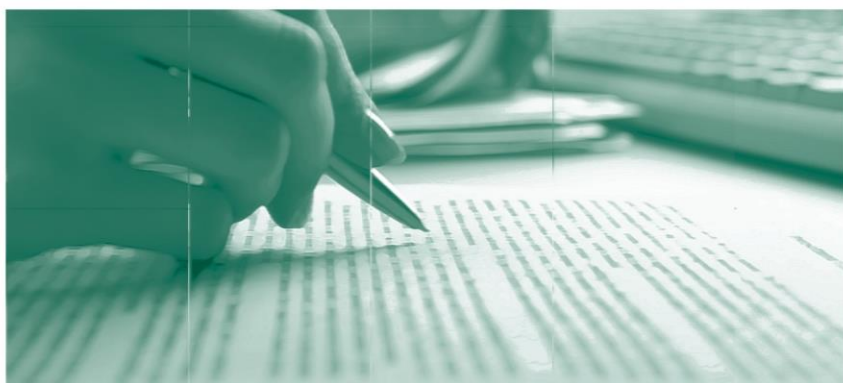


Modelo FAVAR Canônico para Previsão do Mercado de Crédito

Fani Lea Cymrot Bader, Sérgio Mikio Koyama
e Marcos Hiroyuki Tsuchida

Novembro, 2014

Trabalhos para Discussão



369

ISSN 1519-1028
CGC 00.038.166/0001-05

Trabalhos para Discussão	Brasília	n° 369	novembro	2014	p. 1-38
--------------------------	----------	--------	----------	------	---------

Trabalhos para Discussão

Editado pelo Departamento de Estudos e Pesquisas (Depep) – *E-mail*: workingpaper@bcb.gov.br

Editor: Francisco Marcos Rodrigues Figueiredo – *E-mail*: francisco-marcos.figueiredo@bcb.gov.br

Assistente Editorial: Jane Sofia Moita – *E-mail*: jane.sofia@bcb.gov.br

Chefe do Depep: Eduardo José Araújo Lima – *E-mail*: eduardo.lima@bcb.gov.br

Todos os Trabalhos para Discussão do Banco Central do Brasil são avaliados em processo de *double blind referee*.

Reprodução permitida somente se a fonte for citada como: Trabalhos para Discussão n° 369.

Autorizado por Carlos Hamilton Vasconcelos Araújo, Diretor de Política Econômica.

Controle Geral de Publicações

Banco Central do Brasil

Comun/Dipiv/Coivi

SBS – Quadra 3 – Bloco B – Edifício-Sede – 14º andar

Caixa Postal 8.670

70074-900 Brasília – DF

Telefones: (61) 3414-3710 e 3414-3565

Fax: (61) 3414-1898

E-mail: editor@bcb.gov.br

As opiniões expressas neste trabalho são exclusivamente do(s) autor(es) e não refletem, necessariamente, a visão do Banco Central do Brasil.

Ainda que este artigo represente trabalho preliminar, citação da fonte é requerida mesmo quando reproduzido parcialmente.

The views expressed in this work are those of the authors and do not necessarily reflect those of the Banco Central or its members.

Although these Working Papers often represent preliminary work, citation of source is required when used or reproduced.

Divisão de Atendimento ao Cidadão

Banco Central do Brasil

Deati/Diate

SBS – Quadra 3 – Bloco B – Edifício-Sede – 2º subsolo

70074-900 Brasília – DF

DDG: 0800 9792345

Fax: (61) 3414-2553

Internet: <<http://www.bcb.gov.br/?FALECONOSCO>>

Modelo FAVAR Canônico para Previsão do Mercado de Crédito*

Fani Lea Cymrot Bader[†]
Sérgio Mikio Koyama[‡]
Marcos Hiroyuki Tsuchida[§]

Resumo

Este Trabalho para Discussão não deve ser citado como representando as opiniões do Banco Central do Brasil. As opiniões expressas neste trabalho são exclusivamente do(s) autor(es) e não refletem, necessariamente, a visão do Banco Central do Brasil.

O presente estudo propõe uma nova metodologia denominada FAVAR canônico que incorpora uma etapa de análise de correlação canônica na estimação dos modelos FAVAR em 2 estágios como uma forma de obter fatores mais adequados à previsão. A técnica de correlação canônica é usada para identificar um pequeno número de combinações lineares de componentes principais que tem melhor correlação com as variáveis de interesse e, portanto, maior capacidade preditiva. O FAVAR canônico foi aplicado na previsão de variáveis de crédito do sistema financeiro brasileiro e a sua capacidade preditiva foi comparada à dos modelos FAVAR em 1 e 2 estágios. Foram ajustados modelos para 5 variáveis do mercado de crédito brasileiro, tendo sido observado resultados superiores aos obtidos pelos tradicionais modelos FAVAR.

Palavras-chave: Previsão, variáveis de crédito, modelos FAVAR, correlação canônica

Classificação JEL: C38, C55, E47, G21

* Os autores agradecem a Eduardo José Araújo Lima, Aquiles Rocha de Farias, Francisco Marcos Rodrigues Figueiredo, Osmani Teixeira de Carvalho Guillen, Euler Pereira Gonçalves de Mello, Ângelo Marsiglia Fasolo e Arnildo da Silva Correia por seus comentários e sugestões. Os autores são gratos também aos colegas do Departamento de Estudos e Pesquisas (Depep) e do Departamento de Monitoramento do Sistema Financeiro (Desig) pelos valiosos comentários.

[†]Banco Central do Brasil,. Departamento de Estudos e Pesquisas. E-mail: fani.bader@bcb.gov.br

[‡]Banco Central do Brasil,. Departamento de Estudos e Pesquisas. E-mail: sergio.koyama@bcb.gov.br

[§]Banco Central do Brasil,. Departamento de Estudos e Pesquisas. E-mail: marcos.tsuchida@bcb.gov.br

1. Introdução

O número de variáveis utilizadas nos modelos de vetor autorregressivo (VAR) é pequeno comparado à gama de informações disponíveis, incorrendo em problemas com o de variáveis omitidas. No entanto, os modelos VAR são amplamente utilizados pelos bancos centrais nos estudos sobre a transmissão da política monetária. Bernanke *et al.* (2005) concluem que essa omissão de informações pode conduzir a interpretações que não refletem todos os aspectos relevantes da realidade.

Com o propósito de utilizar o conjunto de informações disponíveis nos grandes bancos de dados, diversas metodologias têm sido desenvolvidas. Uma dessas vertentes são os modelos que utilizam a análise fatorial para sintetizar as informações contidas em diversas variáveis. Inicialmente proposto por Chamberlain (1983) e Chamberlain & Rothschild (1983), esses modelos receberam contribuições de Forni & Lippi (1997), Forni & Reichlin (1998), Forni, Hallin, Lippi & Reichlin (2000), Stock & Watson (2002), Bai & Ng (2002) e Bai (2003). Essa classe de modelos popularizou-se após o trabalho de Bernanke *et al.* (2005) no qual os autores identificam que o modelo de vetor autorregressivo aumentado por fatores (FAVAR) apresenta vantagens em relação ao VAR tradicional. O modelo FAVAR supõe que a variável de interesse é influenciada por um conjunto de variáveis não observáveis (fatores) que se manifestam em um grande número de séries, as quais podem ser utilizadas para a sua identificação. A extração desses fatores e a avaliação de seus efeitos sobre variáveis de interesse se dá por técnicas de análise fatorial combinadas com a análise convencional dos modelos VAR. O rápido crescimento observado nessa literatura, bem como o desenvolvimento de generalizações demonstra, em parte, o sucesso dessa metodologia.¹ No Brasil, esse tipo de modelo compõe a classe de modelos denominados VAR estatísticos² que são utilizados como um dos instrumentos de análise e previsão de inflação para o regime de metas (Banco Central do Brasil – 2010, 2012, 2013). Figueiredo (2010) apresenta uma comparação entre os modelos AR, VAR, Bayesian VAR, e mínimos quadrados parciais com uma única equação a partir da abordagem de estimação dinâmica (Stock and Watson (2002)), tendo identificado que modelos que utilizam informações provenientes

¹ Ver o Generalized Dynamic Factor Model (GDFM) em Forni, Hallin, Lippi & Reichlin (2000) e Forni, Hallin, Lippi & Zaffaroni (2011)

² Os VAR estatísticos não possuem restrição estrutural (de ordem econômica), seja no curto ou no longo prazo, e utilizam um grande número de variáveis e diferentes defasagens, conforme descrito no Relatório de Inflação do Banco Central do Brasil, junho 2010, pg. 109 .

de um grande número de variáveis pré-selecionadas para previsão da inflação apresentam melhores resultados do que os modelos tradicionais.

Em relação à forma de obtenção dos fatores não observáveis, Bernanke *et al.* (2005) comparam a estimação em 1 estágio por métodos bayesianos (Monte Carlo Markov Chain, MCMC) com a em 2 estágios por análise de componentes principais (PCA) e encontram uma certa equivalência entre os dois métodos em termos de capacidade preditiva dos modelos. Figueiredo & Guillén (2013) observam uma melhor performance dos modelos estimados em 1 estágio. Outras questões relevantes no contexto dos modelos FAVAR também são levantadas por Caggiano, Kapetanios & Labhard (2011) e fazem referência à determinação do número de fatores, ao número de defasagens dos modelos e ao número de variáveis a serem utilizadas para a extração dos fatores, bem como à seleção dessas variáveis (X_t)³.

Uma desvantagem no uso da análise de componentes principais na formação dos fatores está no fato deste método identificar os componentes comuns levando em conta somente a variabilidade dos dados em X_t . Os fatores considerados relevantes para o VAR são construídos independentemente da relação destes com a variável de interesse Y_t . Por exemplo, se selecionarmos um conjunto de dados X_t para o qual a maior fonte de variabilidade seja o setor externo, por mais que a variável Y_t esteja relacionada à atividade econômica doméstica, os componentes principais extraídos conterão mais informação relacionada ao setor externo. Caggiano, Kapetanios & Labhard (2011) justificam a inadequação dos critérios de informação para a determinação do número de fatores com uma argumentação semelhante, apontando a não obrigatoriedade de todos os fatores serem relevantes para a previsão de Y_t .

O gráfico 1 ilustra a possibilidade de obtenção de modelos com capacidade preditiva superior utilizando-se outros fatores obtidos pela análise de componentes principais na estimação e na previsão das variáveis de interesse além dos primeiros fatores. O gráfico

³ Em relação à forma de seleção, Boivin & Ng (2006) argumentam que diferentes escolhas de variáveis, apesar da utilização dos mesmos métodos de estimação, podem gerar fatores completamente distintos, indicando que a escolha das variáveis não é inócua. Além disso, verifica-se que a pré-seleção das variáveis com base na correlação cruzada e a ponderação dos dados antes da extração dos fatores por componentes principais é pelo menos tão eficiente quanto a utilização de todos os dados disponíveis para a previsão. A explicação desse resultado é a presença de erros idiossincráticos que são correlacionados, gerando a diluição da importância de fatores relevantes à medida que o conjunto de dados aumenta. Assim, a extração do fator baseado em um conjunto de dados menor geraria um melhor poder preditivo. A existência de múltiplos fatores geradores das variáveis X_t e que, por vezes, não estão relacionadas com a variável para o qual deseja-se realizar previsões (Y_t) é um outro motivo da ocorrência de tal fato.

apresenta o box-plot da raiz quadrada dos erros quadráticos médios de previsão (RMSPE) do montante de crédito concedido no mercado livre⁴ para os horizontes de 3, 6, 9 e 12 meses⁵. As previsões foram geradas por modelos FAVAR de 4 defasagens e 4 fatores estimados em dois estágios. Cada coluna do gráfico engloba 210 modelos FAVAR cujos fatores foram formados pela combinação dos 10 primeiros componentes principais obtidos de um conjunto de variáveis pré-selecionadas⁶. O losango indica o erro obtido para o modelo FAVAR que utiliza como fatores os 4 primeiros componentes. Tendo em vista a pré-seleção das variáveis, é esperado que os primeiros componentes, por agregarem a maior parcela da variabilidade de um conjunto de variáveis que apresentam relação com a variável de interesse, apresentem uma boa capacidade preditiva, contudo, observando-se o box-plot, existem modelos cuja combinação de componentes de importância inferior geraram uma capacidade preditiva superior⁷. Tal fato reforça a possibilidade de identificarmos modelos com melhor capacidade preditiva utilizando-se a informação do relacionamento entre os componentes principais e a variável de interesse.

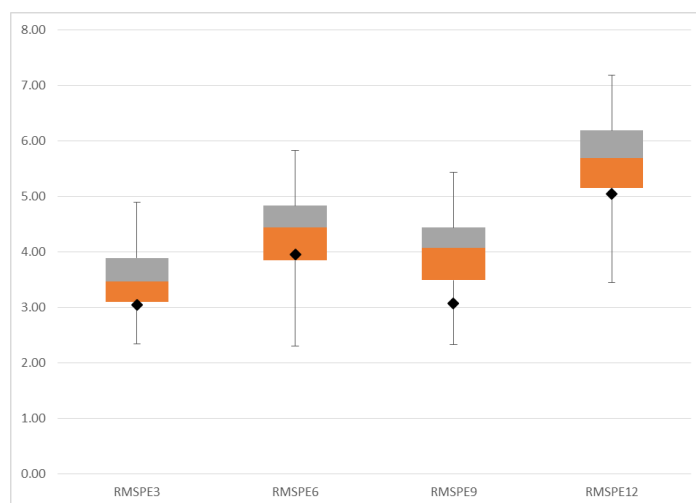
⁴ Denota-se como mercado livre o mercado no qual a taxa de juros pode ser livremente negociada entre as instituições financeiras e os tomadores de crédito. Contrapõe-se ao mercado direcionado, no qual, além das taxas serem definidas, a origem dos recursos está vinculada ao volume de depósitos ou a repasses de créditos subsidiados.

⁵ Visando avaliar a capacidade preditiva dos modelos, independentemente do período em análise, os valores reportados correspondem à média dos erros de previsão para uma amostra com início em janeiro/2002 e término em junho/2011, dezembro/2011, junho/2012 e dezembro/2012. As séries utilizadas foram dessazonalizadas e estacionarizadas conforme descrição na seção 3.

⁶ Para a seleção das variáveis, utilizou-se o teste de causalidade de Granger, tendo sido mantidas no modelo apenas as variáveis que apresentaram causalidade ao nível de 5%.

⁷ Foram identificados 50 modelos para o horizonte de 3 meses, 59 modelos para o horizonte de 6 meses, 17 modelos para o horizonte de 9 meses e 46 modelos para o horizonte de 12 meses.

Gráfico 1: Box-plot da RMSPE dos modelos FAVAR em 2 estágios com 4 fatores – combinação de 10 componentes principais



O objetivo do presente artigo é propor a inclusão de uma etapa de análise de correlação canônica na estimação dos modelos FAVAR em 2 estágios como uma forma de obter fatores mais adequados à previsão. A técnica de correlação canônica é usada para identificar um pequeno número de combinações lineares de componentes principais que tem melhor correlação com as variáveis de interesse. Por este procedimento, o qual denominamos de FAVAR canônico, espera-se que os fatores formados contenham mais informação relacionada às variáveis de interesse do que o mesmo número de componentes principais puros.

O FAVAR canônico foi aplicado na previsão de variáveis de crédito do sistema financeiro brasileiro⁸ e a sua capacidade preditiva foi comparada à dos modelos FAVAR em 1 e 2 estágios. Foram ajustados modelos para 5 variáveis do mercado de crédito brasileiro, tendo sido utilizado, além da metodologia FAVAR em 1 e 2 estágios, a nova metodologia proposta, FAVAR canônico, em 8 configurações diferentes para diversos valores de número de fatores não observáveis, número de defasagens e formas de pré-seleção.⁹ De forma geral, os modelos FAVAR canônico apresentaram resultados superiores aos obtidos pelos tradicionais modelos FAVAR em 1 (MCMC) e 2 estágios (PCA), sendo que a configuração que utilizou os valores futuros das variáveis de crédito (leads) apresentou um menor erro de previsão do que os modelos com as variáveis em lags. Em relação ao número de componentes a serem utilizados para o cálculo da

⁸ As variáveis previstas estão detalhadas na seção 3.

⁹ Foram testados modelos utilizando os valores futuros e passados das variáveis de crédito, bem como considerando 10, 20 e 30 componentes principais, bem como o mesmo número de fatores do FAVAR em 2 estágios.

correlação canônica, notou-se que o mesmo varia conforme a variável de interesse: tanto para a variável de concessão total como para saldo total ambas no segmento de crédito livre, o melhor modelo utilizou 10 componentes, enquanto o modelo com 30 componentes foi o que apresentou os melhores resultados para a taxa de inadimplência do segmento livre. Para o saldo total dos créditos direcionados e taxa de juros para o segmento livre a melhor configuração utilizou 20 componentes. O restante do artigo está organizado da seguinte forma: a seção 2 apresenta e discute a metodologia, a seção 3 descreve e caracteriza os dados utilizados, a seção 4 apresenta e discute os resultados e a seção 5 conclui.

2. Metodologia

Bastante difundidos, os modelos FAVAR combinam os modelos VAR com um conjunto de fatores extraídos de um grande conjunto de séries temporais observáveis. Considere um vetor $M \times 1$ de variáveis observáveis de interesse Y_t . O modelo FAVAR é um modelo VAR no qual, com o objetivo de capturar informações econômicas relevantes não contidas em Y_t , são incluídos K fatores não observáveis (F_t):

$$\begin{bmatrix} F_t \\ Y_t \end{bmatrix} = B(L) \begin{bmatrix} F_{t-1} \\ Y_{t-1} \end{bmatrix} + \varepsilon_t \quad (1)$$

no qual $B(L)$ é um polinômio de defasagens de ordem finita d e $\varepsilon_t \sim N(0, \Omega)$.

Por sua vez, os fatores não observáveis são extraídos de um grande painel de N indicadores econômicos relacionados pela equação de observação:

$$X_t = \Lambda^f F_t + \Lambda^y Y_t + v_t \quad (2)$$

em que Λ^f é uma matriz $N \times K$ de cargas fatoriais; Λ^y é uma matriz $N \times M$ e v_t é um vetor de erros com média zero, fracamente correlacionados ou não correlacionados entre si. Os erros ε_t e v_t são independentes.

Para a estimação dos modelos FAVAR, Bernanke *et al.* (2005) utilizam 2 estratégias: a primeira, denominada de FAVAR em 2 estágios, aplica a metodologia de componentes principais para a extração dos fatores comuns do conjunto de variáveis $X_t - \Lambda^y Y_t$ e,

posteriormente, pelos métodos tradicionais realiza a estimação do VAR. A segunda estratégia, denominada de FAVAR em 1 estágio, utilizando o método de amostragem de Gibbs, realiza a estimação de um modelo de espaço de estados do tipo sinal mais um ruído via filtro de Kalman e do VAR de forma simultânea¹⁰.

Entretanto, conforme comentado anteriormente, os fatores F_t , por terem como foco a identificação dos componentes subjacentes às variáveis X_t (seja no método em 2 estágios, no qual procura-se as dimensões de maior variabilidade de X_t , quer seja no método em 1 estágio, no qual identificam-se os sinais que originam as variáveis X_t), acabam não considerando a correlação entre X_t e Y_t .

No intuito de considerar na construção dos fatores a correlação entre X_t e Y_t e com isso, aumentar o grau de explicação e capacidade preditiva dos modelos FAVAR, combinamos os modelos FAVAR com a técnica de correlação canônica. Desenvolvida por Hotelling (1936), a correlação canônica tem por objetivo identificar e quantificar a associação entre dois grupos de variáveis. Para tanto, busca determinar a combinação linear em cada um dos grupos de variáveis de forma a maximizar a correlação entre

elas¹¹. Seja W_t um vetor de dimensões $(k+N_{pc}) \times 1$ com média $\mu = \begin{bmatrix} \mu^{(1)} \\ \mu^{(2)} \end{bmatrix}$ e matriz de

covariância $\Sigma = \begin{bmatrix} \Sigma_{11} & \Sigma_{12} \\ \Sigma_{21} & \Sigma_{22} \end{bmatrix}$ positiva definida. Sejam os vetores $W_t^{(1)}$ ($K \times 1$) e $W_t^{(2)}$

($N_{pc} \times 1$) partições desse vetor W_t , na qual, $k < N_{pc}$ e F_t e G_t combinações lineares de $W_t^{(1)}$ e $W_t^{(2)}$ respectivamente, dadas por:

$$\begin{cases} F_t = f^t W_t^{(1)} \\ G_t = g^t W_t^{(2)} \end{cases} \quad (3)$$

Sendo f e g definidos de forma a maximizar $\rho(F_t, G_t) = \text{corr}(f^t W_t^{(1)}, g^t W_t^{(2)})$ sujeito a $\text{Var}(F_t) = \text{Var}(G_t) = I_k$.

¹⁰ Maiores detalhes, ver Bernanke *et al.* (2005).

¹¹ A metodologia de Correlação Canônica visa identificar pares de combinações lineares (uma para cada conjunto de variáveis) de modo a maximizar a correlação entre elas, utilizando uma matriz que considera a correlação entre os dois grupos de variáveis. O método de Mínimos Quadrados Parciais (PLS) utiliza a correlação entre a série de interesse (e seus resíduos) e as variáveis preditoras (e seus resíduos) como pesos para a construção dos fatores. Assim, embora ambas as técnicas utilizem as correlações para a construção dos fatores, a técnica de Correlação Canônica possibilita a utilização, não apenas do valor da variável de interesse no tempo t , mas também de sua trajetória, representada pelos valores passados ou futuros no curto prazo.

Hotelling (1936) demonstrou que as combinações lineares f e g podem ser obtidas a partir da resolução do seguinte sistema de equações homogêneas:

$$\begin{cases} \left(\Sigma_{11}^{-\frac{1}{2}} \Sigma_{12} \Sigma_{22}^{-1} \Sigma_{21} \Sigma_{11}^{-\frac{1}{2}} - \lambda_i \Sigma_{11}^{-\frac{1}{2}} \Sigma_{11} \Sigma_{11}^{-\frac{1}{2}} \right) c_i = 0 \\ \left(\Sigma_{22}^{-\frac{1}{2}} \Sigma_{21} \Sigma_{11}^{-1} \Sigma_{12} \Sigma_{22}^{-\frac{1}{2}} - \lambda_i \Sigma_{22}^{-\frac{1}{2}} \Sigma_{11} \Sigma_{22}^{-\frac{1}{2}} \right) d_i = 0 \end{cases} \quad (4)$$

o qual são resultantes do cálculo dos auto valores $(\lambda_i, i = 1, \dots, k)$ ¹² e autovetores $(c_i$ e $d_i, i = 1, \dots, k)$ da matriz $\Sigma_{11}^{-\frac{1}{2}} \Sigma_{12} \Sigma_{22}^{-1} \Sigma_{21} \Sigma_{11}^{-\frac{1}{2}}$ ¹³. Os autovalores λ_i são denominados de correlações canônicas. A combinações lineares F_t e G_t são denominadas de variáveis canônicas e formam os chamados pares canônicos:

$$\begin{cases} f_i = \Sigma_{11}^{-\frac{1}{2}} c_i \\ g_i = \Sigma_{22}^{-\frac{1}{2}} d_i \end{cases}, i = 1, \dots, k \quad (5)$$

O primeiro par canônico corresponde à combinação linear que gera a maior correlação entre as duas partições $W_t^{(1)}$ e $W_t^{(2)}$ e apresenta uma variância unitária. O segundo par canônico é a combinação linear que gera a segunda maior correlação entre as duas partições e apresenta uma variância unitária e correlação nula com o primeiro par canônico $(\rho(f_i, f_l) = 0; \rho(g_i, g_l) = 0; \rho(f_i, g_l) = 0, para i \neq l)$ e assim por diante. Para o cálculo dos pares canônicos para as variáveis padronizadas, basta substituir as matrizes de covariância pelas respectivas matrizes de correlação.¹⁴

Assim, o presente artigo propõe uma estratégia em 3 estágios para a estimação do modelo Canonical FAVAR¹⁵:

- 1) Estimação dos fatores utilizando-se a equação (2) e o método de componentes principais, contudo, extraindo-se um número maior de componentes (N_{pc}) ao invés de apenas k ;

¹² Cabe ressaltar que o número de pares canônicos é igual ao mínimo entre K e N_{pc} .

¹³ Note que os autovalores de $\Sigma_{22}^{-\frac{1}{2}} \Sigma_{21} \Sigma_{11}^{-1} \Sigma_{12} \Sigma_{22}^{-\frac{1}{2}}$ são os mesmos de $\Sigma_{11}^{-\frac{1}{2}} \Sigma_{12} \Sigma_{22}^{-1} \Sigma_{21} \Sigma_{11}^{-\frac{1}{2}}$.

¹⁴ Maiores detalhes ver Hotelling (1936) e Johnson & Wichern (2007).

¹⁵ Também foi testada a aplicação da correlação canônica diretamente aos dados X_t (modelos Canonical VAR – CAVAR). Em virtude da necessidade de que a matriz de variância Σ seja positiva definida, foi necessária a eliminação de séries altamente correlacionadas entre si (à similaridade da regra 1 proposta em Boivin & Ng (2006)), bem como a realização da pré-seleção das variáveis utilizando-se o teste de Causalidade de Granger com a correção sugerida por Toda & Yamamoto (1995). Os resultados apresentaram-se inferiores aos obtidos pela metodologia proposta.

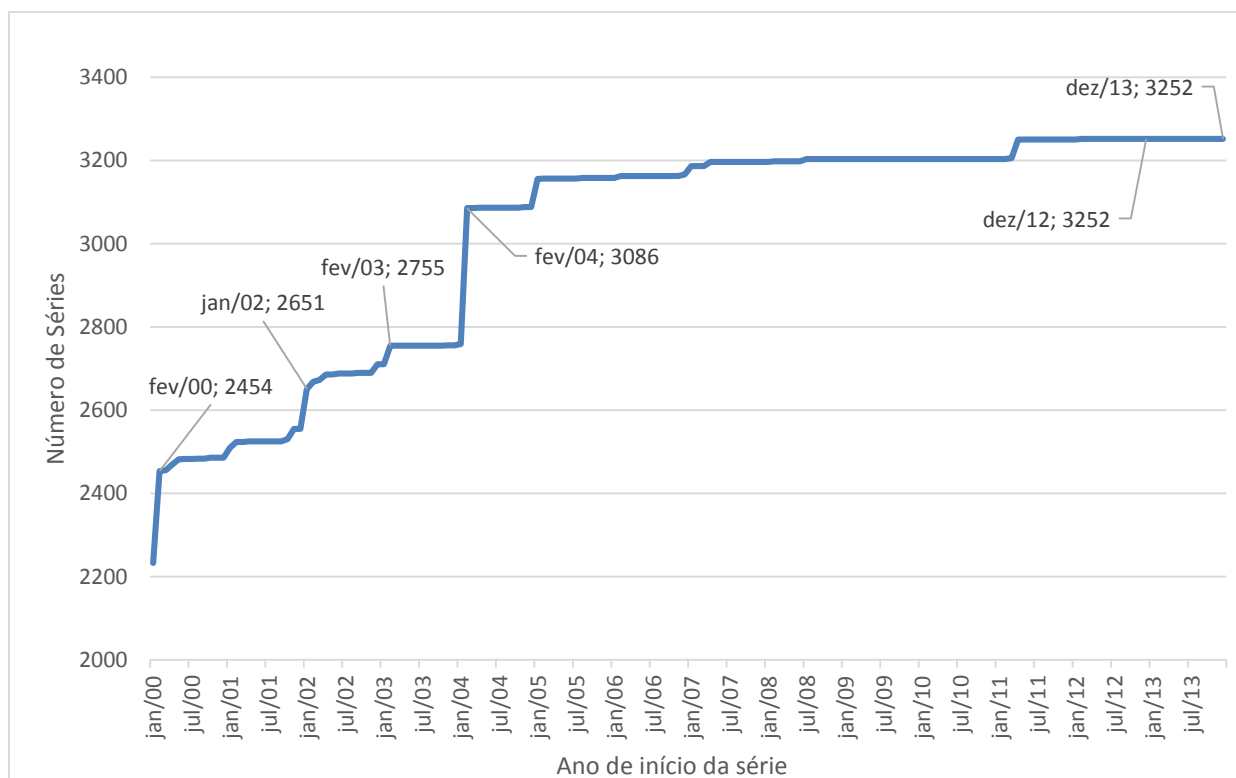
- 2) Calcular os k primeiros pares utilizando-se os N_{pc} componentes obtidos do passo anterior para a formação da partição $W_t^{(2)}$ e um vetor $W_t^{(1)} = (Y_t \ Y_{t-1} \ \dots \ Y_{t-K+1})^T$;¹⁶
- 3) Estimação do modelo VAR especificado pela equação (1) pelos métodos tradicionais.

3. Base de dados

O Sistema de Gerenciamento de Séries Temporais do Banco Central do Brasil (SGS) mantinha, em fevereiro de 2014, 9.875 séries ativas, abarcando diferentes aspectos da economia nacional e internacional. Dessas séries, 4.930 apresentavam periodicidade mensal, dos quais 1.678 correspondiam às variáveis de crédito. As 3.252 séries remanescentes possuíam diferentes datas iniciais. O gráfico 2 mostra como a escolha da data inicial afeta a disponibilidade de séries. Definiu-se para o trabalho uma data de início que mantivesse o maior número de séries, mas que preservasse um período de observação suficiente para o ajuste dos modelos.

¹⁶ Nos modelos ajustados nesse artigo, além da configuração utilizando valores defasados (lag), também foram testados modelos usando valores futuros (leads). Para os modelos que utilizaram os leads, $W_t^{(1)} = (Y_t \ Y_{t+1} \ \dots \ Y_{t+K-1})^T$.

Gráfico 2: Número de séries temporais segundo data de início



Definiu-se como data de início da amostra janeiro de 2002, totalizando 2.651 séries. No entanto, devido ao excessivo tempo de processamento exigido para a composição dos fatores, selecionou-se 414 séries cujas informações estavam mais relacionadas com o mercado de crédito e se denominou como base total. Visando retirar algumas redundâncias, desse conjunto, selecionou-se um conjunto menor denominado base agregada, na qual foram eliminadas todas as séries que representavam um detalhamento de uma série existente (por exemplo, eliminação dos indicadores da produção – extrativismo mineral, indústria de transformação, bens de capital, bens intermediários, bens de consumo duráveis, bens de consumo não duráveis e semiduráveis, visto que já está sendo considerado o indicador de produção geral), totalizando 209 séries.

A tabela 1 apresenta a distribuição das séries segundo segmentos da economia. No segmento Ativos foram incluídas todas as séries referentes a agregados monetários e balança de pagamentos. No segmento Emprego foram agrupadas as variáveis relativas ao mercado de trabalho, tais como taxa de desemprego, número de empregados, população economicamente ativa, rendimento médio, etc. As variáveis a taxa de juros, bolsa de valores, indicadores de inadimplência de outros segmentos (por exemplo,

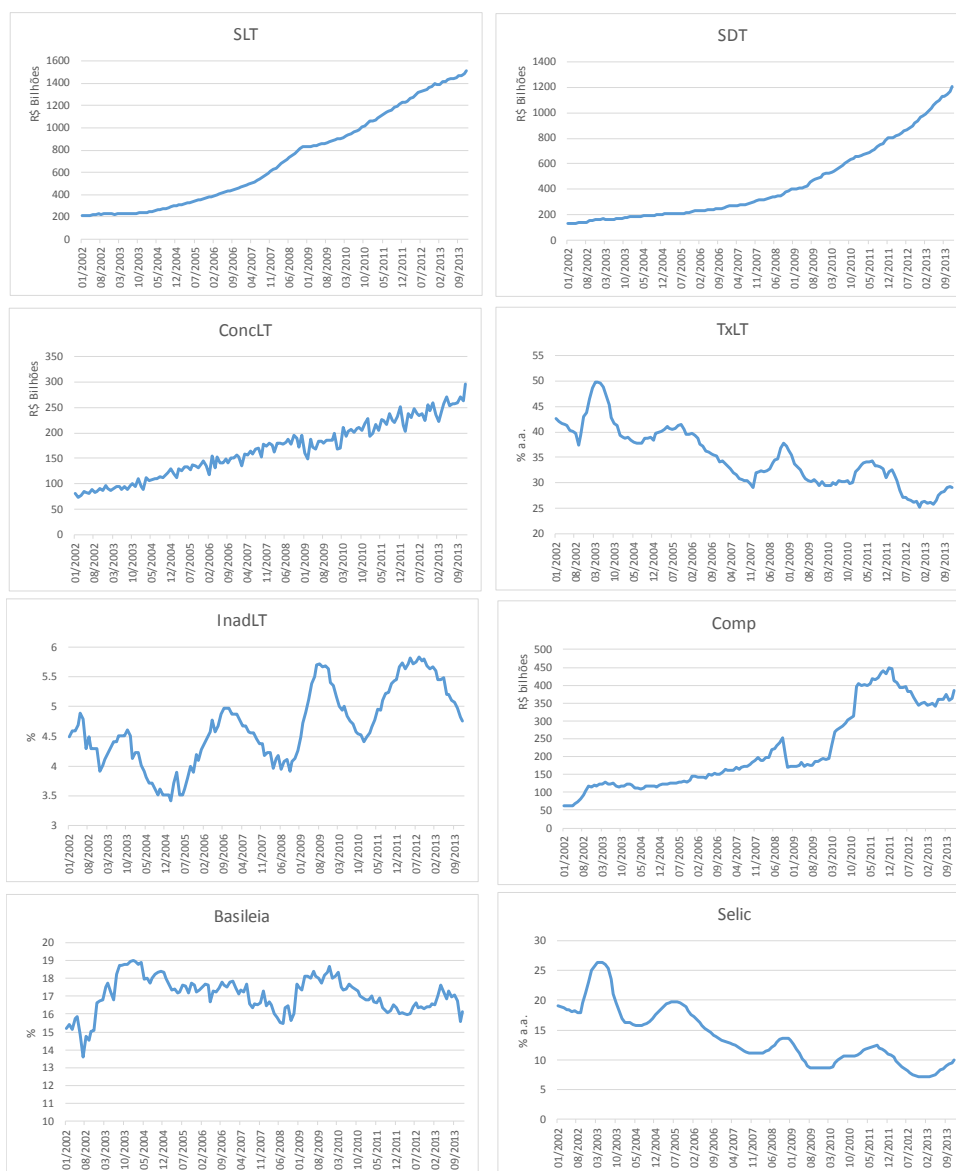
consultas ao SPC, cheques devolvidos, etc.) e indicadores de expectativa foram consolidadas no segmento Financeiras. Em Governo foram classificadas as séries relacionadas à área fiscal, enquanto no grupo Preços encontram-se as variáveis relativas aos indicadores de inflação. Finalmente, no segmento Setor Externo, mantiveram-se todas as séries relacionadas a importação e exportação, bem como a indicadores de atividade econômica, taxa de juros e preços de outros países e câmbio.

Tabela 1: Distribuição das variáveis segundo segmento

Setores	Base Total	Base Agregada
Ativos	27	5
Emprego	35	13
Financeira	90	70
Governo	62	15
Preços	28	20
Produção	45	14
Setor Externo	127	72
Total Geral	414	209

As variáveis dependentes são a concessão de crédito total com recursos livres (ConcLT), o saldo da carteira de crédito total com recursos livres (SLT), o saldo da carteira de crédito total com recursos direcionados (SDT), a taxa de inadimplência da carteira de crédito total com recursos livres (InadLT) e a taxa média de juros das operações de crédito total com recursos Livre (TxLT). Adicionalmente nos modelos também foram considerados o compulsório total (Comp), o índice de Basileia do Sistema Financeiro Nacional (Basileia) e a taxa básica de juros (Selic). O Gráfico 3 apresenta o comportamento dessas variáveis.

Gráfico 3: Evolução das variáveis de crédito



Visando evitar problemas de regressão espúria, foram aplicadas transformações seguindo Figueiredo (2010) tanto nas variáveis de crédito como nas demais. Utilizou-se a transformação $\ln(x)$ para as séries não negativas e $\ln(1+x/100)$ para as variáveis que caracterizavam variações e taxas. Posteriormente, a sazonalidade foi testada e ajustada pelo X-12 ARIMA e, utilizando-se o procedimento sugerido em Enders (2010), foram realizados testes de Augmented Dickey-Fuller para identificação de raiz unitária e, em caso de identificação, aplicadas as transformações necessárias para tornar a série estacionária.

4. Resultados

No intuito de avaliar a capacidade preditiva dos modelos FAVAR canônico (CFV) em relação aos modelos FAVAR em 1 (MCMC) e 2 (PCA) estágios, foram ajustados modelos utilizando-se como fatores observáveis uma variável de crédito (ConcLT, SLT, SDT, InadLT ou TxLT), o volume de compulsório (Comp), o índice de Basileia (Basileia) e a taxa básica de juros (Selic). Conforme descrito anteriormente, foram utilizadas duas bases de dados (total e agregada), bem como adotados três critérios de pré-seleção das variáveis que comporiam a base de dados para a extração dos fatores não observáveis: (i) nenhuma pré-seleção; (ii) utilizando um nível crítico de 10% no teste de causalidade de Granger e (iii) utilizando um nível crítico de 5%. Os testes de causalidade receberam a correção de Toda & Yamamoto (1995) para séries não estacionárias.

Avaliando os critérios de informação (AIC, HQIC e BIC), verificou-se que o número máximo de defasagens (d) sugerido para um modelo VAR com apenas os fatores observáveis foi de 4, motivo pelo qual foram ajustados modelos utilizando-se valores de 1 a 4.¹⁷ Adicionalmente, com o propósito de avaliar um eventual problema do número elevado de parâmetros a serem estimados nos modelos cuja configuração apresentavam 4 fatores não observáveis e 4 defasagens, adotou-se também uma configuração na qual excluiu-se dos fatores observáveis o indicador de Basileia.

Em termos do número de fatores não observáveis (k), visando uma especificação parcimoniosa, também adotaram-se valores de 1 a 4.

Como comentado anteriormente, todos os fatores observáveis, bem como as variáveis utilizadas para a identificação dos fatores não observáveis foram tratados de forma a apresentar comportamento estacionário.

Em termos do modelo FAVAR em 2 estágios, além do modelo com os k primeiros fatores, foram ajustados todos os modelos resultantes da combinação k a k dos 10 primeiros fatores obtidos pela análise de componentes principais.

¹⁷ Ver anexo A.

Nos modelos FAVAR em 1 estágio, adotou-se no processo de estimação um total de 30.000 iterações¹⁸, sendo consideradas as últimas 10.000 para o cálculo dos coeficientes.

Nos modelos FAVAR canônicos, com o objetivo de avaliar o comportamento dessa metodologia para diferentes número de fatores sobre os quais seriam aplicados a técnica de correlação canônica (N_{pc}), considerou-se um número igual a k , 10, 20 e 30. Adicionalmente, para observar o efeito do uso de valores futuros (leads) e passados (lags) da variável de crédito na capacidade preditiva dos modelos, foram adotados dois tipos de especificação: uma considerando $k-1$ valores defasados da variável de crédito (além do valor contemporâneo da mesma) para o cálculo da correlação canônica; e outra considerando $k-1$ valores futuros.

Assim, no total foram ajustados 38.910 modelos distribuídos conforme mostra a tabela 2.

Tabela 2: Número de modelos por método

Variável de crédito	Basileia	Método										Total Geral			
		CFV_Lag - Npc = k	CFV_Lag - Npc = 10	CFV_Lag - Npc = 20	CFV_Lag - Npc = 30	CFV_Lead - Npc = k	CFV_Lead - Npc = 10	CFV_Lead - Npc = 20	CFV_Lead - Npc = 30	MCMC	PCA				
												1a. Comb.	Demais		
ConcLT	Com Basileia	42	42	42	42	42	42	42	42	42	42	42	42	6.048	6.468
	Sem Basileia	6	6	6	6	6	6	6	6	6	6	6	6	1.254	1.314
InadLT	Com Basileia	42	42	42	42	42	42	42	42	42	42	42	42	6.048	6.468
	Sem Basileia	6	6	6	6	6	6	6	6	6	6	6	6	1.254	1.314
SDT	Com Basileia	42	42	42	42	42	42	42	42	42	42	42	42	6.048	6.468
	Sem Basileia	6	6	6	6	6	6	6	6	6	6	6	6	1.254	1.314
SLT	Com Basileia	42	42	42	42	42	42	42	42	42	42	42	42	6.048	6.468
	Sem Basileia	6	6	6	6	6	6	6	6	6	6	6	6	1.254	1.314
TxLT	Com Basileia	42	42	42	42	42	42	42	42	42	42	42	42	6.048	6.468
	Sem Basileia	6	6	6	6	6	6	6	6	6	6	6	6	1.254	1.314
Total Geral		240	240	240	240	240	240	240	240	240	240	240	240	36.510	38.910

Para a avaliação da capacidade preditiva dos modelos, realizou-se um exercício fora da amostra. Com o propósito de evitar que os resultados sejam específicos a um período, para cada um dos modelos apresentados foram estimados os parâmetros utilizando-se 4 períodos sobrepostos, sendo todos iniciados em janeiro de 2002 e com término em: junho/2011, dezembro/2011, junho/2012 e dezembro/2012. Para todos os modelos

¹⁸ Foram realizados testes iniciais com 100.000 iterações, tendo sido identificado que a partir de 30.000 os modelos apresentavam convergência.

foram realizadas previsões para 3, 6, 9 e 12 meses para frente¹⁹ (h), sendo calculado o erro médio dos quatro períodos para cada um dos horizontes avaliados. Para a comparação entre as diferentes metodologias, foram calculadas a raiz quadrada do erro quadrático médio da previsão (RMSPE) de cada modelo, bem como do melhor modelo AR (benchmark) obtido para cada uma das variáveis de crédito²⁰.

A tabela 3 apresenta os valores de RMSPE de cada método dividido pelo RMSPE do respectivo modelo benchmark. Assim, valores inferiores a 1 indicam uma melhor capacidade preditiva em relação ao modelo benchmark. Assim, verifica-se que, excetuando-se apenas a variável taxa de juros total para o segmento livre, em média, a maioria dos modelos apresentaram uma performance superior ao dos modelos AR em todos os horizontes de previsão, sendo observado em alguns casos, um erro de previsão até 68% inferior ao benchmark.

Tabela 3: RMSPE relativo dos modelos para cada variável de crédito²¹

Fator	Horizonte	Comparação em relação ao AR											
		CFV_Lag - k	CFV_Lag - 10	CFV_Lag - 20	CFV_Lag - 30	CFV_Lead - k	CFV_Lead - 10	CFV_Lead - 20	CFV_Lead - 30	MCMC	PCA	Cb PCA	
ConcLT	3	0,66	0,73	0,72	0,75	0,66	0,71	0,69	0,73	0,69	0,66	0,73	
	6	1,17	0,92	0,91	0,95	1,17	1,07	1,05	1,08	0,96	1,17	1,10	
	9	0,50	0,48	0,52	0,52	0,50	0,50	0,55	0,61	0,47	0,50	0,51	
	12	0,92	0,80	0,80	0,81	0,92	0,80	0,82	0,86	0,82	0,92	0,81	
InadLT	3	0,52	0,62	0,60	0,55	0,52	0,76	0,86	0,94	0,59	0,52	0,59	
	6	0,68	0,78	0,74	0,67	0,68	0,93	1,01	1,13	0,69	0,68	0,72	
	9	0,76	0,81	0,78	0,70	0,76	0,95	1,02	1,12	0,78	0,76	0,78	
	12	0,99	1,03	1,01	0,93	0,99	1,12	1,18	1,26	1,02	0,99	1,00	
SDT	3	0,85	0,88	0,90	0,97	0,85	0,84	0,84	0,84	0,89	0,85	0,90	
	6	0,78	0,82	0,79	0,88	0,78	0,79	0,76	0,78	0,82	0,78	0,83	
	9	0,52	0,58	0,57	0,62	0,52	0,57	0,54	0,55	0,54	0,52	0,58	
	12	0,37	0,42	0,40	0,43	0,37	0,41	0,39	0,40	0,38	0,37	0,41	
SLT	3	0,50	0,43	0,56	0,60	0,50	0,32	0,32	0,45	0,73	0,50	0,59	
	6	0,52	0,64	0,76	0,75	0,52	0,54	0,65	0,83	0,73	0,52	0,64	
	9	0,49	0,50	0,59	0,60	0,49	0,36	0,43	0,54	0,72	0,49	0,57	
	12	0,48	0,54	0,63	0,62	0,48	0,41	0,48	0,60	0,71	0,48	0,58	
TxLT	3	1,06	0,98	1,00	0,98	1,06	0,87	0,85	0,96	1,25	1,06	1,09	
	6	1,27	1,31	1,29	1,29	1,27	1,21	1,12	1,13	1,40	1,27	1,25	
	9	1,41	1,47	1,45	1,46	1,41	1,35	1,25	1,27	1,44	1,41	1,42	
	12	1,26	1,32	1,32	1,33	1,26	1,22	1,12	1,11	1,27	1,26	1,34	

¹⁹ Para o processo de previsão, não foi adotada a sistemática de “one-step-ahead” no intuito de se avaliar a pior performance dos modelos.

²⁰ Para o ajuste do melhor modelo AR foram ajustados modelos AR(1) a AR(4), tendo sido escolhido, para cada variável e período o modelo que apresentou o menor erro quadrático médio. Foram mantidas as mesmas transformações e diferenças utilizadas nos modelos FAVAR. Em relação à sazonalidade, nos modelos AR utilizou-se diferenças sazonais ao invés do algoritmo do X12-ARIMA.

²¹ O anexo C apresenta, de forma gráfica, os resultados da comparação entre os métodos avaliados.

Comparando os resultados entre as diferentes metodologias, conforme pode ser avaliado na tabela 3²², o primeiro fato que chama a atenção é a inexistência de uma metodologia que se destaca como a melhor para todas as variáveis em todos os períodos de previsão. Por outro lado, nota-se que os modelos que utilizam a metodologia FAVAR canônico apresentam as melhores performances na maioria das variáveis, sendo observado apenas para a variável SDT uma melhor capacidade preditiva do método FAVAR em 2 estágios para os horizontes mais longos (9 e 12 meses). Verifica-se também que os modelos que utilizam o FAVAR canônico com o mesmo número de fatores (Npc) que os métodos FAVAR em 1 e 2 estágios apresentam um erro de previsão igual ao observado no FAVAR em 2 estágios, indicando que, mesmo nos casos em que o FAVAR em 2 estágios foi superior ao FAVAR canônico, há uma configuração básica (com um número de fatores iguais ao do FAVAR) do FAVAR canônico que empata com o melhor modelo observado²³. Assim, para a variável concessão de crédito total para o segmento livre, os modelos utilizando o FAVAR em 2 estágios apresentaram um nível de erro inferior para o horizonte de 3 meses. Para um período de previsão de 6 meses, o FAVAR canônico considerando os 10 primeiros fatores obtidos da análise de componentes principais e os valores defasados (lags) da variável de crédito para o cálculo das correlações canônicas, em média, apresentou os modelos com as melhores performances. O FAVAR em 1 estágio foi o melhor no horizonte de 9 meses e, o FAVAR canônico com 10 fatores e utilizando os valores futuros da variável de crédito (lead) no cálculo da correlação canônica para o horizonte de 12 meses apresentou um ganho de 13% em relação ao FAVAR em 2 estágios, sendo o melhor modelo para essa variável nesse horizonte.

Para a variável inadimplência total no segmento livre, o conjunto de modelos estimados pelo FAVAR canônico com 30 fatores e os lags da variável de crédito mostraram-se superiores aos demais modelos nos horizontes de 6, 9 e 12 meses.

Na variável de saldo total do segmento livre, verificou-se que o FAVAR canônico com lead e 10 fatores tiveram os menores erros de previsão para 3, 9 e 12 meses, ao passo que os modelos FAVAR canônico com lead e 20 fatores apresentaram os melhores resultados para a variável crédito total direcionado para as previsões de 3 e 6 meses.

²² Maiores detalhes podem ser obtidas na tabela B do anexo B.

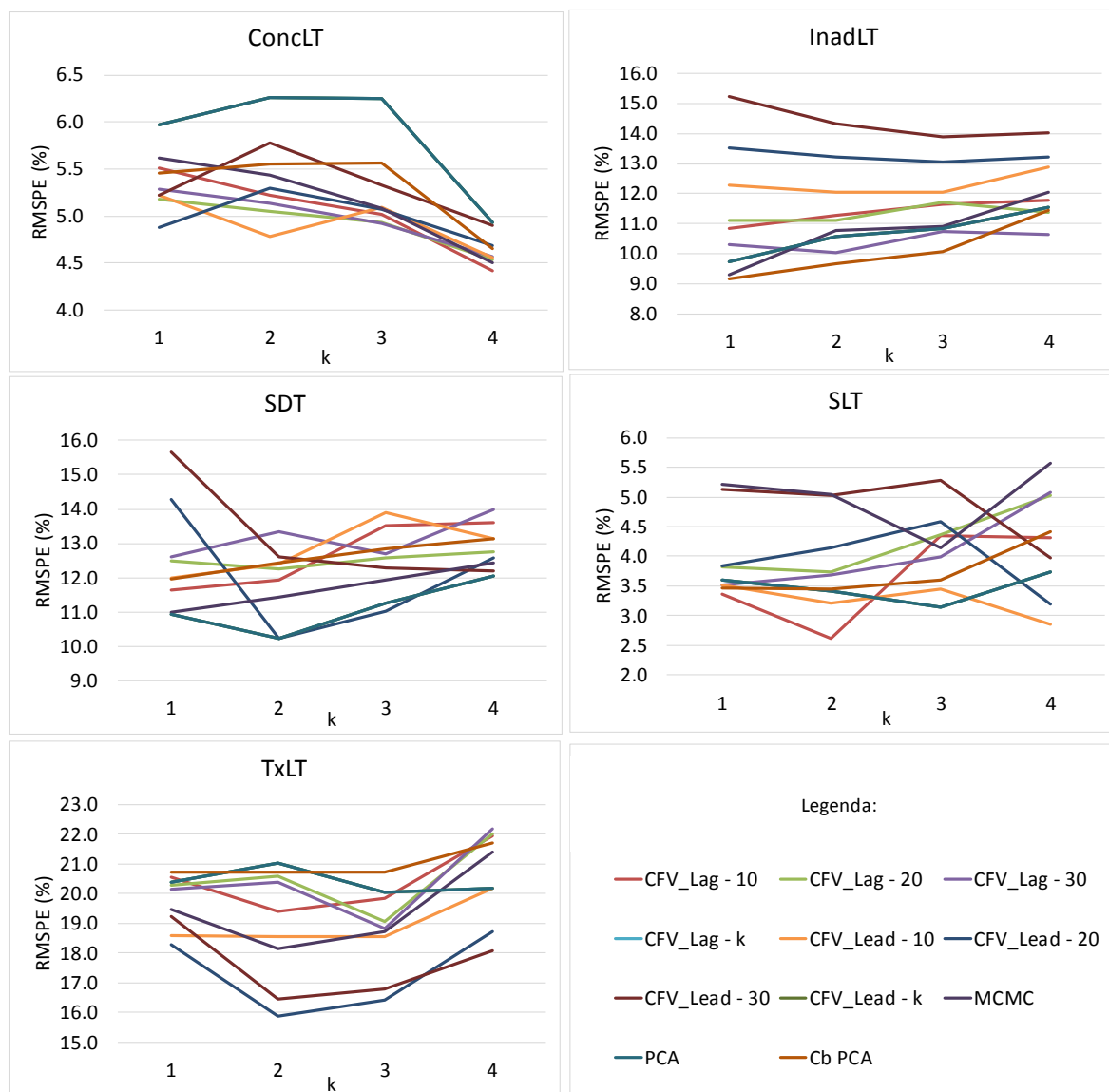
²³ Excetua-se apenas a previsão realizada para a variável ConCLT para o horizonte de 6 meses, no qual o método FAVAR em 1 estágio apresentou a melhor performance.

Os modelos estimados pelo FAVAR canônico com lead e 20 fatores também mostraram melhores capacidades preditivas para a variável taxa de juros total para o segmento livre em todos os horizontes avaliados.

Comparando os modelos que utilizam o índice de Basileia (tabela B2 do anexo B) com os que prescindem desse indicador, nota-se que a inclusão desse indicador, de forma geral, prejudicou a capacidade preditiva dos modelos, excetuando-se apenas os modelos do FAVAR canônico com lag e 10 e 20 fatores para as variáveis saldo total direcionado e livre, além dos modelos com lag e 30 fatores para a variável saldo total do segmento livre.

Em relação ao número de fatores não observáveis (tabela B.3 do anexo B), não é possível identificar um padrão único de comportamento, sendo o número de fatores que apresenta a maior capacidade preditiva varia para cada variável e horizonte de previsão. O gráfico 4 apresenta para o horizonte de previsão de 12 meses o RMSPE de cada um dos métodos de estimação. Enquanto que para a variável concessão total no mercado livre, de maneira geral, a escolha de 4 fatores não observáveis parece minimizar os erros de previsão, o mesmo não acontece com a variável taxa de inadimplência total no mercado livre, caso em que o comportamento varia conforme a metodologia utilizada, sendo que, a utilização de 3 ou 4 fatores parece não mudar muito a capacidade preditiva dos modelos. Para a variável saldo total dos créditos direcionados, a utilização de 2 fatores não observáveis apresenta um nível de erro menor para a maioria das metodologias.

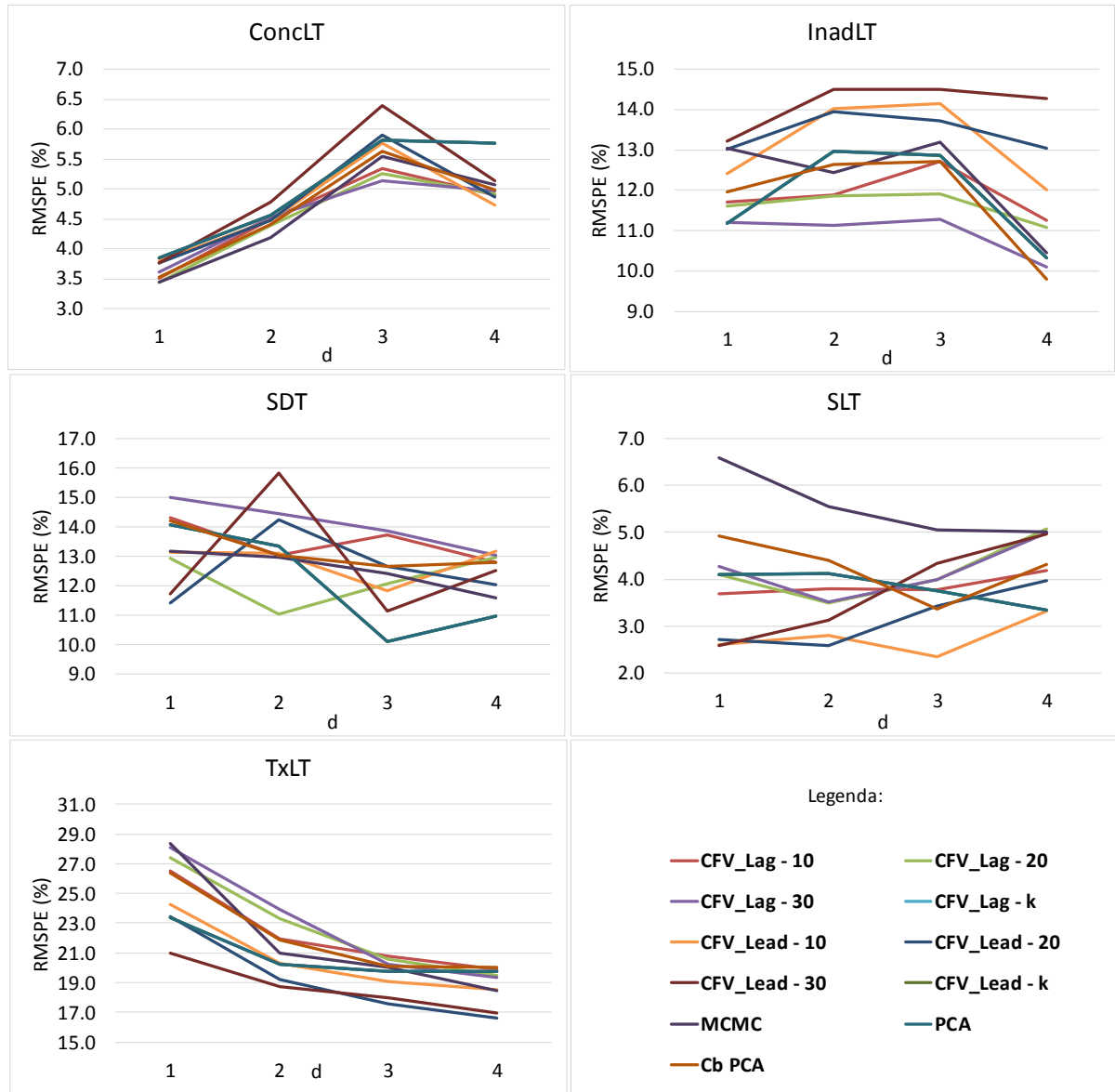
Gráfico 4: RMSPE dos modelos para cada variável segundo número de fatores não observáveis ($h = 12$)



Em relação ao número de defasagens (d), também se verifica uma diversidade de comportamento conforme a variável de crédito e o horizonte de previsão (tabela B.4 do anexo B), sendo observados comportamentos que identificam como os melhores modelos aqueles que apresentam apenas uma defasagem (ConCLT) até outros cujos melhores modelos foram aqueles que utilizaram 4 defasagens (TxLT). Nas variáveis InadLT, SDT e SLT, é possível notar que a definição do número de defasagens que minimiza o erro de previsão varia conforme a metodologia utilizada. Assim, conforme o

gráfico 5, nota-se que nas variáveis de saldo (direcionado e livre), a utilização de um número maior de defasagens parece melhorar a capacidade preditiva dos modelos.

Gráfico 5: RMSPE dos modelos para cada variável segundo número de defasagens (h = 12)

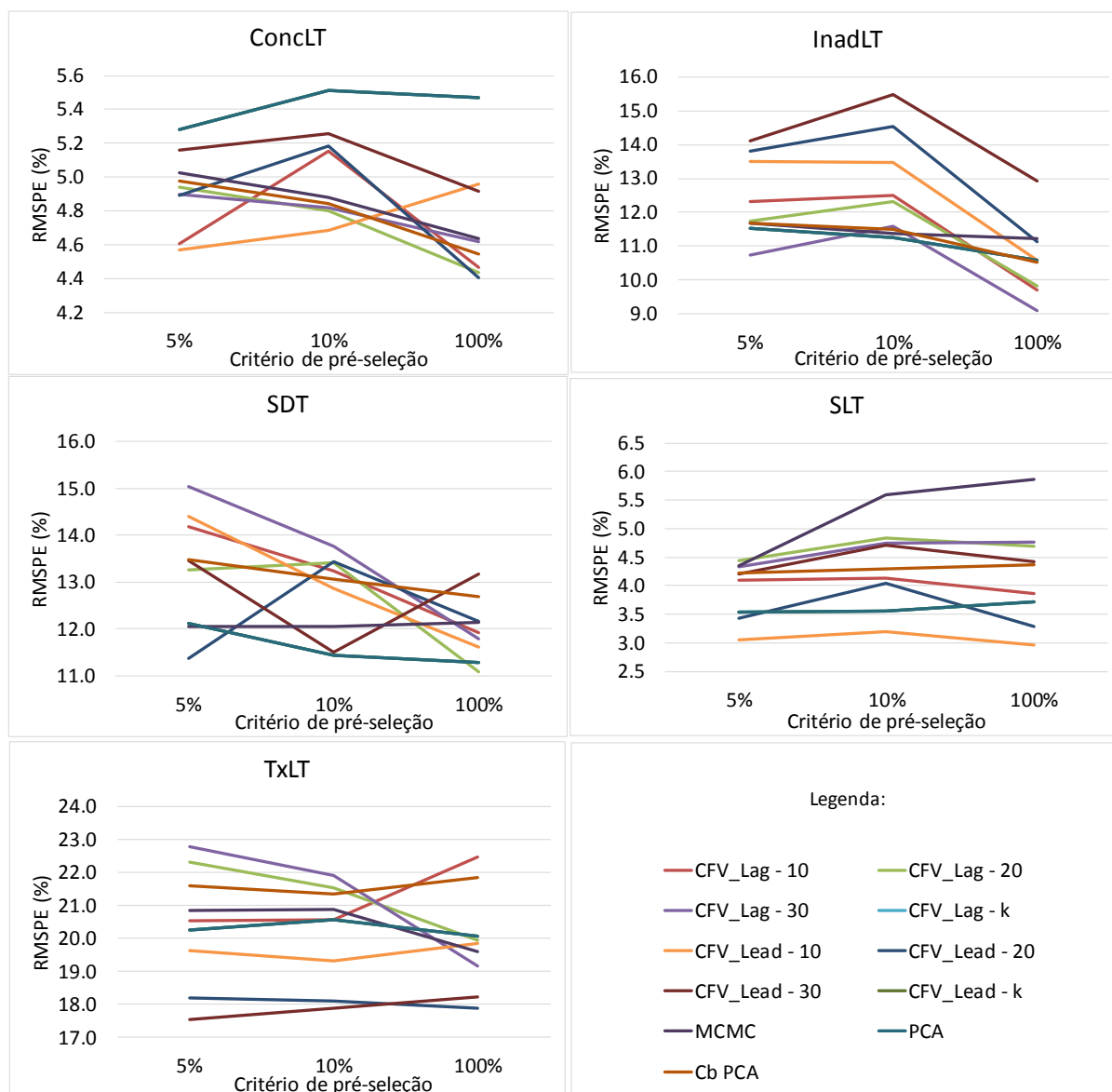


Em relação a utilização de uma base mais abrangente (total) ou mais resumida (agregada), observa-se pela tabela B.5 que não há uma predominância de uma delas em relação à capacidade preditiva dos modelos. De forma geral, nota-se que para a metodologia FAVAR em 2 estágios, a base agregada tende a apresentar melhores

resultados do que a total, comportamento esse distinto do identificado no FAVAR em 1 estágio. Nos modelos que utilizam a metodologia FAVAR canônico, o melhor conjunto de modelos varia conforme a variável de crédito.

A tabela B.6 apresenta o comportamento da RMSPE das diferentes metodologias segundo o critério de pré-seleção utilizado. Como já descrito anteriormente, adotou-se 3 possíveis critérios: um primeiro na qual utilizou-se todas as variáveis de cada base de dados (critério 100%), outra na qual aplicou-se o teste de causalidade de Granger com a correção sugerida por Toda & Yamamoto (1995) com um nível de significância de 10% (critério 10%) e outra com 5% (critério 5%). O gráfico 6 apresenta os principais resultados para um horizonte de previsão de 12 meses. Para as variáveis ConcLT, SLT e TxLT, para a metodologia FAVAR em 2 estágios, nota-se que a utilização de um critério de pré-seleção mais restrito (5%), apresentou melhores resultados preditivos. Por outro lado, nas variáveis InadLT e SDT, o comportamento obtido foi exatamente o oposto, sendo observado que os melhores modelos utilizaram as bases sem uma pré-seleção inicial. Ao contrário do esperado, para a metodologia FAVAR em 1 estágio, excetuando-se apenas a variável SLT, todas as demais mostraram uma melhor capacidade preditiva nos modelos sem nenhuma pré-seleção. Os modelos baseados no FAVAR canônico parecem ter uma performance melhor nas bases sem a utilização de pré-seleção. Tal fato poderia ser explicado pela utilização da combinação linear que é calculada pela técnica de correlação canônica a partir dos fatores identificados pela componente principal que maximiza a correlação entre os fatores e as variáveis de crédito. Ou seja, ao contrário dos modelos FAVAR que, em tese, necessitariam de um critério de pré-seleção para eliminar ruídos que poderiam ser introduzidos pela diversidade de variáveis consideradas no processo de formação dos poucos fatores a serem considerados nos modelos VAR, a metodologia baseada no FAVAR canônico, por utilizar um número maior de fatores provenientes da análise de componentes principais e aplicar um critério de maximização da correlação desses fatores com as variáveis de interesse, poderiam prescindir de tal procedimento prévio.

Gráfico 6: RMSPE dos modelos para cada variável segundo critério de pré-seleção (h = 12)



5. Conclusão

A limitação apresentada pelos modelos tradicionais de VAR e o crescimento da ampla gama de informações atualmente disponíveis fez surgir uma classe de modelos que visam incorporar a riqueza dessas informações nos modelos atualmente utilizados para as decisões de política monetária. Uma dessas vertentes são os modelos que se utilizam de métodos como a análise fatorial para sumarizarem as informações contidas em diversas variáveis. Entretanto, tendo em vista que a determinação dos fatores não

observáveis tem como foco a identificação das componentes subjacentes às variáveis X_t e não considerando a correlação entre X_t e Y_t , a seleção do conjunto de variáveis a serem utilizadas nesses modelos acaba tendo papel crucial no desempenho dos mesmos.

A combinação entre modelos FAVAR em 2 estágios com a técnica de análise de correlação canônica, que possibilita a identificação de um pequeno número de combinações lineares entre dois conjuntos de variáveis de modo a maximizar a correlação entre eles, apresentou, para diversas variáveis do mercado de crédito, resultados superiores aos obtidos pelos tradicionais modelos FAVAR em 1 (MCMC) e 2 estágios (PCA), sendo que a configuração que utilizou os valores futuros das variáveis de crédito (leads) apresentou um menor erro de previsão do que os modelos com as variáveis em lags. Em relação ao número de fatores (N_{pc}) a serem utilizados para o cálculo da correlação canônica, notou-se que o mesmo varia conforme a variável de interesse, tendo sido observado que para a variável de concessão total e saldo total no segmento de crédito livre o melhor modelo foi com 10 fatores, para a taxa de inadimplência do segmento livre foi com 30 fatores e para o saldo total dos créditos direcionados e taxa de juros para o segmento livre a melhor configuração utilizou 20 fatores. Em relação ao número de fatores não observáveis e defasagens, observou-se que esse número se altera conforme a variável em análise.

A partir dos resultados, verificou-se que a performance dos modelos FAVAR canônico, embora seja superior ao dos modelos FAVAR em 1 e 2 estágios, depende do número de fatores a serem considerados na correlação canônica, bem como da utilização de valores futuros ou passados das variáveis de interesse. Como pode ser verificado no gráfico 7, realizando o ajuste do modelo FAVAR canônico para diferentes valores de N_{pc} entre 4 a 20, nota-se que o número de fatores que minimiza o erro de previsão varia conforme a variável analisada. Assim, permanece em aberto a identificação de formas para a determinação do número ideal de fatores, bem como a escolha da melhor configuração.

Gráfico 7: RMSPE dos modelos para cada variável segundo número de fatores considerados no FAVAR canônico ($h = 12$)



Referências

- Bai, J., (2003). Inference on factor models of large dimensions. *Econometrica* 71 (1), 135–172.
- Bai, J., Ng, S., (2002). Determining the number of factors in approximate factor models. *Econometrica* 70(1), 191–221.
- Bai, J., Ng, S. (2008). Forecasting economics time series using targeted predictors. *Journal of Econometrics*, 146, 304-317.
- Banco Central do Brasil (2010). Modelos de Vetores Autorregressivos|| Boxe no Relatório de Inflação, junho/2010.
- Banco Central do Brasil (2012). Revisão dos Modelos de Vetores Autorregressivos com Fundamentação Econômica- 2012|| Boxe no Relatório de Inflação, setembro/2012.
- Banco Central do Brasil (2013). Revisão dos Modelos de Vetores Autorregressivos Estatísticos – 2012 || Boxe no Relatório de Inflação, março/2013.
- Bernanke, B., Boivin, J., Elias, P. (2005). Measuring the effects of monetary policy: a factor-augmented vector autoregressive (FAVAR) approach. *The Quarterly Journal of Economics*, 120, 387 – 422.
- Boivin, J., Ng, S. (2006). Are more data always better for factor analysis?. *Journal of Econometrics*, 132, 169 – 194.
- Caggiano, G., Kapetanios, G., Labhard, V. (2011). Are more data Always better for factor analysis? Results for the euro area, the six largest euro area countries and the UK. *Journal of Forecasting*, 30, 736-752.
- Chamberlain, G. (1983). Funds, factors, and diversification in arbitrage pricing models, *Econometrica* **51**, 1281-1304
- Chamberlain, G. and M. Rothschild (1983). Arbitrage, factor structure and meanvariance analysis in large asset markets, *Econometrica* **51**, 1305-1324.
- Enders, W. (2010). *Applied Econometric Time Series*, 3rd edition, Wiley.
- Figueiredo, F.M.R. (2010). Forecasting Brazilian inflation using a large data set. Central Bank of Brazil Working Paper No. 228.
- Figueiredo, F.M.R., Guillén, O.T.C. (2013). Forecasting Brazilian consumer inflation with FAVAR models using target variables, mimeo.
- Forni, M., M. Hallin, M. Lippi and L. Reichlin (2000). The generalized dynamic factor model: identification and estimation, *The Review of Economics and Statistics* **82**, 540-554.
- Forni, M., M. Hallin, M. Lippi and L. Reichlin (2004). The generalized dynamic factor model : consistency and rates, *Journal of Econometrics* **119**, 231-255.

- Forni, M., M. Hallin, M. Lippi and L. Reichlin (2005). The generalized factor model: one-sided estimation and forecasting, *Journal of the American Statistical Association* **100**, 830-40.
- Forni, M., M. Hallin, M. Lippi and P. Zaffaroni (2011). One-Sided Representations of Generalized Dynamic Factor Models, *DSS Empirical Economics and Econometrics – Working Papers Series no. 2011/5*.
- Forni, M., Lippi, M., (1997). Aggregation and the Microfoundations of Dynamic Macroeconomics. Oxford University Press, Oxford, UK.
- Forni, M., Reichlin, L., (1998). Let's get real: a factor-analytic approach to disaggregated business cycle dynamics. *Review of Economic Studies* 65, 453–473.
- Hotelling, H. (1936). Relation between two sets of variables., *Biometrika*, 28, 321-377.
- Mumtaz, H., Surico, P. (2009). The transmission of international shocks: a factor augmented VAR approach. , *Journal of Money, Credit and Banking*, 41, 71-100.
- Johnson, R.A., Wichern, D.W. (2007). Applied multivariate statistical analysis, 6th edition. Prentice Hall, New Jersey.
- Mumtaz, H., Surico, P. (2008). Evolving international inflation dynamics: evidence from a time-varying dynamic factor model. Bank of England Working Paper no. 341
- Stock, J., Watson, M. (1999). Forecasting inflation. *Journal of Monetary Economics*, 44, 293-335.
- Stock, J.H. and M.W. Watson (2002a). Macroeconomic Forecasting Using Diffusion Indexes, *Journal of Business and Economic Statistics* **20**, 147-162.
- Stock, J.H. and M.W. Watson (2002b). Forecasting using principal components from a large number of predictors, *Journal of the American Statistical Association* **97**, 1167-1179.
- Toda, H. Y and T. Yamamoto (1995). Statistical inferences in vector autoregressions with possibly integrated processes. *Journal of Econometrics*, 66, 225-250

Anexo A: Número de lags segundo diferentes critérios de informação

Tabela A.1: Número de lags segundo diferentes critérios de informação

Resumo – número de lags sugeridos para cada modelo VAR						
Variável	Sem Basileia			Com Basileia		
	AIC	HQIC	SBIC	AIC	HQIC	SBIC
ConcLT	2	2	2	2	2	2
SLT	2	2	1	3	2	1
SDT	15	2	1	2	1	1
InadLT	4	4	1	4	1	1
TxLT	2	2	1	2	1	1

Anexo B: Tabelas comparativas da RMSPE relativo para cada metodologia

Tabela B.1: RMSPE relativo dos modelos para as variáveis de crédito

Fator	Horizonte	Comparação em relação ao AR									Comparação em relação ao PCA											
		CFV_Lag - k	CFV_Lag - 10	CFV_Lag - 20	CFV_Lag - 30	CFV_Lead - k	CFV_Lead - 10	CFV_Lead - 20	CFV_Lead - 30	MCMC	PCA	Cb PCA	CFV_Lag - k	CFV_Lag - 10	CFV_Lag - 20	CFV_Lag - 30	CFV_Lead - k	CFV_Lead - 10	CFV_Lead - 20	CFV_Lead - 30	MCMC	Cb PCA
ConclT	3	0,66	0,73	0,72	0,75	0,66	0,71	0,69	0,73	0,69	0,66	0,73	1,00	1,11	1,10	1,14	1,00	1,08	1,05	1,11	1,05	1,11
	6	1,17	0,92	0,91	0,95	1,17	1,07	1,05	1,08	0,96	1,17	1,10	1,00	0,78	0,77	0,81	1,00	0,92	0,89	0,92	0,82	0,94
	9	0,50	0,48	0,52	0,52	0,50	0,50	0,55	0,61	0,47	0,50	0,51	1,00	0,97	1,04	1,03	1,00	1,00	1,10	1,23	0,95	1,02
	12	0,92	0,80	0,80	0,81	0,92	0,80	0,82	0,86	0,82	0,92	0,81	1,00	0,88	0,87	0,88	1,00	0,87	0,89	0,94	0,89	0,88
InadLT	3	0,52	0,62	0,60	0,55	0,52	0,76	0,86	0,94	0,59	0,52	0,59	1,00	1,21	1,16	1,06	1,00	1,47	1,67	1,82	1,14	1,14
	6	0,68	0,78	0,74	0,67	0,68	0,93	1,01	1,13	0,69	0,68	0,72	1,00	1,14	1,09	0,98	1,00	1,36	1,48	1,65	1,01	1,05
	9	0,76	0,81	0,78	0,70	0,76	0,95	1,02	1,12	0,78	0,76	0,78	1,00	1,06	1,02	0,92	1,00	1,24	1,33	1,47	1,02	1,02
	12	0,99	1,03	1,01	0,93	0,99	1,12	1,18	1,26	1,02	0,99	1,00	1,00	1,04	1,02	0,95	1,00	1,13	1,19	1,28	1,03	1,01
SDT	3	0,85	0,88	0,90	0,97	0,85	0,84	0,84	0,84	0,89	0,85	0,90	1,00	1,03	1,06	1,14	1,00	0,98	0,99	0,99	1,05	1,06
	6	0,78	0,82	0,79	0,88	0,78	0,79	0,76	0,78	0,82	0,78	0,83	1,00	1,05	1,02	1,13	1,00	1,02	0,97	1,00	1,05	1,06
	9	0,52	0,58	0,57	0,62	0,52	0,57	0,54	0,55	0,54	0,52	0,58	1,00	1,12	1,10	1,19	1,00	1,10	1,04	1,06	1,04	1,11
	12	0,37	0,42	0,40	0,43	0,37	0,41	0,39	0,40	0,38	0,37	0,41	1,00	1,13	1,09	1,17	1,00	1,12	1,06	1,10	1,04	1,13
SLT	3	0,50	0,43	0,56	0,60	0,50	0,32	0,32	0,45	0,73	0,50	0,59	1,00	0,86	1,10	1,18	1,00	0,64	0,64	0,89	1,46	1,17
	6	0,52	0,64	0,76	0,75	0,52	0,54	0,65	0,83	0,73	0,52	0,64	1,00	1,23	1,47	1,44	1,00	1,05	1,25	1,60	1,40	1,24
	9	0,49	0,50	0,59	0,60	0,49	0,36	0,43	0,54	0,72	0,49	0,57	1,00	1,04	1,22	1,23	1,00	0,75	0,88	1,12	1,48	1,18
	12	0,48	0,54	0,63	0,62	0,48	0,41	0,48	0,60	0,71	0,48	0,58	1,00	1,12	1,29	1,28	1,00	0,85	1,00	1,23	1,47	1,19
TxLT	3	1,06	0,98	1,00	0,98	1,06	0,87	0,85	0,96	1,25	1,06	1,09	1,00	0,93	0,95	0,93	1,00	0,82	0,81	0,91	1,18	1,03
	6	1,27	1,31	1,29	1,29	1,27	1,21	1,12	1,13	1,40	1,27	1,25	1,00	1,03	1,02	1,01	1,00	0,95	0,88	0,89	1,10	0,98
	9	1,41	1,47	1,45	1,46	1,41	1,35	1,25	1,27	1,44	1,41	1,42	1,00	1,04	1,02	1,03	1,00	0,96	0,89	0,90	1,02	1,01
	12	1,26	1,32	1,32	1,33	1,26	1,22	1,12	1,11	1,27	1,26	1,34	1,00	1,05	1,05	1,05	1,00	0,97	0,89	0,88	1,01	1,06

Tabela B.2: RMSPE relativo dos modelos para as variáveis de crédito segundo modelos com indicadores de Basileia

Fator	Basileia	Horizonte	Comparação em relação ao AR												Comparação em relação ao PCA								
			CFV_Lag -				CFV_Lead -				MCMC	PCA	Cb PCA	CFV_Lag -				CFV_Lead -				MCMC	Cb PCA
			k	10	20	30	k	10	20	30				k	10	20	30	k	10	20	30		
ConcLT	Com Basileia	3	0,66	0,72	0,71	0,74	0,66	0,72	0,70	0,74	0,69	0,66	0,72	1,00	1,08	1,07	1,11	1,00	1,08	1,06	1,11	1,04	1,09
		6	1,17	0,93	0,91	0,94	1,17	1,09	1,07	1,11	0,97	1,17	1,10	1,00	0,79	0,78	0,80	1,00	0,93	0,91	0,94	0,83	0,94
		9	0,51	0,46	0,49	0,48	0,51	0,50	0,55	0,61	0,47	0,51	0,50	1,00	0,91	0,96	0,94	1,00	0,98	1,08	1,19	0,92	0,99
	Sem Basileia	12	0,95	0,82	0,81	0,82	0,95	0,83	0,84	0,88	0,85	0,95	0,84	1,00	0,87	0,86	0,86	1,00	0,88	0,88	0,93	0,90	0,89
		3	0,62	0,80	0,77	0,83	0,62	0,69	0,62	0,66	0,71	0,62	0,76	1,00	1,29	1,25	1,34	1,00	1,12	1,00	1,06	1,14	1,23
		6	1,15	0,82	0,88	1,00	1,15	0,97	0,87	0,86	0,88	1,15	1,07	1,00	0,71	0,77	0,87	1,00	0,85	0,75	0,75	0,77	0,93
InadLT	Com Basileia	9	0,43	0,61	0,71	0,73	0,43	0,50	0,56	0,65	0,50	0,43	0,56	1,00	1,41	1,66	1,71	1,00	1,16	1,30	1,52	1,17	1,30
		12	0,67	0,64	0,73	0,75	0,67	0,54	0,67	0,73	0,58	0,67	0,65	1,00	0,96	1,09	1,12	1,00	0,80	1,01	1,09	0,87	0,97
		3	0,53	0,63	0,62	0,56	0,53	0,77	0,87	0,94	0,61	0,53	0,61	1,00	1,20	1,17	1,06	1,00	1,46	1,64	1,78	1,15	1,16
	Sem Basileia	6	0,70	0,79	0,76	0,68	0,70	0,94	1,02	1,13	0,72	0,70	0,74	1,00	1,13	1,09	0,98	1,00	1,35	1,47	1,62	1,03	1,07
		9	0,78	0,82	0,79	0,71	0,78	0,95	1,02	1,12	0,80	0,78	0,81	1,00	1,05	1,02	0,92	1,00	1,22	1,31	1,44	1,03	1,04
		12	1,01	1,04	1,03	0,96	1,01	1,13	1,18	1,27	1,04	1,01	1,03	1,00	1,03	1,02	0,95	1,00	1,12	1,17	1,25	1,02	1,02
SDT	Com Basileia	3	0,42	0,54	0,44	0,47	0,42	0,67	0,80	0,92	0,43	0,42	0,45	1,00	1,30	1,06	1,12	1,00	1,60	1,91	2,22	1,03	1,08
		6	0,59	0,71	0,61	0,59	0,59	0,87	0,96	1,11	0,52	0,59	0,57	1,00	1,19	1,03	0,99	1,00	1,47	1,62	1,87	0,87	0,95
		9	0,66	0,77	0,65	0,60	0,66	0,90	0,99	1,10	0,62	0,66	0,62	1,00	1,18	0,99	0,91	1,00	1,37	1,51	1,67	0,95	0,94
	Sem Basileia	12	0,82	0,93	0,86	0,78	0,82	1,02	1,12	1,23	0,87	0,82	0,80	1,00	1,14	1,04	0,95	1,00	1,25	1,37	1,50	1,06	0,98
		3	0,86	0,88	0,90	0,97	0,86	0,85	0,85	0,86	0,89	0,86	0,90	1,00	1,02	1,04	1,13	1,00	0,99	0,99	1,00	1,04	1,05
		6	0,78	0,82	0,79	0,89	0,78	0,80	0,77	0,80	0,82	0,78	0,83	1,00	1,04	1,00	1,13	1,00	1,01	0,98	1,02	1,04	1,06
TxLT	Com Basileia	9	0,53	0,58	0,56	0,62	0,53	0,57	0,55	0,57	0,55	0,53	0,59	1,00	1,11	1,08	1,18	1,00	1,09	1,04	1,08	1,04	1,11
		12	0,37	0,41	0,39	0,43	0,37	0,41	0,39	0,41	0,38	0,37	0,42	1,00	1,12	1,06	1,17	1,00	1,12	1,06	1,11	1,04	1,13
		3	0,79	0,89	0,97	0,96	0,79	0,76	0,79	0,70	0,88	0,79	0,87	1,00	1,13	1,23	1,22	1,00	0,97	1,00	0,89	1,11	1,11
	Sem Basileia	6	0,76	0,84	0,84	0,85	0,76	0,78	0,73	0,67	0,82	0,76	0,82	1,00	1,11	1,10	1,12	1,00	1,03	0,96	0,88	1,08	1,08
		9	0,48	0,60	0,63	0,60	0,48	0,54	0,51	0,45	0,52	0,48	0,55	1,00	1,26	1,32	1,25	1,00	1,13	1,07	0,94	1,09	1,15
		12	0,35	0,43	0,44	0,41	0,35	0,40	0,38	0,33	0,37	0,35	0,40	1,00	1,23	1,27	1,17	1,00	1,14	1,10	0,95	1,06	1,13
SLT	Com Basileia	3	0,52	0,40	0,49	0,54	0,52	0,32	0,32	0,44	0,74	0,52	0,58	1,00	0,78	0,95	1,05	1,00	0,62	0,61	0,85	1,42	1,11
		6	0,53	0,65	0,74	0,71	0,53	0,56	0,66	0,84	0,73	0,53	0,64	1,00	1,23	1,40	1,35	1,00	1,06	1,26	1,59	1,38	1,22
		9	0,49	0,46	0,51	0,50	0,49	0,36	0,43	0,55	0,71	0,49	0,55	1,00	0,94	1,03	1,03	1,00	0,73	0,87	1,11	1,44	1,12
	Sem Basileia	12	0,49	0,51	0,54	0,52	0,49	0,41	0,49	0,60	0,70	0,49	0,55	1,00	1,04	1,11	1,07	1,00	0,84	1,01	1,24	1,43	1,13
		3	0,39	0,61	0,87	0,88	0,39	0,34	0,38	0,49	0,70	0,39	0,65	1,00	1,56	2,24	2,26	1,00	0,88	0,98	1,27	1,80	1,66
		6	0,45	0,58	0,91	0,94	0,45	0,40	0,54	0,75	0,73	0,45	0,65	1,00	1,30	2,05	2,12	1,00	0,90	1,21	1,68	1,63	1,45
TxLT	Com Basileia	9	0,44	0,74	1,01	1,03	0,44	0,40	0,42	0,54	0,79	0,44	0,69	1,00	1,66	2,26	2,33	1,00	0,90	0,94	1,20	1,78	1,54
		12	0,47	0,75	1,05	1,09	0,47	0,43	0,44	0,57	0,81	0,47	0,70	1,00	1,60	2,25	2,33	1,00	0,93	0,95	1,21	1,72	1,50
		3	1,06	0,98	1,01	0,99	1,06	0,87	0,85	0,96	1,26	1,06	1,10	1,00	0,93	0,96	0,94	1,00	0,82	0,81	0,91	1,19	1,04
	Sem Basileia	6	1,29	1,32	1,31	1,31	1,29	1,23	1,14	1,15	1,43	1,29	1,28	1,00	1,02	1,02	1,01	1,00	0,95	0,88	0,89	1,10	0,99
		9	1,44	1,49	1,47	1,48	1,44	1,38	1,28	1,29	1,48	1,44	1,46	1,00	1,03	1,02	1,03	1,00	0,96	0,89	0,90	1,03	1,01
		12	1,28	1,33	1,35	1,35	1,28	1,23	1,14	1,13	1,30	1,28	1,37	1,00	1,04	1,05	1,06	1,00	0,96	0,89	0,88	1,01	1,07
Sem Basileia	3	1,06	0,99	0,94	0,94	1,06	0,86	0,85	1,00	1,20	1,06	1,07	1,00	0,93	0,89	0,89	1,00	0,81	0,80	0,95	1,13	1,01	
	6	1,10	1,18	1,11	1,12	1,10	1,04	0,95	0,98	1,21	1,10	1,10	1,00	1,08	1,01	1,02	1,00	0,94	0,86	0,89	1,10	1,00	
	9	1,21	1,33	1,25	1,27	1,21	1,13	1,04	1,09	1,17	1,21	1,25	1,00	1,10	1,03	1,05	1,00	0,93	0,86	0,90	0,96	1,03	
12	1,12	1,21	1,13	1,12	1,12	1,09	0,98	0,96	1,05	1,12	1,17	1,00	1,08	1,01	1,01	1,00	0,98	0,88	0,86	0,94	1,05		

Tabela B.3: RMSPE relativo dos modelos para as variáveis de crédito segundo número de fatores não observáveis

Fator	Número de Fatores	Horizonte	Comparação em relação ao AR									Comparação em relação ao PCA											
			CFV_Lag - k	CFV_Lag - 10	CFV_Lag - 20	CFV_Lag - 30	CFV_Lead - k	CFV_Lead - 10	CFV_Lead - 20	CFV_Lead - 30	MCMC	PCA	Cb PCA	CFV_Lag - k	CFV_Lag - 10	CFV_Lag - 20	CFV_Lag - 30	CFV_Lead - k	CFV_Lead - 10	CFV_Lead - 20	CFV_Lead - 30	MCMC	Cb PCA
ConcLT	1	3	0,68	0,77	0,69	0,68	0,68	0,79	0,77	0,75	0,69	0,68	0,74	1,00	1,14	1,02	1,00	1,00	1,17	1,15	1,11	1,01	1,09
		6	1,24	1,20	1,09	1,07	1,24	1,22	1,23	1,20	1,11	1,24	1,16	1,00	0,97	0,88	0,86	1,00	0,98	1,00	0,97	0,89	0,93
		9	0,48	0,51	0,45	0,44	0,48	0,54	0,50	0,47	0,46	0,48	0,48	1,00	1,06	0,94	0,91	1,00	1,12	1,03	0,97	0,95	1,00
		12	1,01	0,93	0,87	0,89	1,01	0,88	0,82	0,88	0,95	1,01	0,92	1,00	0,92	0,87	0,88	1,00	0,87	0,82	0,87	0,94	0,91
	2	3	0,67	0,70	0,69	0,72	0,67	0,64	0,61	0,76	0,69	0,67	0,73	1,00	1,05	1,04	1,07	1,00	0,97	0,91	1,14	1,03	1,09
		6	1,34	1,01	0,93	1,04	1,34	1,09	1,18	1,31	1,06	1,34	1,22	1,00	0,75	0,69	0,77	1,00	0,81	0,88	0,97	0,79	0,91
		9	0,50	0,46	0,47	0,46	0,50	0,48	0,55	0,66	0,46	0,50	0,50	1,00	0,94	0,95	0,93	1,00	0,96	1,11	1,34	0,92	1,00
		12	1,06	0,88	0,85	0,87	1,06	0,81	0,89	0,98	0,92	1,06	0,94	1,00	0,83	0,81	0,82	1,00	0,76	0,85	0,92	0,87	0,89
	3	3	0,61	0,71	0,69	0,71	0,61	0,66	0,61	0,70	0,67	0,61	0,72	1,00	1,17	1,14	1,16	1,00	1,09	1,00	1,16	1,10	1,19
		6	1,35	0,94	0,90	0,93	1,35	1,15	1,08	1,12	1,02	1,35	1,27	1,00	0,70	0,67	0,69	1,00	0,85	0,81	0,83	0,76	0,95
		9	0,51	0,44	0,47	0,47	0,51	0,47	0,52	0,64	0,45	0,51	0,51	1,00	0,85	0,91	0,91	1,00	0,92	1,03	1,25	0,89	0,99
		12	1,05	0,85	0,83	0,83	1,05	0,86	0,86	0,90	0,86	1,05	0,94	1,00	0,80	0,79	0,79	1,00	0,81	0,81	0,85	0,81	0,89
4	3	0,66	0,73	0,74	0,78	0,66	0,72	0,71	0,72	0,70	0,66	0,73	1,00	1,10	1,11	1,18	1,00	1,09	1,07	1,09	1,05	1,10	
	6	1,08	0,82	0,86	0,91	1,08	1,02	0,97	0,99	0,89	1,08	1,07	1,00	0,76	0,80	0,84	1,00	0,95	0,90	0,92	0,83	0,99	
	9	0,50	0,49	0,55	0,55	0,50	0,50	0,57	0,63	0,48	0,50	0,51	1,00	0,98	1,10	1,09	1,00	0,99	1,13	1,24	0,96	1,02	
	12	0,83	0,75	0,77	0,77	0,83	0,77	0,79	0,83	0,76	0,83	0,79	1,00	0,90	0,92	0,93	1,00	0,92	0,95	0,99	0,91	0,94	
InadLT	1	3	0,35	0,39	0,40	0,37	0,35	0,60	0,75	0,90	0,22	0,35	0,34	1,00	1,12	1,14	1,08	1,00	1,73	2,15	2,59	0,64	0,98
		6	0,49	0,63	0,60	0,52	0,49	0,85	1,03	1,20	0,35	0,49	0,44	1,00	1,28	1,23	1,07	1,00	1,75	2,12	2,46	0,72	0,90
		9	0,59	0,70	0,70	0,62	0,59	0,90	1,06	1,24	0,50	0,59	0,53	1,00	1,19	1,18	1,04	1,00	1,52	1,79	2,08	0,84	0,89
		12	0,87	0,96	0,99	0,91	0,87	1,09	1,20	1,35	0,83	0,87	0,81	1,00	1,11	1,14	1,06	1,00	1,26	1,39	1,56	0,95	0,94
	2	3	0,41	0,50	0,50	0,44	0,41	0,71	0,78	0,88	0,32	0,41	0,40	1,00	1,22	1,22	1,08	1,00	1,74	1,91	2,16	0,79	0,98
		6	0,60	0,70	0,66	0,50	0,60	0,90	0,99	1,12	0,48	0,60	0,52	1,00	1,18	1,10	0,84	1,00	1,51	1,66	1,88	0,80	0,87
		9	0,71	0,76	0,72	0,58	0,71	0,91	1,02	1,14	0,63	0,71	0,60	1,00	1,07	1,02	0,82	1,00	1,28	1,43	1,60	0,89	0,85
		12	0,94	1,00	0,99	0,89	0,94	1,07	1,17	1,27	0,96	0,94	0,86	1,00	1,07	1,05	0,95	1,00	1,14	1,25	1,36	1,02	0,91
	3	3	0,48	0,62	0,66	0,60	0,48	0,68	0,85	0,91	0,36	0,48	0,45	1,00	1,31	1,39	1,26	1,00	1,43	1,78	1,92	0,75	0,94
		6	0,67	0,83	0,79	0,71	0,67	0,88	1,00	1,12	0,52	0,67	0,59	1,00	1,24	1,19	1,07	1,00	1,32	1,50	1,69	0,78	0,88
		9	0,75	0,84	0,82	0,74	0,75	0,90	1,01	1,11	0,66	0,75	0,66	1,00	1,12	1,09	0,99	1,00	1,20	1,35	1,48	0,88	0,88
		12	0,96	1,03	1,04	0,95	0,96	1,07	1,16	1,23	0,97	0,96	0,89	1,00	1,07	1,08	0,99	1,00	1,11	1,21	1,28	1,01	0,93
4	3	0,57	0,68	0,64	0,59	0,57	0,81	0,90	0,96	0,71	0,57	0,61	1,00	1,20	1,12	1,03	1,00	1,43	1,58	1,69	1,24	1,07	
	6	0,74	0,81	0,78	0,72	0,74	0,96	1,02	1,12	0,80	0,74	0,74	1,00	1,10	1,05	0,97	1,00	1,31	1,38	1,52	1,09	1,00	
	9	0,81	0,84	0,79	0,73	0,81	0,97	1,01	1,09	0,87	0,81	0,80	1,00	1,04	0,98	0,90	1,00	1,20	1,25	1,36	1,08	0,99	
	12	1,03	1,05	1,01	0,94	1,03	1,14	1,17	1,25	1,07	1,03	1,02	1,00	1,02	0,98	0,92	1,00	1,11	1,14	1,21	1,04	0,99	
SDT	1	3	0,84	0,86	0,87	0,94	0,84	0,89	0,98	1,08	0,86	0,84	0,90	1,00	1,02	1,03	1,11	1,00	1,05	1,16	1,28	1,02	1,06
		6	0,79	0,79	0,81	0,86	0,79	0,80	0,89	0,98	0,79	0,79	0,83	1,00	1,00	1,03	1,10	1,00	1,02	1,13	1,25	1,01	1,05
		9	0,49	0,53	0,56	0,57	0,49	0,54	0,63	0,69	0,51	0,49	0,54	1,00	1,08	1,14	1,16	1,00	1,10	1,29	1,40	1,03	1,11
		12	0,35	0,37	0,39	0,40	0,35	0,38	0,45	0,49	0,35	0,35	0,38	1,00	1,06	1,14	1,15	1,00	1,09	1,30	1,43	1,00	1,09
	2	3	0,81	0,81	0,85	0,98	0,81	0,78	0,81	0,85	0,88	0,81	0,90	1,00	1,00	1,05	1,21	1,00	0,97	1,01	1,06	1,10	1,11
		6	0,75	0,79	0,78	0,91	0,75	0,76	0,70	0,79	0,82	0,75	0,84	1,00	1,04	1,04	1,20	1,00	1,01	0,93	1,05	1,09	1,11
		9	0,46	0,53	0,55	0,60	0,46	0,53	0,46	0,54	0,52	0,46	0,56	1,00	1,17	1,21	1,32	1,00	1,17	1,01	1,19	1,13	1,22
		12	0,32	0,38	0,39	0,42	0,32	0,39	0,32	0,40	0,36	0,32	0,39	1,00	1,17	1,20	1,30	1,00	1,21	1,00	1,23	1,12	1,21
	3	3	0,80	0,88	0,92	0,92	0,80	0,83	0,74	0,83	0,90	0,80	0,90	1,00	1,10	1,16	1,16	1,00	1,05	0,93	1,05	1,14	1,13
		6	0,76	0,85	0,79	0,86	0,76	0,82	0,69	0,77	0,84	0,76	0,84	1,00	1,11	1,04	1,12	1,00	1,07	0,91	1,01	1,10	1,10
		9	0,49	0,59	0,57	0,58	0,49	0,60	0,47	0,53	0,53	0,49	0,57	1,00	1,21	1,16	1,18	1,00	1,21	0,96	1,07	1,08	1,15
		12	0,36	0,43	0,40	0,40	0,36	0,44	0,35	0,39	0,38	0,36	0,41	1,00	1,20	1,12	1,13	1,00	1,23	0,98	1,09	1,06	1,14
4	3	0,87	0,90	0,92	0,99	0,87	0,84	0,84	0,79	0,89	0,87	0,90	1,00	1,03	1,06	1,13	1,00	0,96	0,96	0,90	1,03	1,03	
	6	0,79	0,83	0,79	0,88	0,79	0,79	0,76	0,74	0,82	0,79	0,83	1,00	1,05	1,00	1,12	1,00	1,01	0,96	0,93	1,04	1,05	
	9	0,54	0,60	0,58	0,63	0,54	0,58	0,55	0,53	0,56	0,54	0,58	1,00	1,11	1,07	1,17	1,00	1,06	1,01	0,97	1,03	1,07	
	12	0,38	0,43	0,40	0,44	0,38	0,42	0,40	0,38	0,39	0,38	0,42	1,00	1,13	1,06	1,16	1,00	1,09	1,04	1,01	1,03	1,09	

Tabela B.3: RMSPE relativo dos modelos para as variáveis de crédito segundo número de fatores não observáveis (cont)

Fator	Número de Fatores	Horizonte	Comparação em relação ao AR												Comparação em relação ao PCA								
			CFV_Lag -				CFV_Lead -				MCMC	PCA	Cb PCA	CFV_Lag -				CFV_Lead -				MCMC	Cb PCA
			k	10	20	30	k	10	20	30				k	10	20	30	k	10	20	30		
SLT	1	3	0,61	0,37	0,41	0,45	0,61	0,33	0,27	0,54	0,71	0,61	0,57	1,00	0,61	0,66	0,73	1,00	0,54	0,45	0,88	1,15	0,92
		6	0,56	0,64	0,77	0,70	0,56	0,71	0,75	1,02	0,67	0,56	0,55	1,00	1,14	1,39	1,26	1,00	1,28	1,35	1,83	1,21	0,99
		9	0,53	0,40	0,47	0,44	0,53	0,41	0,46	0,65	0,70	0,53	0,49	1,00	0,76	0,89	0,83	1,00	0,78	0,87	1,23	1,32	0,93
	2	12	0,48	0,45	0,51	0,47	0,48	0,47	0,52	0,69	0,70	0,48	0,47	1,00	0,94	1,06	0,98	1,00	0,98	1,07	1,42	1,45	0,96
		3	0,52	0,33	0,43	0,46	0,52	0,38	0,30	0,42	0,67	0,52	0,53	1,00	0,64	0,84	0,88	1,00	0,73	0,58	0,80	1,28	1,01
		6	0,54	0,56	0,75	0,71	0,54	0,66	0,70	0,89	0,65	0,54	0,59	1,00	1,03	1,38	1,31	1,00	1,21	1,30	1,64	1,20	1,09
	3	9	0,47	0,31	0,46	0,46	0,47	0,37	0,45	0,58	0,67	0,47	0,47	1,00	0,66	0,97	0,97	1,00	0,78	0,95	1,24	1,42	1,00
		12	0,46	0,35	0,50	0,50	0,46	0,43	0,56	0,67	0,68	0,46	0,46	1,00	0,77	1,09	1,08	1,00	0,94	1,22	1,47	1,48	1,01
		3	0,44	0,52	0,50	0,51	0,44	0,35	0,37	0,48	0,63	0,44	0,50	1,00	1,17	1,12	1,15	1,00	0,80	0,83	1,09	1,43	1,13
	4	6	0,49	0,84	0,84	0,74	0,49	0,66	0,80	0,93	0,56	0,49	0,66	1,00	1,72	1,70	1,51	1,00	1,35	1,63	1,89	1,14	1,34
		9	0,41	0,51	0,52	0,49	0,41	0,40	0,52	0,63	0,58	0,41	0,47	1,00	1,23	1,25	1,19	1,00	0,97	1,26	1,52	1,39	1,12
		12	0,42	0,59	0,59	0,54	0,42	0,46	0,62	0,71	0,56	0,42	0,48	1,00	1,39	1,39	1,27	1,00	1,10	1,46	1,68	1,32	1,14
TxLT	1	3	0,49	0,44	0,61	0,66	0,49	0,30	0,33	0,43	0,77	0,49	0,60	1,00	0,91	1,25	1,35	1,00	0,62	0,67	0,87	1,58	1,23
		6	0,51	0,61	0,75	0,76	0,51	0,44	0,58	0,75	0,78	0,51	0,65	1,00	1,19	1,46	1,49	1,00	0,87	1,13	1,46	1,53	1,26
		9	0,49	0,55	0,65	0,66	0,49	0,35	0,39	0,49	0,75	0,49	0,59	1,00	1,11	1,32	1,35	1,00	0,70	0,80	1,00	1,53	1,20
		12	0,50	0,58	0,68	0,68	0,50	0,38	0,43	0,53	0,75	0,50	0,59	1,00	1,16	1,35	1,36	1,00	0,77	0,86	1,07	1,49	1,18
TxLT	2	3	1,08	0,95	1,03	1,02	1,08	0,80	0,82	0,88	1,15	1,08	1,06	1,00	0,88	0,95	0,94	1,00	0,74	0,76	0,81	1,07	0,98
		6	1,30	1,25	1,25	1,25	1,30	1,28	1,27	1,25	1,28	1,30	1,23	1,00	0,96	0,96	0,96	1,00	0,98	0,98	0,96	0,98	0,95
		9	1,40	1,40	1,37	1,39	1,40	1,41	1,38	1,42	1,34	1,40	1,38	1,00	1,00	0,98	0,99	1,00	1,01	0,99	1,02	0,96	0,98
	3	12	1,27	1,28	1,26	1,25	1,27	1,16	1,14	1,19	1,21	1,27	1,29	1,00	1,01	1,00	0,99	1,00	0,91	0,90	0,94	0,96	1,02
		3	1,19	0,91	1,06	1,01	1,19	0,83	0,83	0,95	1,22	1,19	1,07	1,00	0,76	0,89	0,85	1,00	0,70	0,70	0,80	1,03	0,90
		6	1,32	1,23	1,32	1,26	1,32	1,15	1,01	1,04	1,24	1,32	1,23	1,00	0,94	1,00	0,96	1,00	0,87	0,76	0,79	0,94	0,93
	4	9	1,46	1,37	1,44	1,43	1,46	1,29	1,09	1,18	1,25	1,46	1,39	1,00	0,94	0,99	0,98	1,00	0,89	0,74	0,81	0,86	0,95
		12	1,31	1,20	1,28	1,27	1,31	1,15	0,99	1,02	1,13	1,31	1,29	1,00	0,92	0,98	0,97	1,00	0,88	0,75	0,78	0,86	0,99
		3	1,08	0,97	0,92	0,84	1,08	0,88	0,86	0,98	1,22	1,08	1,08	1,00	0,90	0,86	0,78	1,00	0,82	0,80	0,91	1,14	1,01
	5	6	1,24	1,23	1,18	1,19	1,24	1,12	1,02	1,09	1,31	1,24	1,21	1,00	0,99	0,95	0,96	1,00	0,90	0,82	0,88	1,05	0,97
		9	1,38	1,38	1,31	1,34	1,38	1,27	1,14	1,22	1,31	1,38	1,39	1,00	1,00	0,95	0,97	1,00	0,92	0,83	0,88	0,95	1,00
		12	1,25	1,23	1,18	1,17	1,25	1,15	1,02	1,04	1,16	1,25	1,29	1,00	0,99	0,95	0,94	1,00	0,93	0,82	0,84	0,93	1,03
6	3	1,02	1,00	1,00	1,00	1,02	0,89	0,86	0,98	1,28	1,02	1,09	1,00	0,98	0,98	0,98	1,00	0,87	0,84	0,96	1,25	1,07	
	6	1,26	1,34	1,31	1,32	1,26	1,22	1,13	1,12	1,47	1,26	1,25	1,00	1,07	1,04	1,04	1,00	0,97	0,89	0,89	1,17	1,00	
	9	1,41	1,52	1,49	1,50	1,41	1,37	1,27	1,27	1,52	1,41	1,43	1,00	1,07	1,05	1,07	1,00	0,97	0,90	0,90	1,08	1,01	
	12	1,25	1,36	1,37	1,38	1,25	1,25	1,16	1,12	1,33	1,25	1,35	1,00	1,09	1,09	1,10	1,00	1,00	0,93	0,90	1,06	1,08	

Tabela B.4: RMSPE relativo dos modelos para as variáveis de crédito segundo número de defasagens

Fator	Número de defasagens	Horizonte	Comparação em relação ao AR											Comparação em relação ao PCA										
			CFV_Lag -				CFV_Lead -				MCMC	PCA	Cb PCA	CFV_Lag -				CFV_Lead -				MCMC	Cb PCA	
			k	10	20	30	k	10	20	30				k	10	20	30	k	10	20	30			
ConcLT	1	3	0,79	0,77	0,83	0,86	0,79	0,77	0,87	0,86	0,76	0,79	0,75	1,00	0,97	1,05	1,08	1,00	0,98	1,10	1,09	0,96	0,95	
		6	0,66	0,49	0,61	0,70	0,66	0,68	0,76	0,81	0,49	0,66	0,62	1,00	0,74	0,93	1,07	1,00	1,04	1,15	1,22	0,74	0,94	
		9	0,62	0,58	0,60	0,59	0,62	0,58	0,61	0,60	0,54	0,62	0,56	1,00	0,94	0,98	0,96	1,00	0,93	0,98	0,97	0,88	0,90	
		12	0,65	0,59	0,58	0,61	0,65	0,64	0,64	0,64	0,58	0,65	0,60	1,00	0,91	0,90	0,94	1,00	0,99	0,98	0,98	0,89	0,92	
	2	3	0,69	0,67	0,73	0,76	0,69	0,71	0,74	0,72	0,71	0,69	0,72	1,00	0,98	1,06	1,11	1,00	1,04	1,08	1,05	1,04	1,05	
		6	0,99	0,83	0,89	0,90	0,99	1,03	1,06	1,10	0,86	0,99	1,03	1,00	0,84	0,90	0,91	1,00	1,04	1,07	1,12	0,87	1,04	
		9	0,51	0,37	0,42	0,42	0,51	0,46	0,57	0,59	0,45	0,51	0,45	1,00	0,73	0,83	0,82	1,00	0,91	1,13	1,17	0,89	0,88	
		12	0,77	0,76	0,74	0,76	0,77	0,76	0,76	0,81	0,71	0,77	0,75	1,00	0,98	0,96	0,99	1,00	0,98	0,98	1,05	0,92	0,97	
	3	3	0,58	0,67	0,69	0,72	0,58	0,72	0,66	0,70	0,66	0,58	0,70	1,00	1,16	1,19	1,24	1,00	1,24	1,14	1,20	1,14	1,21	
		6	1,15	0,97	0,99	0,95	1,15	1,20	1,13	1,24	1,08	1,15	1,21	1,00	0,84	0,86	0,83	1,00	1,04	0,98	1,07	0,94	1,05	
		9	0,46	0,43	0,49	0,46	0,46	0,50	0,60	0,70	0,45	0,46	0,49	1,00	0,92	1,06	0,99	1,00	1,08	1,30	1,51	0,97	1,06	
		12	0,98	0,90	0,89	0,87	0,98	0,97	1,00	1,08	0,94	0,98	0,95	1,00	0,92	0,90	0,88	1,00	0,99	1,01	1,10	0,95	0,97	
	4	3	0,64	0,74	0,70	0,73	0,64	0,70	0,65	0,71	0,68	0,64	0,73	1,00	1,16	1,10	1,15	1,00	1,10	1,02	1,11	1,06	1,15	
		6	1,28	0,99	0,94	1,00	1,28	1,12	1,08	1,09	1,02	1,28	1,21	1,00	0,77	0,73	0,78	1,00	0,87	0,84	0,85	0,80	0,94	
		9	0,48	0,49	0,53	0,53	0,48	0,49	0,52	0,60	0,47	0,48	0,52	1,00	1,03	1,10	1,10	1,00	1,02	1,09	1,26	0,97	1,09	
		12	0,97	0,83	0,83	0,84	0,97	0,80	0,82	0,87	0,85	0,97	0,84	1,00	0,85	0,85	0,86	1,00	0,82	0,84	0,89	0,88	0,87	
InadLT	1	3	0,52	0,74	0,66	0,57	0,52	0,86	1,00	0,98	0,88	0,52	0,67	1,00	1,44	1,28	1,10	1,00	1,66	1,93	1,89	1,70	1,28	
		6	0,69	0,82	0,76	0,69	0,69	0,94	1,02	1,03	0,99	0,69	0,79	1,00	1,19	1,10	1,00	1,00	1,36	1,49	1,49	1,43	1,14	
		9	0,76	0,84	0,79	0,74	0,76	0,93	0,99	0,99	1,03	0,76	0,85	1,00	1,11	1,05	0,98	1,00	1,24	1,30	1,31	1,36	1,13	
		12	0,99	1,04	1,03	0,99	0,99	1,10	1,16	1,17	1,16	0,99	1,06	1,00	1,00	1,05	1,04	1,00	1,00	1,11	1,16	1,18	1,17	1,07
	2	3	0,73	0,74	0,73	0,66	0,73	0,95	1,00	1,04	0,83	0,73	0,74	1,00	1,02	1,00	0,90	1,00	1,31	1,37	1,43	1,15	1,01	
		6	0,85	0,83	0,86	0,80	0,85	1,07	1,11	1,17	0,90	0,85	0,85	1,00	0,97	1,01	0,94	1,00	1,26	1,31	1,38	1,06	1,00	
		9	0,91	0,83	0,85	0,79	0,91	1,06	1,07	1,13	0,93	0,91	0,90	1,00	0,91	0,94	0,87	1,00	1,17	1,17	1,25	1,02	0,99	
		12	1,15	1,06	1,05	0,99	1,15	1,24	1,24	1,29	1,10	1,15	1,12	1,00	0,92	0,91	0,86	1,00	1,08	1,07	1,12	0,96	0,97	
	3	3	0,63	0,71	0,65	0,58	0,63	0,90	0,87	0,91	0,80	0,63	0,65	1,00	1,13	1,03	0,92	1,00	1,43	1,38	1,44	1,27	1,03	
		6	0,81	0,83	0,81	0,75	0,81	1,04	1,02	1,14	0,90	0,81	0,80	1,00	1,03	1,00	0,93	1,00	1,29	1,26	1,41	1,12	0,99	
		9	0,89	0,87	0,82	0,77	0,89	1,04	1,02	1,14	0,96	0,89	0,87	1,00	0,97	0,92	0,86	1,00	1,17	1,15	1,28	1,08	0,98	
		12	1,14	1,13	1,06	1,00	1,14	1,26	1,22	1,29	1,17	1,14	1,13	1,00	0,99	0,93	0,88	1,00	1,10	1,07	1,13	1,02	0,99	
	4	3	0,43	0,55	0,54	0,51	0,43	0,66	0,80	0,91	0,37	0,43	0,46	1,00	1,26	1,25	1,18	1,00	1,52	1,84	2,11	0,85	1,06	
		6	0,62	0,75	0,70	0,62	0,62	0,87	0,99	1,14	0,50	0,62	0,60	1,00	1,21	1,14	1,01	1,00	1,42	1,61	1,85	0,81	0,97	
		9	0,70	0,79	0,75	0,66	0,70	0,90	1,01	1,14	0,63	0,70	0,66	1,00	1,12	1,06	0,94	1,00	1,28	1,44	1,62	0,90	0,94	
		12	0,92	1,00	0,98	0,90	0,92	1,07	1,16	1,27	0,93	0,92	0,87	1,00	1,09	1,07	0,98	1,00	1,16	1,26	1,38	1,01	0,95	
SDT	1	3	1,01	1,05	0,98	1,04	1,01	0,97	0,91	0,84	0,96	1,01	1,01	1,00	1,05	0,97	1,03	1,00	0,96	0,91	0,83	0,95	1,01	
		6	0,89	0,93	0,86	0,95	0,89	0,85	0,78	0,76	0,85	0,89	0,90	1,00	1,04	0,96	1,06	1,00	0,95	0,88	0,85	0,95	1,01	
		9	0,65	0,66	0,60	0,68	0,65	0,61	0,54	0,53	0,61	0,65	0,60	1,00	1,02	0,93	1,05	1,00	0,94	0,84	0,83	0,94	1,00	
		12	0,45	0,45	0,41	0,47	0,45	0,42	0,36	0,37	0,42	0,45	0,45	1,00	1,02	0,92	1,07	1,00	0,93	0,81	0,83	0,94	1,01	
	2	3	0,90	0,83	0,84	0,99	0,90	0,84	0,86	0,90	0,87	0,90	0,86	1,00	0,92	0,93	1,10	1,00	0,93	0,96	1,00	0,97	0,96	
		6	0,80	0,75	0,72	0,89	0,80	0,75	0,77	0,85	0,81	0,80	0,78	1,00	0,94	0,90	1,12	1,00	0,94	0,97	1,06	1,01	0,98	
		9	0,59	0,57	0,51	0,64	0,59	0,57	0,61	0,67	0,57	0,59	0,58	1,00	0,97	0,86	1,08	1,00	0,96	1,03	1,13	0,97	0,97	
		12	0,42	0,41	0,35	0,46	0,42	0,41	0,45	0,50	0,41	0,42	0,41	1,00	0,98	0,83	1,08	1,00	0,98	1,07	1,19	0,97	0,98	
	3	3	0,81	0,84	0,86	0,96	0,81	0,77	0,80	0,72	0,86	0,81	0,85	1,00	1,03	1,06	1,17	1,00	0,95	0,98	0,88	1,06	1,04	
		6	0,71	0,78	0,72	0,84	0,71	0,74	0,74	0,70	0,79	0,71	0,78	1,00	1,10	1,02	1,18	1,00	1,04	1,05	0,98	1,12	1,10	
		9	0,47	0,60	0,55	0,62	0,47	0,53	0,55	0,49	0,55	0,47	0,56	1,00	1,26	1,15	1,31	1,00	1,11	1,16	1,03	1,17	1,18	
		12	0,32	0,43	0,38	0,44	0,32	0,37	0,40	0,35	0,39	0,32	0,40	1,00	1,36	1,20	1,37	1,00	1,17	1,25	1,10	1,23	1,25	
	4	3	0,81	0,86	0,91	0,96	0,81	0,82	0,83	0,85	0,89	0,81	0,89	1,00	1,05	1,12	1,18	1,00	1,01	1,02	1,05	1,09	1,09	
		6	0,77	0,82	0,81	0,87	0,77	0,80	0,76	0,79	0,82	0,77	0,83	1,00	1,06	1,05	1,14	1,00	1,05	0,99	1,03	1,07	1,09	
		9	0,48	0,57	0,58	0,60	0,48	0,57	0,52	0,54	0,52	0,48	0,56	1,00	1,17	1,21	1,23	1,00	1,18	1,09	1,12	1,08	1,16	
		12	0,35	0,40	0,41	0,41	0,35	0,42	0,38	0,40	0,37	0,35	0,40	1,00	1,17	1,18	1,19	1,00	1,20	1,10	1,14	1,06	1,17	

Tabela B.4: RMSPE relativo dos modelos para as variáveis de crédito segundo número de defasagens (cont)

Fator	Número de defasagens	Horizonte	Comparação em relação ao AR												Comparação em relação ao PCA											
			CFV_Lag -				CFV_Lead -				MCMC	PCA	Cb PCA	CFV_Lag -				CFV_Lead -				MCMC	Cb PCA			
			k	10	20	30	k	10	20	30				k	10	20	30	k	10	20	30					
SLT	1	3	0,53	0,37	0,57	0,67	0,53	0,31	0,31	0,30	0,93	0,53	0,69	1,00	0,69	1,07	1,26	1,00	0,58	0,59	0,56	1,76	1,30			
		6	0,54	0,37	0,54	0,63	0,54	0,34	0,44	0,54	0,96	0,54	0,65	1,00	0,68	1,00	1,17	1,00	0,63	0,82	1,00	1,78	1,19			
		9	0,56	0,50	0,57	0,61	0,56	0,34	0,36	0,35	0,89	0,56	0,68	1,00	0,88	1,01	1,08	1,00	0,60	0,64	0,61	1,57	1,21			
	2	12	0,55	0,50	0,55	0,57	0,55	0,35	0,36	0,35	0,89	0,55	0,66	1,00	0,90	1,00	1,04	1,00	0,63	0,66	0,63	1,60	1,20			
		3	0,61	0,34	0,51	0,59	0,61	0,29	0,33	0,42	0,80	0,61	0,64	1,00	0,56	0,83	0,96	1,00	0,48	0,55	0,68	1,30	1,05			
		6	0,59	0,42	0,55	0,63	0,59	0,35	0,52	0,69	0,79	0,59	0,60	1,00	0,71	0,92	1,06	1,00	0,59	0,88	1,17	1,33	1,01			
	3	9	0,57	0,50	0,48	0,50	0,57	0,34	0,34	0,41	0,75	0,57	0,60	1,00	0,88	0,85	0,88	1,00	0,59	0,60	0,72	1,33	1,07			
		12	0,55	0,51	0,47	0,47	0,55	0,38	0,35	0,42	0,75	0,55	0,59	1,00	0,92	0,85	0,85	1,00	0,68	0,63	0,76	1,35	1,07			
		3	0,49	0,35	0,49	0,57	0,49	0,27	0,29	0,41	0,75	0,49	0,51	1,00	0,71	1,00	1,15	1,00	0,54	0,58	0,83	1,53	1,03			
	4	6	0,53	0,67	0,78	0,79	0,53	0,49	0,66	0,80	0,74	0,53	0,59	1,00	1,27	1,48	1,49	1,00	0,92	1,25	1,52	1,41	1,13			
		9	0,48	0,45	0,48	0,50	0,48	0,29	0,41	0,52	0,69	0,48	0,46	1,00	0,95	1,02	1,05	1,00	0,61	0,86	1,08	1,45	0,95			
		12	0,51	0,51	0,54	0,54	0,51	0,32	0,46	0,58	0,68	0,51	0,45	1,00	1,01	1,06	1,06	1,00	0,62	0,91	1,15	1,34	0,89			
TxLT	1	3	0,48	0,48	0,58	0,59	0,48	0,34	0,33	0,48	0,67	0,48	0,56	1,00	1,00	1,20	1,23	1,00	0,71	0,69	1,01	1,40	1,17			
		6	0,50	0,71	0,83	0,78	0,50	0,62	0,70	0,90	0,65	0,50	0,68	1,00	1,43	1,67	1,57	1,00	1,24	1,42	1,82	1,32	1,36			
		9	0,45	0,52	0,63	0,63	0,45	0,39	0,46	0,60	0,67	0,45	0,56	1,00	1,14	1,40	1,39	1,00	0,86	1,01	1,34	1,49	1,24			
	2	12	0,45	0,56	0,68	0,67	0,45	0,45	0,53	0,67	0,67	0,45	0,58	1,00	1,25	1,52	1,49	1,00	0,99	1,18	1,48	1,49	1,29			
		3	0,93	1,08	1,16	1,21	0,93	0,90	0,92	0,95	1,31	0,93	1,15	1,00	1,16	1,24	1,30	1,00	0,97	0,99	1,02	1,41	1,24			
		6	1,38	1,46	1,48	1,50	1,38	1,40	1,34	1,21	1,72	1,38	1,44	1,00	1,06	1,07	1,09	1,00	1,01	0,97	0,88	1,25	1,04			
	3	9	1,59	1,72	1,74	1,78	1,59	1,63	1,56	1,40	1,95	1,59	1,69	1,00	1,08	1,10	1,12	1,00	1,03	0,98	0,88	1,23	1,06			
		12	1,45	1,65	1,70	1,74	1,45	1,51	1,46	1,31	1,76	1,45	1,64	1,00	1,14	1,17	1,20	1,00	1,04	1,00	0,90	1,21	1,13			
		3	0,94	0,96	1,03	1,06	0,94	0,87	0,87	1,00	1,29	0,94	1,09	1,00	1,03	1,10	1,13	1,00	0,93	0,93	1,06	1,37	1,16			
	4	6	1,32	1,46	1,46	1,47	1,32	1,27	1,20	1,20	1,53	1,32	1,31	1,00	1,11	1,10	1,12	1,00	0,97	0,91	0,91	1,16	1,00			
		9	1,48	1,59	1,62	1,64	1,48	1,43	1,35	1,34	1,56	1,48	1,47	1,00	1,07	1,10	1,11	1,00	0,96	0,91	0,90	1,05	0,99			
		12	1,26	1,36	1,45	1,49	1,26	1,26	1,19	1,16	1,31	1,26	1,36	1,00	1,08	1,15	1,18	1,00	1,00	0,95	0,93	1,04	1,08			
TxLT	1	3	1,09	0,97	0,93	0,87	1,09	0,88	0,78	0,86	1,32	1,09	1,06	1,00	0,89	0,86	0,80	1,00	0,81	0,71	0,79	1,22	0,98			
		6	1,30	1,35	1,25	1,22	1,30	1,23	1,09	1,13	1,48	1,30	1,21	1,00	1,04	0,96	0,94	1,00	0,95	0,84	0,87	1,14	0,93			
		9	1,42	1,49	1,41	1,38	1,42	1,32	1,20	1,25	1,47	1,42	1,34	1,00	1,05	0,99	0,97	1,00	0,93	0,85	0,88	1,04	0,94			
	2	12	1,23	1,29	1,28	1,26	1,23	1,18	1,09	1,12	1,24	1,23	1,25	1,00	1,05	1,04	1,02	1,00	0,97	0,89	0,91	1,01	1,02			
		3	1,10	0,97	0,97	0,93	1,10	0,86	0,85	0,98	1,21	1,10	1,08	1,00	0,88	0,89	0,85	1,00	0,78	0,78	0,89	1,11	0,99			
		6	1,23	1,23	1,22	1,21	1,23	1,15	1,06	1,09	1,28	1,23	1,16	1,00	1,00	0,99	0,98	1,00	0,93	0,86	0,89	1,04	0,94			
	3	9	1,36	1,38	1,35	1,36	1,36	1,28	1,17	1,23	1,28	1,36	1,33	1,00	1,02	0,99	1,00	1,00	0,94	0,86	0,91	0,95	0,98			
		12	1,23	1,24	1,21	1,20	1,23	1,15	1,03	1,06	1,15	1,23	1,24	1,00	1,01	0,99	0,98	1,00	0,94	0,84	0,86	0,93	1,01			

Tabela B.5: RMSPE relativo dos modelos para as variáveis de crédito segundo a base de dados de formação dos fatores

Fator	Base para cálculo dos fatores	Horizonte	Comparação em relação ao AR											Comparação em relação ao PCA										
			CFV_Lag - k	CFV_Lag - 10	CFV_Lag - 20	CFV_Lag - 30	CFV_Lead - k	CFV_Lead - 10	CFV_Lead - 20	CFV_Lead - 30	MCMC	PCA	Cb PCA	CFV_Lag - k	CFV_Lag - 10	CFV_Lag - 20	CFV_Lag - 30	CFV_Lead - k	CFV_Lead - 10	CFV_Lead - 20	CFV_Lead - 30	MCMC	Cb PCA	
ConcLT	Agregado	3	0,69	0,74	0,70	0,74	0,69	0,75	0,73	0,77	0,71	0,69	0,75	1,00	1,07	1,02	1,07	1,00	1,08	1,05	1,11	1,03	1,08	
		6	1,18	0,91	0,87	0,94	1,18	1,15	1,05	1,04	0,95	1,18	1,12	1,00	0,77	0,74	0,80	1,00	0,98	0,89	0,89	0,80	0,95	
		9	0,51	0,45	0,50	0,52	0,51	0,50	0,57	0,61	0,46	0,51	0,51	1,00	0,89	0,99	1,02	1,00	0,99	1,13	1,20	0,91	1,01	
	Total	12	0,94	0,79	0,82	0,81	0,94	0,80	0,82	0,85	0,81	0,94	0,82	1,00	0,83	0,87	0,86	1,00	0,85	0,87	0,90	0,86	0,87	
		3	0,62	0,72	0,74	0,76	0,62	0,68	0,66	0,69	0,67	0,62	0,71	1,00	1,15	1,18	1,22	1,00	1,09	1,06	1,11	1,07	1,14	
		6	1,16	0,93	0,94	0,96	1,16	0,99	1,04	1,11	0,97	1,16	1,07	1,00	0,80	0,81	0,82	1,00	0,85	0,90	0,96	0,84	0,93	
	InadLT	Agregado	9	0,49	0,51	0,54	0,51	0,49	0,49	0,53	0,62	0,49	0,49	0,51	1,00	1,04	1,09	1,04	1,00	1,00	1,08	1,26	0,99	1,04
			12	0,89	0,82	0,77	0,81	0,89	0,80	0,81	0,88	0,82	0,89	0,80	1,00	0,92	0,87	0,91	1,00	0,90	0,91	0,99	0,93	0,90
			3	0,56	0,61	0,62	0,54	0,56	0,83	0,90	1,07	0,54	0,56	0,59	1,00	1,08	1,10	0,96	1,00	1,48	1,59	1,90	0,96	1,05
		Total	6	0,74	0,73	0,75	0,68	0,74	0,93	0,99	1,20	0,66	0,74	0,71	1,00	0,98	1,01	0,92	1,00	1,25	1,34	1,62	0,89	0,96
			9	0,81	0,77	0,79	0,72	0,81	0,92	1,00	1,20	0,75	0,81	0,79	1,00	0,95	0,97	0,88	1,00	1,13	1,23	1,47	0,92	0,96
			12	1,03	1,02	1,02	0,95	1,03	1,11	1,17	1,32	1,01	1,03	1,01	1,00	0,99	0,99	0,92	1,00	1,08	1,13	1,28	0,98	0,98
SDT		Agregado	3	0,46	0,64	0,58	0,56	0,46	0,68	0,82	0,79	0,64	0,46	0,58	1,00	1,37	1,25	1,20	1,00	1,46	1,77	1,69	1,37	1,26
			6	0,62	0,82	0,74	0,66	0,62	0,93	1,04	1,05	0,73	0,62	0,72	1,00	1,32	1,18	1,06	1,00	1,50	1,66	1,68	1,17	1,15
			9	0,71	0,85	0,76	0,68	0,71	0,97	1,03	1,04	0,81	0,71	0,77	1,00	1,20	1,07	0,96	1,00	1,36	1,45	1,46	1,13	1,09
		Total	12	0,94	1,04	0,99	0,92	0,94	1,13	1,19	1,20	1,02	0,94	0,98	1,00	1,10	1,05	0,97	1,00	1,19	1,26	1,27	1,08	1,04
			3	0,84	0,90	0,93	1,00	0,84	0,86	0,84	0,86	0,89	0,84	0,92	1,00	1,07	1,11	1,19	1,00	1,03	1,00	1,03	1,06	1,10
			6	0,76	0,83	0,79	0,90	0,76	0,81	0,75	0,80	0,81	0,76	0,85	1,00	1,10	1,04	1,19	1,00	1,07	0,99	1,06	1,08	1,12
	SLT	Agregado	9	0,49	0,60	0,56	0,63	0,49	0,58	0,54	0,56	0,54	0,49	0,59	1,00	1,22	1,14	1,27	1,00	1,18	1,09	1,12	1,10	1,20
			12	0,35	0,43	0,39	0,44	0,35	0,42	0,39	0,41	0,38	0,35	0,42	1,00	1,23	1,12	1,28	1,00	1,20	1,12	1,18	1,09	1,22
			3	0,86	0,86	0,88	0,95	0,86	0,81	0,84	0,82	0,89	0,86	0,87	1,00	1,00	1,02	1,10	1,00	0,94	0,98	0,95	1,03	1,01
		Total	6	0,81	0,80	0,80	0,86	0,81	0,78	0,77	0,77	0,82	0,81	0,81	1,00	1,00	0,99	1,07	1,00	0,96	0,96	0,95	1,02	1,01
			9	0,54	0,57	0,58	0,60	0,54	0,56	0,54	0,55	0,54	0,54	0,56	1,00	1,04	1,07	1,11	1,00	1,02	1,00	1,01	1,00	1,04
			12	0,39	0,40	0,41	0,41	0,39	0,40	0,39	0,39	0,38	0,39	0,40	1,00	1,04	1,06	1,08	1,00	1,05	1,02	1,03	1,00	1,04
TxLT		Agregado	3	0,55	0,42	0,58	0,60	0,55	0,31	0,35	0,39	0,69	0,55	0,60	1,00	0,77	1,06	1,08	1,00	0,56	0,64	0,71	1,25	1,10
			6	0,55	0,71	0,77	0,69	0,55	0,56	0,62	0,69	0,73	0,55	0,67	1,00	1,28	1,38	1,24	1,00	1,02	1,12	1,24	1,32	1,20
			9	0,53	0,53	0,61	0,58	0,53	0,40	0,45	0,51	0,69	0,53	0,60	1,00	0,99	1,15	1,09	1,00	0,75	0,84	0,97	1,30	1,12
		Total	12	0,52	0,59	0,65	0,60	0,52	0,45	0,50	0,56	0,70	0,52	0,59	1,00	1,15	1,26	1,17	1,00	0,87	0,97	1,08	1,35	1,15
			3	0,45	0,45	0,53	0,60	0,45	0,33	0,30	0,49	0,78	0,45	0,57	1,00	0,98	1,16	1,31	1,00	0,74	0,65	1,09	1,71	1,26
			6	0,48	0,56	0,76	0,80	0,48	0,52	0,68	0,95	0,72	0,48	0,62	1,00	1,16	1,58	1,67	1,00	1,09	1,41	1,98	1,51	1,29
	TxLT	Agregado	9	0,43	0,48	0,57	0,61	0,43	0,33	0,40	0,57	0,74	0,43	0,55	1,00	1,10	1,31	1,41	1,00	0,75	0,93	1,32	1,71	1,28
			12	0,45	0,49	0,60	0,64	0,45	0,37	0,47	0,63	0,73	0,45	0,56	1,00	1,08	1,34	1,42	1,00	0,83	1,04	1,40	1,61	1,24
			3	1,07	1,07	1,04	0,91	1,07	0,84	0,81	0,91	1,15	1,07	1,08	1,00	1,00	0,97	0,86	1,00	0,78	0,76	0,86	1,07	1,01
		Total	6	1,38	1,37	1,28	1,25	1,38	1,22	1,19	1,17	1,35	1,38	1,27	1,00	0,99	0,92	0,91	1,00	0,88	0,86	0,85	0,98	0,92
			9	1,55	1,52	1,40	1,43	1,55	1,37	1,31	1,27	1,43	1,55	1,48	1,00	0,98	0,90	0,92	1,00	0,88	0,85	0,82	0,92	0,95
			12	1,37	1,35	1,28	1,27	1,37	1,19	1,16	1,10	1,28	1,37	1,39	1,00	0,99	0,94	0,93	1,00	0,87	0,85	0,81	0,93	1,02
TxLT		Agregado	3	1,04	0,89	0,96	1,05	1,04	0,90	0,89	1,01	1,34	1,04	1,10	1,00	0,85	0,92	1,00	1,00	0,86	0,86	0,97	1,29	1,05
			6	1,15	1,24	1,30	1,32	1,15	1,19	1,04	1,08	1,45	1,15	1,22	1,00	1,08	1,13	1,15	1,00	1,04	0,91	0,94	1,26	1,06
			9	1,26	1,41	1,49	1,49	1,26	1,34	1,18	1,27	1,45	1,26	1,37	1,00	1,12	1,18	1,18	1,00	1,06	0,94	1,01	1,15	1,09
		Total	12	1,14	1,29	1,36	1,38	1,14	1,24	1,08	1,12	1,26	1,14	1,29	1,00	1,12	1,19	1,20	1,00	1,09	0,94	0,98	1,10	1,13

Tabela B.6: RMSPE relativo dos modelos para as variáveis de crédito segundo critério de pré-seleção das variáveis

Fator	Pré-Seleção	Horizonte	Comparação em relação ao AR												Comparação em relação ao PCA								
			CFV_Lag -				CFV_Lead -				MCMC	PCA	Cb PCA	CFV_Lag -				CFV_Lead -				MCMC	Cb PCA
			k	10	20	30	k	10	20	30				k	10	20	30	k	10	20	30		
ConcLT	5%	3	0,65	0,73	0,71	0,75	0,65	0,71	0,67	0,68	0,66	0,65	0,72	1,00	1,12	1,09	1,15	1,00	1,09	1,02	1,04	1,01	1,10
		6	1,11	0,87	0,92	0,99	1,11	1,05	1,05	1,07	0,99	1,11	1,10	1,00	0,78	0,83	0,89	1,00	0,94	0,94	0,96	0,89	0,99
		9	0,49	0,47	0,51	0,53	0,49	0,50	0,55	0,62	0,45	0,49	0,51	1,00	0,97	1,06	1,10	1,00	1,03	1,12	1,28	0,93	1,04
		12	0,89	0,78	0,83	0,83	0,89	0,77	0,83	0,87	0,85	0,89	0,84	1,00	0,87	0,94	0,93	1,00	0,86	0,93	0,98	0,95	0,94
	10%	3	0,66	0,71	0,71	0,73	0,66	0,70	0,65	0,72	0,71	0,66	0,71	1,00	1,09	1,08	1,10	1,00	1,07	0,98	1,10	1,08	1,09
		6	1,21	0,99	0,88	0,93	1,21	1,07	1,05	1,16	0,95	1,21	1,10	1,00	0,82	0,73	0,77	1,00	0,89	0,87	0,96	0,78	0,91
		9	0,50	0,49	0,53	0,51	0,50	0,47	0,55	0,62	0,50	0,50	0,49	1,00	0,97	1,06	1,02	1,00	0,93	1,10	1,23	0,99	0,98
		12	0,93	0,87	0,81	0,81	0,93	0,79	0,88	0,89	0,82	0,93	0,82	1,00	0,93	0,87	0,87	1,00	0,85	0,94	0,95	0,89	0,88
	100%	3	0,67	0,74	0,74	0,78	0,67	0,73	0,76	0,78	0,70	0,67	0,75	1,00	1,11	1,11	1,17	1,00	1,10	1,15	1,17	1,05	1,13
		6	1,19	0,89	0,91	0,92	1,19	1,10	1,04	1,00	0,94	1,19	1,09	1,00	0,75	0,77	0,78	1,00	0,93	0,87	0,85	0,79	0,92
		9	0,51	0,49	0,52	0,50	0,51	0,53	0,56	0,60	0,47	0,51	0,54	1,00	0,95	1,01	0,97	1,00	1,03	1,09	1,17	0,92	1,05
		12	0,92	0,75	0,75	0,78	0,92	0,84	0,74	0,83	0,78	0,92	0,77	1,00	0,82	0,81	0,84	1,00	0,91	0,81	0,90	0,85	0,83
InadLT	5%	3	0,56	0,69	0,60	0,57	0,56	0,94	0,99	0,93	0,59	0,56	0,64	1,00	1,23	1,08	1,01	1,00	1,68	1,76	1,66	1,06	1,14
		6	0,73	0,87	0,74	0,67	0,73	1,10	1,09	1,14	0,71	0,73	0,77	1,00	1,19	1,01	0,92	1,00	1,50	1,49	1,57	0,98	1,05
		9	0,81	0,89	0,79	0,71	0,81	1,07	1,08	1,12	0,80	0,81	0,82	1,00	1,10	0,98	0,88	1,00	1,32	1,33	1,39	0,99	1,02
		12	1,02	1,09	1,04	0,95	1,02	1,20	1,23	1,25	1,04	1,02	1,04	1,00	1,07	1,02	0,93	1,00	1,17	1,20	1,22	1,01	1,01
	10%	3	0,50	0,68	0,63	0,61	0,50	0,80	1,04	1,12	0,60	0,50	0,58	1,00	1,37	1,25	1,21	1,00	1,60	2,07	2,24	1,20	1,16
		6	0,67	0,87	0,80	0,77	0,67	1,00	1,22	1,32	0,69	0,67	0,72	1,00	1,28	1,18	1,14	1,00	1,48	1,80	1,96	1,02	1,06
		9	0,77	0,91	0,85	0,81	0,77	1,03	1,18	1,29	0,77	0,77	0,79	1,00	1,19	1,10	1,05	1,00	1,33	1,53	1,67	1,00	1,03
		12	1,00	1,11	1,09	1,03	1,00	1,20	1,29	1,37	1,01	1,00	1,02	1,00	1,11	1,09	1,03	1,00	1,20	1,29	1,38	1,01	1,02
	100%	3	0,49	0,47	0,56	0,47	0,49	0,45	0,42	0,72	0,58	0,49	0,54	1,00	0,98	1,16	0,96	1,00	0,94	0,86	1,48	1,20	1,11
		6	0,64	0,56	0,69	0,56	0,64	0,63	0,65	0,87	0,68	0,64	0,66	1,00	0,86	1,07	0,87	1,00	0,97	1,01	1,35	1,05	1,02
		9	0,71	0,60	0,68	0,56	0,71	0,70	0,74	0,92	0,76	0,71	0,72	1,00	0,84	0,96	0,80	1,00	0,99	1,05	1,30	1,08	1,01
		12	0,94	0,86	0,87	0,81	0,94	0,94	0,99	1,15	1,00	0,94	0,93	1,00	0,92	0,93	0,86	1,00	1,00	1,05	1,22	1,06	0,99
SDT	5%	3	0,85	0,92	0,89	1,01	0,85	0,88	0,84	0,91	0,89	0,85	0,91	1,00	1,09	1,05	1,19	1,00	1,04	0,99	1,08	1,05	1,07
		6	0,80	0,87	0,81	0,93	0,80	0,85	0,74	0,84	0,82	0,80	0,84	1,00	1,09	1,01	1,17	1,00	1,06	0,92	1,06	1,03	1,05
		9	0,54	0,63	0,59	0,67	0,54	0,63	0,50	0,59	0,54	0,54	0,59	1,00	1,16	1,10	1,24	1,00	1,16	0,93	1,09	1,01	1,10
		12	0,38	0,45	0,42	0,48	0,38	0,46	0,36	0,42	0,38	0,38	0,43	1,00	1,17	1,09	1,24	1,00	1,19	0,94	1,11	0,99	1,11
	10%	3	0,83	0,86	0,94	0,99	0,83	0,82	0,88	0,85	0,89	0,83	0,89	1,00	1,04	1,13	1,19	1,00	0,98	1,06	1,03	1,07	1,08
		6	0,77	0,81	0,81	0,88	0,77	0,78	0,81	0,77	0,81	0,77	0,83	1,00	1,06	1,06	1,15	1,00	1,02	1,06	1,00	1,06	1,08
		9	0,51	0,59	0,60	0,62	0,51	0,56	0,59	0,51	0,54	0,51	0,58	1,00	1,14	1,17	1,22	1,00	1,09	1,15	1,00	1,05	1,13
		12	0,36	0,42	0,42	0,43	0,36	0,41	0,42	0,36	0,38	0,36	0,41	1,00	1,16	1,17	1,20	1,00	1,12	1,17	1,01	1,05	1,14
	100%	3	0,87	0,86	0,88	0,91	0,87	0,81	0,80	0,76	0,89	0,87	0,90	1,00	0,98	1,01	1,04	1,00	0,93	0,91	0,86	1,02	1,02
		6	0,78	0,78	0,76	0,82	0,78	0,75	0,73	0,73	0,83	0,78	0,82	1,00	0,99	0,97	1,05	1,00	0,96	0,94	0,93	1,06	1,05
		9	0,51	0,54	0,53	0,55	0,51	0,52	0,53	0,55	0,54	0,51	0,57	1,00	1,07	1,04	1,09	1,00	1,02	1,05	1,09	1,07	1,12
		12	0,36	0,38	0,35	0,37	0,36	0,37	0,38	0,42	0,38	0,36	0,40	1,00	1,06	0,98	1,05	1,00	1,03	1,08	1,17	1,08	1,13

Tabela B.6: RMSPE relativo dos modelos para as variáveis de crédito segundo critério de pré-seleção das variáveis (cont)

Fator	Pré-Seleção	Horizonte	Comparação em relação ao AR												Comparação em relação ao PCA								
			CFV_Lag - k	CFV_Lag - 10	CFV_Lag - 20	CFV_Lag - 30	CFV_Lead - k	CFV_Lead - 10	CFV_Lead - 20	CFV_Lead - 30	MCMC	PCA	Cb PCA	CFV_Lag - k	CFV_Lag - 10	CFV_Lag - 20	CFV_Lag - 30	CFV_Lead - k	CFV_Lead - 10	CFV_Lead - 20	CFV_Lead - 30	MCMC	Cb PCA
SLT	5%	3	0,45	0,40	0,52	0,57	0,45	0,31	0,33	0,48	0,68	0,45	0,56	1,00	0,89	1,15	1,26	1,00	0,69	0,74	1,07	1,52	1,25
		6	0,48	0,67	0,77	0,72	0,48	0,61	0,69	0,80	0,68	0,48	0,65	1,00	1,39	1,59	1,49	1,00	1,26	1,44	1,66	1,41	1,34
		9	0,46	0,49	0,55	0,57	0,46	0,35	0,40	0,55	0,61	0,46	0,56	1,00	1,05	1,19	1,22	1,00	0,75	0,86	1,18	1,31	1,20
		12	0,48	0,55	0,60	0,58	0,48	0,41	0,46	0,56	0,58	0,48	0,57	1,00	1,16	1,26	1,23	1,00	0,86	0,97	1,19	1,23	1,19
	10%	3	0,46	0,40	0,54	0,62	0,46	0,27	0,35	0,43	0,76	0,46	0,57	1,00	0,87	1,17	1,33	1,00	0,59	0,76	0,94	1,63	1,23
		6	0,49	0,67	0,80	0,77	0,49	0,53	0,68	0,88	0,75	0,49	0,64	1,00	1,35	1,62	1,56	1,00	1,08	1,38	1,77	1,52	1,30
		9	0,46	0,51	0,61	0,61	0,46	0,36	0,48	0,57	0,75	0,46	0,57	1,00	1,12	1,33	1,32	1,00	0,78	1,05	1,23	1,64	1,25
		12	0,48	0,56	0,65	0,64	0,48	0,43	0,54	0,63	0,75	0,48	0,58	1,00	1,17	1,36	1,34	1,00	0,90	1,14	1,33	1,57	1,21
	100%	3	0,59	0,50	0,60	0,60	0,59	0,38	0,28	0,42	0,76	0,59	0,63	1,00	0,84	1,03	1,02	1,00	0,64	0,48	0,71	1,29	1,07
		6	0,57	0,57	0,72	0,75	0,57	0,48	0,56	0,80	0,75	0,57	0,64	1,00	1,00	1,25	1,30	1,00	0,84	0,98	1,39	1,31	1,12
		9	0,53	0,51	0,61	0,62	0,53	0,39	0,40	0,52	0,78	0,53	0,59	1,00	0,96	1,16	1,16	1,00	0,73	0,75	0,97	1,47	1,12
		12	0,50	0,52	0,63	0,64	0,50	0,40	0,44	0,59	0,79	0,50	0,59	1,00	1,04	1,26	1,28	1,00	0,79	0,88	1,18	1,57	1,17
TxLT	5%	3	1,01	0,91	0,99	1,00	1,01	0,85	0,79	0,96	1,21	1,01	1,05	1,00	0,90	0,98	0,99	1,00	0,84	0,78	0,95	1,20	1,04
		6	1,24	1,30	1,37	1,35	1,24	1,25	1,12	1,10	1,42	1,24	1,24	1,00	1,05	1,10	1,09	1,00	1,01	0,90	0,88	1,14	1,00
		9	1,40	1,46	1,55	1,56	1,40	1,42	1,27	1,27	1,49	1,40	1,43	1,00	1,04	1,10	1,12	1,00	1,01	0,90	0,91	1,06	1,02
		12	1,26	1,28	1,39	1,42	1,26	1,22	1,13	1,09	1,30	1,26	1,34	1,00	1,01	1,10	1,13	1,00	0,97	0,90	0,87	1,03	1,07
	10%	3	1,01	0,96	0,98	0,96	1,01	0,86	0,83	0,87	1,20	1,01	1,08	1,00	0,96	0,97	0,96	1,00	0,86	0,83	0,87	1,19	1,07
		6	1,28	1,33	1,30	1,28	1,28	1,25	1,14	1,11	1,45	1,28	1,26	1,00	1,04	1,01	1,00	1,00	0,97	0,89	0,86	1,13	0,98
		9	1,45	1,47	1,47	1,49	1,45	1,36	1,26	1,26	1,51	1,45	1,43	1,00	1,02	1,02	1,03	1,00	0,94	0,87	0,87	1,04	0,99
		12	1,28	1,28	1,34	1,36	1,28	1,20	1,12	1,11	1,30	1,28	1,33	1,00	1,00	1,05	1,06	1,00	0,94	0,88	0,87	1,01	1,04
	100%	3	1,15	1,06	1,04	0,99	1,15	0,89	0,94	1,05	1,33	1,15	1,15	1,00	0,93	0,90	0,86	1,00	0,78	0,81	0,92	1,16	1,00
		6	1,29	1,28	1,20	1,22	1,29	1,12	1,09	1,17	1,33	1,29	1,25	1,00	1,00	0,93	0,95	1,00	0,87	0,85	0,91	1,03	0,97
		9	1,39	1,47	1,31	1,31	1,39	1,27	1,22	1,28	1,32	1,39	1,41	1,00	1,06	0,94	0,94	1,00	0,92	0,88	0,93	0,95	1,02
		12	1,25	1,40	1,24	1,19	1,25	1,23	1,11	1,13	1,22	1,25	1,36	1,00	1,12	0,99	0,95	1,00	0,99	0,89	0,91	0,98	1,09

Anexo C: Gráfico de barras da RMSPE para cada metodologia

Gráfico C.1: Comparativo da RMSPE para as diferentes metodologias

