

de Mendonça, Mário Jorge Cardoso; Medrano, Luis Alberto

Working Paper

Um modelo de combinação de previsões para arrecadação de receita tributária no Brasil

Texto para Discussão, No. 2186

Provided in Cooperation with:

Institute of Applied Economic Research (ipea), Brasília

Suggested Citation: de Mendonça, Mário Jorge Cardoso; Medrano, Luis Alberto (2016) : Um modelo de combinação de previsões para arrecadação de receita tributária no Brasil, Texto para Discussão, No. 2186, Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada (IPEA), Brasília

This Version is available at:

<https://hdl.handle.net/10419/144622>

Standard-Nutzungsbedingungen:

Die Dokumente auf EconStor dürfen zu eigenen wissenschaftlichen Zwecken und zum Privatgebrauch gespeichert und kopiert werden.

Sie dürfen die Dokumente nicht für öffentliche oder kommerzielle Zwecke vervielfältigen, öffentlich ausstellen, öffentlich zugänglich machen, vertreiben oder anderweitig nutzen.

Sofern die Verfasser die Dokumente unter Open-Content-Lizenzen (insbesondere CC-Lizenzen) zur Verfügung gestellt haben sollten, gelten abweichend von diesen Nutzungsbedingungen die in der dort genannten Lizenz gewährten Nutzungsrechte.

Terms of use:

Documents in EconStor may be saved and copied for your personal and scholarly purposes.

You are not to copy documents for public or commercial purposes, to exhibit the documents publicly, to make them publicly available on the internet, or to distribute or otherwise use the documents in public.

If the documents have been made available under an Open Content Licence (especially Creative Commons Licences), you may exercise further usage rights as specified in the indicated licence.

2186

TEXTO PARA DISCUSSÃO

UM MODELO DE COMBINAÇÃO DE PREVISÕES PARA ARRECADAÇÃO DE RECEITA TRIBUTÁRIA NO BRASIL

Mário Jorge Mendonça
Luis Alberto Medrano



UM MODELO DE COMBINAÇÃO DE PREVISÕES PARA ARRECADAÇÃO DE RECEITA TRIBUTÁRIA NO BRASIL

Mário Jorge Mendonça¹
Luis Alberto Medrano²

1. Técnico de planejamento e pesquisa da Diretoria de Estudos e Políticas Macroeconômicas (Dimac) do Ipea.
E-mail: <mario.mendonca@ipea.gov.br>.

2. Assistente de pesquisa da Dimac/Ipea; e professor da Universidade Federal Rural do Rio de Janeiro (UFRRJ).
E-mail: <lmedrano10@msn.com>.

Governo Federal

Ministério do Planejamento, Orçamento e Gestão
Ministro Valdir Moysés Simão

ipea Instituto de Pesquisa
Econômica Aplicada

Fundação pública vinculada ao Ministério do Planejamento, Orçamento e Gestão, o Ipea fornece suporte técnico e institucional às ações governamentais – possibilitando a formulação de inúmeras políticas públicas e programas de desenvolvimento brasileiro – e disponibiliza, para a sociedade, pesquisas e estudos realizados por seus técnicos.

Presidente

Jessé José Freire de Souza

Diretor de Desenvolvimento Institucional

Alexandre dos Santos Cunha

Diretor de Estudos e Políticas do Estado, das Instituições e da Democracia

Roberto Dutra Torres Junior

Diretor de Estudos e Políticas Macroeconômicas

Cláudio Hamilton Matos dos Santos

Diretor de Estudos e Políticas Regionais, Urbanas e Ambientais

Marco Aurélio Costa

Diretora de Estudos e Políticas Setoriais de Inovação, Regulação e Infraestrutura

Fernanda De Negri

Diretor de Estudos e Políticas Sociais, Substituto

José Aparecido Carlos Ribeiro

Diretor de Estudos e Relações Econômicas e Políticas Internacionais

José Eduardo Elias Romão

Chefe de Gabinete

Fabio de Sá e Silva

Assessor-chefe de Imprensa e Comunicação

Paulo Kliass

Ouvidoria: <http://www.ipea.gov.br/ouvidoria>

URL: <http://www.ipea.gov.br>

Texto para Discussão

Publicação cujo objetivo é divulgar resultados de estudos direta ou indiretamente desenvolvidos pelo Ipea, os quais, por sua relevância, levam informações para profissionais especializados e estabelecem um espaço para sugestões.

© Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada – **ipea** 2016

Texto para discussão / Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada.- Brasília : Rio de Janeiro : Ipea , 1990-

ISSN 1415-4765

1. Brasil. 2. Aspectos Econômicos. 3. Aspectos Sociais. I. Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada.

CDD 330.908

As opiniões emitidas nesta publicação são de exclusiva e inteira responsabilidade dos autores, não exprimindo, necessariamente, o ponto de vista do Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada ou do Ministério do Planejamento, Orçamento e Gestão.

É permitida a reprodução deste texto e dos dados nele contidos, desde que citada a fonte. Reproduções para fins comerciais são proibidas.

JEL: H20; H22; C32.

SUMÁRIO

SINOPSE	
ABSTRACT	
1 INTRODUÇÃO	7
2 COMPOSIÇÃO DA CTBB E REVISÃO DA LITERATURA.....	9
3 MODELO DE COMBINAÇÃO DE PREVISÕES	11
4 MODELOS DE PREVISÃO	14
5 RESULTADOS.....	21
6 CONCLUSÃO	23
REFERÊNCIAS	23
BIBLIOGRAFIA COMPLEMENTAR.....	25
APÊNDICE A – IMPOSTO SOBRE IMPORTAÇÃO (II).....	26
APÊNDICE B – IMPOSTO SOBRE PRODUTOS INDUSTRIALIZADOS (IPI).....	28
APÊNDICE C – IMPOSTO DE RENDA DA PESSOA FÍSICA (IRPF)	30
APÊNDICE D – IMPOSTO DE RENDA DA PESSOA JURÍDICA (IRPJ)	32
APÊNDICE E – CONTRIBUIÇÃO SOCIAL SOBRE O LUCRO LÍQUIDO (CSLL).....	34
APÊNDICE F – IMPOSTO DE RENDA RETIDO NA FONTE (IRRF).....	36
APÊNDICE G – IMPOSTO SOBRE OPERAÇÕES DE CRÉDITO, CÂMBIO E SEGUROS (IOF)	38
APÊNDICE H – CONTRIBUIÇÃO AO PROGRAMA DE INTEGRAÇÃO SOCIAL (CPIS)	40
APÊNDICE I – CONTRIBUIÇÃO PARA O FINANCIAMENTO DA SEGURIDADE SOCIAL (COFINS)	42

SINOPSE

Este trabalho tem como objetivo a aplicação do modelo de combinação de previsões para prever a arrecadação tributária no Brasil. Combinamos aqui as previsões obtidas a partir de três modelos: modelo fatorial dinâmico (MFD), modelo sazonal autorregressivo integrado com média móvel (seasonal autoregressive integrated moving average – Sarima) e modelo de suavização de Holt-Winters, sendo que os critérios de combinação adotados foram método de combinação ótima, *performance*, regressão simples, média simples e mediana. Trabalhamos com dados mensais para um total de nove tributos federais, para o período de janeiro de 2001 a dezembro de 2013. A previsão para o ano de 2014 é feita fora da amostra. De acordo com os resultados, pode-se observar que a combinação de previsões alcançou, na maior parte dos casos, resultado superior em comparação com as previsões obtidas por meio de modelos tomados individualmente.

Palavras-chave: carga tributária; modelo fatorial dinâmico; Sarima; combinação de previsões.

ABSTRACT

This study aimed to the application of forecasts combination of model to predict tax revenues in Brazil. Here we combine the predictions obtained from three models: dynamic factor model (DFM), seasonal autoregressive integrated moving average (Sarima) and model of Holt-Winters smoothing. We adopted five criteria for combine predictions: optimal combination, performance, simple regression, simple average and median. We work with monthly data for a total of nine federal taxes for the period from January 2001 to December 2013. The out of sample forecast are done for the year 2014. Considering the results, it can be seen that the combined predictions proved generally superior to those derived from genuine models with the exception of a few taxes. Notwithstanding there is no specific method of combination that provide better forecasts concern the others.

Keywords: tax burden; dynamic fatorial model; Bayesian methods; Sarima; forecast combination.

1 INTRODUÇÃO

A carga tributária bruta brasileira (CTBB) é dada pela soma dos recursos que o governo recolhe compulsoriamente do setor privado. Seu aumento eleva, via de regra,¹ os recursos à disposição do governo, permitindo a diminuição do endividamento público e/ou aumentos na oferta de bens e serviços públicos à população. A ação da CTBB é, portanto, um determinante crucial das dinâmicas de diversas outras grandezas macroeconômicas relevantes.

Embora pareça razoável supor – como primeira aproximação, pelo menos – que as arrecadações dos diferentes tributos que compõem a CTBB acompanhem o movimento geral da economia (Santos, Ribeiro e Gobetti, 2008), é fácil perceber que as heterogeneidades existentes entre eles fazem com que os resultados de modelos agregativos sejam usualmente pouco precisos. As seguidas mudanças na legislação tributária,² por sua vez, fazem com que haja bons motivos para se acreditar que as elasticidades e sazonalidades possam variar com o tempo. Assim, um instrumento econométrico que objetive modelar os vários componentes da CTBB deve não apenas lidar com a alta dimensionalidade inerente aos variados tipos de impostos, mas também saber tratar as características sazonais específicas a cada um deles.

Não é trivial, entretanto, modelar o comportamento dinâmico da CTBB. Ela é, na verdade, um complexo agregado de dezenas de tributos diferentes, cujas arrecadações dependem de diversas variáveis também diferentes e, portanto, apresentam dinâmicas – e sazonalidades – sensivelmente diferentes. Além disso, a modelagem econométrica da CTBB e de seus componentes é muito dificultada pelas seguidas mudanças em alíquotas e bases de incidência de tributos preexistentes – e, vez por outra, também

1. Note-se que nem todo recurso recolhido compulsoriamente da sociedade é receita do governo. As contribuições para o Fundo de Garantia do Tempo de Serviço (FGTS), por exemplo, são recolhidas compulsoriamente da sociedade – e por isso entram no cálculo da carga tributária bruta (CTB) –, mas não são receitas públicas, visto que são de propriedade dos trabalhadores. Por outro lado, nem toda receita do governo é recolhida compulsoriamente da sociedade. Quando o cidadão paga entrada em um museu público, por exemplo, está aumentando a receita do governo, mas não a CTB. Logo, aumentos na CTB não necessariamente implicam aumentos nas receitas públicas, e aumentos nas receitas públicas não necessariamente implicam aumentos na CTB. Convém destacar ainda que, apesar disso, a maior parte das receitas públicas brasileiras é de natureza tributária, e a maior parte da CTBB consiste em receitas públicas.

2. Rezende, Oliveira e Araujo (2008, cap. 2) fazem um excelente resumo das inúmeras mudanças na legislação tributária brasileira no período de 1998 a 2006.

pela eliminação, temporária ou não, desses últimos e/ou a criação de novos tributos –, que têm caracterizado a administração tributária do país no período pós-Plano Real.³

Os estudos implementados anteriormente seguiram três caminhos distintos. Inicialmente, optou-se pela análise da CTBB segundo um ponto de vista agregado. Para isso, Mendonça, Medrano e Sachsida (2011) fizeram uso do modelo linear dinâmico (MLD), com coeficientes variáveis para uma série trimestral agregada da CTBB no período 1995-2009. Seguindo o mesmo modelo, a análise do comportamento da CTBB foi feita também com base no desempenho individual de um conjunto de tributos⁴ que existem na economia brasileira e formam uma amostra fortemente representativa dessa carga no período de 1995 a 2010 (Mendonça, Medrano e Sachsida, 2013). Uma deficiência com relação aos dois tipos de abordagens citados, sobretudo para a gestão da política econômica, é que, no caso do exercício de previsão, é necessário conhecer de antemão o valor das variáveis exógenas do modelo para o período escolhido, o que naturalmente contribui para diminuir a sua confiabilidade. Foi nesse sentido que Mendonça e Medrano (2014) estimaram o modelo fatorial dinâmico (MFD), utilizando dados mensais para o período de 1995 a 2013.

Um bom modelo de previsão de arrecadação de tributos é de importância crítica para o governo. Existe uma série de preditores para a variável de interesse. Em vez de se concentrar na seleção do melhor modelo de previsão, Bates e Granger (1969) sugeriram combinar diferentes previsões. Para justificar tal procedimento, usam o fato de que combinar previsões a partir de diferentes modelos pode ser visto como uma forma de fazer a previsão mais robusta contra distintos erros de especificação. A proposta deste estudo tem como objetivo a previsão de arrecadação de tributos com base no modelo de combinação de previsão. Combinamos aqui as previsões obtidas a partir de três modelos: o MFD, o modelo sazonal autorregressivo integrado com média móvel (seasonal autoregressive integrated moving average – Sarima) e o modelo de suavização de Holt-Winters. Os critérios de combinação adotados foram os seguintes: combinação ótima, *performance*, regressão simples, média simples e mediana. De acordo com os resultados obtidos, verificou-se

3. E mesmo antes disso, como bem apontam Rezende, Oliveira e Araujo (2008).

4. Os tributos formam a receita da União, estados e municípios e abrangem impostos, taxas, contribuições e empréstimos compulsórios. Por exemplo, o imposto de renda (IR) é um tributo, assim como a Contribuição para o Financiamento da Seguridade Social (Cofins).

que as previsões combinadas se mostraram, de modo geral, superiores às derivadas dos modelos genuínos com exceção de poucos impostos.

Este estudo está estruturado da seguinte forma: a seção 2 apresenta uma descrição acerca da composição da amostra de tributos que usaremos neste estudo. Em seguida, a seção 3 descreve de modo geral a teoria da combinação de previsões assim como os critérios que usamos neste trabalho para levar a cabo tal procedimento. Na seção 4 fazemos também uma breve descrição dos modelos adotados para previsão. Os resultados e a análise dos resultados são mostrados na seção 5. Por fim, a seção 6 apresenta as principais conclusões do trabalho.

2 COMPOSIÇÃO DA CTBB E REVISÃO DA LITERATURA

Conforme já assinalado, a CTBB é composta de um número elevado de impostos. A seguir, será feito um resumo da estrutura tributária nacional.⁵ Em termos gerais, a CTBB é formada por quatro grandes agregados de tributos, quais sejam: *i*) impostos sobre produtos; *ii*) outros impostos ligados à produção; *iii*) Impostos sobre a Renda, o Patrimônio e o Capital (IRPCs); e *iv*) contribuições previdenciárias (CPs).

São sete os principais impostos sobre produto:

- Imposto sobre Circulação de Mercadorias e Serviços (ICMS), estadual;
- Cofins;
- Imposto sobre Produtos Industrializados (IPI);
- Imposto sobre Serviços (ISS), municipal;
- Imposto sobre Importações (II);
- Imposto sobre Operações de Crédito, Câmbio e Seguros (IOF); e
- Contribuição de Intervenção do Domínio Econômico (Cide).⁶

5. Para uma descrição sucinta da estrutura tributária no Brasil, ver Santos, Ribeiro e Gobetti (2008).

6. A Cide incide sobre a importação e a comercialização de gasolina, *diesel* e suas correntes, querosene de aviação e outros querosenes, óleos combustíveis, gás liquefeito de petróleo (GLP), inclusive o derivado de gás natural e de nafta, e álcool etílico combustível.

Apenas o ICMS e a Cofins, somados, responderam por mais de três quartos de todos os impostos sobre produtos e por pouco menos de um terço da CTBB total em 2006. Juntos, os impostos sobre produtos – cujo valor está implícito no preço dos produtos e, portanto, muitas vezes passa despercebido pelo consumidor – respondem por pouco mais de 40% da CTBB.

São quatro os principais tributos brasileiros sobre a renda, o patrimônio e o capital, quais sejam: o IR, a Contribuição Social sobre o Lucro Líquido (CSLL) das pessoas jurídicas, o Imposto sobre Propriedade de Veículos Automotores (IPVA) – estadual – e o Imposto Predial Territorial Urbano (IPTU) – municipal. A arrecadação do IR é dividida em seis componentes – o Imposto de Renda da Pessoa Física (IRPF); o Imposto de Renda da Pessoa Jurídica (IRPJ); o Imposto de Renda Retido na Fonte (IRRF) sobre os rendimentos do trabalho; o IRRF sobre ganhos de capital; o IRRF sobre remessas de divisas ao exterior; e os outros tipos de IRRF – e atingiu pouco menos de 60,5% da arrecadação total dos IRPCs, enquanto a CSLL, o IPTU e o IPVA representaram, respectivamente, 11,9%, 5,9% e 5,5% desse total nesse mesmo ano. Juntos, os IRPCs representam pouco menos de 30% da CTBB.

As CPs respondem por cerca de um quarto da CTBB. Como ocorre com os demais componentes da CTBB, a lista de tributos relacionados às CPs é bastante extensa,⁷ ainda que possam ser divididas em: *i*) contribuições de patrões e empregados para o Instituto Nacional do Seguro Social (INSS); *ii*) contribuições para o PIS/Pasep; *iii*) contribuições para o FGTS; e *iv*) contribuições para a aposentadoria dos funcionários públicos – pagas pelos próprios e pelo governo. A maior parte incide sobre a folha de pagamentos de empresas e administrações públicas – isto é, sobre o rendimento do fator de produção trabalho.

Por fim, o último e quantitativamente menos importante componente da CTBB é o item outros impostos ligados à produção, composto basicamente por taxas diversas (taxa de fiscalização das telecomunicações ou taxa de vigilância sanitária, por exemplo) e

7. Ver anexo 8 de IBGE (2004) para uma lista que exclui as contribuições para o Programa de Integração Social/Programa de Formação do Patrimônio do Servidor Público (PIS/Pasep), que foram reclassificadas como contribuições previdenciárias no Sistema de Contas Nacionais (SCN) de 2005.

por contribuições incidentes sobre a folha de pagamento de empresas e administrações públicas (como para o salário família e para o Sistema S).⁸

Percebe-se, assim, a flagrante heterogeneidade dos componentes individuais da CTBB. A tabela 1 apresenta a amostra dos tributos usada neste estudo – composta por vários dos principais componentes dos quatro grandes tipos de tributo já mencionados – bem como o percentual que cada um deles representa em relação ao total. Esta amostra é composta basicamente de tributos federais cuja base de dados é gerenciada pela Secretaria da Receita Federal (SRF), mas inclui também o ICMS, estadual, com dados mensais disponibilizados pelo Conselho Nacional de Política Fazendária (Confaz). Os vinte impostos descritos na tabela representam pouco menos de 80% do total de tributos arrecadado pelas administrações públicas brasileiras.

TABELA 1
Tributos: percentual em relação ao total

Imposto	%	Imposto	%
ICMS	26,52	II	2,10
Previdência Social	20,17	IRPF	1,30
Cofins	12,77	IPI – vinculados à importação	1,27
IRPJ – demais empresas	6,08	IOF	1,19
IRRF – rendimento de trabalho	5,91	IRPJ – entidades financeiras	1,15
Outros tributos	4,64	IRRF – remessa para o exterior	1,09
Contribuição sobre Lucro de Pessoas Jurídicas (CLPJ)	3,68	IRRF – outros rendimentos	0,74
IRRF – ganho de capital	3,66	IPI – fumo	0,64
PIS/Pasep	3,58	IPI – automóveis	0,60
IPI – outros	2,36	IPI – bebidas	0,56

Elaboração dos autores.

3 MODELO DE COMBINAÇÃO DE PREVISÕES

Há, muitas vezes, uma série de preditores para uma variável de interesse. Em vez de se concentrar na seleção do melhor modelo de previsão, Bates e Granger (1969) sugeriram combinar diferentes previsões. Entre os principais argumentos para o uso de combinação

8. Sistema S é o nome pelo qual ficou convencionado chamar o conjunto de nove instituições de interesse de categorias profissionais, estabelecidas pela Constituição brasileira. Entre as mais conhecidas podemos citar o Serviço Nacional de Aprendizagem Industrial (Senai), o Serviço Nacional de Aprendizagem Comercial (Senac), o Serviço Social da Indústria (Sesi) etc.

de previsões temos, primeiramente, que o verdadeiro processo de geração de dados é desconhecido. Mesmo o modelo mais complicado é provável que esteja mal especificado, sendo na melhor das hipóteses uma razoável aproximação local do verdadeiro modelo. Assim, é altamente improvável que um único modelo domine uniformemente ao longo do tempo. Em segundo lugar, mesmo o melhor modelo pode mudar ao longo do tempo, de uma forma que se torne difícil modelar com base no passado, o que pode conduzir a erros de especificação. Por fim, é possível que a diversificação traga ganhos na medida em que a combinação em um conjunto de modelos de previsão pode dominar a estratégia de usar apenas um único modelo de previsão. Desde então, numerosos métodos de combinação foram propostos (Timmermann, 2006).

Neste estudo, usamos cinco métodos para combinar previsões: combinação ótima (C1), regressão simples (C2), desempenho ou *performance* (C3), média simples (C4) e mediana (C5). A seguir, faremos uma breve descrição dos três métodos primeiros, pois os demais carecem de explicação por serem muito triviais. Sejam F_{1t} e F_{2t} duas previsões para a mesma variável de interesse Y_t , uma combinação das previsões, para $0 \leq \lambda \leq 1$, é representada por:

$$F_{ct} = (1 - \lambda)F_{1t} + \lambda F_{2t} \quad (1)$$

Assumindo que os erros das previsões individuais são não viesados, o erro da previsão combinada é dado por:

$$\varepsilon_{ct} = (1 - \lambda)\varepsilon_{1t} + \lambda\varepsilon_{2t} \quad (1.1)$$

Onde $\varepsilon_{ct} = Y_{ct} - F_{ct}$ é também não viesado e possui a seguinte variância:

$$Var(\varepsilon_{ct}) = E(\varepsilon_{ct}^2) = (1 - \lambda)^2 \sigma_1^2 + \lambda^2 \sigma_2^2 + 2\lambda(1 - \lambda)\rho\sigma_1\sigma_2 \quad (1.1.1)$$

O valor de λ que minimiza a variância de ε_{ct} é dado pela seguinte expressão:

$$\hat{\lambda} = \frac{\sigma_1^2 - \rho\sigma_1\sigma_2}{\sigma_1^2 + \sigma_2^2 - 2\rho\sigma_1\sigma_2} \quad (2)$$

Na prática, nos parâmetros σ_1^2 , σ_2^2 e ρ , portanto, temos que usar seus usuais de modo que o valor ótimo de λ possa ser obtido a partir da seguinte expressão:

$$\hat{\lambda} = \frac{\sum_{t=1}^T e_{1t}^2 - \sum_{t=1}^T e_{1t}^2 e_{2t}^2}{\sum_{t=1}^T e_{1t}^2 + \sum_{t=1}^T e_{2t}^2 - 2 \sum_{t=1}^T e_{1t}^2 e_{2t}^2} \quad (3)$$

No caso onde se tem N previsões, $\hat{\lambda}$ é definido da seguinte forma:

$$\hat{\lambda} = \frac{\hat{\Sigma}^{-1} \mathbf{1}}{\mathbf{1}' \hat{\Sigma}^{-1} \mathbf{1}} \quad (4)$$

Onde $\hat{\Sigma}$ é a matriz de covariância amostral dos erros e $\mathbf{1}$ é o vetor coluna (1, 1, ..., 1). Uma vez obtido o valor ótimo de λ , podemos fazer a substituição no correlato amostral da equação (1)⁹ e obter a C1. Conforme apontado por Newbold e Harvey (2004), a equação (3) pode ser interpretada como o estimador de mínimos quadrados de λ com certas restrições nos coeficientes. Portanto, um segundo procedimento de combinação, aqui denominado C2, e sugerido por Granger e Ramanathan (1984), é obter a combinação a partir da estimação de uma regressão linear tal como expressa na equação (5), levando em consideração as restrições $\beta_0 = 0$, de que $\beta_0 = 0$ e $\beta_1 + \beta_2 = 1$.

$$F_{ct} = \beta_0 + \beta_1 F_{1t} + \beta_2 F_{2t} + \varepsilon_t \quad (5)$$

Um terceiro procedimento de combinação que aqui denominamos C3 é obtido ao se ignorar a covariância amostral em (3) e atribuir pesos inversamente proporcionais ao erro quadrado médio. Tal procedimento sugerido por Bates e Granger (1969) é levado a cabo quando temos que $\hat{\lambda}$ é definido pela seguinte expressão:

$$\hat{\lambda} = \frac{\sum_{t=1}^T e_{1t}^2}{\sum_{t=1}^T e_{1t}^2 + \sum_{t=1}^T e_{2t}^2} \quad (6)$$

9. Temos, aqui, os seguintes correlatos amostrais: $\hat{F}_{ct} = (1 - \lambda)\hat{F}_{1t} + \lambda\hat{F}_{2t}$ e $e_{ct} = Y_{ct} - \hat{F}_{ct}$.

A equação (6) pode ser generalizada pelo caso de N revisões, de modo que neste caso temos que:

$$\hat{\lambda}_i = \frac{\left(\sum_{t=1}^T e_{it}^2 \right)^{-1}}{\sum_{i=1}^N \left(\sum_{t=1}^T e_{it}^2 \right)^{-1}} \quad (6.1)$$

Onde $\hat{\lambda}_i$ é o peso para a i -ésima previsão. Além dos três procedimentos expostos, também serão utilizados procedimentos simples de combinação, que, empiricamente, possuem um desempenho satisfatório (Clemen, 1989). Serão utilizadas como forma de determinação dos pesos a C4 e a C5.

4 MODELOS DE PREVISÃO

Nesta seção, apresentamos uma descrição geral acerca dos modelos que usaremos para obter as previsões que serão combinadas de acordo com os critérios introduzidos na seção 3. São eles: o MFD, o modelo Sarima e o modelo de suavização de Holt-Winters.

4.1 O modelo fatorial

O modelo fatorial pertence à classe de modelos de variáveis latentes, que são ferramentas importantes para a análise de dados multivariados. Uma razão dessa importância é a redução de dimensionalidade que proporcionam. Num conjunto grande de variáveis é natural a possibilidade de existir alta colinearidade entre elas, pois existem apenas algumas fontes de informação comuns contidas nos dados. Se, de algum modo, a informação presente nas inter-relações de muitas variáveis puder ser passada, com boa aproximação, para um conjunto muito menor, a habilidade de ver a estrutura nos dados será melhor. O objetivo da análise fatorial é reduzir as dimensões de modo que sejam usadas apenas as fontes de informação mais importantes. A ideia é que a informação contida nas variáveis que são mais correlacionadas pode ser mapeada por um subconjunto menor de variáveis latentes denominado fator. Os fatores devem ser não correlacionados, pois representam fontes independentes de informação. A redução de dimensionalidade e essa ausência de correlação aumentam a eficiência computacional. Dado que os fatores são ortogonais, sua matriz de covariância não condicional é diagonal.

Além disso, essa redução de dimensionalidade faz com que os modelos fatoriais sejam parcimoniosos quando comparados com outros que analisam dados multivariados sem proporcionar essa redução de dimensionalidade, como os modelos de vetores autorregressivos (VAR) (Hamilton, 1993), que são muito usados na literatura econométrica e funcionam melhor quando o conjunto de variáveis é restrito. Mais detalhes a respeito das vantagens do uso de modelos fatoriais podem ser encontrados em Bartholomew (1987). Como foi dito, o objetivo da análise fatorial é descrever a variabilidade original do vetor aleatório em um número menor de variáveis aleatórias (fatores) não correlacionadas. Assim, um modelo fatorial pode ser representado da seguinte forma:

$$y_t = \beta f_t + e_t, \quad e_t \sim N(0, \Sigma) \quad (7)$$

Onde y_t , f_t e e_t são vetores de dimensão m , k , m . Os fatores são independentes, de modo que o vetor de fatores f_t tem distribuição $f_t \sim N(0, I_k)$, onde $\Sigma = \text{diag}(\sigma_1^2, \sigma_2^2, \dots, \sigma_m^2)$. Os vetores e_t e f_s são também independentes para todo t e s . β é a matriz de carga $m \times k$ dos fatores. Assim sendo a variância de y_t condicionada a β e Σ :

$$V(y_t | \beta, \Sigma) = \beta \beta' + \Sigma \quad (8)$$

4.1.1 MFD

Para estimação do modelo, aplicamos aqui os procedimentos de inferência bayesiana – Kim e Nelson (1999), West e Harrison (1997), Carter e Kohn (1994), Gamerman e Lopes (2006), entre outros – que, entre outras vantagens, permitem resultados mais confiáveis em contextos em que a dimensão temporal da base de dados é pequena em relação ao espaço da dimensionalidade dos parâmetros – além de outras dificuldades, dificilmente tratáveis por meio de procedimentos “frequentistas” (Gelman *et al.*, 2003, p. 696).¹⁰

Suponha m variáveis relacionadas que obedeçam à distribuição normal multivariada denotada por $N(0, \Omega)$, onde Ω denota uma matriz $m \times m$ não singular

10. Para maiores detalhes, ver Mendonça e Medrano (2014).

de variância-covariância. Uma amostra aleatória de tamanho T é denotada por $\{y_t, t = 1, \dots, T\}$. O modelo utilizado nesse estudo é dado por:

$$\begin{aligned} y_t &= \beta f_t + S_t + e_t, \quad e_t \sim N(0, \Sigma) \\ f_t &= \Gamma_1 f_{t-1} + \Gamma_2 f_{t-2} + \dots + \Gamma_p f_{t-p} + w_t, \quad w_t \sim N(0, \Lambda) \end{aligned} \quad (9)$$

Onde y_t , f_t , e_t e w_t são vetores de dimensão m , k , m e k , respectivamente; β é uma matriz $m \times k$; $\Gamma_i = \text{diag}(\gamma_{i1}, \gamma_{i2}, \dots, \gamma_{ik})$; $\Sigma = \text{diag}(\sigma_1^2, \sigma_2^2, \dots, \sigma_m^2)$ e $\Lambda = \text{diag}(\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_k)$.

Para algum inteiro positivo específico $k \leq m$, a equação (9) relaciona cada y_t com um vetor de dimensão k de variáveis aleatórias f_t , os fatores comuns, que obedecem a uma estrutura autorregressiva $AR(p)$, e um componente sazonal, $S_t = (S_{1t} \ S_{2t} \ \dots \ S_{mt})^T$ (West e Harrison, 1997), definida por:

$$S_{it} = \sum_{j=1}^6 \left[a_{ij} \text{sen} \left(\frac{2\pi jt}{12} \right) + b_{ij} \cos \left(\frac{2\pi jt}{12} \right) \right] = \varphi_i X_t \quad (10)$$

Onde:

$$X_t = \left(\text{sen} \left(\frac{2\pi t}{12} \right) \ \text{sen} \left(\frac{2\pi 2t}{12} \right) \ \dots \ \text{sen} \left(\frac{2\pi 6t}{12} \right) \ \cos \left(\frac{2\pi t}{12} \right) \ \cos \left(\frac{2\pi 2t}{12} \right) \ \dots \ \cos \left(\frac{2\pi 6t}{12} \right) \right)^T \quad (11)$$

E para $i = 1, \dots, m$:

$$\varphi_i = (a_{i1} \ a_{i2} \ \dots \ a_{i6} \ b_{i1} \ b_{i2} \ \dots \ b_{i6}) \quad (12)$$

A ideia que motiva a aplicação da forma de Fourier para tratar a sazonalidade está ligada ao fato de que qualquer padrão cíclico pode ser representado em termos da combinação linear de funções periódicas.¹¹ A motivação para o uso desta abordagem, além da flexibilidade, é a facilidade de se obter uma interpretação, já que as trajetórias em forma de ondas podem ser associadas aos variados padrões observados na prática.

11. Uma função $g(t)$ é dita periódica se para algum inteiro $p > 1$, e todo $n, t > 0$ $g(t + np) = g(t)$.

Portanto, distintamente do que se verifica em grande parte dos trabalhos empíricos, a sazonalidade é modelada endogenamente, diminuindo, assim, mais uma fonte de erro no modelo.

Em problemas práticos, especialmente para valores grandes de m , o número de fatores k será pequeno quando comparado com m , de tal modo que muito da estrutura de variância-covariância será explicado pelos fatores comuns. As variâncias idiossincráticas σ_i^2 medem a variabilidade residual em cada uma das variáveis dos dados, uma vez que a contribuição dos fatores já foi considerada.

4.1.2 Restrições no modelo fatorial

Um modelo com k fatores deve apresentar alguma restrição para ser definido como um modelo único, não apresentando problemas de identificação. Há várias maneiras de se identificar o modelo adicionando restrições no β . Optou-se por seguir, aqui, a alternativa usada em Geweke e Zhou (1996) e Aguilar e West (2000), entre outros, ao restringir β de modo que seja uma matriz de bloco triangular inferior, assumindo ser de posto completo, com elementos da diagonal principal iguais a um, como apresentado adiante:

$$\beta = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & \cdots & 0 \\ \beta_{2,1} & 1 & 0 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \cdots & 0 \\ \beta_{k,1} & \beta_{k,2} & \beta_{k,3} & \cdots & 1 \\ \beta_{k+1,1} & \beta_{k+1,2} & \beta_{k+1,3} & \cdots & \beta_{k+1,k} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ \beta_{m,1} & \beta_{m,2} & \beta_{m,3} & \cdots & \beta_{m,k} \end{pmatrix}$$

A restrição exposta anteriormente garante que β tenha posto completo k , resolvendo os problemas de identificação que surgem pela invariância do modelo sob mudanças de locação da matriz β . Ao mesmo tempo, garante que o número de parâmetros livres no tempo t na representação fatorial não exceda os $m(m + 1)/2$ parâmetros de Ω não restrito. Além de resolver os problemas de identificação, essa estrutura de β influencia a interpretação dos fatores e pode impactar no ajuste do modelo e na escolha do k em particular, mas não tem impacto nas previsões, pois as variâncias e covariâncias entre as séries são independentes da decisão de modelagem.

4.1.3 Especificação das prioris

Para completar a especificação do nosso modelo, deve-se atribuir classes de prioris para os parâmetros f_0 , β , Γ_p , $i = 1, \dots, p$, Σ , Λ e ϱ_i , $i = 1, \dots, m$. As prioris utilizadas são listadas a seguir:

- 1) Vetor de fatores comuns inicial:

$$f_0 \sim N(m_0, C_0) \quad (13)$$

- 2) Elementos não nulos da matriz de cargas β , para $i > j$:

$$\beta_{ij} \sim N(\mu_0, V_0) \quad (14)$$

- 3) Elementos da matriz diagonal de variância-covariância Σ , para $i = 1, \dots, m$:

$$\sigma_i^2 \sim IG\left(\frac{n_\sigma}{2}, \frac{n_\sigma S_\sigma}{2}\right) \quad (15)$$

- 4) Elementos das matrizes diagonais dos coeficientes autorregressivos $\Gamma_1, \Gamma_2, \dots, \Gamma_p$, para $i = 1, \dots, p, j = 1, \dots, k$:

$$\gamma_{ij} \sim N(m_r, S_r) \quad (16)$$

- 5) Elementos da matriz diagonal de variância-covariância Λ , para $j = 1, \dots, k$:

$$\lambda_j \sim IG\left(\frac{n_\lambda}{2}, \frac{n_\lambda S_\lambda}{2}\right) \quad (17)$$

- 6) Elementos dos vetores de coeficientes sazonais $\varrho_1, \varrho_2, \dots, \varrho_m$, para $i = 1, \dots, m$ e $j = 1, \dots, 6$.

$$a_{ij} \sim N(m_s, C_s) \quad (18)$$

$$b_{ij} \sim N(m_s, C_s)$$

4.1.4 Método MCMC¹² para o modelo fatorial com k fatores

Nosso objetivo é obter as posteriores dos parâmetros do modelo, assim como fazer inferência sobre o processo fatorial $\{f_t : t = 1, 2, \dots, T\}$. Como uma solução exata requer o cálculo de integrais intratáveis do ponto de vista analítico, vamos usar o método do amostrador de Gibbs para obter uma aproximação das posteriores de interesse. As posteriores completas necessárias para implementar o algoritmo MCMC se encontram nos anexos. Para mais informações sobre como calcular essas condicionais completas no contexto de modelos fatoriais, indicamos Kim e Nelson (1999).

4.1.5 Previsão do MFD com componente sazonal

Nesta subseção, será descrita a metodologia para previsão h passos à frente, para um modelo de ordem de defasagem $p = 1$ (que será o valor adotado nas análises da seção 5). A extensão para $p > 1$ ocorre de forma simples e se encontra descrita nos anexos.

O interesse aqui é na densidade preditiva h passos à frente:

$$p(y_{t+h} | \mathbf{y}) = \int p(y_{t+h} | f_{t+h}, \boldsymbol{\beta}, \boldsymbol{\varphi}, \Theta) p(f_{t+h} | f_t, \boldsymbol{\beta}, \boldsymbol{\varphi}, \Theta) p(f_t, \boldsymbol{\beta}, \boldsymbol{\varphi}, \Theta | \mathbf{y}) df_{t+h} df_t d\boldsymbol{\beta} d\boldsymbol{\varphi} d\Theta \quad (19)$$

Onde, com $\mu_h = \Gamma_1^h f_t$ e $V_h = \sum_{k=1}^h \Gamma_1^{k-1} \Lambda (\Gamma_1^{k-1})^T$, para $h > 0$:

$$\Theta = (\boldsymbol{\sigma}, \boldsymbol{\lambda}, \boldsymbol{\gamma}), \quad \boldsymbol{\sigma} = (\sigma_1, \dots, \sigma_m), \quad \boldsymbol{\gamma} = (\gamma_{11}, \dots, \gamma_{1k}), \quad \boldsymbol{\lambda} = (\lambda_1, \dots, \lambda_k), \quad (20)$$

$$(y_{t+h} | f_{t+h}, \boldsymbol{\beta}, \boldsymbol{\varphi}, \Theta) \sim N(\boldsymbol{\beta} f_{t+h} + \boldsymbol{\varphi} X_{t+h}, \boldsymbol{\Sigma}) \text{ e } (f_{t+h} | f_t, \boldsymbol{\beta}, \boldsymbol{\sigma}) \sim N(\mu_h, V_h)$$

Portanto, se $\{(\boldsymbol{\beta}^{(1)}, f_t^{(1)}, \boldsymbol{\varphi}^{(1)}, \Theta^{(1)}), \dots, (\boldsymbol{\beta}^{(M)}, f_t^{(M)}, \boldsymbol{\varphi}^{(M)}, \Theta^{(M)})\}$ é uma amostra de $p(f_t, \boldsymbol{\beta}, \boldsymbol{\varphi}, \Theta | \mathbf{y})$, basta gerar uma amostra de tamanho M de $(f_{t+h} | f_t, \boldsymbol{\beta}, \boldsymbol{\varphi}, \Theta)$, isto é, gerar $\{(f_{t+h}^{(1)}), \dots, (f_{t+h}^{(M)})\}$, de modo que a equação (21) seja uma aproximação de MCMC para $p(y_{t+h} | \mathbf{y})$:

$$\hat{p}(y_{t+h} | \mathbf{y}) = M^{-1} \sum_{j=1}^M p(y_{t+h} | f_{t+h}^{(j)}, \boldsymbol{\beta}^{(j)}, \boldsymbol{\varphi}^{(j)}, \Theta^{(j)}) \quad (21)$$

12. Monte Carlo via cadeias de Markov (Markov Chain Monte Carlo – MCMC).

Analogamente, uma amostra $\{y_{t+h}^{(1)}, \dots, y_{t+h}^{(M)}\}$ de $p(y_{t+h} | \mathbf{y})$ é obtida apresentando, para $j = 1, \dots, M$:

$$y_{t+h}^{(j)} \text{ de } p(y_{t+h} | f_{t+h}^{(j)}, \boldsymbol{\beta}^{(j)}, \boldsymbol{\varphi}^{(j)}, \Theta^{(j)}) \quad (22)$$

4.2 Sarima

O modelo Sarima é uma variante do modelo autorregressivo de média móvel (autoregressive integrated moving average – Arima) que visa tratar o problema da sazonalidade. Isso ocorre quando existe autocorrelação significativa entre defasagens sazonais, ou seja, múltiplos de um período qualquer s . Neste caso, tem-se um modelo Arima sazonal, o então chamado Sarima. Para expressarmos este tipo de modelo, precisamos estender a notação utilizada nos modelos Arima (p, d, g) para Sarima $(p, d, q) (P, D, Q) s$, onde (p, d, q) representa a parte não sazonal; (P, D, Q) , a parte sazonal; e s , uma sazonalidade de s períodos.

4.3 Modelo de suavização exponencial de Holt-Winters

Os métodos de suavização exponencial apresentados até o momento ainda não são adequados para previsão de séries temporais que possuem um comportamento sazonal. O modelo de suavização exponencial de Holt-Winters é uma extensão ao modelo de Holt para tratar do padrão sazonal. Novamente, essa característica é obtida por meio de uma nova constante de suavização, γ , utilizada para suavização da sazonalidade. As equações descritivas da suavização exponencial de Holt-Winters são:

$$F_{t+h} = (l_t + b_{t+h})s_{t-m+h} \quad (23)$$

$$l_t = \alpha Y_t s_{t-m} + (1 - \alpha)(l_{t-1} + b_{t-1}) \quad (24)$$

$$b_t = \beta(l_t - l_{t-1}) + (1 - \beta)b_{t-1} \quad (25)$$

$$s_t = \gamma Y_t l_t + (1 - \gamma)s_{t-m} \quad (26)$$

Onde F_{t+h} é a previsão para o período $t+h$; l_t é o nível suavizado no período t ; b_t é a tendência suavizada no período t ; s_t é a componente sazonal no período t e m e apresenta o número de períodos da sazonalidade (o número de meses em um ano, por

exemplo). As equações expostas acima tratam a sazonalidade de forma multiplicativa, ou seja, a sazonalidade é proporcional ao nível atual da série. Apesar de ser a forma mais usual de sazonalidade, especialmente em séries econômicas e financeiras, também é possível modelar a sazonalidade aditiva, expressa como:

$$Ft+h = (lt + bth + st-m+h) \quad (27)$$

$$lt = \alpha Yt - st-m + (1 - \alpha)(lt-1 + bt-1) \quad (28)$$

$$bt = \beta(lt - lt-1) + (1 - \beta)bt-1 \quad (29)$$

$$st = \gamma Yt - lt + (1 - \gamma)st-m \quad (30)$$

Outra vez, os problemas se encontram na determinação dos valores ótimos para as constantes de suavização e no problema da inicialização. Para a determinação das constantes de suavização, podemos utilizar novamente a minimização da soma dos quadrados dos erros de previsão. Já para o problema da inicialização, Makridakis, Wheelwright e Hyndman (1998) recomendam o uso das seguintes fórmulas:

$$l_m = \frac{1}{m} (Y_1 + Y_2 + \dots + Y_m) \quad (31)$$

$$b_m = \frac{1}{m} \left(\frac{Y_{m-1} - Y_1}{m} + \frac{Y_{m+2} - Y_2}{m} + \dots + \frac{Y_{m+m} - Y_m}{m} \right) \quad (32)$$

$$s_1 = \frac{Y_1}{l_m}, s_2 = \frac{Y_2}{l_m}, \dots, s_m = \frac{Y_m}{l_m} \quad (33)$$

5 RESULTADOS

Nesta seção apresentamos os resultados obtidos a partir do modelo de combinação de previsões. Conforme foi dito, combinamos, aqui, as previsões obtidas a partir de três modelos: o MFD, o modelo Sarima e o modelo de suavização de Holt-Winters. Os critérios de combinação adotados foram os seguintes: combinação ótima, *performance*,

regressão simples, média simples e mediana. De modo a avaliar a capacidade preditiva do modelo p passos à frente fora da amostra, foram utilizados cinco critérios de avaliação, que são a raiz do erro quadrado médio (root mean square error – RMSE),¹³ o desvio absoluto médio (mean absolute deviation – MAD),¹⁴ o erro percentual absoluto médio (mean absolute percentage error – Mape),¹⁵ o erro percentual médio (mean percentage error – MPE)¹⁶ e o erro acumulado percentual. Quando o objetivo específico se trata de checar a *performance* do modelo fora da amostra, ou seja, quando o objetivo é previsão, a literatura econométrica não dispensa muita discussão. Diferentemente, existem diversos critérios concorrentes quando o propósito é avaliar o desempenho do modelo dentro da amostra.¹⁷ Em geral, o critério erro quadrático médio (EQM) é comumente mencionado na literatura econométrica teórica (Stock e Watson, 2010; Lütkepohl, 2007; Hamilton, 1993) quando o objetivo específico é checar a capacidade preditiva do modelo. A utilização do erro de previsão acumulado no período como critério de escolha entre modelos se deve ao fato de ter parecido, a esses autores, uma boa opção, pois este é um critério adotado pelos órgãos responsáveis em acompanhar a arrecadação tributária no Brasil, a exemplo da Secretaria de Política Econômica (SPE). Isso se explica pelo fato de estarem interessados na previsão de arrecadação acumulada para o ano inteiro. Nesse caso, um erro de previsão positivo pode compensar outro negativo, de modo que eles se anulam ao final do período.

Nossa base de dados mensais abrange o período de janeiro de 2001 a dezembro de 2013. Os tributos analisados, que se restringem à esfera federal, foram os seguintes: os impostos incidentes sobre a renda (IRPF, IRPJ, IRRF), a Cofins, a CSLL, o II, o

$$13. RSME = \sqrt{N^{-1} \sum_{t=1}^N e_t^2} \text{ onde } e_t = Y_t - \hat{F}_t.$$

$$14. MAD = N^{-1} \sum_{t=1}^N |e_t|.$$

$$15. Mape = \left[\frac{1}{n} \sum_{j=1}^n \frac{|e_j|}{y_j} \right] \times 100.$$

$$16. MPE = \left[N^{-1} \sum_{t=1}^N \frac{e_t}{y_t} \right] \times 100.$$

17. Os critérios de informação de Akaike (Akaike information criterion – AIC), teste de razão de verossimilhança. Hannan-Quinn e Schwarz Bayesian são exemplos de critérios de escolha de modelos dentro da amostra (Lütkepohl, 2007).

IPI, a Contribuição ao Programa de Integração Social (CPIS) e o IOF. A previsão para o ano de 2014 é feita fora da amostra. Nos anexos são apresentados os resultados do modelo e os valores relacionados para os erros de projeção não apenas das combinações de previsões mas também daquelas geradas pelos modelos originais. Também são apresentados os gráficos das previsões derivadas dos métodos de combinação ótima. A partir dos resultados dos anexos, podemos dizer que as previsões combinadas se mostraram, de modo geral, superiores às obtidas pelos modelos genuínos, embora isso não tenha sido verificado para o II e o IOF. No caso deste último, já se verificou a dificuldade com relação à modelagem deste imposto.

6 CONCLUSÃO

Dando sequência a uma série de estudos já desenvolvidos pela Diretoria de Estudos e Políticas Macroeconômicas (Dimac) do Ipea, este trabalho teve como objetivo a aplicação do modelo de combinação de previsões para prever a arrecadação tributária no Brasil. Combinamos, aqui, as previsões obtidas a partir de três modelos: o MFD, o modelo Sarima e o modelo de suavização de Holt-Winters, sendo que os critérios de combinação adotados foram método de combinação ótima, *performance*, regressão simples, média simples e mediana. Trabalhamos com dados mensais para um total de nove tributos federais, para o período de janeiro de 2001 a dezembro de 2013. A previsão para o ano de 2014 é feita fora da amostra. De acordo com os resultados obtidos, verificamos que a aplicação do método de previsões combinadas obteve melhor desempenho comparado aos modelos concorrentes.

REFERÊNCIAS

- AGUILAR, O.; WEST, M. Bayesian dynamic factor models and portfolio allocation. **Journal of Business and Economic Statistics**, v. 18, n. 3, p. 338-357, 2000.
- BARTHOLOMEW, D. J. **Latent variable models and factor analysis**. London: Charles Griffin, 1987.
- BATES, J. M.; GRANGER, C. W. J. The combination of forecasts. **Operational Research Quarterly**, v. 20, p. 451-468, 1969.

CARTER, C. K.; KOHN, R. On gibbs sampling for state space models. **Biometrika**, v. 81, n. 3, p. 541-553, 1994.

CLEMEN, R. T. Combining forecasts: a review and annotated bibliography. **International Journal of Forecasting**, v. 5, p. 559-583, 1989.

GAMERMAN, D.; LOPES, H. F. **Markov chain Monte Carlo**: stochastic simulation for bayesian inference. London: Chapman & Hall, 2006.

GELMAN, A. *et al.* **Bayesian data analysis**. 2nd ed. Boca Raton: Chapman & Hall/CRC, 2003.

GEWEKE, J.; ZHOU, G. Measuring the pricing error of the arbitrage pricing theory. **The Review of Financial Studies**, v. 9, n. 2, p. 557-587, 1996.

GRANGER, C.; RAMANATHAN, R. Improved methods of combining forecasts. **Journal of Forecasting**, v. 3, p. 197-204, 1984.

HAMILTON, J. **Time series analysis**. Princeton: Princeton University Press, 1993.

IBGE – INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA. **Sistema de Contas Nacionais (SCN)**. 2004. (Série Relatórios Metodológicos, v. 24).

KIM, C. J.; NELSON, C. R. **State-space models with regime switching**. Massachusetts: The MIT Press, 1999.

LÜTKEPOHL, H. **New introduction to multiple time series analysis**. Berlin: Springer, 2007.

MAKRIDAKIS, S.; WHEELWRIGHT, S. C.; HYNDMAN, R. J. **Forecasting**: methods and applications. 3. ed. New Jersey: John Wiley and Sons, 1998.

MENDONÇA, M. J.; MEDRANO, L. A. **Aplicação de um modelo fatorial dinâmico para previsão da arrecadação tributária no Brasil**. Rio de Janeiro: Ipea, 2014. (Texto para Discussão, n. 1453).

MENDONÇA, M. J.; MEDRANO, L. A.; SACHSIDA, A. Um modelo econométrico com parâmetros variáveis para carga tributária bruta trimestral. **Pesquisa e Planejamento Econômico**, v. 41, n. 1, p. 133-162, 2011.

_____. Um modelo econométrico para previsão de Receita Tributária no Brasil. **Economia Aplicada**, v. 17, n. 2, p. 295-329, 2013.

NEWBOLD, P.; HARVEY, D. Forecast combination and encompassing. *In*: CLEMENTS, M. P.; HENDRY, D. (Ed.). **A companion to economic forecasting**. 1st ed. Oxford: Blackwell Publishing, 2004. cap. 12, p. 620.

REZENDE, F.; OLIVEIRA, F. A.; ARAÚJO, E. A. **O dilema fiscal**: remendar ou reformar? Rio de Janeiro: FGV, 2008.

SANTOS, C. H. M. dos; RIBEIRO, M. B.; GOBETTI, S. W. **A evolução da carga tributária bruta brasileira no período 1995-2007**: tamanho, composição e especificações econométricas agregadas. Brasília: Ipea, 2008. (Texto para Discussão, n. 1350).

STOCK, J. H.; WATSON, M. W. **Introduction to econometrics**. Boston: Pearson, 2010.

TIMMERMANN, A. Forecast combinations. *In*: ELLIOTT, G.; GRANGER, C.; TIMMERMANN, A. (Ed.). **Handbook of forecasting**. 1st ed. Amsterdam: Elsevier, 2006. v. 1. p. 135-196.

WEST, M.; HARRISON, J. **Bayesian forecasting and dynamic models**. 2nd ed. New York: Springer, 1997.

BIBLIOGRAFIA COMPLEMENTAR

CARVALHO, J. C. **Tendência de longo prazo das finanças públicas no Brasil**. Brasília: Ipea, 2001. (Texto para Discussão, n. 795).

FRÜWIRTH-SCHNATTER, S. Data augmentation and dynamic linear models. **Journal of Time Series Analysis**, v. 15, n. 2, p. 183-202, 1994.

HERNÁNDEZ, B. **Um modelo econométrico da conta corrente do governo no Brasil 1951/95**. Rio de Janeiro: Ipea, 1998. (Texto para Discussão, n. 543).

MELO, B. Modelo de previsão para arrecadação tributária. *In*: PRÊMIO TESOIRO NACIONAL, 6., 2001, Distrito Federal, Brasília. **Anais...** Brasília: Esaf, 2001.

PORTUGAL, C.; PORTUGAL, M. Os efeitos da inflação sobre o orçamento do governo: uma análise empírica. **Estudos Econômicos**, v. 31, n. 2, p. 239-283, 2001.

SÁFADI, T.; PENA, D. Bayesian analysis of dynamic factor models: an application to air pollution and mortality in São Paulo, Brazil. **Environmetrics**, v. 19, n. 6, p. 582-601, 2007.

SIQUEIRA, M. Melhorando a previsão de arrecadação tributária federal através da utilização de modelos de séries temporais. *In*: PRÊMIO TESOIRO NACIONAL, 7., 2002, Distrito Federal, Brasília. **Anais...** Brasília: Esaf, 2002.

APÊNDICE A

IMPOSTO SOBRE IMPORTAÇÃO (II)

TABELA A.1
Resultados dos modelos e valores relacionados para os erros de projeção

Modelo	Erro acumulado percentual (%)	Raiz do erro quadrático médio (RMSE) (R\$)	Mean percentual error (MPE) (%)	Mean absolute percentual error (Mape) (%)	Mean absolute deviation (MAD) (R\$)	Pesos		
						M1	M2	M3
Modelos originais								
Sarima ¹ (M1)	-18,76	693	-19,20	20,92	626	1		
Holt-Winters (M2)	-11,92	538	-12,26	15,75	477		1	
Fatorial dinâmico (M3)	0,73	212	0,44	5,55	171			1
Combinações								
Combinação ótima (C1)	7,83	290	7,56	7,64	241	0,026	-0,601	1,575
Regressão linear (C2)	-4,47	213	-4,78	6,22	184	0,054	-0,699	1,776
Performance (C3)	-2,31	250	-2,62	6,87	209	0,075	0,124	0,800
Média simples (C4)	-9,98	441	-10,34	13,25	399	0,333	0,333	0,333
Mediana (C5)	-11,38	513	-11,73	15,09	457			

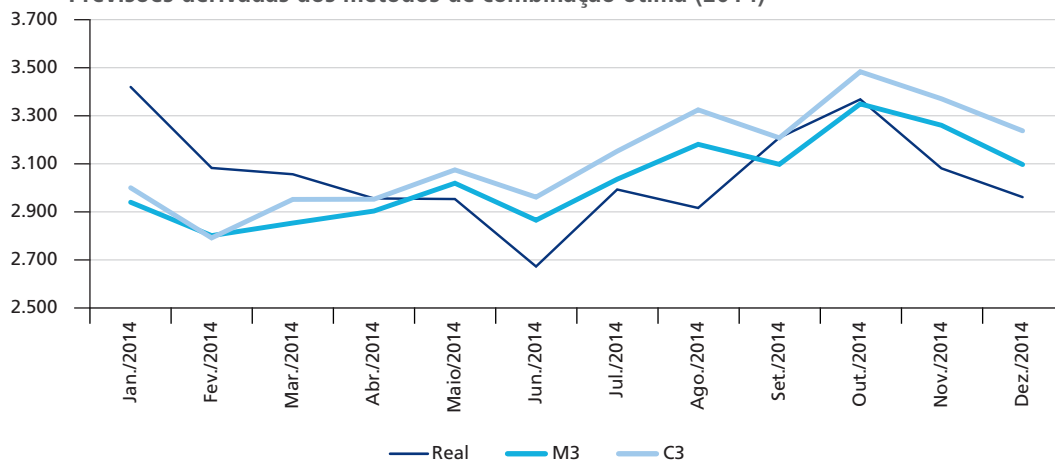
Nota: ¹ Sarima – modelo sazonal autorregressivo integrado com média móvel (seasonal autoregressive integrated moving average).
Elaboração dos autores.

TABELA A.2
Previsões derivadas dos métodos de combinação ótima (2014)

	Real	M1	M2	M3	C1	C2	C3	C4	C5
Jan./2014	3.424	3.504	3.086	2.939	2.865	3.251	3.000	3.176	3.086
Fev./2014	3.083	2.764	2.743	2.799	2.831	3.202	2.789	2.768	2.764
Mar./2014	3.057	3.523	3.242	2.852	2.634	2.988	2.951	3.206	3.242
Abr./2014	2.955	3.371	3.015	2.902	2.846	3.228	2.951	3.096	3.015
Mai./2014	2.953	3.433	3.221	3.019	2.908	3.295	3.075	3.224	3.221
Jun./2014	2.669	3.593	3.200	2.864	2.681	3.044	2.961	3.219	3.200
Jul./2014	2.992	3.840	3.498	3.035	2.778	3.153	3.154	3.458	3.498
Ago./2014	2.915	4.051	3.824	3.182	2.819	3.197	3.327	3.685	3.824
Set./2014	3.210	3.702	3.628	3.098	2.796	3.166	3.210	3.476	3.628
Out./2014	3.371	4.150	3.959	3.352	3.009	3.410	3.488	3.820	3.959
Nov./2014	3.082	3.682	3.902	3.263	2.890	3.266	3.374	3.615	3.682
Dez./2014	2.960	3.940	3.725	3.098	2.743	3.110	3.239	3.587	3.725

Elaboração dos autores.

GRÁFICO A.1
Previsões derivadas dos métodos de combinação ótima (2014)



Elaboração dos autores.

APÊNDICE B

IMPOSTO SOBRE PRODUTOS INDUSTRIALIZADOS (IPI)

TABELA B.1
Resultados dos modelos e valores relacionados para os erros de projeção

Modelo	Erro acumulado percentual (%)	Raiz do erro quadrático médio (RMSE) (R\$)	Mean percentual error (MPE) (%)	Mean absolute percentual error (Mape) (%)	Mean absolute deviation (MAD) (R\$)	Pesos		
						M1	M2	M3
Modelos originais								
Sarima ¹	3,02	299	2,46	3,90	183	1		
Holt-Winters	7,06	422	6,54	6,54	297		1	
Fatorial dinâmico	-0,24	330	-0,98	5,74	249			1
Combinações								
Combinação ótima	15,43	686	15,28	15,28	650	1,830	1,328	-2,158
Regressão linear	-30,70	1.309	-31,26	31,26	1.293	1,977	0,745	-1,300
<i>Performance</i>	2,75	315	2,13	4,32	200	0,430	0,217	0,353
Média simples	3,28	326	2,67	4,37	203	0,333	0,333	0,333
Mediana	3,22	317	2,63	4,07	192			

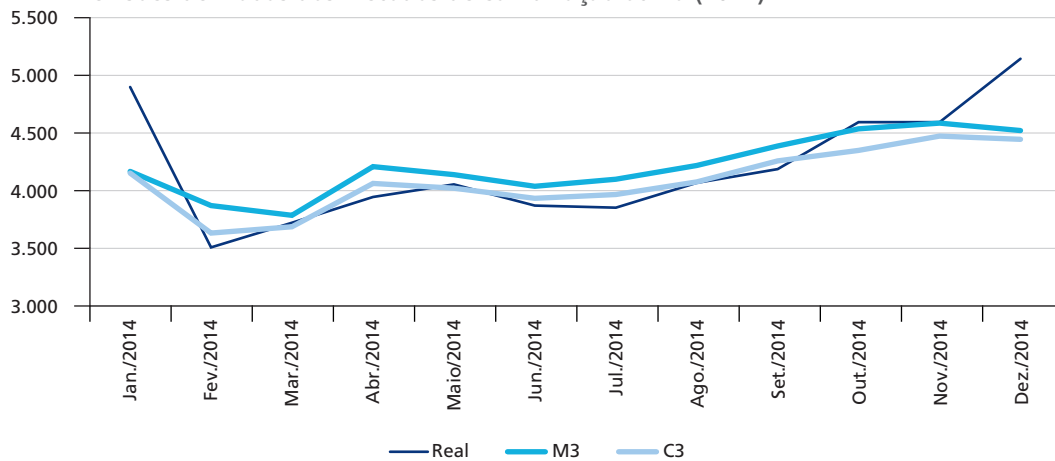
Nota: ¹ Sarima – modelo sazonal autorregressivo integrado com média móvel (seasonal autoregressive integrated moving average).
Elaboração dos autores.

TABELA B.2
Previsões derivadas dos métodos de combinação ótima (2014)

	Real	M1	M2	M3	C1	C2	C3	C4	C5
Jan./2014	4.913	4.312	3.838	4.177	3.976	5.958	4.162	4.109	4.177
Fev./2014	3.511	3.542	3.436	3.878	2.676	4.523	3.638	3.619	3.542
Mar./2014	3.727	3.696	3.520	3.793	3.255	5.002	3.692	3.670	3.696
Abr./2014	3.952	4.048	3.875	4.218	3.452	5.409	4.070	4.047	4.048
Mai./2014	4.063	4.064	3.768	4.147	3.491	5.452	4.029	3.993	4.064
Jun./2014	3.877	3.953	3.749	4.046	3.483	5.352	3.942	3.916	3.953
Jul./2014	3.860	3.961	3.784	4.107	3.411	5.313	3.974	3.951	3.961
Ago./2014	4.077	4.049	3.922	4.228	3.493	5.432	4.084	4.066	4.049
Set./2014	4.196	4.228	4.136	4.399	3.738	5.724	4.268	4.254	4.228
Out./2014	4.606	4.309	4.156	4.548	3.590	5.706	4.360	4.338	4.309
Nov./2014	4.607	4.456	4.357	4.598	4.017	6.079	4.485	4.470	4.456
Dez./2014	5.159	4.402	4.437	4.533	4.167	6.119	4.456	4.457	4.437

Elaboração dos autores.

GRÁFICO B.1
Previsões derivadas dos métodos de combinação ótima (2014)



Elaboração dos autores.

APÊNDICE C

IMPOSTO DE RENDA DA PESSOA FÍSICA (IRPF)

TABELA C.1
Resultados dos modelos e valores relacionados para os erros de projeção

Modelo	Erro acumulado percentual (%)	Raiz do erro quadrático médio (RMSE) (R\$)	Mean percentual error (MPE) (%)	Mean absolute percentual error (Mape) (%)	Mean absolute deviation (MAD) (R\$)	Pesos		
						M1	M2	M3
Modelos originais								
Sarima ¹	-2,72	268	-2,58	8,89	185	1		
Holt-Winters	-4,52	196	-5,19	7,27	148		1	
Fatorial dinâmico	0,64	811	-12,74	22,25	492			1
Combinações								
Combinação ótima	-4,23	191	-5,04	7,24	146	0,110	0,873	0,018
Regressão linear	0,47	165	0,82	7,40	142	0,120	0,901	-0,070
<i>Performance</i>	-3,72	192	-4,59	7,34	149	0,337	0,627	0,037
Média simples	-2,20	307	-6,84	10,90	237	0,333	0,333	0,333
Mediana	-3,25	176	-4,21	6,75	134			

Nota: ¹ Sarima – modelo sazonal autorregressivo integrado com média móvel (seasonal autoregressive integrated moving average).
Elaboração dos autores.

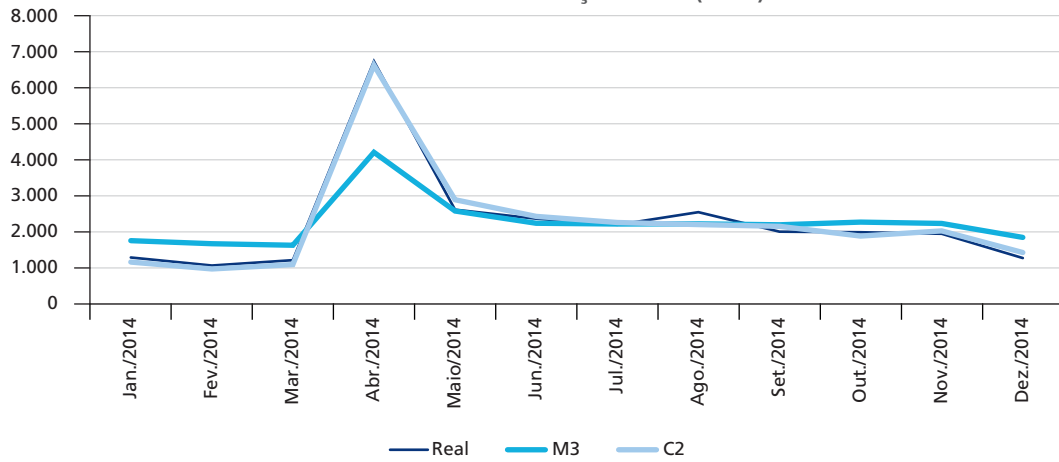
TABELA C.2
Previsões derivadas dos métodos de combinação ótima (2014)

	Real	M1	M2	M3	C1	C2	C3	C4	C5
Jan./2014	1.310	1.296	1.274	1.778	1.285	1.179	1.300	1.449	1.296
Fev./2014	1.083	1.048	1.089	1.691	1.095	988	1.097	1.276	1.089
Mar./2014	1.234	1.096	1.216	1.650	1.211	1.112	1.192	1.321	1.216
Abr./2014	6.786	6.931	6.814	4.243	6.781	6.673	6.759	5.996	6.814
Mai./2014	2.641	2.792	3.071	2.605	3.032	2.920	2.960	2.823	2.792
Jun./2014	2.394	2.573	2.558	2.262	2.554	2.455	2.552	2.464	2.558
Jul./2014	2.219	2.344	2.396	2.243	2.387	2.283	2.373	2.328	2.344
Ago./2014	2.573	2.127	2.360	2.247	2.333	2.224	2.278	2.245	2.247
Set./2014	2.027	2.077	2.314	2.220	2.286	2.178	2.231	2.203	2.220
Out./2014	2.015	1.913	2.040	2.296	2.031	1.907	2.007	2.083	2.040
Nov./2014	1.968	2.692	2.091	2.260	2.160	2.048	2.299	2.348	2.260
Dez./2014	1.290	1.400	1.562	1.870	1.550	1.444	1.519	1.611	1.562

Elaboração dos autores.

GRÁFICO C.1

Previsões derivadas dos métodos de combinação ótima (2014)



Elaboração dos autores.

APÊNDICE D

IMPOSTO DE RENDA DA PESSOA JURÍDICA (IRPJ)

TABELA D.1
Resultados dos modelos e valores relacionados para os erros de projeção

Modelo	Erro acumulado (%)	Raiz do erro quadrático médio (RMSE) (R\$)	Mean percentual error (MPE) (%)	Mean absolute percentual error (Mape) (%)	Mean absolute deviation (MAD) (R\$)	Pesos		
						M1	M2	M3
Modelos originais								
Sarima ¹	0,11	1.518	-0,77	12,10	1.129	1		
Holt-Winters	6,82	2.308	1,99	13,00	1.523		1	
Fatorial dinâmico	3,02	2.882	-5,00	19,02	2.018			1
Combinações								
Combinação ótima	-1,03	1.448	-3,36	12,58	1.127	0,948	-0,34	0,392
Regressão linear	10,09	1.780	9,17	14,05	1.395	0,964	-0,208	0,134
Performance	2,28	1.572	-0,76	12,29	1.242	0,585	0,253	0,162
Média simples	3,31	1.925	-1,26	13,95	1.473	0,333	0,333	0,333
Mediana	6,37	2.346	1,30	13,69	1.569			

Nota: ¹ Sarima – modelo sazonal autorregressivo integrado com média móvel (seasonal autoregressive integrated moving average).
Elaboração dos autores.

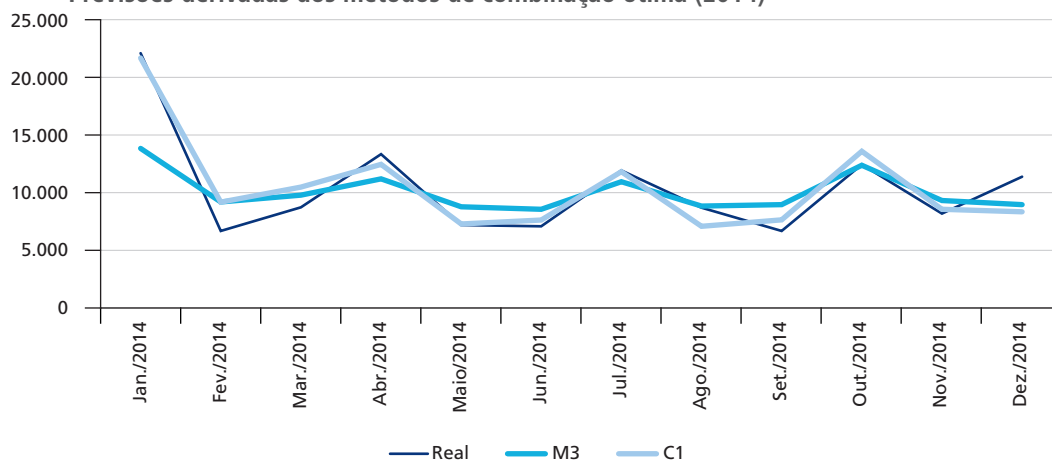
TABELA D.2
Previsões derivadas dos métodos de combinação ótima (2014)

	Real	M1	M2	M3	C1	C2	C3	C4	C5
Jan./2014	22.154	22.787	15.602	13.833	21.718	20.572	19.518	17.408	15.602
Fev./2014	6.621	8.805	8.254	9.152	9.128	7.998	8.722	8.737	8.805
Mar./2014	8.681	10.551	9.915	9.741	10.450	9.414	10.259	10.069	9.915
Abr./2014	13.331	12.562	11.317	11.163	12.436	11.251	12.020	11.681	11.317
Mai./2014	7.138	6.656	7.370	8.731	7.226	6.054	7.173	7.586	7.370
Jun./2014	7.029	7.089	7.319	8.508	7.567	6.452	7.377	7.639	7.319
Jul./2014	11.905	12.007	11.360	10.922	11.802	10.675	11.667	11.430	11.360
Ago./2014	8.649	6.465	7.503	8.799	7.028	5.852	7.106	7.589	7.503
Set./2014	6.624	7.072	7.684	8.915	7.586	6.415	7.525	7.890	7.684
Out./2014	12.422	13.833	12.875	12.351	13.578	12.312	13.351	13.020	12.875
Nov./2014	8.135	8.068	8.146	9.271	8.513	7.326	8.283	8.495	8.146
Dez./2014	11.353	8.012	8.242	8.913	8.287	7.204	8.216	8.389	8.242

Elaboração dos autores.

GRÁFICO D.1

Previsões derivadas dos métodos de combinação ótima (2014)



Elaboração dos autores.

APÊNDICE E

CONTRIBUIÇÃO SOCIAL SOBRE O LUCRO LÍQUIDO (CSLL)

TABELA E.1
Resultados dos modelos e valores relacionados para os erros de projeção

Modelo	Erro acumulado (%)	Raiz do erro quadrático médio (RMSE) (R\$)	Mean percentual error (MPE) (%)	Mean absolute percentual error (Mape) (%)	Mean absolute deviation (MAD) (R\$)	Pesos		
						M1	M2	M3
Modelos originais								
Sarima ¹	10,15	1.234	5,78	12,53	808	1		
Holt-Winters	9,50	1.167	5,71	10,87	708		1	
Fatorial dinâmico	1,90	1.449	-5,37	17,09	976			1
Combinações								
Combinação ótima	24,58	1.450	26,66	26,66	1.324	1,183	1,702	-1,884
Regressão linear	0,96	590	0,32	9,77	520	1,121	1,419	-1,326
<i>Performance</i>	7,79	1.219	2,91	10,99	725	0,352	0,393	0,255
Média simples	7,18	1.238	2,04	11,50	746	0,333	0,333	0,333
Mediana	5,96	1.157	1,06	11,53	727			

Nota: ¹ Sarima – modelo sazonal autorregressivo integrado com média móvel (seasonal autoregressive integrated moving average).
Elaboração dos autores.

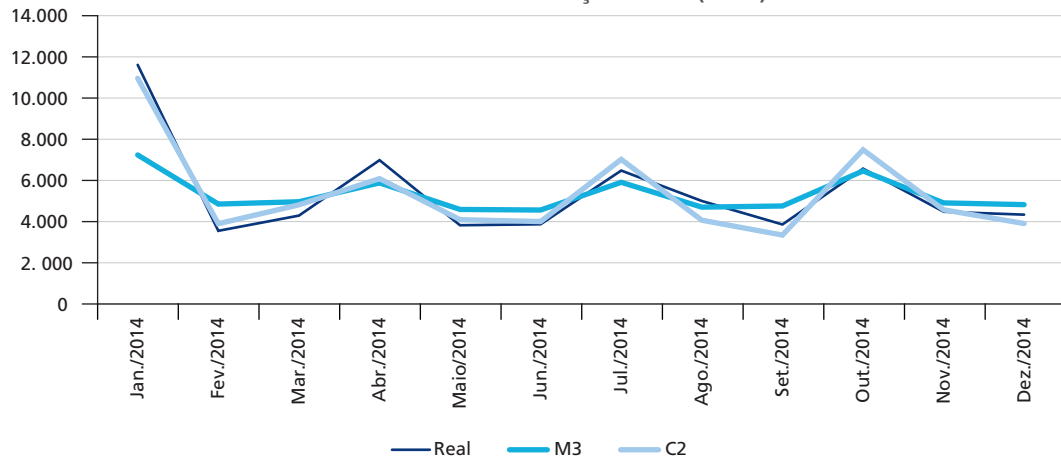
TABELA E.2
Previsões derivadas dos métodos de combinação ótima (2014)

	Real	M1	M2	M3	C1	C2	C3	C4	C5
Jan./2014	11.588	8.069	8.072	7.217	9.680	10.928	7.853	7.786	8.069,46
Fev./2014	3.530	3.836	4.220	4.835	2.606	3.876	4.242	4.297	4.220,04
Mar./2014	4.274	4.124	4.745	4.946	3.632	4.797	4.578	4.605	4.745,24
Abr./2014	6.960	5.085	5.732	5.858	4.730	6.065	5.536	5.558	5.732,31
Mai./2014	3.806	4.449	3.628	4.573	2.818	4.071	4.158	4.216	4.449,2
Jun./2014	3.855	4.172	3.757	4.544	2.765	3.982	4.104	4.158	4.171,98
Jul./2014	6.460	5.611	6.000	5.884	5.758	7.000	5.833	5.832	5.883,98
Ago./2014	4.985	4.276	3.848	4.678	2.790	4.049	4.211	4.268	4.276,49
Set./2014	3.844	3.687	3.860	4.734	2.008	3.332	4.022	4.093	3.859,64
Out./2014	6.550	6.229	6.361	6.438	6.059	7.470	6.334	6.342	6.360,54
Nov./2014	4.461	4.760	4.019	4.891	3.252	4.553	4.502	4.557	4.760,41
Dez./2014	4.316	3.771	4.251	4.802	2.644	3.890	4.223	4.275	4.250,85

Elaboração dos autores.

GRÁFICO E.1

Previsões derivadas dos métodos de combinação ótima (2014)



Elaboração dos autores.

APÊNDICE F

IMPOSTO DE RENDA RETIDO NA FONTE (IRRF)

TABELA F.1
Resultados dos modelos e valores relacionados para os erros de projeção

Modelo	Erro acumulado percentual (%)	Raiz do erro quadrático médio (RMSE) (R\$)	Mean percentual error (MPE) (%)	Mean absolute percentual error (Mape) (%)	Mean absolute deviation (MAD) (R\$)	Pesos		
						M1	M2	M3
Modelos originais								
Sarima ¹	0,60	539	0,39	3,61	455	1		
Holt-Winters	5,06	1.186	5,47	7,03	946		1	
Fatorial dinâmico	5,68	1.275	4,64	6,38	929			1
Combinações								
Combinação ótima	0,98	543	0,82	3,75	479	0,915	0,082	0,003
Regressão linear	22,58	2.966	23,06	23,06	2.920	1,005	0,309	-0,549
<i>Performance</i>	1,92	596	1,69	3,90	505	0,722	0,149	0,129
Média simples	3,78	802	3,50	4,61	614	0,333	0,333	0,333
Mediana	3,84	947	3,49	4,98	682			

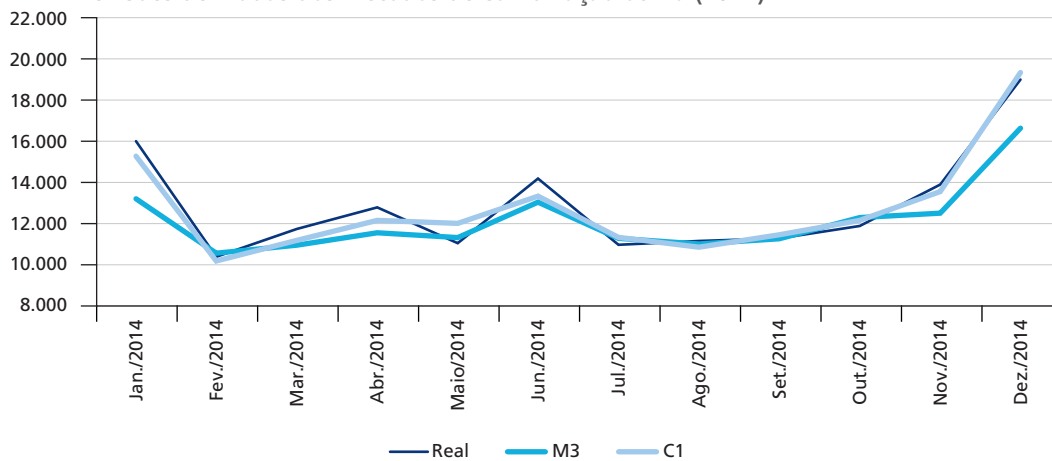
Nota: ¹ Sarima – modelo sazonal autorregressivo integrado com média móvel (seasonal autoregressive integrated moving average).
Elaboração dos autores.

TABELA F.2
Previsões derivadas dos métodos de combinação ótima (2014)

	Real	M1	M2	M3	C1	C2	C3	C4	C5
Jan./2014	16.092	15.510	13.729	13.270	15.357	12.540	14.956	14.169	13.729
Fev./2014	10.434	10.312	9.355	10.607	10.234	7.428	10.207	10.091	10.312
Mar./2014	11.799	11.270	10.835	11.000	11.233	8.631	11.170	11.035	11.000
Abr./2014	12.850	12.332	11.003	11.612	12.221	9.415	12.041	11.649	11.612
Mai./2014	11.100	12.209	10.564	11.375	12.072	9.286	11.857	11.383	11.375
Jun./2014	14.267	13.333	14.220	13.105	13.406	10.595	13.436	13.553	13.333
Jul./2014	11.027	11.423	10.951	11.339	11.384	8.635	11.342	11.238	11.339
Ago./2014	11.211	10.951	10.425	11.065	10.908	8.148	10.887	10.813	10.951
Set./2014	11.339	11.576	10.761	11.312	11.508	8.745	11.420	11.216	11.312
Out./2014	11.945	12.237	12.022	12.358	12.220	9.224	12.221	12.206	12.237
Nov./2014	13.970	13.718	12.647	12.565	13.626	10.792	13.410	12.977	12.647
Dez./2014	19.112	19.346	20.784	16.732	19.456	16.672	19.223	18.954	19.346

Elaboração dos autores.

GRÁFICO F.1
Previsões derivadas dos métodos de combinação ótima (2014)



Elaboração dos autores.

APÊNDICE G

IMPOSTO SOBRE OPERAÇÕES DE CRÉDITO, CÂMBIO E SEGUROS (IOF)

TABELA G.1
Resultados dos modelos e valores relacionados para os erros de projeção

Modelo	Erro acumulado percentual (%)	Raiz do erro quadrático médio (RMSE) (R\$)	Mean percentual error (MPE) (%)	Mean absolute percentual error (Mape) (%)	Mean absolute deviation (MAD) (R\$)	Pesos		
						M1	M2	M3
Modelos originais								
Sarima ¹	-13,92	366	-14,31	14,31	345	1		
Holt-Winters	-11,11	306	-11,54	11,54	275		1	
Fatorial dinâmico	-19,83	507	-20,22	20,22	492			1
Combinações								
Combinação ótima	-20,83	528	-21,17	21,17	517	1,868	-1,381	0,513
Regressão linear	-208,03	5.159	-209,32	209,32	5.158	-2,345	4,637	0,501
<i>Performance</i>	-13,60	359	-14,01	14,01	337	0,338	0,485	0,176
Média simples	-14,95	390	-15,36	15,36	371	0,333	0,333	0,333
Mediana	-13,92	366	-14,31	14,31	345			

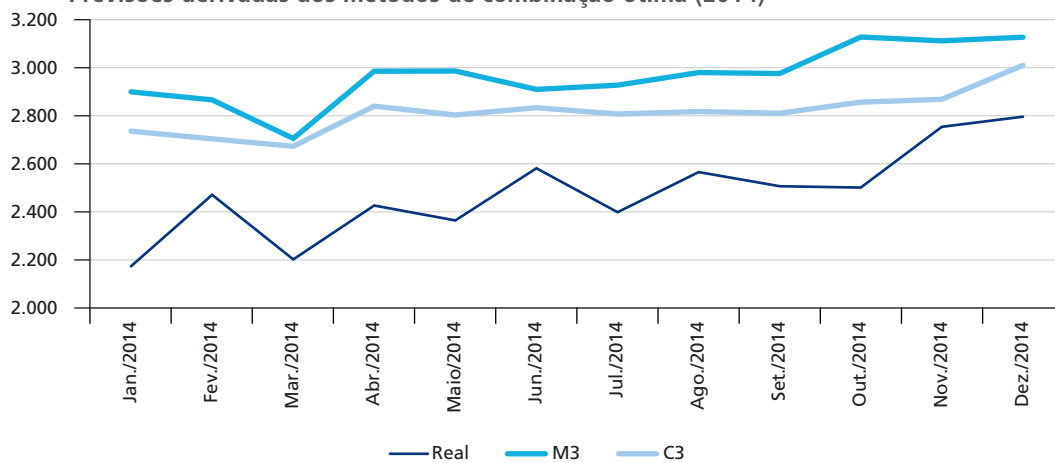
Nota: ¹ Sarima – modelo sazonal autorregressivo integrado com média móvel (seasonal autoregressive integrated moving average).
Elaboração dos autores.

TABELA G.2
Previsões derivadas dos métodos de combinação ótima (2014)

	Real	M1	M2	M3	C1	C2	C3	C4	C5
Jan./2014	2.172	2.739	2.678	2.903	2.907	7.448	2.738	2.773	2.739
Fev./2014	2.472	2.693	2.657	2.869	2.833	7.441	2.706	2.740	2.693
Mar./2014	2.201	2.684	2.657	2.708	2.734	7.379	2.675	2.683	2.684
Abr./2014	2.427	2.858	2.779	2.990	3.035	7.680	2.843	2.876	2.858
Mai./2014	2.364	2.804	2.740	2.990	2.987	7.629	2.806	2.845	2.804
Jun./2014	2.583	2.865	2.789	2.913	2.995	7.671	2.836	2.856	2.865
Jul./2014	2.399	2.824	2.757	2.931	2.971	7.629	2.810	2.837	2.824
Ago./2014	2.567	2.819	2.763	2.984	2.981	7.695	2.821	2.855	2.819
Set./2014	2.508	2.821	2.747	2.980	3.004	7.615	2.813	2.849	2.821
Out./2014	2.502	2.841	2.775	3.133	3.083	7.771	2.860	2.916	2.841
Nov./2014	2.757	2.870	2.785	3.117	3.114	7.745	2.872	2.924	2.870
Dez./2014	2.799	3.076	2.930	3.132	3.306	7.940	3.015	3.046	3.076

Elaboração dos autores.

GRÁFICO G.1
Previsões derivadas dos métodos de combinação ótima (2014)



Elaboração dos autores.

APÊNDICE H

CONTRIBUIÇÃO AO PROGRAMA DE INTEGRAÇÃO SOCIAL (CPIS)

TABELA H.1
Resultados dos modelos e valores relacionados para os erros de projeção

Modelo	Erro acumulado percentual (%)	Raiz do erro quadrático médio (RMSE) (R\$)	Mean percentual error (MPE) (%)	Mean absolute percentual error (Mape) (%)	Mean absolute deviation (MAD) (R\$)	Pesos		
						M1	M2	M3
Modelos originais								
Sarima ¹	1,40	237	1,12	4,11	179	1		
Holt-Winters	1,33	209	1,19	3,99	173		1	
Fatorial dinâmico	-2,72	234	-2,82	4,82	205			1
Combinações								
Combinação ótima	-1,57	189	-1,74	3,45	147	0,447	-0,169	0,723
Regressão linear								
<i>Performance</i>	0,09	182	-0,08	3,36	145	0,302	0,387	0,311
Média simples	0,00	181	-0,17	3,32	143	0,333	0,333	0,333
Mediana	0,48	207	0,31	3,79	164			

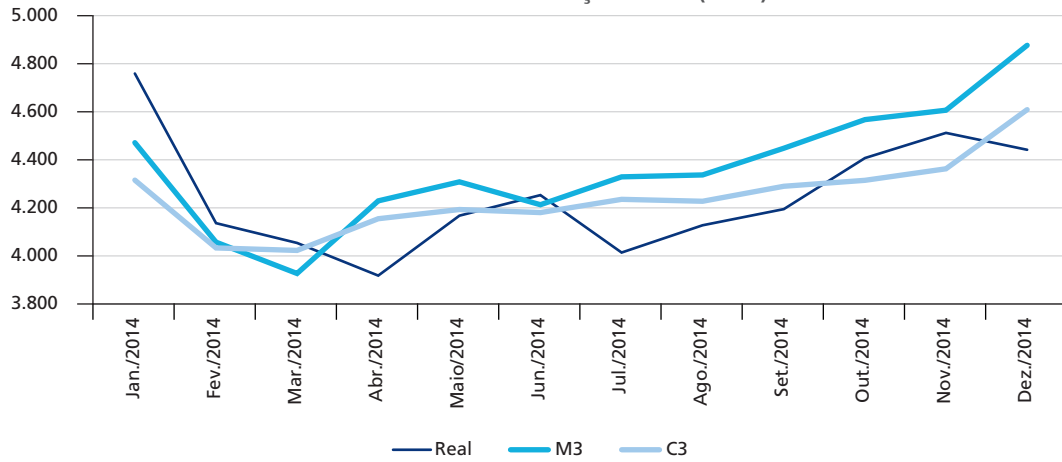
Nota: ¹ Sarima – modelo sazonal autorregressivo integrado com média móvel (seasonal autoregressive integrated moving average).
Elaboração dos autores.

TABELA H.2
Previsões derivadas dos métodos de combinação ótima (2014)

	Real	M1	M2	M3	C1	C2	C3	C4	C5
Jan./2014	4.765	4.194	4.292	4.476	4.381		4.320	4.321	4.292
Fev./2014	4.140	4.194	3.897	4.061	4.148		4.038	4.051	4.061
Mar./2014	4.058	4.194	3.973	3.931	4.041		4.027	4.033	3.973
Abr./2014	3.922	4.194	4.072	4.233	4.243		4.159	4.167	4.194
Mai./2014	4.171	4.194	4.107	4.313	4.295		4.197	4.205	4.194
Jun./2014	4.257	4.194	4.150	4.218	4.218		4.184	4.187	4.194
Jul./2014	4.018	4.194	4.200	4.334	4.294		4.240	4.242	4.200
Ago./2014	4.132	4.194	4.174	4.341	4.304		4.232	4.236	4.194
Set./2014	4.199	4.194	4.246	4.453	4.372		4.295	4.298	4.246
Out./2014	4.412	4.194	4.214	4.572	4.464		4.319	4.327	4.214
Nov./2014	4.517	4.194	4.305	4.611	4.477		4.367	4.370	4.305
Dez./2014	4.446	4.194	4.725	4.882	4.601		4.613	4.600	4.725

Elaboração dos autores.

GRÁFICO H.1
Previsões derivadas dos métodos de combinação ótima (2014)



Elaboração dos autores.

APÊNDICE I

CONTRIBUIÇÃO PARA O FINANCIAMENTO DA SEGURIDADE SOCIAL (COFINS)

TABELA I.1
Resultados dos modelos e valores relacionados para os erros de projeção

Modelo	Erro acumulado percentual (%)	Raiz do erro quadrático médio (RMSE) (R\$)	Mean percentual error (MPE) (%)	Mean absolute percentual error (Mape) (%)	Mean absolute deviation (MAD) (R\$)	Pesos		
						M1	M2	M3
Modelos originais								
Sarima ¹	-4,04	845	-4,14	4,42	693	1		
Holt-Winters	-6,15	1.174	-6,23	6,54	1.038		1	
Fatorial dinâmico	-1,81	624	-1,86	3,49	554			1
Combinações								
Combinação ótima	-1,06	490	-1,13	2,49	387	0,604	-0,483	0,879
Regressão linear	9,09	1.522	9,03	9,03	1.452	0,508	-0,468	0,862
<i>Performance</i>	-3,15	711	-3,21	3,66	578	0,298	0,154	0,547
Média simples	-4,00	822	-4,08	4,35	686	0,333	0,333	0,333
Mediana	-4,01	814	-4,10	4,41	694			

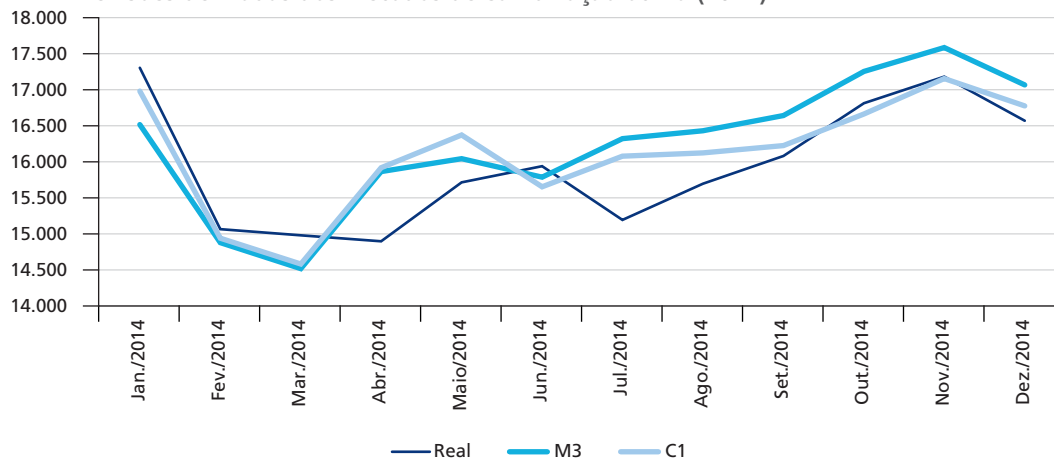
Nota: ¹ Sarima – modelo sazonal autorregressivo integrado com média móvel (seasonal autoregressive integrated moving average).
Elaboração dos autores.

TABELA I.2
Previsões derivadas dos métodos de combinação ótima (2014)

	Real	M1	M2	M3	C1	C2	C3	C4	C5
Jan./2014	17.326	17.675	16.999	16.539	17.004	15.277	17.326	17.071	16.999
Fev./2014	15.089	15.171	15.111	14.903	14.965	13.478	15.089	15.062	15.111
Mar./2014	15.005	15.591	15.722	14.544	14.608	13.096	15.005	15.286	15.591
Abr./2014	14.922	16.497	16.543	15.889	15.940	14.331	14.922	16.310	16.497
Mai./2014	15.737	17.039	16.605	16.068	16.395	14.731	15.737	16.571	16.605
Jun./2014	15.964	16.347	16.756	15.810	15.677	14.087	15.964	16.304	16.347
Jul./2014	15.218	16.531	17.080	16.346	16.103	14.491	15.218	16.652	16.531
Ago./2014	15.720	16.619	17.298	16.455	16.147	14.528	15.720	16.790	16.619
Set./2014	16.104	16.585	17.428	16.665	16.249	14.631	16.104	16.893	16.665
Out./2014	16.834	16.547	17.586	17.276	16.686	15.064	16.834	17.136	17.276
Nov./2014	17.205	17.310	18.127	17.608	17.177	15.484	17.205	17.682	17.608
Dez./2014	16.592	17.547	18.260	17.088	16.799	15.094	16.592	17.632	17.547

Elaboração dos autores.

GRÁFICO I.1
Previsões derivadas dos métodos de combinação ótima (2014)



Elaboração dos autores.

EDITORIAL

Coordenação

Cláudio Passos de Oliveira

Supervisão

Andrea Bossle de Abreu

Revisão

Camilla de Miranda Mariath Gomes
Carlos Eduardo Gonçalves de Melo
Elaine Oliveira Couto
Laura Vianna Vasconcellos
Luciana Bastos Dias
Luciana Nogueira Duarte
Thais da Conceição Santos Alves (estagiária)
Vivian Barros Volotão Santos (estagiária)

Editoração

Roberto das Chagas Campos
Aeromilson Mesquita
Aline Cristine Torres da Silva Martins
Carlos Henrique Santos Vianna
Glaucia Soares Nascimento (estagiária)
Vânia Guimarães Maciel (estagiária)

Capa

Luís Cláudio Cardoso da Silva

Projeto Gráfico

Renato Rodrigues Bueno

*The manuscripts in languages other than Portuguese
published herein have not been proofread.*

Livraria Ipea

SBS – Quadra 1 - Bloco J - Ed. BNDES, Térreo.
70076-900 – Brasília – DF
Fone: (61) 2026-5336

Correio eletrônico: livraria@ipea.gov.br

Missão do Ipea

Aprimorar as políticas públicas essenciais ao desenvolvimento brasileiro por meio da produção e disseminação de conhecimentos e da assessoria ao Estado nas suas decisões estratégicas.



ipea Instituto de Pesquisa
Econômica Aplicada

Ministério do
Planejamento

