

Avaliação dos Determinantes Macroeconômicos da Inadimplência Bancária no Brasil

Fernando de Menezes Linardi
Banco Central do Brasil e Cedeplar/UFMG

RESUMO

Este artigo investiga a relação entre a taxa de inadimplência de empréstimos de bancos brasileiros e fatores macroeconômicos, para o período de 2000 a 2007, utilizando um modelo VAR (*Vector Autoregression*). Os empréstimos foram segmentados entre instituições financeiras públicas e privadas com o objetivo de verificar o efeito de choques macroeconômicos sobre a taxa de inadimplência dessas instituições. Os resultados mostram que a inadimplência das instituições financeiras é particularmente sensível a choques no hiato do produto, na variação do índice de rendimento médio dos ocupados e na taxa de juros nominal. O modelo estimado gerou boas previsões fora da amostra da taxa de inadimplência e os resultados indicam que elas não são inferiores às previsões de outros dois modelos competidores. O modelo VAR também permitiu estimar as correlações entre as variáveis macroeconômicas e, por meio de simulações de Monte Carlo, calcular a probabilidade da taxa de inadimplência ultrapassar um nível considerado de risco. Esse procedimento pode ser utilizado como ferramenta adicional de gerenciamento do risco de crédito pelo Banco Central e instituições financeiras.

Palavras-chave: risco de crédito, taxa de inadimplência, autoregressão vetorial, simulações de Monte Carlo.

ABSTRACT

This paper investigates the relationship between the delinquency rate on Brazilian banks' loans and macroeconomic factors for the period 2000 to 2007 using a VAR (Vector Autoregression) model. Loans were divided into State-owned and private financial institutions in order to assess the effect of macroeconomic shocks on the delinquency rate of these institutions. The results show that the delinquency rate of financial institutions is particularly sensitive to shocks on output gap, variation of the index of average income of workers and nominal interest rate. The estimated model produced good out of sample forecasts of delinquency rate and the results indicate that they are not worse than the forecasts of two competing models. The VAR model also allowed us to estimate the correlations of macro variables and to compute the probability that the delinquency rate exceeds a given threshold deemed risky through Monte Carlo simulations. This procedure may be used as an additional tool of credit risk management by the Central Bank and financial institutions.

Keywords: credit risk, delinquency rate, vector autoregression, Monte Carlo simulations.

Classificação JEL: C53, E44, G32.

Área Anpec: 3 (Macroeconomia, Economia Monetária e Finanças).

Avaliação dos Determinantes Macroeconômicos da Inadimplência Bancária no Brasil

1. Introdução

A concessão de crédito pode ser considerada a principal atividade bancária e, na maioria dos sistemas bancários, representa o principal risco a que os bancos estão expostos¹ (Cihák, 2007). O risco de crédito pode ser definido como a perda resultante da incapacidade do devedor em honrar os pagamentos de acordo com o contrato ou, utilizando um enfoque de “marcação a mercado”, a perda do valor de uma carteira de empréstimos devido a mudanças na classificação dos créditos. Devido ao risco que representa para o sistema financeiro, tem recebido cada vez mais atenção dos pesquisadores e das autoridades de supervisão bancária e, com a implementação do novo acordo de capital de Basiléia (Basiléia II), tem sido alvo de um intenso debate e regulamentação (Hanson e Schuermann, 2006).

A correta medição do nível de risco de crédito não é só importante para os bancos ou para a supervisão bancária, mas também para o Banco Central e os responsáveis pela estabilidade econômica e financeira do país. Considerando o comportamento procíclico do mercado de crédito, um choque real ou monetário relativamente pequeno pode originar uma grande oscilação da atividade econômica (Bernanke et al., 1998). Neste caso, mudanças no mercado de crédito agiriam como um amplificador e propagador de um choque inicial, intensificando os efeitos de uma expansão ou de uma recessão econômica.

O risco de crédito está intrinsecamente relacionado ao ciclo econômico. Segundo Wilson (1998), a diversificação ajuda a reduzir o risco idiossincrático, mas um risco sistemático permanece mesmo para *portfolios* bem diversificados e este risco é influenciado em grande parte pelo ambiente macroeconômico. O autor cita como exemplo a taxa média de *default* de firmas alemãs entre 1960 e 1994. A variação da série ao longo do período pode ser interpretada como o risco sistemático de um *portfolio* diversificado que compreende todos os setores da economia e grande parte dessa variação pode ser explicada por fatores macroeconômicos, como crescimento do produto e taxa de desemprego. Outro fato observado por trabalhos empíricos sobre risco de crédito é que as probabilidades de *default* tendem a ser maiores durante as recessões e que os *spreads* de crédito são contra cíclicos (Koopman e Lucas, 2005).

Contudo, apesar de inúmeras pesquisas e dos modelos de medição de risco de crédito desenvolvidos, a dificuldade em se medir o risco ao longo do ciclo econômico faz com que ele seja frequentemente subestimado nas expansões econômicas e sobreestimado nas recessões. Segundo Borio et al. (2001), durante uma expansão, a subestimação dos riscos contribui para o rápido crescimento do crédito, inflação dos preços de ativos, redução dos *spreads* dos empréstimos, além de contribuir para que os bancos mantenham relativamente menos capital e provisões. Na recessão, quando o risco e a inadimplência são elevados, o contrário tende a acontecer. Em relação ao rápido crescimento do crédito, Gourinchas et al. (2001) ressaltam que este é um fator determinante para a ocorrência de crises bancárias. Os resultados de seus trabalhos indicam que a maioria das crises bancárias é precedida por expansão dos empréstimos (*lending booms*), embora o contrário não seja verdadeiro, isto é, uma expansão dos empréstimos não é seguida necessariamente por uma crise bancária.

Um importante indicador da qualidade da carteira de empréstimos dos bancos é a taxa de inadimplência. Em conjunto com outros indicadores, ela é frequentemente utilizada pelos órgãos de supervisão bancária para verificar a solidez do sistema financeiro. Uma taxa de inadimplência alta é um indicativo do elevado risco de crédito a que os bancos estão expostos que, caso não seja administrado corretamente, pode causar falências bancárias. O aumento da inadimplência também pode provocar uma redução da lucratividade dos bancos e, conseqüentemente, redução da atividade econômica em virtude da restrição à concessão de novos empréstimos (Tabak et al., 2007).

Neste contexto, o presente trabalho conduz uma análise multivariada de como o ambiente macroeconômico afeta a taxa de inadimplência de empréstimos das instituições financeiras brasileiras. Os empréstimos foram segmentados entre instituições financeiras públicas e privadas para que fosse possível verificar o efeito de choques macroeconômicos sobre a taxa de inadimplência dessas instituições. A

¹ Em uma classificação de riscos simplificada, os bancos estão expostos ao risco de crédito, de mercado e operacional (Hanson e Schuermann, 2006).

habilidade do modelo em prever fora da amostra foi verificada e a probabilidade da taxa de inadimplência ultrapassar determinado valor considerado de risco foi determinada, por meio de simulações de Monte Carlo.

O artigo está organizado da seguinte forma. A seção 2 apresenta uma revisão da literatura sobre a relação entre o risco de crédito e o ambiente macroeconômico. A seção 3 apresenta as variáveis macroeconômicas e a metodologia utilizada para a análise dos dados. A seção 4 apresenta e discute os resultados das regressões. A investigação da habilidade preditiva do modelo e os resultados do exercício de simulação são apresentados nas seções 5 e 6. Finalmente, a seção 7 apresenta a conclusão do trabalho.

2. O risco de crédito e o ciclo econômico

Há vários trabalhos empíricos que procuram mostrar como o risco de crédito evolui ao longo do ciclo econômico. Alguns destes trabalhos documentaram o fato de que matrizes de migração de classificação de crédito variam de acordo com o estágio do ciclo de negócios. Nickell et al. (2000), por exemplo, utilizando dados da *Moody's* de 1970 a 1997, examinaram a dependência da probabilidade de migração entre classificações de crédito de títulos de longo prazo a fatores como indústria, país de origem (EUA, Reino Unido ou Japão) e estágio do ciclo de negócios, utilizando um modelo *probit* ordenado. Os autores concluíram que o ciclo de negócios é a variável estatisticamente mais significativa na explicação das probabilidades de migração de classificação de crédito e que as taxas de *default* são particularmente dependentes do estágio do ciclo e este efeito é mais pronunciado em títulos com baixas classificações de crédito.

As conclusões de Bangia et al. (2002) são similares. Os autores, utilizando uma base histórica de classificação de crédito da *Standard & Poor's* para 7.328 grandes empresas, mostraram que as probabilidades de migração de classificações de crédito variam de acordo com o ciclo econômico. Ao construir duas matrizes de migração de classificação de crédito, uma para períodos de expansão e outra para períodos de contração, os autores mostraram que a probabilidade de migração para uma classificação de risco pior e a probabilidade de *default* são significativamente maiores em períodos de contração econômica.

Carling et al. (2007) desenvolveram um modelo para estimar o risco de *default* da carteira de empréstimos de um grande banco da Suécia. Os autores utilizaram variáveis para medir características específicas da firma e também para avaliar as condições macroeconômicas e concluíram que variáveis macroeconômicas como, por exemplo, hiato do produto, curva de juros e expectativa das famílias quanto à atividade econômica futura ajudam a prever o risco de *default* das firmas. Ao comparar o modelo que utilizava variáveis macroeconômicas com o modelo condicionado somente às informações específicas da firma, os autores concluíram que o primeiro é mais apto a captar o risco de *default* do período.

Amato e Furfine (2003) analisaram o universo de firmas dos EUA classificadas pela *Standard & Poor's* entre 1981 e 2001. Os autores concluíram que, embora as classificações de risco das firmas mudassem pouco durante o período analisado, as classificações de novas firmas e as mudanças de classificação que ocorreram exibiam excessiva sensibilidade às condições do ciclo de econômico. Segundo os autores, a utilização de modelos de risco de crédito que não consideram o ambiente macroeconômico pode acentuar o comportamento procíclico dos bancos, com potenciais consequências macroeconômicas. Em relação a este problema, Allen e Saunders (2003) realizaram uma pesquisa para verificar como os efeitos macroeconômicos são incorporados em modelos acadêmicos e proprietários de medição da exposição ao risco de crédito. Os autores concluíram que pesquisas ainda precisam ser realizadas para que os modelos possam medir o risco de crédito de maneira acurada, especialmente durante as recessões. Estimativas otimistas dos modelos para o risco de *default*, durante uma expansão econômica, reforçariam o comportamento procíclico dos empréstimos bancários. Caso as estimativas fossem pessimistas durante as recessões, uma política monetária expansionista do Banco Central poderia não encorajar os bancos a emprestar mesmo para devedores com baixo nível de risco de crédito.

Considerando os efeitos do ciclo econômico sobre o risco de crédito, vários estudos propõem relacioná-lo às variáveis macroeconômicas utilizando modelos econométricos. Por exemplo, Wilson (1998) propõe um modelo para simular a distribuição condicional da probabilidade de *default* e as probabilidades de migração de classificação de crédito de diferentes indústrias, condicionada a um

conjunto de variáveis macroeconômicas como, por exemplo, taxa de desemprego, crescimento do produto e taxa de juros de longo prazo. Koopman e Lucas (2005) utilizaram um modelo de componentes não observáveis para estudar o comportamento de dois determinantes importantes do risco de crédito, a taxa de *default* e o *spread* de crédito, e sua relação com o ciclo de negócios, medido pelo Produto Interno Bruto (PIB) real. Utilizando dados da economia americana, para o período de 1933 a 1997, os autores mostram a existência de um co-movimento cíclico positivo entre os *spreads* e as taxas de *default* e negativo entre os *spreads* e o PIB real.

Alguns trabalhos utilizam dados em painel com o objetivo de estudar os determinantes macroeconômicos do risco de crédito. Pesola (2005), por exemplo, utilizou um painel com dados de países europeus de 1980 a 2002. A razão entre créditos baixados como prejuízo e empréstimos totais foi utilizada como variável dependente e renda, taxa de juros real e endividamento das famílias, como variáveis macroeconômicas explicativas. O FMI (2003) apresenta um estudo ainda mais abrangente sobre os indicadores de solidez financeira, utilizando um painel de 47 países e para um período de até dez anos. Pain (2003) utilizou dados em painel para investigar os fatores que explicam o aumento das provisões para créditos de liquidação duvidosa dos onze maiores bancos do Reino Unido. O resultado do trabalho indica que fatores macroeconômicos, como crescimento do PIB, taxa de juros real e crescimento dos empréstimos, e fatores específicos, como empréstimos a determinados segmentos da economia, estão associados a um aumento das provisões.

Uma outra abordagem de pesquisa procura verificar as vulnerabilidades do sistema financeiro com respeito a risco de crédito por meio de testes de estresse². O interesse nessa linha de pesquisa surgiu em resposta ao aumento da instabilidade financeira que ocorreu em muitos países a partir da década de 1990 (Cihák, 2007). Nos estudos, os modelos macroeconômicos são utilizados para fazer a ligação entre as variáveis macroeconômicas e as medidas de risco de crédito, com o objetivo de verificar a estabilidade de um banco ou do sistema financeiro quando submetido a choques. Como exemplo, podemos citar o trabalho de Virolainen (2004) que estima a probabilidade de *default* para diferentes setores da economia em função de um conjunto de variáveis macroeconômicas, utilizando um modelo *logit*. Em seguida, o autor utiliza o modelo desenvolvido para realizar testes de estresse em uma carteira de empréstimos de um banco representativo da Finlândia, por meio de simulações de Monte Carlo.

Já Hoggarth et al. (2005) desenvolveram um modelo VAR com o objetivo de analisar o impacto das condições macroeconômicas sobre os créditos baixados como prejuízo dos maiores bancos do Reino Unido. As variáveis macroeconômicas incluídas no modelo foram o hiato do PIB, a taxa de inflação e taxa de juros de curto prazo. A partir do modelo desenvolvido, os efeitos de choques macroeconômicos sobre a variável de interesse foram quantificados por meio da função de resposta ao impulso.

Pesaran et al. (2006) desenvolveram um modelo GVAR (*Global Vector Autoregressive*) que incorpora variáveis macroeconômicas e financeiras de diversos países com o objetivo de capturar as relações entre o ciclo internacional de negócios e a atividade econômica dos principais países e regiões. Os autores relacionam o modelo macroeconômico desenvolvido às probabilidades de *default* de um *portfolio* de grandes firmas. A probabilidade de *default* dessas firmas é, principalmente, uma função de como elas respondem aos ciclos de negócios domésticos e internacionais e de como os ciclos estão relacionados entre os países.

No Brasil, há poucos estudos que relacionam o risco de crédito ao ambiente macroeconômico. Schechtman et al. (2004) e Schechtman (2006) procuraram verificar a adequação dos níveis de provisão e capital regulamentar exigidos pelo Banco Central do Brasil (BCB) para cobrir a exposição ao risco de crédito. Chu (2001) investigou os principais fatores macroeconômicos que explicam a inadimplência bancária, para o período de 1994 a 2000. O trabalho utilizou um modelo de correção de erro com as seguintes variáveis: *spread* bancário, índice de produção industrial, índice de desemprego, taxa de juros Selic e taxa média de compulsório. Com o modelo estimado, é realizada uma análise da sensibilidade da

² De acordo com Cihák (2007), teste de estresse é um termo geral que engloba várias técnicas para medir a resistência a eventos extremos. Na literatura financeira, testes de estresse referem-se a testes utilizados para determinar a estabilidade de um *portfolio*, de um banco ou do sistema financeiro quando submetidos a um conjunto de choques extremos, porém plausíveis. Os testes de estresse macroeconômicos referem-se a métodos utilizados para medir o impacto de condições macroeconômicas adversas sobre a estabilidade de uma instituição ou um grupo de instituições financeiras.

inadimplência a aumentos nas variáveis explicativas. Souza e Feijó (2007) também estimaram um modelo de correção de erro, para o período de 2000 a 2006, onde a razão entre a provisão para créditos de liquidação duvidosa e o total de empréstimos é utilizada como medida de risco de crédito das instituições financeiras.

O presente trabalho visa contribuir com os estudos sobre o risco de crédito ao apresentar uma análise de como o ambiente macroeconômico influencia a taxa de inadimplência dos empréstimos de instituições financeiras públicas e privadas utilizando um modelo VAR. O estudo também investiga a habilidade preditiva do modelo e determina a probabilidade da inadimplência ultrapassar determinado valor considerado de risco por meio de simulações de Monte Carlo.

3. Metodologia e dados

A relação entre a taxa de inadimplência e as variáveis macroeconômicas será analisada utilizando um modelo de autoregressão vetorial (VAR). Em um modelo VAR cada variável endógena é expressa como uma função linear de seus valores defasados e dos valores defasados das outras variáveis do sistema. O modelo básico de ordem p – VAR(p) – e de n variáveis tem a seguinte forma:

$$y_t = c + A_1 y_{t-1} + \dots + A_p y_{t-p} + u_t,$$

onde $y_t = (y_{1t}, \dots, y_{nt})'$ é um vetor ($n \times 1$) de variáveis, c é um vetor ($n \times 1$) de constantes e A_i são matrizes ($n \times n$) de coeficientes a serem estimados. u_t é um vetor de erros ($n \times 1$), onde assumimos que $E(y_{t-j} u_t) = 0$ para todo j e $E(u_t u_t') = \Omega$ não é diagonal, isto é, os erros podem ser correlacionados contemporaneamente, mas não são correlacionados com as variáveis ou com seus valores defasados. Essa representação é conhecida como VAR em forma reduzida (Lütkepohl e Krätzig, 2004).

Em nosso trabalho, o modelo VAR de cinco variáveis foi estimado utilizando dados mensais de março de 2000 a setembro de 2007 ($T = 91$). Os dados são limitados a este período, pois a série de inadimplência disponível inicia-se em março de 2000. Nesse mês, entrou em vigor a Resolução nº 2682, do BCB, que estabeleceu um novo procedimento para a classificação das operações de crédito do SFN.

As variáveis escolhidas foram a taxa de inadimplência (*Inadim*), o hiato do produto (*Hiato*), variação do índice de rendimento médio real trimestral do pessoal ocupado ($\Delta Rend$), taxa de juros Selic anualizada (*Selic*) e expectativa de inflação para os próximos doze meses (*Expec_Infla*).

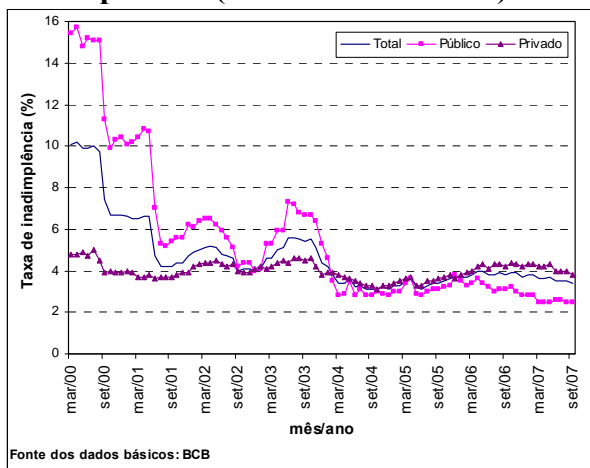
A taxa de inadimplência é a razão entre o montante de crédito inadimplente e o total de créditos concedidos pelo SFN. O montante de crédito inadimplente representa as operações de crédito vencidas a mais de noventa dias. Esse conceito de inadimplência segue o padrão internacional de *nonperforming loans*, que considera totalmente vencida uma operação que tenha parcelas em atraso a mais de noventa dias. Os créditos concedidos referem-se ao volume de crédito efetivamente concedido pelo SFN aos agentes econômicos no Brasil e exclui os montantes concedidos pelas agências e subsidiárias de bancos brasileiros no exterior.

O BCB segmenta a série de inadimplência de acordo com a origem do capital controlador da instituição financeira (que concedeu o crédito) em três categorias: sistema financeiro público, sistema financeiro privado nacional e sistema financeiro estrangeiro. O GRÁFICO 1 apresenta a taxa de inadimplência do SFN, do sistema financeiro público e do sistema financeiro privado nacional e estrangeiro. No trabalho, todas as instituições financeiras estrangeiras foram consideradas como sendo privadas e suas operações de crédito foram agregadas às operações de crédito do sistema financeiro privado nacional.

A redução da taxa de inadimplência que se observa no início da série do sistema financeiro público e, conseqüentemente, na série do SFN é resultado de ajustes pelos quais passaram alguns bancos públicos federais, com a transferência de operações de crédito para a Empresa Gestora de Ativos –

Emgea³. Como estas reduções influenciariam a regressão e também porque estamos interessados em comparar a inadimplência das instituições financeiras públicas e privadas, estimamos um modelo para a taxa de inadimplência de todas as instituições financeiras do SFN (*Inadim*) e outros dois modelos considerando a taxa de inadimplência do sistema financeiro público (*Inadim_Pub*) e sistema financeiro privado (*Inadim_Priv*) em separado.

GRÁFICO 1 – Taxa de inadimplência do SFN, sistema financeiro público e sistema financeiro privado (mar/2000 a set/2007)



O produto potencial foi obtido utilizando o procedimento padrão de cálculo pelo método do filtro de Hodrick e Prescott (HP). Como os dados de inadimplência são mensais, foi utilizada a série do PIB mensal em valores correntes estimada pelo BCB. A sazonalidade da série foi eliminada pelo método X-12 ARIMA e deflacionada pelo IPCA. O logaritmo do hiato do produto foi obtido pela diferença entre o *log* do produto efetivo e do produto potencial. Como a série resultante é muito volátil, utilizamos a média móvel trimestral do hiato (FIGURA 1). Espera-se que uma maior atividade econômica reduza a taxa de inadimplência, tanto pelo aumento da concessão de crédito, como pela redução do estoque de crédito com parcelas em atraso, conforme sugerem Pain (2003) e Carling et al. (2007).

O logaritmo da variação do índice de rendimento médio real trimestral foi obtido pela primeira diferença do *log* do índice de rendimento médio real trimestral do pessoal ocupado das regiões metropolitanas⁴. Espera-se que o aumento do rendimento médio dos trabalhadores melhore a qualidade dos créditos concedidos pelos bancos e reduza a taxa de inadimplência, como sugerem Hoggarth et al. (2005).

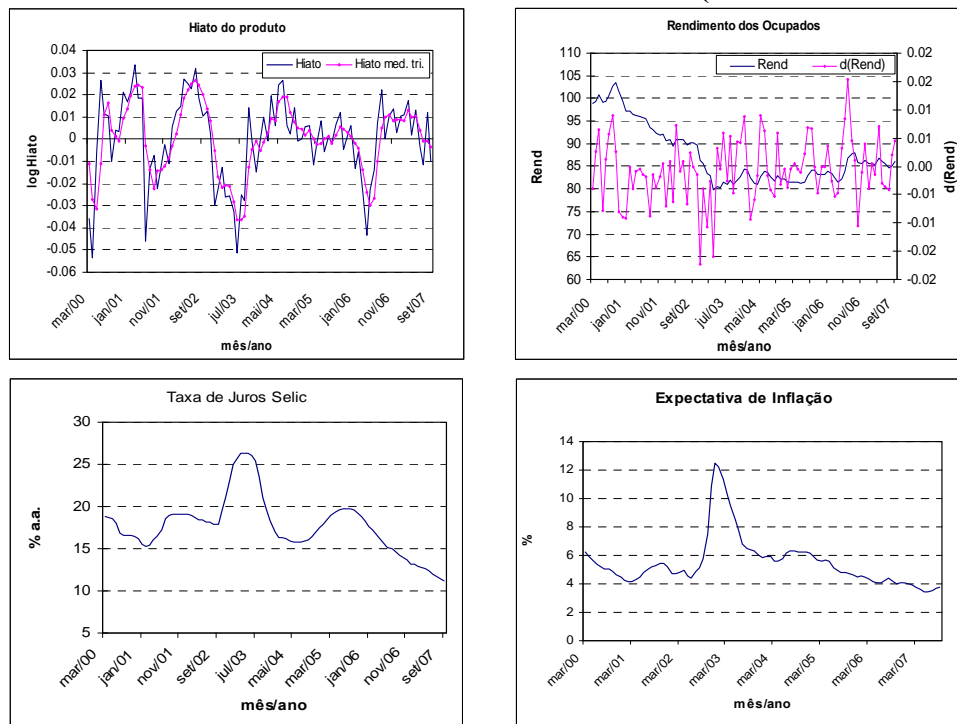
A expectativa de inflação do IPCA para os próximos doze meses corresponde à média mensal da pesquisa diária realizada pelo BCB com os agentes do mercado financeiro. Como o Banco Central segue um sistema de metas para a inflação, um aumento na expectativa de inflação dos agentes tem como consequência um aumento na taxa de juros utilizada como instrumento de política monetária. Alterações na expectativa de inflação também têm um efeito sobre a taxa de juros real dos contratos entre credores e

³ Além do Proes (Programa de Incentivo à Redução do Setor Público Estadual na Atividade Bancária) e do Proer (Programa de Estímulo à Reestruturação e ao Fortalecimento do SFN), o Governo Federal criou, em 2001, o Proef (Programa de Fortalecimento das Instituições Financeiras Federais) com o objetivo de sanear os bancos públicos federais devido ao grave comprometimento patrimonial, em face, principalmente, da presença significativa de créditos de baixa liquidez e/ou de difícil recuperação. As principais medidas saneadoras foram: transferência do risco de crédito para o Tesouro Nacional ou cessão de crédito para Emgea (empresa pública vinculada ao Ministério da Fazenda, criada com objetivo de adquirir bens e direitos da União e das demais entidades integrantes da Administração Pública Federal); troca de ativos de pouca liquidez e baixa remuneração por ativos líquidos, remunerados à taxa de mercado; e aumento de capital, realizado na Caixa, Banco do Nordeste e Banco da Amazônia (BCB, 2003).

⁴ Fonte: Pesquisa de Emprego e Desemprego - PED (Seade – Dieese, MTE/FAT e convênios regionais). A pesquisa é realizada nas regiões metropolitanas de Belo Horizonte, Porto Alegre, Recife, Salvador, São Paulo e no Distrito Federal. A Pesquisa Mensal de Emprego do IBGE não foi utilizada, pois houve alteração na metodologia da pesquisa em 2002.

devedores. Por sua vez, na presença de alguma rigidez nominal de preços e salários, alterações na taxa de juros nominal (*Selic*) afetam a taxa real e, desta forma, o custo de capital, influenciando as decisões de consumo e investimento (Bernanke e Gertler, 1995). Neste caso, espera-se que uma redução da taxa de juros nominal influencie positivamente a atividade econômica e reduza a taxa de inadimplência como sugerem, por exemplo, Virolainen (2004), Hoggarth et al. (2005) e Carling et al. (2007).

FIGURA 1 – Séries macroeconômicas selecionadas (mar/2000 a set/2007)



Fonte dos dados básicos: BCB e Seade/Dieese.

Em nosso trabalho, a ortogonalização dos resíduos foi obtida utilizando a decomposição de Cholesky. Ao impor essa estrutura recursiva, estamos assumindo que os choques podem afetar algumas variáveis contemporaneamente, embora as outras variáveis sejam afetadas somente com uma defasagem de tempo. Por este motivo, procuramos posicionar as variáveis do setor real (*Inadim*, *Hiato* e $\Delta Rend$) antes das variáveis relacionadas ao setor financeiro (*Selic* e *Expec_Infla*). Esse posicionamento reflete a hipótese de que os mercados financeiros ajustam-se simultaneamente aos choques macroeconômicos, porém o ajustamento do setor real é gradual (Eichenbaum e Evans, 1995). Mais especificamente, consideramos o seguinte ordenamento das variáveis: [*Inadim*, *Hiato*, $\Delta Rend$, *Selic*, *Expec_Infla*]. O hiato do produto foi posicionado depois da taxa de inadimplência, pois vários estudos mostram que o ciclo econômico afeta as perdas bancárias somente depois de certo tempo (Hoggarth et al., 2005). Como a função de resposta ao impulso e a decomposição da variância são sensíveis ao ordenamento das variáveis, analisamos os resultados alterando a ordem das variáveis na seção 4.3.

Os testes de raiz unitária de Augmented Dickey-Fuller (ADF) e Phillips-Perron (PP) foram realizados para as séries de taxa de inadimplência, hiato do produto, variação do índice de rendimento médio, taxa de juros Selic e expectativa de inflação. No caso das variáveis macroeconômicas, os testes foram realizados considerando as duas amostras: março de 2000 a setembro de 2007 e setembro de 2000 a setembro de 2007. Os resultados dos testes são apresentados nas tabelas A1 e A2.

Os resultados dos testes ADF mostram que as hipóteses de raiz unitária das séries de taxa de inadimplência e das séries macroeconômicas foram rejeitadas para as duas amostras. Os testes de PP rejeitaram a hipótese nula de raiz unitária das séries *Inadim*, *Inadim_Pub*, *Expec_Infla* e $\Delta Rend$. A hipótese nula não foi rejeitada para as séries *Inadim_Priv*, *Selic* e *Expec_Infla*. Neste caso, os resultados dos testes de ADF e PP são contraditórios a respeito da estacionaridade dessas séries. Contudo, considerando que os testes de ADF e PP têm baixo poder contra a hipótese alternativa de estacionaridade

(Toda e Yamamoto, 1995) e que o período da amostra não é suficientemente longo para possibilitar uma resposta conclusiva sobre a estacionaridade das séries temporais, tratamos todas as séries como estacionárias. Deve-se ressaltar que as estimativas do VAR são consistentes na presença de processos integrados. Contudo, o teste de causalidade de Granger e os testes de inferência dos parâmetros do modelo podem não ser válidos (Lütkepohl e Krätzig, 2004).

4. Resultados

Estimamos o modelo VAR em forma reduzida para a taxa de inadimplência do SFN, com as seguintes variáveis:

$$y_t = (Inadim, Hiato, \Delta Rend, Selic, Expec_Infla)',$$

onde *Inadim* é a taxa de inadimplência do SFN, *Hiato* é o hiato do produto, $\Delta Rend$ é a variação do índice de rendimento médio real dos ocupados, *Selic* é a taxa de juros nominal Selic e *Expec_Infla* é a expectativa de inflação para os próximos doze meses. Em seguida, estimamos o modelo VAR para a taxa de inadimplência do sistema financeiro público e sistema financeiro privado, incluindo as mesmas variáveis macroeconômicas. Nos modelos de taxa de inadimplência do SFN e do sistema financeiro público, utilizamos a amostra de setembro de 2000 a setembro de 2007 ($T = 85$) e incluímos uma variável *dummy* de nível ($d_inadim_t = 1$ se $t \leq 06/2001$; $d_inadim_t = 0$ se $t > 06/2001$), pois as primeiras observações apresentam uma taxa de inadimplência superior ao restante da amostra. No modelo da taxa de inadimplência do setor financeiro privado, utilizamos a amostra de março de 2000 a setembro de 2007 ($T = 91$). Nos três modelos incluímos uma variável *dummy* de impulso ($d_crise_t = 1$ se $t = 11/2002$; $d_crise_t = 0$ se $t \neq 11/2002$), devido à crise de confiança no período pré-eleição presidencial de 2002.

As ordens de defasagem dos modelos foram escolhidas pelo critério de AIC. Para os modelos de taxa de inadimplência do SFN e sistema financeiro público foram utilizadas quatro defasagens e para o modelo de taxa de inadimplência do sistema financeiro privado, cinco defasagens. A ordem de defasagem indicada pelo critério de SIC – duas defasagens para os três modelos – mostrou-se muito restritiva, sendo que os testes dos resíduos indicaram a presença de autocorrelação.

Os resultados dos testes de autocorrelação, heterocedasticidade condicional e não normalidade dos resíduos individuais dos três modelos são apresentados na Tabela A 3. A tabela também apresenta a versão multivariada dos testes. De maneira geral, as hipóteses nula de ausência de correlação serial dos resíduos não são rejeitadas pela estatística Q de Ljung-Box (*lags* 12 e 24) e teste LM (com aproximação pela distribuição F). As hipóteses de normalidade dos resíduos foram rejeitadas pela versão univariada (com exceção de $\Delta Rend$) e multivariada do teste de Jarque-Bera para os três modelos. A hipótese nula de ausência de heterocedasticidade condicional de segunda e quarta ordem não é rejeitada para os resíduos dos três modelos (teste ARCHLM). A ausência de autocorrelação e heterocedasticidade condicional indicada pelos testes univariados e multivariados dos resíduos mostraram a adequação dos modelos estimados. A não normalidade dos resíduos pode ser decorrência da omissão de não linearidades pelo modelo VAR (Lütkepohl e Krätzig, 2004).

4.1. Análise da resposta ao impulso

As figuras A1, A2 e A3 mostram o efeito (a resposta ao impulso) de um choque de um desvio padrão – definido como um aumento temporário, exógeno e não esperado – nas variáveis dos modelos de taxa de inadimplência do SFN, sistema financeiro público e sistema financeiro privado, respectivamente⁵. As figuras também mostram os intervalos de confiança de 95% de Hall, obtidos por *bootstrapping* com 2000 repetições. As funções de resposta ao impulso foram obtidas assumindo o ordenamento das variáveis apresentado na seção 3.

No modelo de taxa de inadimplência do SFN, um choque de um desvio padrão em *Inadim*, que corresponde a um aumento de 0,25 pontos percentuais (p.p.) da taxa de inadimplência, produz um aumento significativo e persistente da própria variável. O efeito do choque é estatisticamente maior que

⁵ As respostas ao impulso foram obtidas utilizando o *software* JMulti 4.2 (<http://www.jmulti.com>). Para os modelos de taxa de inadimplência do setor financeiro público e privado são apresentadas somente as respostas da taxa de inadimplência aos choques.

zero nos cinco meses seguintes. Do sexto mês em diante, o efeito desse choque não é estatisticamente diferente de zero. Um choque em *Hiato* de um desvio padrão, que corresponde a um aumento de 0,5% no produto (relativo ao potencial), provoca uma redução da taxa de inadimplência estatisticamente diferente de zero, em um primeiro momento. O maior impacto ocorre seis meses depois do choque e corresponde a uma redução da taxa de inadimplência de 0,12 p.p.. Um choque em $\Delta Rend$ de um desvio padrão também provoca uma redução da taxa de inadimplência e seu efeito é estatisticamente diferente de zero até o décimo mês. As respostas da taxa de inadimplência a choques na taxa de juros Selic e na expectativa de inflação são similares, o que pode ser explicado pela alta correlação entre essas duas variáveis. Contudo, choques em *Selic* tem um maior impacto sobre a taxa de inadimplência do que choques em *Expec_Infla*. A resposta de *Inadim* a um aumento positivo e não esperado de um desvio padrão em *Selic* (aproximadamente 0,3 p.p.) provoca um aumento significativo e persistente da taxa de inadimplência nos meses seguintes. O maior impacto ocorre no sétimo mês e corresponde a um aumento na taxa de inadimplência de 0,11 p.p.. Já o intervalo de confiança da resposta de *Inadim* a um choque em *Expec_Infla* (0,2 p.p.) engloba praticamente todo o eixo horizontal. A resposta ao impulso só é estatisticamente diferente de zero nos sétimo e oitavo meses.

A atividade econômica, medida pelo hiato do produto, tem um efeito significativo sobre a taxa de inadimplência. Contudo, o contrário parece não acontecer. A resposta do hiato do produto a um aumento não esperado da taxa de inadimplência de um desvio padrão não é estatisticamente diferente de zero nos 24 meses seguintes ao choque.

As respostas aos choques dos modelos de inadimplência do SFN e sistema financeiro público são similares, embora os choques tenham um maior impacto sobre a taxa de inadimplência deste último. Como no modelo do SFN, um choque de um desvio padrão (0,5 p.p.) em *Inadim_Pub* produz um aumento significativo e estatisticamente diferente de zero na taxa de inadimplência nos cinco meses seguintes. A resposta de *Inadim_Pub* a um choque em *Hiato* apresenta um comportamento oscilatório, embora, em um primeiro momento, o choque provoque uma redução da taxa de inadimplência. Um choque em $\Delta Rend$ de um desvio padrão provoca uma redução da taxa de inadimplência estatisticamente diferente de zero até o quinto mês. O maior impacto do choque ocorre no terceiro mês e corresponde a uma redução de *Inadim_Pub* de 0,22 p.p.. As respostas da taxa de inadimplência a choques na taxa de juros Selic e na expectativa de inflação são similares. Um aumento positivo e não esperado de *Selic* (0,3 p.p.) provoca um aumento na taxa de inadimplência nos meses seguintes, sendo que o maior impacto ocorre no sétimo mês (aumento de 0,23 p.p.). Já um choque em *Expec_Infla* de um desvio padrão (0,2 p.p.) provoca um aumento da taxa de inadimplência estatisticamente diferente de zero do sétimo ao nono mês.

A Figura A 3 apresenta a função de resposta ao impulso do modelo de taxa de inadimplência do sistema financeiro privado. Um choque de um desvio padrão em *Inadim_Priv* (0,14 p.p.) produz um aumento significativo e mais persistente na taxa de inadimplência que nos modelos anteriores. A resposta de *Inadim_Priv* é estatisticamente diferente de zero nos nove meses seguintes. Um choque em *Hiato* provoca uma redução máxima na taxa de inadimplência de 0,08 p.p. no terceiro mês. Considerando o intervalo de confiança de 95%, essa parece ser, dentro da amostra considerada, a única variável macroeconômica que produz um efeito significativo sobre a taxa de inadimplência das instituições financeiras privadas. A resposta da taxa de inadimplência a um aumento não esperado em $\Delta Rend$ de um desvio padrão não é estatisticamente diferente de zero nos 24 meses depois do choque e as respostas a choques na taxa de juros Selic e na expectativa de inflação são estatisticamente diferentes de zero apenas em alguns períodos.

Os resultados mostram que as respostas da taxa de inadimplência do SFN, sistema financeiro público e sistema financeiro privado a choques nas variáveis macroeconômicas apresentam o sinal esperado. Choques positivos em *Hiato* e em $\Delta Rend$ reduzem a taxa de inadimplência, enquanto choques em *Selic* e em *Expec_Infla* têm um efeito contrário. Contudo, os efeitos dos choques sobre a taxa de inadimplência do sistema financeiro público e privado não são iguais. Um choque no hiato do produto tem um efeito significativo sobre a taxa de inadimplência dos dois modelos, enquanto choques em $\Delta Rend$ e em *Selic* têm um efeito significativo apenas sobre taxa de inadimplência das instituições públicas.

A TABELA 1 apresenta um resumo das respostas da taxa de inadimplência do SFN, sistema financeiro público e privado a choques de um desvio padrão nas variáveis macroeconômicas. Na tabela, é apresentado o mês, o intervalo de confiança e maior impacto dos choques sobre a taxa de inadimplência. Embora a comparação entre os modelos seja prejudicada devido às transferências de créditos que ocorreram nos bancos públicos e o tamanho da amostra não cobrir um ciclo econômico completo, ao analisar a tabela pode se observar que o efeito dos choques é maior sobre a inadimplência das instituições financeiras públicas que privadas. O efeito de um choque em $\Delta Rend$ sobre a taxa de inadimplência do sistema financeiro privado não é estatisticamente diferente de zero, enquanto o efeito de um choque em *Selic* é bem inferior ao observado nas instituições públicas. Podemos observar também que os meses em que ocorrem as maiores variações da taxa de inadimplência pública e privada não coincidem. O maior impacto de um choque no hiato do produto ocorre no terceiro mês para o sistema financeiro privado, enquanto para o sistema financeiro público, ocorre no sexto mês.

TABELA 1 – Resposta da taxa de inadimplência a choques macroeconômicos

Modelo		<i>Hiato</i>	$\Delta Rend$	<i>Selic</i>	<i>Expec_Infla</i>
Inadim	Impacto (p.p.)	-0,12	-0,11	0,11	0,05
(09/2000-09/2007)	I. C.	(-0,25, -0,04)	(-0,21, -0,08)	(0,05, 0,21)	(0,01, 0,11)
	Mês	6	4	7	7
Inadim_Pub	Impacto (p.p.)	-0,19	-0,22	0,23	0,1
(09/2000-09/2007)	I. C.	(-0,39, -0,04)	(-0,40, -0,16)	(0,16, 0,44)	(0,04, 0,22)
	Mês	6	3	8	7
Inadim_Priv	Impacto (p.p.)	-0,08	-0,03*	0,04	0,02
(03/2000-09/2007)	I. C.	(-0,15, -0,05)	(-0,08, 0,01)	(0,01, 0,10)	(0,01, 0,05)
	Mês	3	8	14	2

Notas: I. C.: intervalo de confiança. * valor estatisticamente não significativo (5%)

Problemas detectados nos bancos públicos como deficiências na estrutura organizacional, nas políticas operacionais e controles internos e inadequação dos processos de avaliação de riscos podem explicar a diferença entre as taxas de inadimplência (BCB, 2003). Uma outra hipótese pode estar na forma de atuação dessas instituições. Os bancos públicos são os principais responsáveis pelo repasse de créditos com recursos direcionados. Esses créditos contam com encargos financeiros, prazos, montantes e outras condições estabelecidas em programas oficiais e são destinados a atender áreas consideradas prioritárias e de interesse de políticas governamentais como os setores rural e habitacional. Esses direcionamentos de crédito podem gerar distorções por se tratarem de operações com margens líquidas estreitas e, muitas vezes, negativas e com elevado risco de crédito devido à obrigatoriedade de atuação em segmentos específicos da economia (BCB, 2004).

A análise dos dados agregados de taxa de inadimplência não permite estabelecer uma conclusão a respeito dessas hipóteses. Uma futura pesquisa poderia verificar a eficiência na alocação de recursos das instituições públicas por meio da análise de seus contratos individuais de empréstimos. Contudo, é importante que essas instituições invistam em controles internos e em gestão do risco de crédito para assegurar o equilíbrio patrimonial e o desempenho eficiente de suas missões e evitar a geração de novos passivos para a sociedade.

4.2. Decomposição da variância

A Tabela A 4 apresenta a decomposição da variância do erro de previsão da taxa de inadimplência do SFN, sistema financeiro público e sistema financeiro privado. Os resultados permitem verificar a importância relativa de cada choque na explicação dos movimentos das séries para um horizonte de até 24 meses.

O comportamento do modelo de taxa de inadimplência do SFN e do sistema financeiro público é similar. Como esperado, choques na taxa de inadimplência explicam grande parte da variância do erro de previsão da própria série. Quando se analisa as outras variáveis, podemos ver que inovações em $\Delta Rend$ explicam 14% e 19% da variância do erro de previsão da taxa de inadimplência do SFN e do sistema financeiro público, respectivamente, em um horizonte de 6 meses. Contudo, em um horizonte de 24 meses, a importância relativa $\Delta Rend$ se reduz e *Hiato* e *Selic* passam a explicar conjuntamente mais de

40% da variância da taxa de inadimplência nos dois modelos. A expectativa de inflação explica apenas uma pequena parte da variância das séries. Então, consistentemente com a análise da resposta ao impulso, choques em $\Delta Rend$, $Hiato$ e $Selic$ têm um impacto significativo sobre a taxa de inadimplência.

Dentre as variáveis macroeconômicas, choques em $Hiato$ explicam a maior parte da variância do erro de previsão da taxa de inadimplência do sistema financeiro privado, em um horizonte de até 24 meses. Embora não seja muito importante em um horizonte de seis meses, a parcela da variância da série explicada por choques em $Selic$ aumenta significativamente para um horizonte de 24 meses, enquanto choques em $\Delta Rend$ e $Expec_Infla$ continuam a explicar a menor parte da variância da taxa de inadimplência.

4.3. Testes de robustez

Uma das críticas em relação ao esquema recursivo de identificação é que os choques e os efeitos desses choques no sistema dependem do ordenamento das variáveis utilizado. Contudo, se as correlações entre os erros u_t não são grandes, não é provável que os resultados dependam do ordenamento das variáveis (Eichenbaum e Evans, 1995). A Figura A 4 apresenta as respostas da taxa de inadimplência do SFN⁶ a choques de um desvio padrão nas variáveis do modelo utilizando quatro ordenamentos diferentes: [$Inadim$, $Hiato$, $\Delta Rend$, $Selic$, $Expec_Infla$], [$Hiato$, $\Delta Rend$, $Inadim$, $Expec_Infla$, $Selic$], [$Hiato$, $\Delta Rend$, $Inadim$, $Selic$, $Expec_Infla$] e [$\Delta Rend$, $Hiato$, $Inadim$, $Selic$, $Expec_Infla$]. Os ordenamentos continuam assumindo o ajuste mais gradual das variáveis do setor real da economia ($Inadim$, $Hiato$, $\Delta Rend$) em comparação às variáveis financeiras ($Selic$, $Expec_Infla$), porém a ordem entre essas variáveis foi alterada. As respostas ao impulso são similares, sugerindo que os resultados não são sensíveis ao ordenamento utilizado, embora a amplitude da resposta da taxa de inadimplência seja diferente, principalmente para choques em $Expec_Infla$.

A robustez dos resultados também foi examinada quando outras variáveis foram utilizadas no modelo de taxa de inadimplência do SFN. Esses testes são importantes, pois as conclusões podem não ser válidas caso alguma variável relevante não seja incluída na análise. Foram realizados os seguintes testes de robustez: cálculo do hiato do produto utilizando o índice mensal de produção industrial; substituição da taxa de juros Selic e rendimento médio dos ocupados pela taxa média mensal das operações de crédito com recursos livres (% a.a.) e índice de emprego dos ocupados das regiões metropolitanas, respectivamente; e inclusão da taxa de câmbio no modelo. As figuras A5, A6 e A7 apresentam as respostas da taxa de inadimplência a choques de um desvio padrão nas variáveis do modelo. Os resultados mostram que as principais conclusões permanecem válidas.

5. Avaliação das previsões fora da amostra do modelo VAR

O VAR é um método conveniente de sumarização das relações dinâmicas entre variáveis. Além de apresentar um bom ajuste dentro da amostra, é desejável que o modelo também apresente boas previsões fora de amostra. Nessa seção, as previsões fora da amostra de um a seis meses à frente, da taxa de inadimplência do SFN, serão comparadas às previsões de dois modelos autoregressivos lineares.

A previsão h -meses à frente do modelo VAR(p), estimado com dados até T , é obtida recursivamente por:

$$\hat{y}_{T+h|T} = \hat{A}_1 \hat{y}_{T+h-1|T} + \dots + \hat{A}_p \hat{y}_{T+h-p|T},$$

onde $\hat{y}_{T+h|T}$ é um vetor de valores previstos, \hat{A}_i são os parâmetros estimados e $\hat{y}_{T+j|T} = y_{T+j}$, para $j \leq 0$ (Lütkepohl e Krätzig, 2004).

O exercício de previsão foi realizado estimando o VAR(4) com a amostra de 09/2000 a 08/2005 ($T = 60$) e computando as previsões $h=1, \dots, 6$ meses à frente. Em seguida, o VAR(4) foi re-estimado incluindo os dados do mês $T+1$ e as próximas previsões $h=1, \dots, 6$ meses à frente foram computadas. Repetimos esse procedimento até cobrir todo o período de previsão, que se estende de 09/2005 a 09/2007.

⁶ Os resultados dos testes para a taxa de inadimplência do setor financeiro público e privado não são apresentados, mas a resposta da taxa de inadimplência aos choques também são pouco sensíveis ao ordenamento utilizado.

O primeiro modelo utilizado para comparação é um modelo autoregressivo com duas defasagens – AR(2). No segundo modelo, além dos valores defasados da taxa de inadimplência, foram incluídos os valores defasados da taxa de juros Selic, pois acreditamos que série pode ser usada para prever os valores futuros da taxa de inadimplência. Na equação, a taxa de juros Selic é tratada como uma variável exógena e seus valores futuros são determinados pelo Banco Central. A regressão linear tem a seguinte forma:

$$Inadim_t = c + a_1 Inadim_{t-1} + a_2 Inadim_{t-2} + b_1 Selic_{aa_{t-1}} + u_t,$$

onde c é uma constante, a_i e b_i são parâmetros a serem estimados e u_t é um termo de erro. As defasagens dos dois modelos foram escolhidas usando SIC e as previsões fora da amostra h -meses à frente foram computadas repetindo o mesmo procedimento descrito para o VAR.

A investigação da habilidade preditiva dos três modelos é baseada na comparação do erro absoluto médio de previsão (EAM), definido como:

$$EAM = \sum_{t=T+1}^{T+n} |y_t - \hat{y}_{t,h,i}| / n,$$

onde $\hat{y}_{t,h,i}$ é a previsão h -meses à frente de y_t usando o modelo i , baseado nos dados disponíveis em $t - h$. Como proposto por Diebold e Mariano (1995), testamos a hipótese nula de igualdade da acurácia das previsões de dois modelos competidores utilizando o erro absoluto de previsão como função perda (ou medida de acurácia) das previsões. Como os erros de previsão podem ser serialmente correlacionados e correlacionados contemporaneamente entre si, utilizamos estimativas da variância consistentes na presença de autocorrelação e heterocedasticidade (HAC). Mais especificamente, para $(i, j) = (1, 2), (1, 3), (2, 3)$ e para $h = 1, \dots, 6$, regredimos as séries:

$$D_{t,ijh} = |y_t - \hat{y}_{t,h,i}| - |y_t - \hat{y}_{t,h,j}|,$$

em uma constante c_{ijh} e estimamos a variância de \hat{c}_{ijh} utilizando um estimador HAC (Newey-West). A hipótese nula de que $c_{ijh} = 0$ foi testada utilizando a estatística t reportada para a constante (Deschamps, 2007). Os resultados são apresentados na TABELA 2. Utilizando essas estatísticas, testamos a hipótese de igualdade dos erros absolutos esperados das previsões h -meses à frente para um nível de significância de 5%.

TABELA 2 – Erro absoluto médio de previsão (EAM) e p-valor dos testes de Diebold-Mariano

h -meses	EAM			p-valor		
	VAR(4)	AR(2)	AR(2)+Selic	(1, 2)	(1, 3)	(2, 3)
1	0,0016	0,001	0,001	0,016	0,013	0,621
2	0,0026	0,0014	0,0017	0,025	0,055	0,348
3	0,0029	0,0018	0,0026	0,065	0,541	0,064
4	0,0033	0,0023	0,0034	0,141	0,92	0,024
5	0,0037	0,0026	0,0043	0,134	0,426	0,003
6	0,004	0,0031	0,0051	0,422	0,212	0,001

Notas: Os números 1, 2 e 3 referem-se aos modelos VAR(4), AR(2) e AR(2)+Selic, respectivamente.

As previsões h -meses à frente do modelo AR(2) apresentam o menor erro absoluto médio de previsão dentre os modelos apresentados. Suas previsões são superiores às previsões do modelo VAR(4) e do modelo com a taxa de juros Selic incluída. A inclusão do valor defasado da taxa de juros Selic não melhorou as previsões do modelo autoregressivo. Já as previsões de um a três meses à frente do modelo VAR(4) apresentam os maiores erros absolutos médio. As previsões de quatro a seis meses à frente do VAR(4) são inferiores às previsões do AR(2), mas superiores às previsões do modelo “AR(2)+Selic”. Esses resultados eram esperados, pois diversos trabalhos já mostraram que VARs não restritos tendem a produzir previsões inferiores a de modelos autoregressivos univariados, devido ao grande número de parâmetros incluídos e o potencial problema de *in-sample overfitting* (Diebold e Li, 2006).

Embora os erros absolutos médio de previsão do VAR(4) sejam maiores que os erros do modelo AR(2), o teste de Diebold-Mariano não rejeita a hipótese de igualdade na acurácia (medida pelo erro absoluto) das previsões de três a seis meses à frente dos modelos. Quando analisamos os modelos

VAR(4) e “AR(2)+Selic”, não rejeitamos a hipótese nula para previsões de dois a seis meses à frente, a um nível de significância de 5%. Neste caso, não podemos concluir que o VAR(4) é um pior previsor da taxa de inadimplência de três a seis meses à frente que o modelo AR(2) ou que é um pior previsor da taxa de inadimplência de dois a seis meses à frente que o modelo “AR(2)+Selic”.

6. Probabilidades simuladas da taxa de inadimplência

Nessa seção, utilizaremos o modelo VAR para calcular a probabilidade da taxa de inadimplência do SFN ultrapassar determinado nível em um horizonte de seis meses. O procedimento é baseado no trabalho de Garcia e Rigobon (2004) que utilizaram o VAR para estimar as correlações entre as variáveis macroeconômicas e, com a matriz correlação estimada, implementar simulações de Monte Carlo. As simulações permitem calcular o que os autores chamaram de probabilidades de risco, isto é, a probabilidade de determinada variável exceder algum valor considerado arriscado.

Segundo Garcia e Rigobon (2004), as simulações são vantajosas porque, para descrever a dinâmica das variáveis macroeconômicas, a única exigência é estimar as correlações contemporâneas como resultado de alguma decomposição de Cholesky. Qualquer decomposição de Cholesky, que corresponde a um ordenamento das variáveis do modelo VAR, irá produzir a mesma matriz de covariância de forma reduzida e, por isso, o ordenamento das variáveis é irrelevante. O procedimento também pode ser usado para estimar as regressões recursivamente e verificar o poder preditivo do modelo e realizar testes fora da amostra.

Para computar as diferentes trajetórias das variáveis, estimamos o VAR com os dados até o mês t e obtemos a matriz de covariância dos resíduos Ω . A decomposição de Cholesky da matriz Ω é dada por $\Omega = PP'$, onde P é uma matriz triangular inferior cujos elementos da diagonal são todos positivos. Em seguida, para cada passo da simulação, um vetor normal pseudo aleatório $z_{t+h} \sim N(0, 1)$ foi gerado⁷. Como as simulações levam em consideração as correlações entre as variáveis, o vetor é transformado em um vetor de choques aleatórios correlacionados, dado por $e_{t+h} = Pz_{t+h}$.

Utilizando as realizações simuladas dos erros, os valores iniciais das variáveis macroeconômicas e o modelo VAR estimado, as diferentes trajetórias da taxa de inadimplência e das variáveis macroeconômicas puderam ser determinadas. O procedimento foi repetido até que o horizonte de tempo e o número de trajetórias simuladas das variáveis fossem alcançados. No GRÁFICO 2, é apresentado um exemplo de um conjunto de trajetórias simuladas da taxa de inadimplência do SFN. Essas trajetórias foram obtidas estimando o modelo VAR com dados até fevereiro de 2007 e obtendo os valores simulados da taxa de inadimplência para os seis meses seguintes (até agosto de 2007).

No presente trabalho, foram geradas 10.000 trajetórias simuladas para cada mês, iniciando em fevereiro de 2007. Com as trajetórias simuladas, computamos o número de vezes em que a taxa de inadimplência ultrapassou determinado nível como, por exemplo, 4% em algum dos seis meses seguintes. Depois repetimos o exercício para o mês $t+1$ e procedemos dessa forma até obter as estatísticas de todo o período (fevereiro a setembro de 2007).

O GRÁFICO 3 apresenta a probabilidade da taxa de inadimplência ser maior que determinado nível nos próximos seis meses, calculada a partir do VAR estimado com dados até fevereiro de 2007. São apresentadas as probabilidades para níveis da taxa de inadimplência de 4% a 5,4%. No gráfico, pode se ver que a probabilidade da taxa de inadimplência do SFN ser maior que 4% e 5% entre março e agosto de 2007, por exemplo, é igual a 20,1% e 0,02%, respectivamente. Para valores superiores a 5,4%, as probabilidades tendem a zero. No Anexo (Figura A 8), apresentamos as probabilidades calculadas para os meses de março a setembro de 2007.

⁷ As simulações foram realizadas utilizando o *Matlab* 6.0.

GRÁFICO 2 – Trajetórias simuladas da taxa de inadimplência do SFN

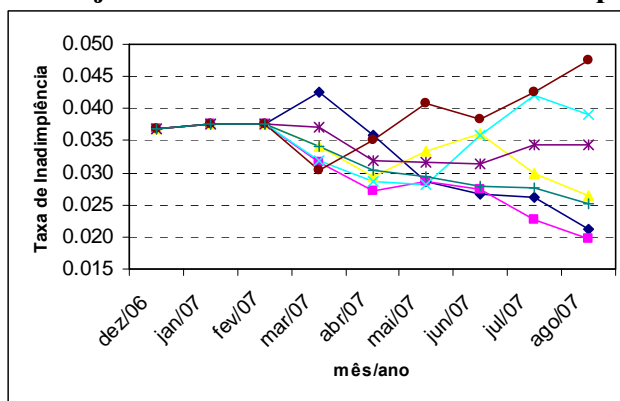
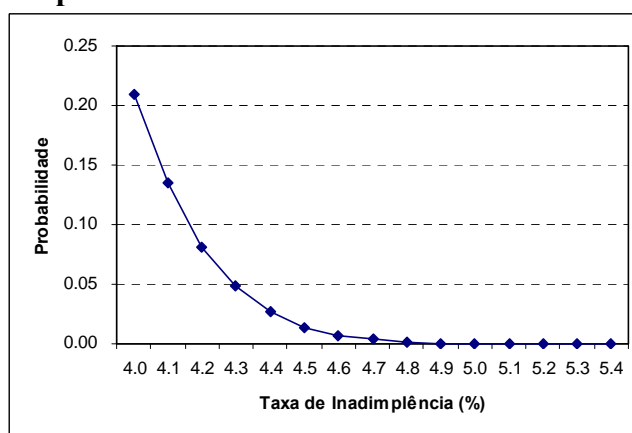
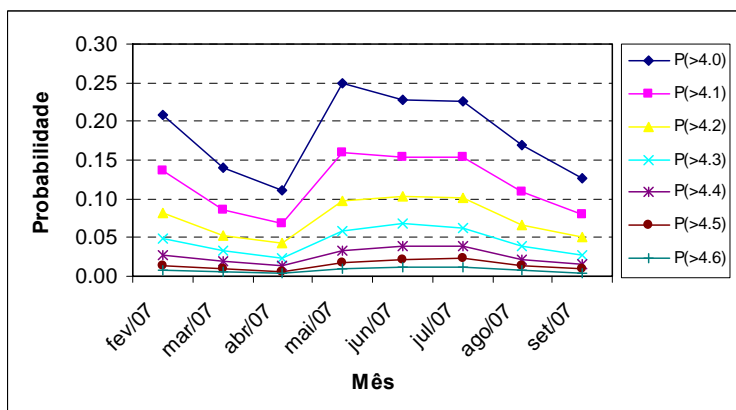


GRÁFICO 3 – Probabilidade da taxa de inadimplência ultrapassar determinado nível nos próximos seis meses - Fevereiro de 2007



O GRÁFICO 4 apresenta a probabilidade da taxa de inadimplência ser maior que determinado valor para todo o período simulado (fevereiro a setembro de 2007). Como a probabilidade da taxa de inadimplência ser maior que 4,6% é aproximadamente zero, apresentamos somente as probabilidades até este valor. Analisando o gráfico é possível verificar a tendência de redução ou elevação da taxa de inadimplência. Dadas as condições iniciais das variáveis em fevereiro de 2007 e a matriz de covariância estimada, a probabilidade da taxa de inadimplência ser maior que 4% em algum dos seis meses seguintes é igual a 20,9%. Em março de 2007, a probabilidade de ser maior que 4% diminuiu de 6,9 p.p.. Já no mês de maio, houve um aumento das probabilidades simuladas e, nos meses seguintes, a taxa de inadimplência apresenta uma tendência de queda, pois é possível verificar que a probabilidade da variável ser superior a determinado nível é mais baixa.

GRÁFICO 4 – Probabilidade da taxa de inadimplência ultrapassar determinado nível nos próximos seis meses - Fevereiro de 2007 a Setembro de 2007



Uma das vantagens do procedimento utilizado é a não necessidade de impor uma estrutura de identificação dos choques. Segundo Garcia e Rigobon (2004), em países como o Brasil, onde decisões de política monetária em um mês podem afetar os preços, produção ou a taxa de câmbio contemporaneamente, o esquema de identificação triangular normalmente utilizado pode não ser satisfeito. O procedimento permite estudar a trajetória da taxa de inadimplência quando exposta a uma mistura de choques que atingiram a economia brasileira, sendo que a única propriedade imposta é que os choques devem satisfazer a matriz de covariância dos resíduos computada na amostra. Contudo, ao olhar para um conjunto de choques que atingiram a economia, questões importantes como o impacto sobre a taxa de inadimplência de um aumento da taxa de juros nominal ou um aumento da renda não podem ser respondidas. Por isso, esse procedimento vem a complementar a análise da resposta ao impulso realizada na seção 4.1.

7. Conclusão

Este artigo investigou a relação entre a taxa de inadimplência de empréstimos bancários e fatores macroeconômicos no Brasil, para o período de 2000 a 2007, utilizando um modelo VAR (*Vector Autoregression*). A análise da resposta ao impulso e a decomposição da variância evidenciaram que a taxa de inadimplência das instituições financeiras são particularmente sensíveis a choques no hiato do produto, na variação do índice de rendimento médio dos ocupados e na taxa de juros nominal. Esses resultados estão de acordo com as conclusões de estudos prévios que relacionam o risco de crédito a fatores macroeconômicos. Contudo, aumentos não esperados das variáveis macroeconômicas têm um impacto limitado sobre a taxa de inadimplência das instituições financeiras privadas. Os resultados apresentados são robustos a alterações no ordenamento das variáveis e a utilização de outras variáveis no modelo.

Utilizando o modelo estimado, as previsões fora da amostra de um a seis meses à frente da taxa de inadimplência do SFN foram comparadas às previsões de dois modelos competidores. Os testes de Diebold-Mariano mostraram que as previsões fora da amostra até seis meses à frente do modelo VAR(4) não são inferiores às previsões dos outros dois modelos. Já as simulações de Monte Carlo, realizadas para o período de fevereiro a setembro de 2007, permitiram estudar a trajetória da taxa de inadimplência quando exposta a uma mistura de choques que atingiram a economia brasileira. As simulações mostraram que a probabilidade da taxa de inadimplência atingir um nível elevado em um horizonte de seis meses à frente é baixa. O procedimento utilizado pode ser utilizado como ferramenta adicional de gerenciamento do risco de crédito relacionado ao ambiente macroeconômico pelo Banco Central e instituições financeiras.

Os resultados apresentados indicam que choques macroeconômicos têm um efeito significativo sobre a taxa de inadimplência do SFN, principalmente no caso das instituições financeiras públicas. Estas instituições estariam mais sujeitas a um aumento da inadimplência de seus empréstimos durante uma recessão econômica. Mesmo sendo sensíveis às condições macroeconômicas, as simulações sugerem que a probabilidade da taxa de inadimplência do SFN atingir um nível que afete a solidez do sistema financeiro é baixa. Embora as simulações indiquem que o risco de crédito é baixo, diversas crises bancárias que ocorreram em vários países foram precedidas por uma expansão dos empréstimos, como tem ocorrido no Brasil, e por uma rápida deterioração do ambiente macroeconômico. Neste caso, é importante que o Banco Central e os demais responsáveis pela estabilidade econômica e financeira do país acompanhem o desenvolvimento do mercado de crédito, tendo em vista os altos custos de uma crise bancária para a sociedade, tanto em termos de redução da atividade econômica, quanto pelo custo fiscal de um socorro aos bancos.

8. Referências bibliográficas

- ALLEN, L.; SAUNDERS, A. **A survey of cyclical effects in credit risk measurement models**. Basel: Bank for International Settlements, 2003. 32p. (Working Papers, 126).
- AMATO J.; FURFINE C. **Are credit ratings procyclical?** Basel: Bank for International Settlements, 2003. 33p. (Working Papers, 129).

BANCO CENTRAL DO BRASIL. **Relatório de atividades da diretoria de fiscalização – 1995-2002**. Brasília, 2003. 149p.

BANCO CENTRAL DO BRASIL. **Economia bancária e crédito: avaliação de 5 anos do projeto juros e spread bancário**. Brasília, 2004. 120p.

BANCO CENTRAL DO BRASIL. Relatório de estabilidade financeira. Brasília, v. 6 n. 2, nov. 2007. 171p.

BANGIA A. et al. Ratings migration and the business cycle, with application to credit portfolio stress testing. **Journal of Banking & Finance**, v. 26, n. 2/3, p. 445–474, mar. 2002.

BERNANKE, B.; GERTLER, M. Inside the black box: the credit channel of monetary policy transmission. **Journal of Economic Perspectives**, v. 9, n. 4, p. 27-48, out. 1995.

BERNANKE, B.; GERTLER, M.; GILCHRIST, S. **The financial accelerator in a quantitative business cycle framework**. Cambridge: NBER, 1998. 75p. (Working Paper, 6455).

BORIO, C.; FURFINE, C.; LOWE, P. **Procyclicality of the financial system and financial stability: issues and policy options**. Basel: Bank for International Settlements, 2001. 57p. (BIS Papers, 1).

CARLING, K. et al. Corporate credit risk modeling and the macroeconomy. **Journal of Banking & Finance**, v. 31, n. 3, p. 845–868, mar. 2007.

CHU, V. Principais fatores macroeconômicos da inadimplência bancária no Brasil. In: BANCO CENTRAL DO BRASIL. **Juros e spread bancário no Brasil: avaliação de 2 anos do projeto**. Brasília, 2001. p. 41-45.

CIHÁK, M. **Introduction to applied stress testing**. Washington: International Monetary Fund, 2007. 74p. (Working Paper, 07/59).

DESCHAMPS, P. J. Comparing smooth transition and markov switching autoregressive models of US unemployment. **Journal of Applied Econometrics**, v. 23, n. 4, p. 435-462, jun. 2008

DIEBOLD, F. X.; LI, C. Forecasting the term structure of government bond yields. **Journal of Econometrics**, v. 130, n. 2, p. 337-364, fev. 2006.

DIEBOLD, F. X.; MARIANO, R. S. Comparing predictive accuracy. **Journal of Business & Economic Statistics**, v. 13, n. 3, p. 253-263, jul. 1995.

EICHENBAUM, M.; EVANS, C. L. Some empirical evidence on the effects of shocks to monetary policy on exchange rates. **Quarterly Journal of Economics**, v. 110, n. 4, p. 975-1009, nov. 1995.

FUNDO MONETÁRIO INTERNACIONAL. **Financial soundness indicators: background paper**. Washington, 2003. 90p.

GARCIA, M.; RIGOBON, R. **A risk management approach to emerging market's sovereign debt sustainability with an application to Brazilian data**. Cambridge: NBER, 2004. 24p. (Working Paper, 10336).

GOURINCHAS, P.; VALDÉS, R.; LANDERRETCHÉ, O. **Lending booms: Latin America and the world**. Cambridge: NBER, 2001. 61p. (Working Paper, 8249).

HANSON, S.; SCHUERMAN, T. Confidence intervals for probabilities of default. **Journal of Banking & Finance**, v. 30, n. 8, p. 2281–2301, ago. 2006.

HOGGARTH, G.; SORENSEN, S.; ZICCHINO, L. **Stress tests of UK banks using a VAR approach**. London: Bank of England, 2005. 43p. (Working Paper, 282)

KOOPMAN S.; LUCAS A. Business and default cycles for credit risk. **Journal of Applied Econometrics**, v. 20, n. 2, p. 311–323, mar. 2005.

LÜTKEPOHL, H.; KRÄTZIG, M. **Applied time series econometrics**. Cambridge: Cambridge University Press, 2004. 323p.

NICKELL, P.; PERRAUDIN, W.; VAROTTO, S. Stability of rating transitions. **Journal of Banking & Finance**, v. 24, n. 1-2, p. 203–227, jan. 2000.

PAIN, D. **The provisioning experience of the major UK banks: a small panel investigation**. London: Bank of England, 2003. 41p. (Working Paper, 177).

PESARAN, H.; SCHUERMAN, T.; TREUTLER, B. **Global business cycles and credit risk**. Cambridge: NBER, 2005. 55p. (Working Paper, 11493).

PESOLA, J. **Banking fragility and distress: an econometric study of macroeconomic determinants**. Helsinki: Bank of Finland, 2005. 100p. (Discussion Paper, 13).

SCHECHTMAN, R. et al. **Credit risk measurement and the regulation of bank capital and provision requirements in Brazil: a corporate analysis**. Brasília: Banco Central do Brasil, 2004. 46p. (Trabalhos para discussão, 91).

SCHECHTMAN, R. **Uma investigação baseada em reamostragem sobre requerimentos de capital para risco de crédito no Brasil**. Brasília: Banco Central do Brasil, 2006. 25p. (Trabalhos para discussão, 127).

SOUZA, G. J.; FEIJÓ, C. A. O processo interativo entre a dinâmica macroeconômica e os bancos: uma perspectiva acerca do risco de crédito além do spread. In: ENCONTRO NACIONAL DE ECONOMIA, 35, 2007, Recife. **Anais eletrônicos...** São Paulo: ANPEC, 2007.

TABAK, B. et al. **The stability-concentration relationship in the brazilian banking system**. Brasília: Banco Central do Brasil, 2007. 29p. (Trabalhos para discussão, 145).

TODA, H. Y.; YAMAMOTO, T. Statistical inference in vector autoregressions with possibly integrated processes. **Journal of Econometrics**, v. 66, n. 1-2, p. 225-250, mar./abr. 1995.

VIROLAINEN, K. **Macro stress testing with a macroeconomic credit risk model for Finland**. Helsinki: Bank of Finland, 2004. 44p. (Discussion Paper, 18)

WILSON, T. Portfolio credit risk. **Federal Reserve Bank of New York Policy Review**, v. 4, n. 3, p. 71-82, out. 1998.

10. Anexos

Tabela A 1 – Teste de raiz unitária Augmented Dickey-Fuller (ADF)

Variável	Termo		Estatística de Teste	
	determinístico	Defasagem	03/2000 – 09/2007	09/2000 – 09/2007
Inadim	c	n(SIC)=1		-4,8151***
		n(AIC)=10		-2,9392**
	c, t	n(SIC)=1		-5,1511***
		n(AIC)=9		-3,4138*
Inadim_Pub	c	n(SIC)=n(AIC)=1		-4,0863***
	c, t	n(SIC)=n(AIC)=1		-4,8591***
Inadim_Priv	c	n(SIC)=0	-2,3516	
		n(AIC)=3	-3,0601**	
	c, t	n(SIC)=0	-2,1961	
		n(AIC)=3	-2,9621	
Selic	c	n(SIC)=n(AIC)=1	-2,8439*	-2,8330*
	c, t	n(SIC)=n(AIC)=1	-3,2890*	-3,4540**
Expec_Infla	c	n(SIC)=n(AIC)=3	-2,7163*	-2,6253*
	c, t	n(SIC)=n(AIC)=3	-2,8873	-2,8317
Hiato	c	n(SIC)=1	-4,8474***	-3,9669***
		n(AIC)=8	-4,6464***	-4,5358***
Δ Rend	c	n(SIC)=n(AIC)=3	-4,1313***	-4,2261***

Notas: c - constante, t - tendência linear. n(SIC) e n(AIC) são as defasagens recomendadas pelos critérios de informação de Schwarz e Akaike, respectivamente. *, **, *** indicam rejeição da hipótese nula com nível de confiança de 10%, 5% e 1%, respectivamente.

Tabela A 2 – Teste de raiz unitária Phillips-Perron (PP)

Variável	Termo		Estatística de Teste	
	determinístico	I_q	03/2000 – 09/2007	09/2000 – 09/2007
Inadim	c	3		-4,8079***
	c, t	4		-4,9717***
Inadim_Pub	c	1		-4,1323***
	c, t	2		-4,5334***
Inadim_Priv	c	5	-2,5276	
	c, t	5	-2,4492	
Selic	c	6	-1,4493	-1,3851
	c, t	6	-1,8268	-1,8915
Expec_Infla	c	4	-2,1643	-2,0372
	c, t	4	-2,2729	-2,2313
Hiato	c	1	-2,8976**	-2,9991**
		3	-7,565***	-7,1534***

Notas: c - constante, t - tendência linear, I_q - largura de banda (método de seleção automática de Newey-West). *, **, *** indicam rejeição da hipótese nula com nível de confiança de 10%, 5% e 1%, respectivamente.

Tabela A 3 – Testes univariados e multivariados dos resíduos

Inadim (09/2000 - 09/2007)						
Teste	Sistema	Inadim	Hiato	ΔRend	Selic	Expec Infla
Q12		4,11 (0,98)	10,30 (0,58)	17,43 (0,13)	8,37 (0,75)	16,69 (0,16)
Q24		16,39 (0,98)	16,52 (0,86)	31,00 (0,15)	28,16 (0,25)	26,95 (0,30)
LMF(2)	0,90 (0,65)					
LMF(4)	1,11 (0,26)					
JB	328,57 (0,00)	854,73 (0,00)	37,52 (0,00)	0,61 (0,73)	28,67 (0,00)	127,73 (0,00)
ARCHLM(2)	393,28 (0,97)	0,26 (0,87)	0,18 (0,90)	0,87 (0,64)	0,12 (0,94)	0,31 (0,85)
ARCHLM(4)	865,09 (0,79)	0,41 (0,98)	4,40 (0,35)	1,09 (0,89)	1,62 (0,80)	0,32 (0,98)
Inadim Pub (09/2000 - 09/2007)						
Teste	Sistema	Inadim Pub	Hiato	ΔRend	Selic	Expec Infla
Q12		7,25 (0,84)	10,33 (0,58)	19,68 (0,07)	8,38 (0,75)	18,63 (0,10)
Q24		20,48 (0,66)	17,47 (0,82)	32,51 (0,12)	30,51 (0,16)	29,45 (0,20)
LMF(2)	1,00 (0,47)					
LMF(4)	1,08 (0,31)					
JB	252,13 (0,00)	497,73 (0,00)	44,74 (0,00)	0,19 (0,90)	23,12 (0,00)	162,99 (0,00)
ARCHLM(2)	404,05 (0,94)	0,49 (0,78)	0,12 (0,94)	1,81 (0,40)	0,38 (0,82)	0,17 (0,91)
ARCHLM(4)	896,55 (0,52)	0,63 (0,95)	3,17 (0,52)	1,87 (0,75)	2,22 (0,69)	0,19 (0,99)
Inadim Priv (03/2000 - 09/2007)						
Teste	Sistema	Inadim Priv	Hiato	ΔRend	Selic	Expec Infla
Q12		8,99 (0,70)	12,90 (0,37)	16,15 (0,18)	11,94 (0,45)	16,39 (0,17)
Q24		29,03 (0,21)	23,72 (0,47)	35,11 (0,07)	37,38 (0,04)	22,96 (0,52)
LMF(2)	0,91 (0,63)					
LMF(4)	0,98 (0,52)					
JB	117,19 (0,00)	13,30 (0,00)	52,83 (0,00)	0,39 (0,82)	50,49 (0,00)	102,15 (0,00)
ARCHLM(2)	434,57 (0,69)	1,17 (0,55)	0,71 (0,70)	4,59 (0,10)	1,84 (0,39)	1,31 (0,51)
ARCHLM(4)	871,26 (0,74)	2,16 (0,70)	1,10 (0,89)	4,41 (0,35)	2,21 (0,69)	1,27 (0,86)

Notas: os valores entre parênteses indicam o p-valor.

Tabela A 4 – Decomposição da variância do erro de previsão da taxa de inadimplência do SFN, sistema financeiro público e privado

Modelo	h	Inadim	Hiato	ΔRend	Selic	Expec Infla
	1	1	0	0	0	0
Inadim	6	0,77	0,05	0,14	0,04	0
(09/2000-09/2007)	12	0,54	0,14	0,14	0,16	0,02
	18	0,46	0,22	0,12	0,18	0,03
	24	0,44	0,24	0,12	0,18	0,02
Inadim_Pub	1	1	0	0	0	0
	6	0,72	0,03	0,19	0,06	0
(09/2000-09/2007)	12	0,5	0,1	0,16	0,21	0,04
	18	0,41	0,23	0,12	0,21	0,04
	24	0,41	0,24	0,11	0,2	0,03
Inadim_Priv	1	1	0	0	0	0
	6	0,77	0,19	0,01	0,02	0,01
(03/2000-09/2007)	12	0,69	0,21	0,03	0,06	0,01
	18	0,6	0,22	0,05	0,11	0,02
	24	0,57	0,21	0,06	0,13	0,02

Figura A 1 – Resposta ao impulso do modelo de taxa de inadimplência do SFN

Choque em:

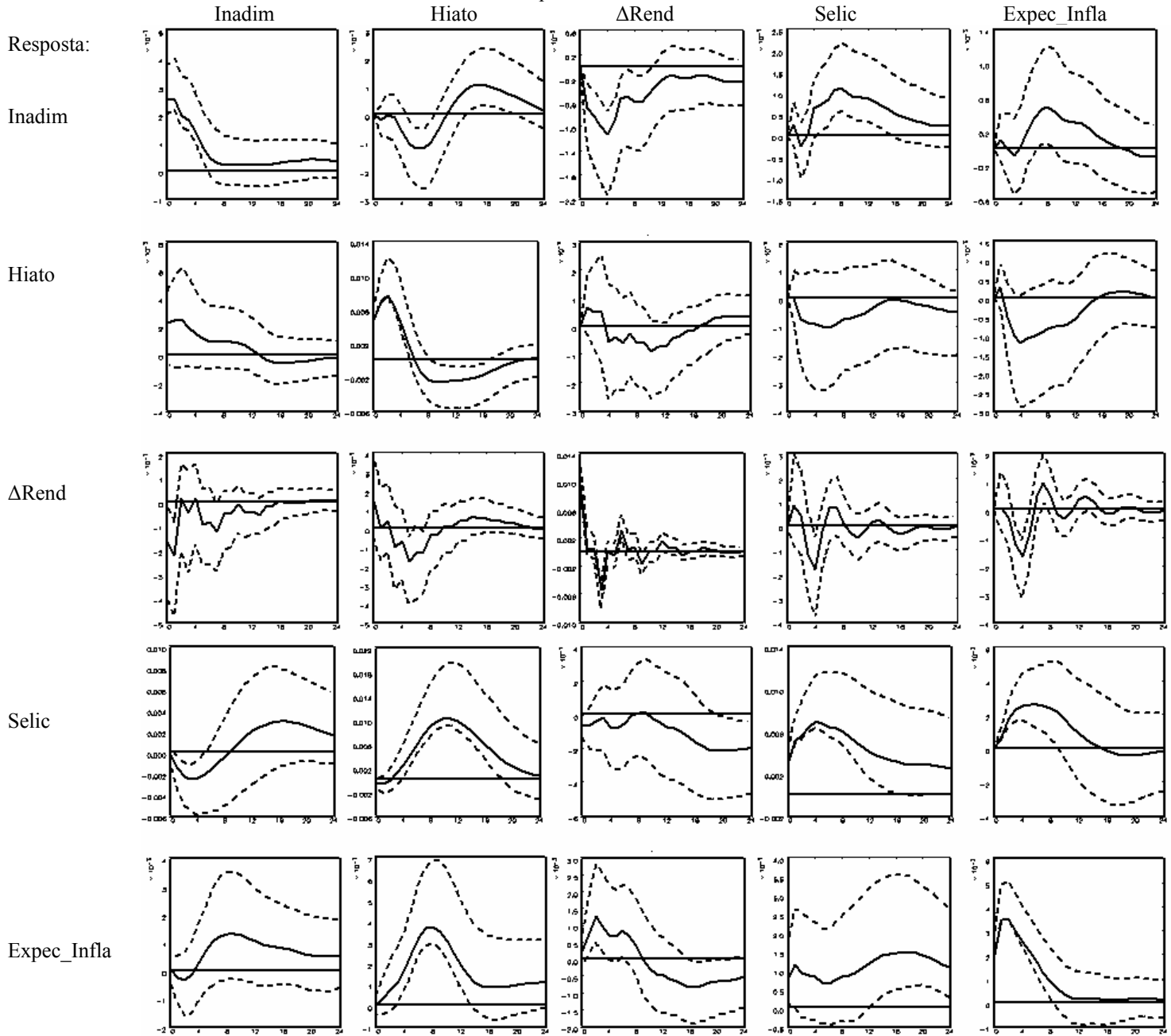


Figura A 2 – Resposta ao impulso do modelo de taxa de inadimplência do sistema financeiro público

público

Choque em:

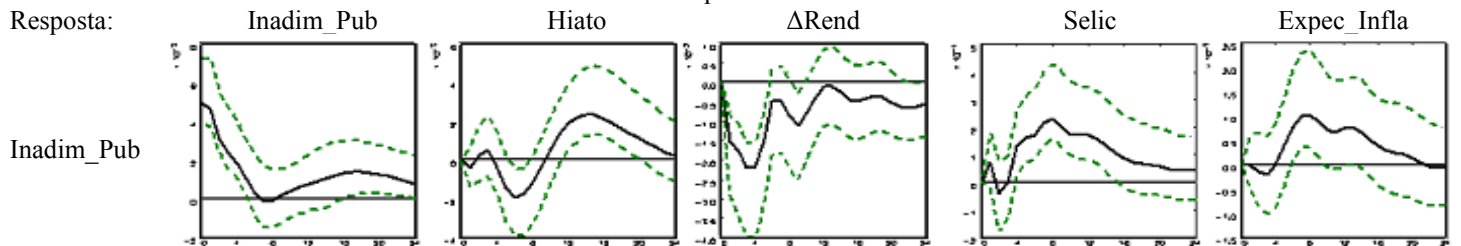


Figura A 3 – Resposta ao impulso do modelo de taxa de inadimplência do sistema financeiro privado

Choque em:

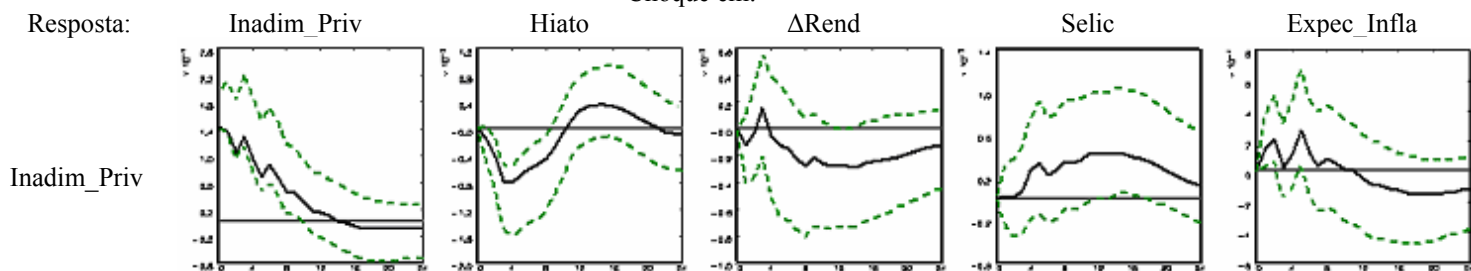
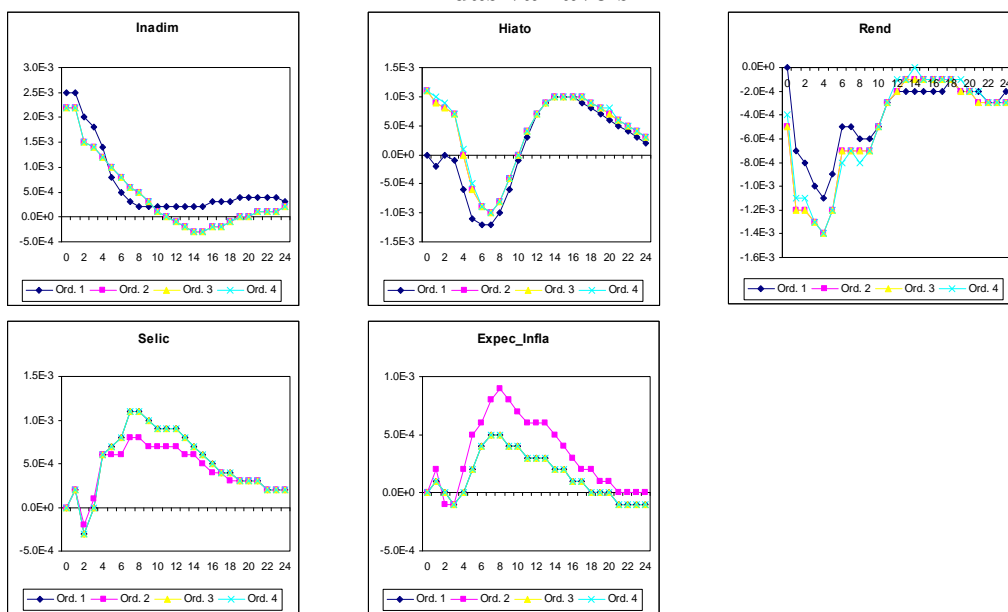


Figura A 4 – Resposta da taxa de inadimplência do SFN a choques utilizando outros ordenamentos das variáveis



Notas: Ord. 1 – [Inadim, Hiato, Δ Rend, Selic, Expec_Infla]; Ord. 2 – [Hiato, Δ Rend, Inadim, Expec_Infla, Selic]; Ord. 3 – [Hiato, Δ Rend, Inadim, Selic, Expec_Infla]; Ord. 4 – [Δ Rend, Hiato, Inadim, Selic, Expec_Infla].

Figura A 5 – Resposta da taxa de inadimplência do SFN a choques nas variáveis

Choque em:

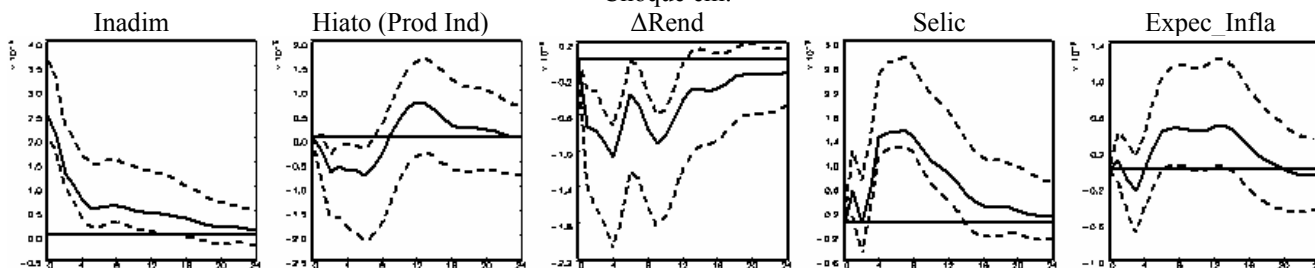


Figura A 6 – Resposta da taxa de inadimplência do SFN a choques nas variáveis

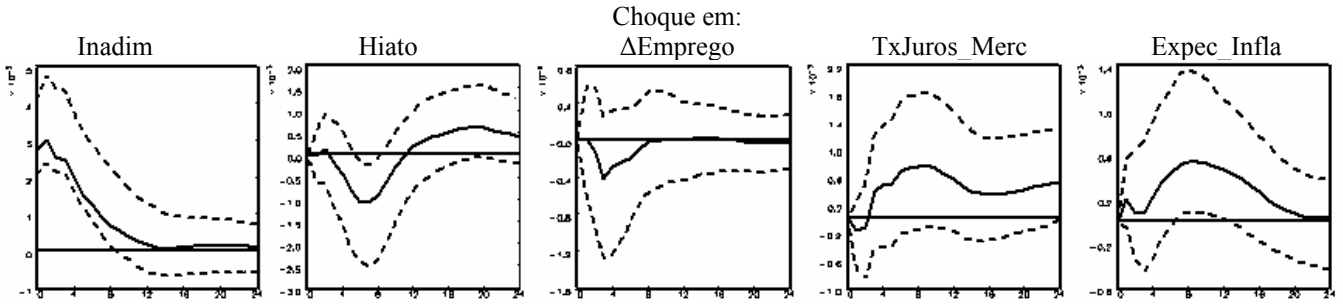


Figura A 7 – Resposta da taxa de inadimplência do SFN a choques nas variáveis

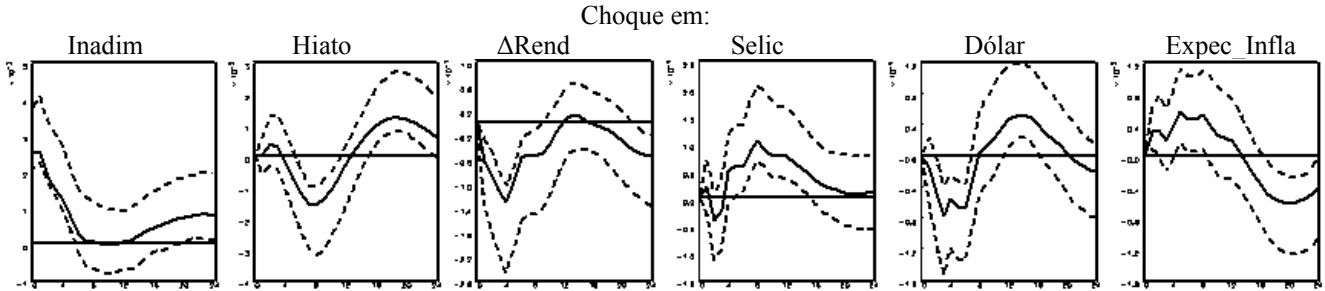


Figura A 8 – Probabilidade da taxa de inadimplência ultrapassar determinado nível nos próximos seis meses – Março de 2007 a Setembro de 2007

