdas técnicas, que são inerentes ao sistema, e perdas comerciais.

As perdas técnicas são causadas principalmente pelo aquecimento dos cabos, decorrente da resistência que oferecem. Dessa maneira, a quantidade de energia em cada medição, desde a saída da fonte geradora até o ponto de entrega ao consumidor, é normalmente inferior àquela obtida na etapa imediatamente anterior.

As perdas técnicas verificadas em todo o SIN no trajeto gerador-distribuidor são rateadas entre os mesmos. O custo dessas perdas é incluído nas tarifas, sendo portanto suportado pelo conjunto dos consumidores. Quanto às perdas comerciais, que correspondem ao furto de energia diretamente da rede de distribuição, sua inclusão na tarifa pode ser parcial, caso exceda os valores admitidos pelo agente regulador.

No Brasil, as tarifas de energia elétrica ao consumidor são reajustadas anualmente, na data de aniversário do contrato de concessão de cada distribuidora. A Coelce tem sua data de reajuste no dia 22 de abril.

No processo de reajuste são levados em conta os custos gerenciáveis (Parcela B) e os não-gerenciáveis (Parcela A). São custos não-gerenciáveis os custos de geração e transmissão, que representam basicamente a compra de energia. Os custos operacionais e a remuneração do investimento da concessionária são custos gerenciáveis.

O reajuste tarifário anual visa cobrir os custos não-gerenciáveis e atualizar os custos gerenciáveis. A cada quatro anos ocorre a revisão tarifária periódica, no lugar do reajuste anual. Seu objetivo é preservar o equilíbrio econômico-financeiro garantido no contrato de concessão, sem perder de vista a modicidade tarifária.

A instituição do mercado livre de energia no Brasil, consolidada a partir de 2004 com a implantação do novo modelo energético, tornou um pouco mais complexas as relações de consumo. Desde então, certos consumidores podem buscar outros fornecedores de energia, relacionando-se com a distribuidora apenas por estar conectado à sua rede.

Dependendo da rede a que estiver conectado, o consumidor livre pagará a TUSD (Tarifa de Uso do Sistema de Distribuição) ou TUST (Tarifa de Uso do Sistema de Transmissão). Sendo tarifas, são determinadas pelo agente regulador, a Aneel. O preço de livre negociação é o da energia gerada, adquirida junto ao mercado.

No Estado do Ceará existem menos de 20 consumidores livres, que representam 8% do consumo físico. No Brasil, esse percentual supera os 20%.²

Os consumidores vinculados à distribuidora são denominados “cativos”, divididos em dois grupos. O Grupo A é formado pelos consumidores com tensão a partir de 2,3 kv. Para esse grupo, formado por pouco mais de 5.000 consumidores no Ceará, é aplicada a tarifa binômia, caracterizada pela decomposição do preço entre energia fornecida e demanda de potência. A parcela da demanda está associada ao custo do investimento em rede elétrica, o qual é fortemente influenciado pela potência instalada dos grandes consumidores.

No Grupo B está a imensa maioria dos consumidores, que recebem energia em tensão inferior a 2,3 kv e são faturados pela tarifa monômia, a qual contém igualmente uma fração do investimento em rede, apesar de não ser explicitada por sua pouca relevância.

Para uma visão mais completa do setor elétrico brasileiro, além dos entes já mencionados (Gerador, Transmissor, Distribuidor e Consumidor) é importante citar:

- ✓ Agente Comercializador – apenas compra e vende energia.
- ✓ ANEEL – É a agência que regula e fiscaliza as atividades no setor elétrico, autarquia especial vinculada ao Ministério das Minas e Energia.
- ✓ EPE – Empresa de Pesquisa Energética – Encarrega-se de estudos e pesquisas para subsidiar o planejamento do setor energético nacional como um todo.
- ✓ ONS – Operador Nacional do Sistema: associação civil sem fins lucrativos, coordena e controla a operação das instalações de geração e transmissão no SIN – Sistema Interligado Nacional, de forma a otimizar o uso dos recursos.

² INFOmercado – www.ccee.org.br

- ✓ CCEE – Câmara de Comercialização de Energia Elétrica – associação civil formada pelos próprios agentes do setor, é encarregada de viabilizar as transações no SIN, incluindo a contabilização e liquidação financeira no mercado de curto prazo.

O SIN funciona basicamente como um imenso canal onde simultaneamente os geradores injetam a energia produzida e os consumidores a retiram. A contabilização feita pela CCEE consiste, de forma simplificada, no confronto mensal entre as quantidades contratadas e as medições, tomado cada agente de forma isolada, resultando num saldo físico devedor ou credor, que é valorado pelo preço *spot* (PLD, ou preço de liquidação das diferenças). O portal da CCEE disponibiliza essas informações aos agentes interessados, bem como aos fiscos estaduais e demais entidades do setor.

3 ASPECTOS METODOLÓGICOS

3.1 Modelos Auto-Regressivos

Segundo a literatura, há duas alternativas clássicas para explicar o comportamento das variáveis econômicas em processos estocásticos. Numa delas, representada pelos modelos estruturais, a grandeza é investigada como função de variáveis exógenas. Na outra, a explicação é buscada no comportamento passado da própria variável.

A segunda alternativa corresponde aos modelos auto-regressivos (BOX; JENKINS, 1976), bastante utilizados para previsão de variáveis econômicas em séries temporais estacionárias. Sua equação pode ser assim escrita:

$$Y_t = \beta_1 Y_{t-1} + \beta_2 Y_{t-2} + \dots + \beta_p Y_{t-p} + \delta + \varepsilon_t (E_1)$$

Para um processo que se denota AR(p), o parâmetro p indica o número de defasagens e de correspondentes termos auto-regressivos, δ é um termo constante e ε_t representa o distúrbio aleatório.

A aplicação dessa metodologia requer a estacionariedade da série temporal explorada, isto é, o distúrbio deve corresponder a um “ruído branco”. A verificação desse atributo da série temporal pode ser feita mediante aplicação do teste de raiz unitária. O teste ADF³, desenvolvido por Dickey & Fuller (1981), é um dos principais utilizados para esse fim.

Verifica-se o poder preditivo de um determinado modelo realizando estimativas dentro da amostra (previsão *ex post*) e calculando o erro médio estimado. A estimativa está, dessa forma, associada a determinado horizonte

³ Augmented Dickey-Fuller

temporal (n passos adiante), pouco se podendo afirmar quanto ao erro médio para valores diferentes de n .

Estudos nessa linha, desenvolvidos por Galbraith (2003) e experimentados neste trabalho, são relatados na seção seguinte.

3.2 Poder Preditivo dos Modelos (Função *Forecast Content*)

Os modelos de previsão de variáveis econômicas utilizando séries temporais estacionárias são formulados e testados para aplicação num dado horizonte temporal. Não se costuma avaliar a capacidade preditiva do modelo para um número de passos diferente daquele. Sabe-se apenas que ao ampliar esse horizonte a estimativa tende a se aproximar da média incondicional da amostra, perdendo gradativamente sua utilidade.

Observando que esse aspecto já é usualmente levado em conta nas previsões meteorológicas, onde se adota o conceito de *forecast skill* (proficiência da previsão), Galbraith (2003) dedicou-se a estudá-lo no campo econômico, com vistas não só ao uso mais apropriado dos modelos, como também a estimular o refinamento dos mesmos. Para tanto, utilizou uma base de dados composta por um conjunto de variáveis relativas à economia dos EUA e do Canadá.

Em seu método, Galbraith utiliza a expressão *forecast content*, para representar o quanto a previsão obtida a partir do modelo acrescenta em aproximação, comparativamente à estimativa mais simples, fornecida pela média incondicional da amostra. Define, então, a função (*forecast content function*), na qual a variável $C(s)$ depende do horizonte da previsão, fornecendo expressões analíticas através das quais a função pode ser computada para processos AR(p) em geral, dado um horizonte temporal de s períodos futuros.

Para chegar à equação que expressa o ganho de poder preditivo em $C(s)$, Galbraith utilizou a argumentação descrita a seguir.

Seja $\{y_t\}$ ($t = 1, \dots, T$) uma seqüência de T observações.

Queremos prever y_{T+s} , $s > 0$, usando $\{y_t\}$ ($t = 1, \dots, T$)

Sejam $\tilde{y}_{T+s/T}$ a previsão e $E(\tilde{y}_{T+s/T} - y_{T+s})^2$ o erro quadrado médio estimado.

A média da amostra $\bar{y} = T^{-1} \sum Y_t$ ($t = 1, \dots, T$) possibilita outra previsão para y , cujo erro quadrado médio estimado será $E(\bar{y}_T - y_{T+s})^2$.

Então $\tilde{y}_{T+s/T}$ terá conteúdo positivo se:

$$E(\tilde{y}_{T+s/T} - y_{T+s})^2 < E(\bar{y}_T - y_{T+s})^2, \text{ ou:}$$

$$MSE_{\tilde{y}} < MSE_{\bar{y}} \quad (E_2)$$

Assim, diante de um conjunto de previsões em diferentes horizontes, efetuadas para uma dada série temporal estacionária, e expresso da forma seguinte: $\{\tilde{y}_{T+s/T}\}$, com $s = 1, \dots, S$, a função *forecast content* representa o ganho de conteúdo da previsão pelo modelo, em relação àquela obtida simplesmente da média incondicional, ou seja:

$$C(s) = 1 - \frac{MSE_{\tilde{y}(s)}}{MSE_{\bar{y}(s)}}, \quad s = 1, \dots, S \quad (E_3)$$

A seleção do modelo, na aplicação computacional do método de Galbraith, é feita automaticamente, utilizando o critério de Schwarz para definir o valor de p , que indica o número de termos auto-regressivos⁴. No presente ensaio, a seleção indicou um modelo AR(2).

⁴ A estacionariedade da série foi confirmada pelo Teste Dickey-Fuller GLS(ERS), com inclusão de intercepto.

Constituindo um segundo objetivo desta pesquisa, são apresentados resultados da função $C(s)$ para amostras alternativas, resultantes do descarte de variadas frações iniciais da amostra original. O procedimento busca experimentar a veracidade da crença segundo a qual o poder de previsão dos modelos é influenciado negativamente pelos períodos mais antigos da série estudada.

3.3 Base de Dados

A base de dados utilizada está constituída de 141 observações mensais, no período de janeiro/99 a setembro/10. Os valores são expressos em R\$ 1.000,00, a preços de set/2010, atualizados pelo índice médio de reajuste tarifário fixado pela Aneel, com periodicidade anual.

Para corrigir a heterogeneidade da série, foram efetuados os ajustes abaixo descritos.

- ✓ Consumidores livres – A Coelce cobra dos consumidores livres apenas a fração relativa ao uso da sua rede. Foi acrescentado o valor do ICMS da energia gerada, pago aos fornecedores com quem contrataram a compra, que não figura na base de dados original.
- ✓ Créditos de exportação deduzidos do ICMS apurado – Por ser a Coelce o maior adquirente de saldos credores oriundos de empresas exportadoras no Estado, os valores foram acrescentados nos diversos períodos mensais da série estudada.
- ✓ Recolhimentos suspensos por liminar – Atendendo a determinação contida em liminares da justiça cearense, a Coelce vem deixando de cobrar e recolher parte do ICMS devido, a qual foi acrescida à base.
- ✓ Dedução – PROVIN - FDI – O PROVIN-FDI⁵, programa de incentivos instituído pelo Governo Estadual, permite dedução de até 100% do ICMS originário da produção própria. A usina CGTF vem deduzindo

⁵ Programa de Incentivo ao Desenvolvimento Industrial / Fundo de Desenvolvimento Industrial do Ceará

valores significativos da sua arrecadação, os quais são somados para manter a homogeneidade.

A seguir são apresentados a descrição estatística e o gráfico da série temporal estudada.

Tabela 6 – Estatísticas Descritivas da Arrecadação do ICMS do Setor de Energia Elétrica (AE)

Estatística	Valor
Média	54200.67
Mediana	54280.85
Máximo	67364.25
Mínimo	38314.52
Desvio padrão	6502.090
Observações	141

Fonte: Elaborado pelo autor

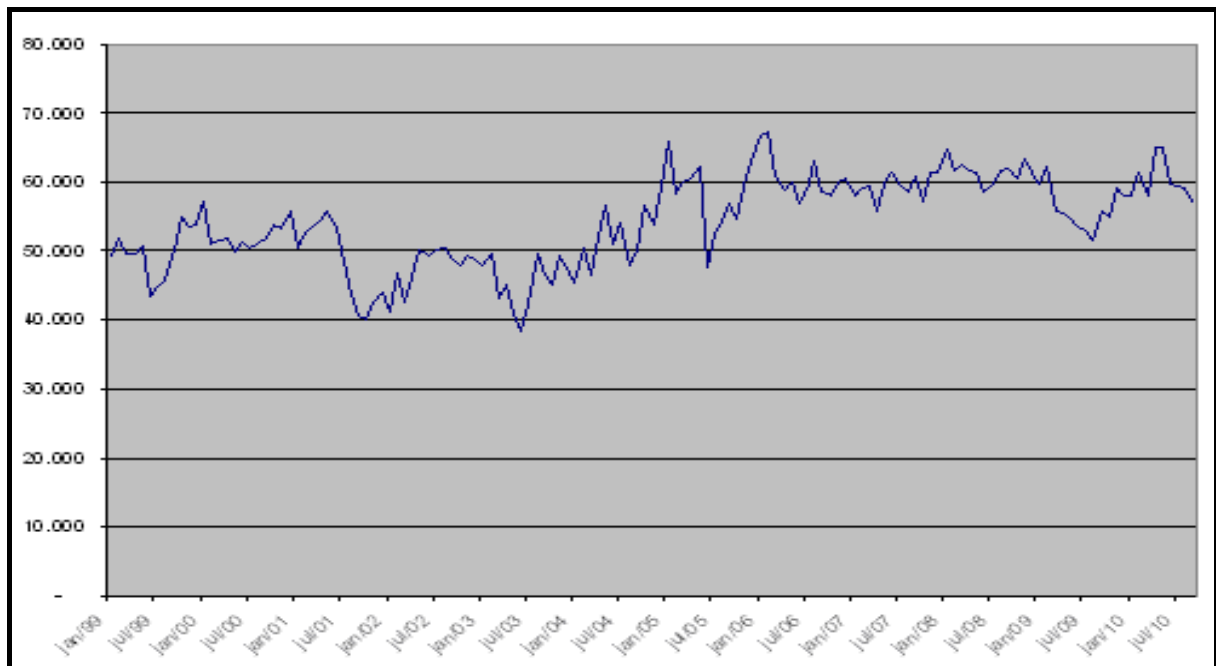


Gráfico 1 – Arrecadação de ICMS do Setor de Energia Elétrica - jan/99 a set/10

Fonte: Elaborado pelo autor

4 RESULTADOS

4.1 Utilizando a Amostra por Inteiro

A Tabela 9, no apêndice, apresenta os resultados estimados de $C(s)$ para a série temporal estudada, com s variando de 1 até 24. Nos Gráficos 2 e 3 a seguir é possível visualizar as estimativas e o intervalo de confiança. No Gráfico 3 o valor de s é limitado a 6, para visualização com maior nitidez.

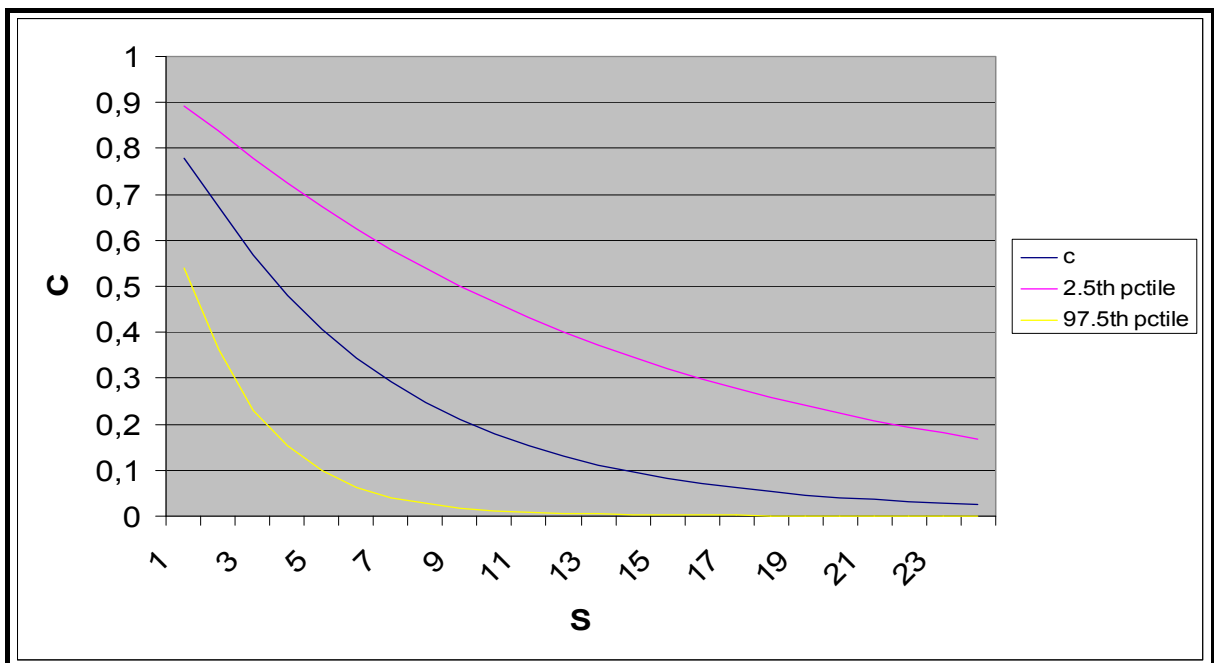


Gráfico 2 – Forecast content – amostra completa – 24 períodos adiante

Fonte: Elaborado pelo autor

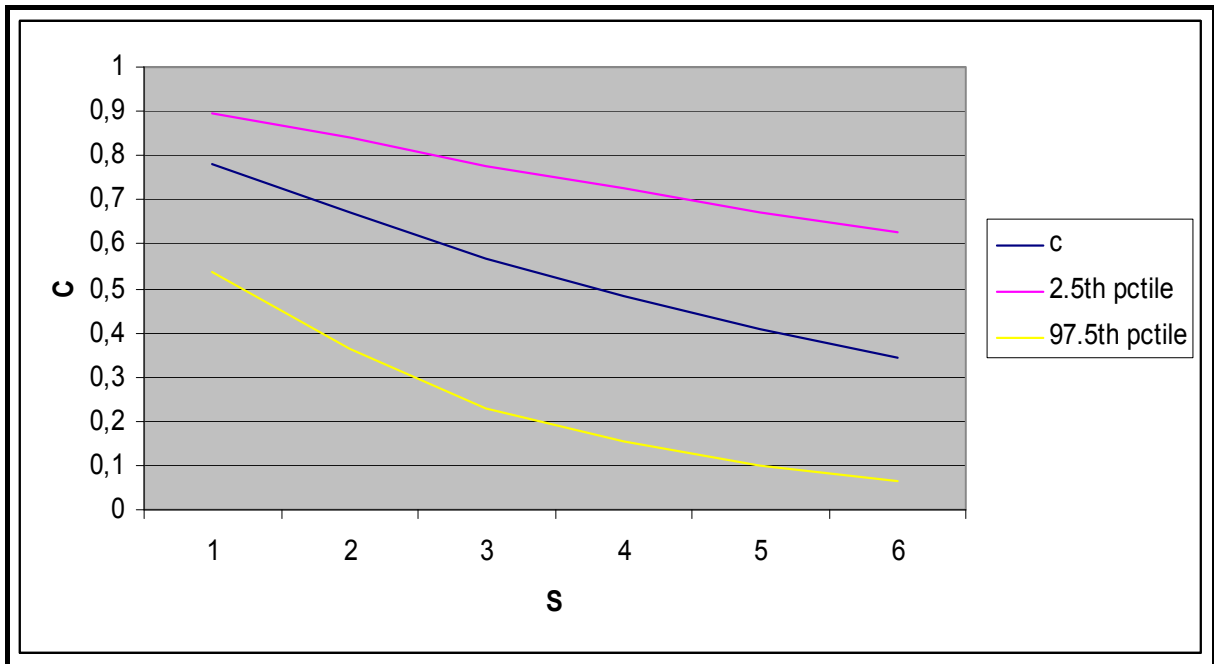


Gráfico 3 – Forecast content – amostra completa – 6 períodos adiante
 Fonte: Elaborado pelo autor

Uma inspeção na tabela indica que o modelo é capaz de gerar previsões superiores à média incondicional até $s = 24$, para um nível de confiança de 5%. O valor de c , entretanto, reduz-se rapidamente a partir do 3º ou 4º mês à frente, chegando próximo de zero na faixa inferior do intervalo logo em $s = 8$, quando o valor de c é 0,027.

Na estimativa por ponto a medida atinge o período 12 com valor estimado ainda em torno de 0,15.

Recorrendo-se a um critério arbitrário, pode-se definir níveis delta mínimos desejados para a variável c , em pontos percentuais, e assim verificar o número máximo de períodos adiante (s) em que a previsão pode apresentar o conteúdo desejado. É o que mostra a Tabela 7 a seguir.

Tabela 7 – Horizonte temporal (s) com conteúdo (δ) superior a 2%, 5% e 10%

Nível $\delta \geq$	Horizonte temporal (s)	
	Por ponto	Intervalo inferior
2%	24	8
5%	18	6
10%	13	4

Fonte: Elaborado pelo autor

4.2 Utilizando a Amostra com Descarte de alguns Períodos

Neste procedimento utiliza-se o método de Galbraith para investigar, no caso concreto, a veracidade da crença segundo a qual períodos mais antigos de uma série prejudicam o poder de previsão dos modelos onde são considerados.

Tabela 8 – Estimativas de $C(s)$ para modelo AR(2) - Previsões até 8 meses adiante

S	Período amostral para estimar modelo AR					
	1 - 141	25 - 141	49 - 141	73 - 141	97 - 141	121 - 141
1	0,77941	0,77298	0,6694	0,38335	0,42208	0,43527
2	0,67351	0,59698	0,55025	0,19097	0,17731	0,18649
3	0,56769	0,461	0,47425	0,10877	0,07644	0,08332
4	0,48127	0,35625	0,38726	0,09834	0,035	0,04082
5	0,40741	0,27571	0,31871	0,09785	0,0175	0,02237
6	0,34511	0,21389	0,26429	0,09304	0,00961	0,01343
7	0,29248	0,16646	0,21852	0,08134	0,0057	0,00851
8	0,2481	0,13008	0,18096	0,06704	0,00355	0,00551
Série	1	2	3	4	5	6
T	141	117	93	69	45	21

Fonte: Elaborado pelo autor

A Tabela 8 refere-se a resultados estimados de $C(s)$ para modelos auto-regressivos formulados a partir de composições alternativas da base de dados utilizada neste estudo. As séries 2 a 6 correspondem a sub-amostras após descarte de períodos iniciais da amostra. O Gráfico 4 permite a visualização das estimativas pontuais de $C(s)$, para $s = 1, \dots, 8$.

A observação visual evidencia o prejuízo no conteúdo, mais acentuado para as séries 4 a 6, nas quais a amostra conserva menos de metade de seu tamanho original ($T < 69$). Nota-se igualmente que a perda é mais acelerada nessas séries, comparativamente às 3 primeiras, haja vista que o valor estimado de c decai para próximo de zero logo quando $s = 3$.

Igualmente digno de nota é o cruzamento das linhas que representam as séries 2 e 3, quando $s = 3$, e das séries 4, 5 e 6 quando $s = 2$. Todas apresentam menor conteúdo em relação à amostra completa, porém a série 2 revela maior prejuízo que a série 3 para prever a partir de 3 meses à frente, embora com 24 períodos a mais. Quanto à série 4, somente mostra ligeira desvantagem em relação

a 5 e 6 para prever o 1º. mês adiante, revelando menor perda que as mesmas para prever de 2 a 8 meses à frente.

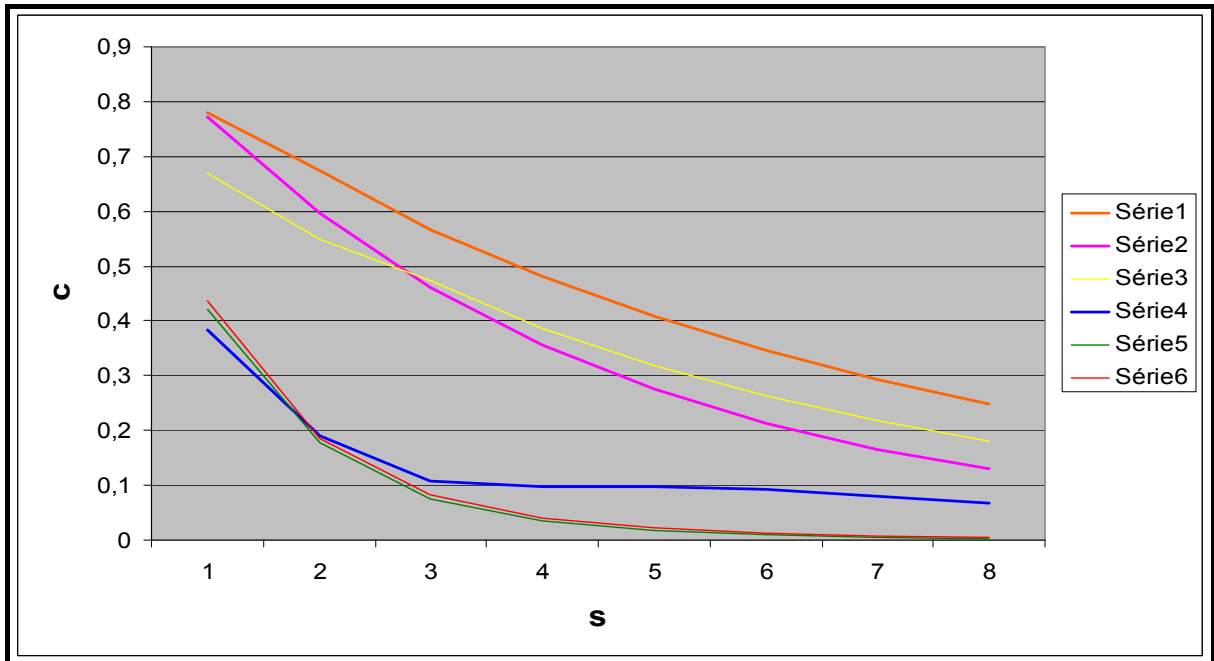


Gráfico 4 – Forecast content – sub-amostras – ver Tabela 8

Fonte: Elaborado pelo autor

5 CONCLUSÃO

No presente estudo foi utilizado o método de Galbraith (2003) para analisar a função denominada *forecast content*, aplicada a modelos auto-regressivos destinados à previsão de variáveis econômicas em séries temporais estacionárias. Explorou-se uma base de dados composta pelos valores mensais de arrecadação de ICMS no Estado do Ceará, provenientes do setor elétrico, no período de janeiro/99 a setembro/10, totalizando 141 observações.

O conceito de *forecast content* é formulado como sendo o ganho obtido por utilizar determinado modelo para estimar valores futuros da variável examinada, em comparação ao caminho simplificado de utilizar a média incondicional da série temporal, sendo adotado o erro quadrado médio como indicador do nível de acerto da previsão. O ganho (*forecast content*) é então representado pelo percentual de redução do erro quadrado médio que o uso do modelo proporciona.

Uma vez que a estimativa obtida a partir do modelo tende a aproximar-se da média incondicional da série, à medida que se alarga o horizonte da previsão, tem-se que o *forecast content* tende a zero. Interessa, portanto, verificar até qual número de passos cada modelo conserva poder preditivo útil. Assim, a *forecast content function* $C(s)$ associa o conteúdo (c) ao horizonte temporal da previsão (s), isto é, o número de períodos à frente para os quais será estimado o valor da variável aleatória.

Os resultados deste ensaio estão apresentados em dois tópicos, o primeiro dos quais mostra gráficos e dados obtidos com a utilização de toda a base de 141 observações. Observa-se que o conteúdo sofre redução rápida à medida que se incrementa o valor de s , sendo sua estimativa pontual inferior a 0,5 quando s atinge o valor 4. Em um nível de confiança de 5%, o valor de c na faixa inferior do intervalo chega próximo de zero para $s = 8$, isto é, modelos AR têm conteúdo quase nulo para prever 8 meses adiante com base na série temporal explorada nesta pesquisa.

A utilidade do modelo dependerá dos critérios de quem pretenda adotá-lo. Foram sugeridos horizontes temporais máximos que o modelo suporta para oferecer um retorno mínimo de conteúdo. Para um conteúdo a partir de 10%, por exemplo, é recomendável elaborar previsões para até 4 meses usando o modelo ora comentado.

O principal resultado deste trabalho consiste na experimentação de uma nova ferramenta que pode auxiliar na utilização adequada de um modelo já definido (horizonte máximo de previsão para um conteúdo mínimo pretendido), na escolha entre dois ou mais modelos disponíveis, ou na busca de um melhor modelo para o fim pretendido, caso os disponíveis não atendam a exigência mínima.

A necessidade de estimar valores de arrecadação ocorre em situações variadas, desde a elaboração original do orçamento e suas respectivas metas, passando pelas revisões ao longo do período em que é executado, assim como na construção de fluxos de caixa. Dessa maneira, a defasagem de 2 meses imposta pelo modelo selecionado não invalida seu uso, haja vista que a previsão pode ser requerida, por exemplo, com 6 meses ou mais de antecedência do fato a ser previsto.

No segundo tópico, estão outros resultados igualmente expressos em gráfico e tabela, após procedimento em que se utilizou o método de Galbraith para investigar, no caso concreto, a veracidade da crença segundo a qual períodos mais antigos de uma série prejudicam o poder de previsão dos modelos onde são levados em conta.

Foram estimados valores de *forecast content* para até 8 meses adiante, com modelos auto-regressivos formulados a partir de 5 composições alternativas da base de dados utilizada neste estudo, formadas por sub-amostras após descarte de períodos iniciais da amostra original. Os resultados das estimativas sugerem que ocorre perda de conteúdo, sendo esse prejuízo bem mais acentuado quando a amostra conserva menos da metade de seu tamanho original.

Outros trabalhos de pesquisa poderão ser desenvolvidos nessa linha, a começar pela extensão da mesma a inúmeras variáveis econômicas de grande interesse, podendo ainda os modelos contemplarem variáveis exógenas. No âmbito específico do ICMS, os segmentos de derivados de petróleo e de serviços de comunicação somam, junto com a energia elétrica, 40% da arrecadação estadual. São 3 setores, concentrados em 9 empresas, o que pode facilitar sobretudo os trabalhos de pesquisa.

REFERÊNCIAS

AL-ZOUBI, O. **Essays in monetary and fiscal policy**. Texas Tech University, Dissertação de Doutorado em Filosofia, 2009.

ARAGÃO, M. G. C. **Desempenho e fatores determinantes da arrecadação do ICMS no Estado do Ceará**. 2009, 65 f. Dissertação (Mestrado Profissional em Economia) – Curso de Pós-Graduação em Economia – CAEN, Universidade Federal do Ceará, Fortaleza, 2009.

ARRAES, R. A.; CHUMVICHITRA, P. **Modelos auto-regressivos e poder de previsão: uma aplicação com o ICMS**. Texto para Discussão n. 152. Programa de Pós-Graduação em Economia, UFC, 1996.

BOX, G. E. P.; JENKINS, G. M. **Time Series Analysis: Forecasting and Control**. San Francisco: Holden Day, 1976.

CASTELAR, I.; FERREIRA, R. T.; LINHARES, F. C. Modelos de Previsão para o ICMS do Estado do Ceará. **Revista Econômica do Nordeste**, v. 27, n. 4, p. 583-606, 1996.

COCCARO, S. M. B. **A arrecadação do ICMS: um enfoque econométrico**. 2000. Dissertação (Mestrado em Economia) – Programa de Pós-Graduação em Economia, Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2000.

CORVALÃO, E. D. **Previsão da arrecadação do ICMS em Santa Catarina: aplicação da abordagem geral para específico em modelos dinâmicos**. 2002, 64 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia da Produção) – Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção, Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis, 2002.

DICKEY, D.; FULLER, W. Distribution of Estimators for Autoregressive Time Series with a Unit Root. **Journal of the American Statistical Association**, v. 84, p. 427-431, 1979.

FERREIRA, R. T. **Modelo de análise de séries temporais para previsão do ICMS mensal do Ceará**. 1996. Dissertação (Mestrado em Economia) – Curso de Pós-Graduação em Economia – CAEN, Universidade Federal do Ceará, Fortaleza, 1996.

GALBRAITH, J. W. Content horizons for univariate time series forecasts. **International Journal of Forecasting**, v. 19, p. 43-55, 2003.

GALBRAITH, J. W; TKACZ, Greg. **How far can we forecast? Forecast content horizons for some important macroeconomic time series**. Department Working Papers, Mc Gill, Ca, 2006.

GUARAGNA, Paulo; MELLO, Marcelo. Um Modelo de Previsão da Arrecadação do ICMS. **Estudos Econômico-Fiscais**, Porto Alegre, n. 13, ano 8, dez. 2002.

IRFFI, G. D. **Previsão da Demanda de Energia Elétrica para o Nordeste utilizando OLS Dinâmico e Mudança de Regime**. 2007, 63 f. Dissertação (Mestrado em Economia) – Curso de Pós-Graduação em Economia - CAEN, Universidade Federal do Ceará, Fortaleza, 2007.

ISIKLAR, Gultekin; LAHIRI, Kajal. How far ahead can we forecast? Evidence from cross-country surveys. **International Journal of Forecasting**, v. 23, n. 2, p. 167-187, 2007.

MENESCAL, A. M. F. **A Seletividade como Instrumento Concretizador da Justiça Fiscal no Âmbito do ICMS**. 2007. Dissertação (Mestrado em Direito) – Programa de Pós-Graduação em Direito, Universidade de Fortaleza - UNIFOR, Fortaleza, 2007.

PINDYCK, R. S; RUBENFELD, D. L. **Econometria – Modelos e Previsões**. 4. ed. Rio de Janeiro: Elsevier, 2004.

RIBEIRO, M. J. P. **Um estudo sobre o impacto da política fiscal na arrecadação do ICMS no Estado do Ceará através do modelo de vetores auto-regressivos**. 2010, 34 f. Dissertação (Mestrado Profissional em Economia) – Curso de Pós-Graduação em Economia – CAEN, Universidade Federal do Ceará, Fortaleza, 2010.

ROCHA NETO, A. **Previsões para o ICMS no Ceará: comparação do desempenho da metodologia da SEFAZ-CE com o modelo ARIMA**. 2008, 43 f. Dissertação (Mestrado Profissional em Economia) – Curso de Pós-Graduação em Economia – CAEN, Universidade Federal do Ceará, Fortaleza, 2008.

SANTANA, A. L. **Previsões para arrecadação de ICMS no Ceará: uma análise com modelo de correção de erros**. 2009, 44 f. Dissertação (Mestrado Profissional em Economia) – Curso de Pós-Graduação em Economia – CAEN, Universidade Federal do Ceará, Fortaleza, 2009.

APÊNDICE

Tabela 9 – Estimativas de C(s) para modelo AR(2) - Previsões até 24 meses adiante

s	C	2.5th pctile	97.5th pctile
1	0,77941	0,893463	0,53961089
2	0,67351	0,838847	0,36264311
3	0,56769	0,778095	0,23107496
4	0,48127	0,724099	0,15204288
5	0,40741	0,672734	0,09840861
6	0,34511	0,624984	0,06265453
7	0,29248	0,580461	0,04083332
8	0,2481	0,539031	0,02702747
9	0,2107	0,500499	0,01823827
10	0,1792	0,464694	0,01258505
11	0,15268	0,431446	0,00889505
12	0,13034	0,400876	0,00644002
13	0,11153	0,372521	0,0047688
14	0,09567	0,346215	0,00360185
15	0,0823	0,321819	0,00276539
16	0,07101	0,299204	0,00215062
17	0,06146	0,278246	0,00168857
18	0,05338	0,258828	0,00133478
19	0,04651	0,240757	0,00105987
20	0,04067	0,224017	0,00084391
21	0,03569	0,208595	0,00067298
22	0,03142	0,194343	0,00053699
23	0,02776	0,181144	0,00042848
24	0,02461	0,168921	0,00034176

Fonte: Elaborado pelo autor