

Fernando de Menezes Linardi

**Avaliação dos Determinantes
Macroeconômicos da Inadimplência Bancária
no Brasil**

Belo Horizonte, MG
UFMG/Cedeplar
2008

Fernando de Menezes Linardi

Avaliação dos Determinantes Macroeconômicos da Inadimplência Bancária no Brasil

Dissertação apresentada ao curso de Mestrado em Economia do Centro de Desenvolvimento e Planejamento Regional da Faculdade de Ciências Econômicas da Universidade Federal de Minas Gerais, como requisito parcial à obtenção do Título de Mestre em Economia.

Orientador: Prof. Dr. Gilberto de Assis Libânio.
Co-orientador: Prof. Dr. Mauro Sayar Ferreira.

Belo Horizonte, MG
Centro de Desenvolvimento e Planejamento Regional
Faculdade de Ciências Econômicas - UFMG
2008

Folha de Aprovação

AGRADECIMENTOS

Gostaria de agradecer a todos que, direta ou indiretamente, contribuíram para a conclusão deste trabalho. Em especial, ao Prof. Mauro Sayar Ferreira, pela orientação acadêmica e por suas idéias e sugestões que permitiram o aperfeiçoamento desta dissertação. Gostaria de agradecer também ao Prof. Gilberto Libânio, que atuou como meu co-orientador, pela disponibilidade e atenção em que sempre me recebeu.

Aos professores Fabiana Fontes Rocha (FEA/USP) e Frederico Gonzaga Jayme Junior (Cedeplar/UFMG), pela participação na banca examinadora e também pelas críticas e sugestões que contribuirão para o enriquecimento desta dissertação.

Aos professores do Cedeplar pela dedicação ao ensino e pesquisa e, em especial, ao Prof. Edson Domingues, pela amizade e pela contribuição à minha formação acadêmica.

Aos funcionários da secretaria de pós-graduação e da biblioteca pelo suporte dado durante o mestrado.

Aos meus colegas da turma de mestrado/doutorado 2006, pelos momentos de aperto e de descontração que passamos juntos. Esses dois anos de convivência foram momentos de grande aprendizado.

Ao Banco Central do Brasil que por meio de seu Programa de Pós-Graduação permitiu que eu desenvolvesse esse trabalho e ao Gilneu Francisco Astolfi Vivan, meu orientador técnico no BCB, que apesar de sua agenda apertada sempre conseguia um momento para conversarmos.

Aos meus pais, Valter e Ana Lúcia, e aos meus irmãos, Silvia e Leo, por sempre me apoiarem e torcerem pelo meu sucesso, não apenas no mestrado, mas durante toda a minha vida. Agradeço também ao meu cunhado Alexandre e a toda família Gomes.

Em especial a Luciana, minha esposa, que sempre esteve ao meu lado, incentivando e sendo um exemplo de dedicação, amor e carinho.

Obrigado a todos.

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

ADF – Augmented Dickey-Fuller (teste)

AIC – Akaike Information Criterion

BCB – Banco Central do Brasil

BNDES – Banco Nacional de Desenvolvimento Econômico e Social

Caixa – Caixa Econômica Federal

EAM – Erro absoluto médio

Emgea – Empresa Gestora de Ativos

FMI – Fundo Monetário Internacional

IBGE – Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística

IPCA – Índice Nacional de Preços ao Consumidor Amplo

PIB – Produto Interno Bruto

PP – Phillips-Perron (teste)

SFN – Sistema Financeiro Nacional

SIC – Schwarz Information Criterion

VAR – Vector Autoregression

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO.....	1
2	O RISCO DE CRÉDITO.....	4
2.1	O mercado de crédito e a macroeconomia: perspectiva histórica.....	4
2.2	O comportamento dos agentes do mercado financeiro.....	7
2.3	O risco de crédito e o ciclo econômico.....	8
2.4	Fatos estilizados sobre a concessão de crédito no Brasil.....	12
3	METODOLOGIA E DADOS.....	16
3.1	As variáveis do modelo.....	16
3.1.1	A taxa de inadimplência.....	16
3.1.2	As variáveis macroeconômicas.....	18
3.2	Análise descritiva das variáveis.....	21
3.3	Esquema de Identificação: VAR recursivo.....	25
3.4	Testes de raiz unitária.....	26
4	RESULTADOS.....	29
4.1	Estimação dos modelos.....	29
4.2	Análise da resposta ao impulso.....	31
4.3	Decomposição da Variância.....	39
4.4	Testes de robustez.....	41
4.4.1	Ordenamento das variáveis.....	41
4.4.2	Utilizando outras variáveis no modelo.....	43
5	AVALIAÇÃO DO RISCO DE CRÉDITO.....	46
5.1	O modelo VAR como uma ferramenta de teste de estresse.....	46
5.2	Avaliação das previsões fora da amostra do modelo VAR.....	47
5.3	Probabilidades simuladas da taxa de inadimplência.....	50

6 CONCLUSÃO.....	54
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	56
ANEXOS.....	60

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

FIGURA 1 – Séries macroeconômicas selecionadas (mar/2000 a set/2007)	21
FIGURA 2 – Resposta ao impulso do modelo de taxa de inadimplência do SFN	33
FIGURA 3 – Resposta ao impulso do modelo de taxa de inadimplência do sistema financeiro público	34
FIGURA 4 – Resposta ao impulso do modelo de taxa de inadimplência do sistema financeiro privado	35
FIGURA 5 – Resposta da taxa de inadimplência do SFN a um choque de um desvio padrão na taxa de juros real	36
FIGURA 6 – Resposta da taxa de inadimplência do SFN a choques utilizando outros ordenamentos das variáveis	42
FIGURA 7 – Resposta da taxa de inadimplência do SFN a choques nas variáveis	43
FIGURA 8 – Resposta da taxa de inadimplência do SFN a choques nas variáveis	44
FIGURA 9 – Resposta da taxa de inadimplência do SFN a choques nas variáveis	45
FIGURA A 1– Probabilidade da taxa de inadimplência ultrapassar determinado nível nos próximos seis meses (mar/2007 a set/2007)	64
GRÁFICO 1 – Razão entre crédito e PIB e volume real de crédito concedido pelo SFN (julho de 1994 a setembro de 2007)	13
GRÁFICO 2 – Concessão de crédito por segmento de atividade econômica (setembro de 2007)	14
GRÁFICO 3 – Taxa de inadimplência do SFN, sistema financeiro público e sistema financeiro privado (mar/2000 a set/2007)	17
GRÁFICO 4 – Autocorrelações cruzadas entre a taxa de inadimplência do SFN e as variáveis macroeconômicas	23
GRÁFICO 5 – Autocorrelações cruzadas entre a taxa de inadimplência do sistema financeiro público e as variáveis macroeconômicas	24
GRÁFICO 6 – Autocorrelações cruzadas entre a taxa de inadimplência do sistema financeiro privado e as variáveis macroeconômicas	24

GRÁFICO 7 – Trajetórias simuladas da taxa de inadimplência do SFN	51
GRÁFICO 8 – Probabilidade da taxa de inadimplência ultrapassar determinado nível nos próximos seis meses (fevereiro de 2007).....	52
GRÁFICO 9 – Probabilidade da taxa de inadimplência ultrapassar determinado nível nos próximos seis meses (fevereiro de 2007 a setembro de 2007).....	53
TABELA 1 – Classificação dos créditos do SFN (%)	15
TABELA 2 – Estatísticas descritivas da taxa de inadimplência do SFN, sistema financeiro público e sistema financeiro privado.....	22
TABELA 3 – Teste de raiz unitária Augmented Dickey-Fuller (ADF).....	27
TABELA 4 – Teste de raiz unitária Phillips-Perron (PP)	28
TABELA 5 – Testes univariados e multivariados dos resíduos.....	31
TABELA 6 – Resposta da taxa de inadimplência a choques macroeconômicos.....	38
TABELA 7 – Decomposição da variância do erro de previsão da taxa de inadimplência do SFN, sistema financeiro público e privado.....	41
TABELA 8 – Erro absoluto médio de previsão (EAM) e p-valor dos testes de Diebold-Mariano	49
TABELA A 1 – Estimativas do modelo VAR de taxa de inadimplência do SFN (set/2000 a set/2007).....	60
TABELA A 2– Estimativas do modelo VAR de taxa de inadimplência do sistema financeiro público (set/2000 a set/2007)	61
TABELA A 3 – Estimativas do modelo VAR de taxa de inadimplência do sistema financeiro privado (mar/2000 a set/2007)	62

RESUMO

Esta dissertação 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 dissertation 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.

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 Basileia (Basileia 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

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

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 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.

A dissertação está organizada da seguinte forma. O capítulo dois apresenta uma revisão da literatura sobre a relação entre o mercado de crédito e a macroeconomia e apresenta alguns dados a respeito da concessão de crédito no Brasil. O capítulo três apresenta as variáveis macroeconômicas e a metodologia utilizada para a análise dos dados, discute a estratégia de identificação do VAR (*Vector Autoregression*), apresenta uma análise descritiva das variáveis e verifica a estacionaridade das séries temporais. O capítulo quatro apresenta e discute os resultados das regressões. A investigação da habilidade preditiva do modelo e os resultados do exercício de simulação são apresentados no quinto capítulo. Finalmente, o sexto capítulo apresenta a conclusão do trabalho.

2 O RISCO DE CRÉDITO

2.1 O mercado de crédito e a macroeconomia: perspectiva histórica

A compreensão da relação entre o sistema financeiro e a atividade econômica evoluiu gradualmente com os avanços da teoria macroeconômica. Fisher (1933), por exemplo, atribuiu a severidade da Grande Depressão ao mau funcionamento dos mercados financeiros. O autor definiu o conceito de *debt deflation* para explicar o processo interativo onde a deflação dos preços aumentava o endividamento real dos devedores que, por sua vez, cortavam gastos e investimentos, provocando mais deflação. Embora a teoria de Fisher fosse inovadora em alguns aspectos como a introdução da idéia de que a deflação realimentava a crise financeira e desestabilizava a economia, ela foi em grande parte ignorada por seus contemporâneos (von Peter, 2005).

O sistema financeiro não tinha um papel central explícito na Teoria de Geral de Keynes, mas o investimento dependia do “estado de confiança” (Gertler, 1988). Keynes distinguiu dois determinantes básicos desse estado. O primeiro era a confiança que os investidores tinham quanto ao retorno de seus projetos de investimento e o segundo era o “estado do crédito”, que segundo Keynes era governado pela confiança em que os credores tinham em financiar os tomadores de empréstimos. Um colapso na confiança dos credores ou dos investidores seria suficiente para iniciar uma redução da atividade econômica.

Segundo Gertler (1988), a literatura macroeconômica que seguiu a publicação da Teoria Geral praticamente ignorou a ligação potencial entre a atividade econômica e o desempenho do mercado de crédito. Os economistas deram mais atenção à teoria da preferência pela liquidez de Keynes, que enfatizava a importância da moeda em oposição ao crédito. Após a publicação do trabalho de Friedman e Schwartz (1963), a visão da moeda como o agregado financeiro mais importante ganhou uma maior aceitação. Os autores acharam uma alta correlação positiva entre a oferta monetária e produção, especialmente durante a Grande Depressão. Eles argumentaram que os bancos eram importantes como criadores de moeda e suas conclusões contribuíram para a explicação monetarista do papel do mercado financeiro durante a depressão. Contudo, ao enfatizar a

importância da moeda, outros aspectos relevantes do sistema financeiro não foram considerados.

A partir dos anos 60 prevaleceu a visão de que a estrutura financeira era irrelevante para os resultados da economia real. Modigliani e Miller (1958) – M. M. – demonstraram que, sob certas condições, o custo do capital e o valor de uma empresa independem da razão dívida/capital. Conseqüentemente, as decisões reais (sobre volume de investimento ou sobre escolha de técnicas de produção ou de produtos) são separadas das decisões financeiras, dependendo apenas das expectativas sobre os retornos futuros dos novos bens de capital (Aldrighi, 2006). Segundo Gertler (1988), o teorema de M. M. era atrativo porque fornecia aos pesquisadores uma justificativa rigorosa para abstração das complicações induzidas pelas considerações financeiras.

Segundo Freixas e Rochet (1999), o interesse em estudar os aspectos financeiros do ciclo econômico renovou-se com Mishkin (1978), que analisou os dados da Grande Depressão para determinar como os fatores financeiros afetavam os gastos dos consumidores. Nessa mesma linha, Bernanke (1983) analisou a importância relativa dos fatores monetários e fiscais na Grande Depressão. Sua conclusão central foi de que as forças monetárias sozinhas eram quantitativamente insuficientes para explicar a profundidade e a persistência da depressão. A crise bancária foi suficientemente grave para afetar a atividade real ao cortar o fluxo financeiro para certos setores da economia. De acordo com as suas conclusões, o declínio do estoque monetário foi um fator menos importante que o argumentado por Friedman e Schwartz.

Desenvolvimentos na economia da informação, a partir do trabalho pioneiro de Akerlof (1970), permitiram uma análise teórica mais formal das imperfeições do mercado de crédito e suas implicações para o mercado financeiro no nível microeconômico. Mais tarde, problemas como informação assimétrica e problemas de agência foram incorporados aos modelos macroeconômicos com o objetivo de estudar as implicações para a análise econômica. Segundo Bernanke et al. (1998), hoje em dia é bem conhecido que assimetria de informação tem um papel importante na relação entre credores e devedores e que contratos ou outros tipos de arranjos institucionais como verificação e monitoramento podem ser necessários para estruturar incentivos de uma maneira que minimize essas ineficiências. No caso em que o mercado de crédito é caracterizado pela assimetria

informativa e problemas de agência, a hipótese de irrelevância da estrutura financeira preconizada pelo teorema de M. M. não mais se aplica.

Nessa linha, Bernanke et al. (1998) apresentam um exemplo de um modelo macroeconômico que incorpora conceitos da literatura de informação assimétrica e custo de agência nas relações de empréstimo e, assim, mostram como fricções do mercado de crédito podem gerar flutuações cíclicas da atividade econômica. O modelo exibe um “acelerador financeiro”, isto é, mudanças endógenas das condições do mercado de crédito propagam e amplificam os choques macroeconômicos. Este processo envolve a ligação entre o “prêmio de financiamento externo” (dado pela diferença entre o custo de fundos captados externamente e o custo de oportunidade de fundos internos da firma) e a riqueza líquida dos potenciais tomadores de empréstimos (definida como os ativos líquidos, mais o valor colateral de ativos ilíquidos, menos obrigações a pagar). O prêmio de financiamento externo compensa os credores pelos custos incorridos na avaliação de projetos, monitoramento e cumprimento do contrato.

Com as imperfeições do mercado de crédito presentes e mantendo a demanda total de financiamento constante, o modelo de empréstimos com informação assimétrica implica que o prêmio de financiamento externo varia inversamente com a riqueza líquida dos tomadores de empréstimos. A relação inversa surge porque quanto maior é a riqueza líquida, maior é a capacidade de se auto financiar e de oferecer ativos colaterais e, conseqüentemente, menor é o conflito de interesses entre os tomadores e financiadores externos de fundos. Por outro lado, uma riqueza líquida menor implica em aumento dos custos de agência e, para recompensar os credores, o prêmio deve ser maior. Como a riqueza líquida dos tomadores de empréstimos é procíclica, devido ao comportamento procíclico dos lucros e dos preços dos ativos, por exemplo, o prêmio de financiamento externo será contra cíclico, aumentando as variações nos empréstimos e, conseqüentemente, nos investimentos, gastos e produção. Sendo assim, os efeitos sobre a demanda e investimentos de um choque inicial que reduz (ou aumenta) a riqueza líquida dos agentes serão amplificados.

2.2 O comportamento dos agentes do mercado financeiro

O comportamento do sistema financeiro é procíclico, isto é, as atividades financeiras como a concessão de empréstimo tendem a crescer mais em uma expansão econômica do que em uma recessão. Por outro lado, os níveis de inadimplência, provisão ou créditos baixados como prejuízo são normalmente baixos durante uma expansão econômica e aumentam significativamente durante uma recessão. Segundo Borio et al. (2001), esse comportamento procíclico pode ser explicado em parte pelo modelo do acelerador financeiro discutido na seção anterior. Durante uma expansão econômica, os preços dos ativos e a riqueza líquida dos tomadores de empréstimos aumentam. Isso reduz a assimetria de informação entre credores e devedores e facilita a concessão de novos empréstimos pelos bancos, o que estimula ainda mais a demanda por ativos e o aumento de seus preços. Durante uma recessão, ocorre o contrário. Parte dos empréstimos não é paga e os bancos procuram executar as garantias. Os bancos ficam mais vulneráveis à medida que reduzem seus ativos e novos empréstimos não são concedidos mesmo para projetos com valor presente líquido positivo. As restrições aos empréstimos reduzem os investimentos e a demanda, alimentando ainda mais a recessão.

Berger e Udell (2004) apresentam outras hipóteses que aparecem na literatura para explicar o comportamento procíclico do sistema financeiro. Uma explicação seria o excesso de otimismo. Durante a expansão, os bancos podem subestimar os riscos de exposição e tornar menos rígidos os seus padrões de concessão de crédito, o que aumenta a magnitude das perdas quando a próxima recessão ocorrer. Este tipo de comportamento é consistente com as teorias de finanças comportamentais ou racionalidade limitada. Os poucos dados disponíveis durante o ciclo de negócios também podem contribuir, sendo particularmente difícil para os bancos avaliar o componente sistemático do risco em seus *portfolios*.

Outra explicação seria a redução da disciplina de mercado ou do rigor da supervisão bancária durante uma expansão. Estudos mostram que os participantes do mercado exercem menor disciplina e a supervisão bancária é menos rigorosa em seus padrões de classificação de créditos durante períodos de expansão econômica. Isso pode ocorrer porque os problemas de agência são agravados devido a falta de dados sobre créditos com problemas ou porque o monitoramento não é capaz de acompanhar o rápido crescimento da concessão de crédito.

O comportamento de manada (*herding behaviour*) também pode explicar porque os gerentes bancários financiam projetos com valor presente líquido negativo. Problemas de agência entre gerentes e os donos do banco podem incentivá-los a comportarem-se como seus companheiros, adotando padrões de concessão de crédito menos rígidos para mascarar os problemas emergentes, e agindo de forma contrária somente quando as condições de crédito tenham se deteriorado consideravelmente. Além disso, os participantes do mercado podem perceber que as penalidades impostas serão menos severas se os problemas forem comuns a todo sistema bancário.

Finalmente, os autores apresentam a hipótese da memória institucional para explicar o padrão cíclico dos empréstimos bancários. Segundo os autores, com o passar dos anos, há uma redução da habilidade dos bancos em reconhecer projetos com elevado risco de crédito porque, primeiro, novos funcionários substituem os mais experientes e, segundo, funcionários mais experientes esquecem as lições do passado à medida que a última recessão torna-se um acontecimento distante.

2.3 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 crédito² 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.

² Em uma matriz de migração de classificação de crédito, cada elemento da matriz p_{ij} representa a probabilidade da operação classificada no nível de risco i , em t , migrar para o nível de risco j , em $t+1$.

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 prazo³. 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.

³ Esta metodologia é utilizada no *CreditPortfolioView*, modelo de risco de crédito desenvolvido pela *McKinsey & Company*.

Uma outra abordagem de pesquisa procura verificar as vulnerabilidades do sistema financeiro com respeito a risco de crédito por meio de testes de estresse⁴. 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.

⁴ 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.

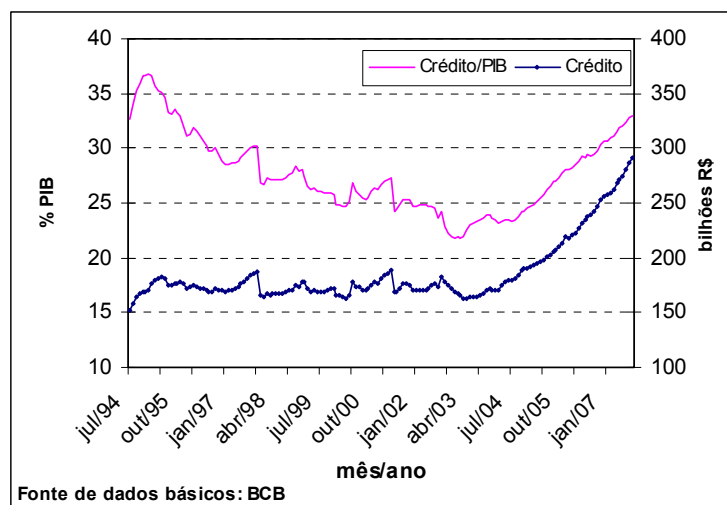
No Brasil, há poucos estudos que relacionam o risco de crédito ao ambiente macroeconômico. Schechtman et al. (2004) e Schechtman (2006) procuraram verificar a adequação dos níveis de provisão e capital regulamentar exigidos pelo Banco Central do Brasil (BCB) para cobrir a exposição ao risco de crédito. 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 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.

2.4 Fatos estilizados sobre a concessão de crédito no Brasil

Quando analisamos os dados de concessão de crédito do Brasil alguns fatos se destacam. Primeiro, o volume de créditos concedidos pelo Sistema Financeiro Nacional (SFN) tem apresentado um crescimento expressivo nos últimos anos (GRÁFICO 1). A partir de 2003, o crescimento real mensal do volume de crédito concedido tem sido de aproximadamente 1%. Embora tenha ocorrido uma expansão da oferta de crédito, a razão entre o crédito e o PIB é inferior ao observado em países desenvolvidos e também em alguns países em desenvolvimento. Em setembro de 2007, o saldo total de créditos concedidos correspondia a apenas 33,0 % do PIB.

GRÁFICO 1 – Razão entre crédito e PIB e volume real de crédito concedido pelo SFN (julho de 1994 a setembro de 2007)



Segundo, a importância relativa das instituições financeiras privadas nacionais na concessão de empréstimos tem aumentado. Em junho de 2000, a maior parte dos empréstimos foi concedida por instituições financeiras públicas (51%). Em setembro de 2007, com a privatização de vários bancos públicos e o maior interesse das instituições financeiras privadas nacionais em conceder empréstimos, essas instituições foram responsáveis por 43,3% do total de empréstimos concedidos. As instituições financeiras públicas e estrangeiras foram responsáveis por 34,3% e 22,4% dos empréstimos concedidos, respectivamente.

A maior participação dos bancos privados na concessão de crédito reflete também na diminuição da importância relativa das operações com recursos direcionados⁵. Do total emprestado, 70% correspondiam a operações realizadas com recursos livres⁶ e 30%, com

⁵ As operações de crédito com recursos direcionados representam os financiamentos realizados pelo SFN com destinação específica, vinculados à comprovação da aplicação dos recursos para a produção e investimentos de médio e longo prazo. As aplicações destinam-se, basicamente, a atender áreas consideradas prioritárias e de interesse de políticas governamentais, relacionadas aos setores habitacional, rural, exportador e de infra-estrutura econômica, além do provimento de recursos para o segmento de micro e pequenas empresas. As fontes de recursos dessas aplicações advêm dos fundos e programas públicos, assim como de parcelas dos depósitos à vista e da caderneta de poupança sujeitas à legislação específica. As operações são realizadas com encargos financeiros, prazos, montantes e outras condições estabelecidas em programas oficiais (BCB, 2004).

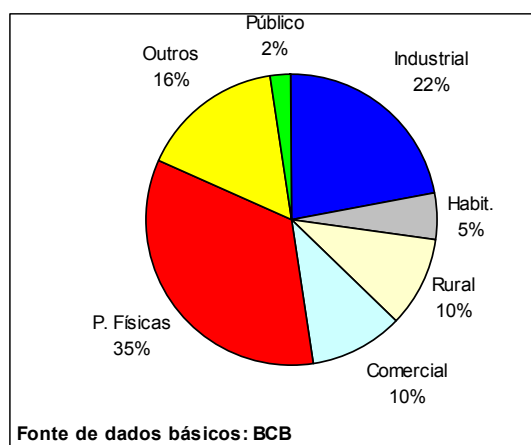
⁶ As operações de crédito com recursos livres representam as operações formalizadas com taxas de juros livremente pactuadas entre mutuários e as instituições financeiras, excluídas as operações de repasse do BNDES ou quaisquer outras lastreadas em recursos compulsórios ou governamentais (BCB, 2004).

recursos direcionados. Em junho de 2000, as operações com recursos direcionados correspondiam a 45% do total.

Terceiro, ao analisar as aplicações que compõem os ativos totais do SFN, verifica-se que houve uma expansão da participação das operações de crédito no total de ativos do sistema. Entre as principais categorias de ativos, verifica-se um maior direcionamento de recursos para operações de crédito, que passaram a representar 38,4% dos ativos totais em julho de 2007, ante 35,6%, em dezembro de 2003. Já as aplicações em Títulos e Valores Mobiliários, que em dezembro de 2003 representavam 29,1% do total dos ativos, perderam participação, passando a representar 26,3% em julho de 2007 (BCB, 2007).

Quarto, tem havido um crescimento expressivo da concessão de crédito para todos os segmentos de atividade econômica, mas, principalmente, de crédito destinado a pessoas físicas. Atualmente, essa modalidade de crédito representa a maior parcela dos empréstimos (GRÁFICO 2). Isso se deve em grande parte a redução dos custos das operações. Embora excessivamente elevado, o *spread* médio mensal das operações de crédito com recursos livres, para taxa de juros pré-fixada (pessoa física), tem se reduzido. Em setembro de 2007, o *spread* médio era de 34,9 p.p., o que representa uma redução de 5,2 p.p. em relação ao valor do mesmo mês do ano anterior.

GRÁFICO 2 – Concessão de crédito por segmento de atividade econômica (setembro de 2007)



Finalmente, a expansão dos empréstimos observada nos últimos anos não tem sido acompanhada de uma piora na classificação de risco das operações de crédito⁷. A TABELA 1 apresenta a classificação dos créditos em junho de 2004 a junho de 2007. Pode-se observar que a parcela representada pelos créditos classificados de AA a C apresentou um ligeiro aumento nos últimos anos, enquanto a parcela representada pelos créditos classificados de D a H tem se reduzido.

TABELA 1 – Classificação dos créditos do SFN (%)

Nível de Risco	Jun/2004	Jun/2005	Jun/2006	Jun/2007
AA-C	89,1	90,0	89,6	91,3
AA	29,0	23,2	24,6	24,8
A	33,1	38,2	37,3	39,8
B	17,1	18,5	17,4	17,5
C	9,9	10,1	10,3	9,2
D-H	10,9	10,0	10,4	8,7
D	4,4	4,0	3,4	2,5
E	1,3	1,2	1,5	1,3
F	1,3	0,9	1,0	0,9
G	0,6	0,9	1,0	0,7
H	3,3	3,0	3,5	3,3

Fonte dos dados básicos: BCB.

Embora o volume total de empréstimos concedidos tenha crescido nos últimos anos, a baixa razão crédito/PIB mostra a enorme possibilidade de crescimento dessas operações no país. A expansão dos empréstimos estimula a atividade econômica, mas ao mesmo tempo representa um risco para os bancos e para a estabilidade do sistema financeiro. Por isso, é importante compreender a influência do ambiente macroeconômico sobre os fatores de risco de crédito. O conhecimento de como ele evolui ao longo do ciclo econômico pode ajudar na estimação dos riscos a que as instituições financeiras estão expostas.

⁷ A Resolução nº 2682, do BCB, determina que as instituições financeiras devam classificar suas operações de crédito de acordo com o nível de risco e atraso em uma das seguintes categorias: AA, A, B, C, D, E, F, G e H.

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 n° 2682, do BCB, que estabeleceu um novo procedimento para a classificação das operações de crédito do SFN.

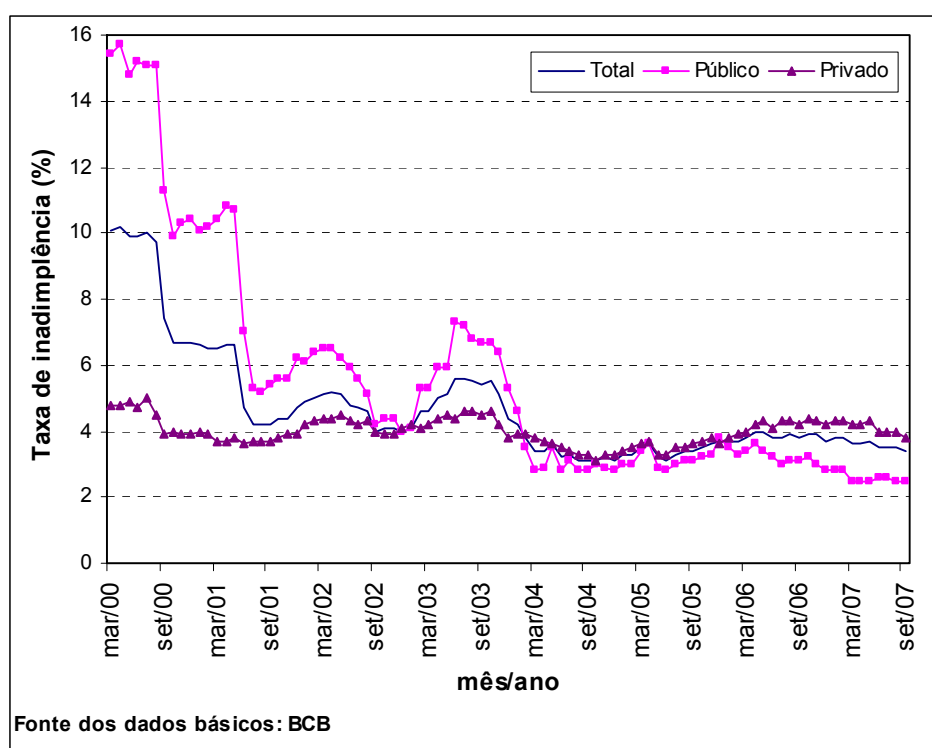
3.1 As variáveis do modelo

3.1.1 A taxa de inadimplência

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 estrangeiro⁸. O GRÁFICO 3 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.

GRÁFICO 3 – Taxa de inadimplência do SFN, sistema financeiro público e sistema financeiro privado (mar/2000 a set/2007)



⁸ Sistema financeiro público: operações realizadas por instituições financeiras em que a União ou os governos estaduais detêm a maioria do capital votante, de forma direta ou indireta;

Sistema financeiro privado nacional: operações realizadas por instituições financeiras em que pessoas físicas e/ou jurídicas domiciliadas e residentes no País detêm a maioria do capital votante;

Sistema financeiro estrangeiro: operações realizadas por instituições financeiras que tenham sob controle estrangeiro, direta ou indiretamente, a maioria do capital votante, assim como as instituições constituídas e sediadas no exterior com dependência ou filial no País.

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 – Emgea⁹. Os meses em que ocorreram as maiores reduções da taxa de inadimplência do sistema financeiro público foram em setembro de 2000 e em junho e julho de 2001. A taxa de inadimplência passou de 14,6% em agosto para 11,0% em setembro de 2000 e de 10,4% em maio para 5,1% em julho de 2001.

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. Além disso, nos modelos do SFN e do sistema financeiro público, excluimos as seis primeiras observações para evitar que as taxas mais altas de inadimplência do início das séries influenciassem as estimativas, reduzindo o tamanho da amostra para 85 observações.

3.1.2 As variáveis macroeconômicas

Os trabalhos empíricos utilizam um conjunto variado de variáveis macroeconômicas com o objetivo de verificar a influência do ciclo econômico sobre o risco de crédito. O FMI (2003), por exemplo, examina o poder explanatório de diversas variáveis macroeconômicas. Em função da reduzida amostra, tentamos ser parcimoniosos na escolha

⁹ 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. O Banco do Brasil passou por um ajuste iniciado em 1995 com o saneamento da carteira de crédito do banco, reconhecimento de prejuízos resultantes de créditos de má qualidade concedidos ao longo dos anos e elevação temporária da participação do Governo no capital da instituição (BCB, 2003).

das variáveis macroeconômicas do modelo¹⁰. As variáveis escolhidas foram 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*). Como os resultados das regressões podem depender em grande parte das variáveis macroeconômicas utilizadas, será feita uma análise utilizando outras especificações na seção 4.4.

Embora existam diferentes métodos para calcular o produto potencial e os resultados sejam sensíveis ao método empregado, utilizamos 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 metropolitanas¹¹. 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). Como estamos usando o valor médio, a variação do rendimento pode ser negativa mesmo em um ambiente econômico favorável, caracterizado pelo aumento da ocupação, caso o aumento proporcional do número de pessoas ocupadas seja maior do que o aumento da massa de rendimentos. Por

¹⁰ Segundo Stock e Watson (2001), a adição de variáveis ao modelo VAR cria complicações, porque o número de parâmetros cresce com o quadrado do número de variáveis. Em um VAR de cinco variáveis e quatro defasagens, há 105 coeficientes (incluindo os interceptos) a serem estimados e as séries macroeconômicas não podem prover estimativas confiáveis de todos esses coeficientes sem outras restrições. Uma maneira de controlar o número de parâmetros em um modelo VAR com muitas variáveis é impor uma estrutura comum aos coeficientes utilizando, por exemplo, métodos Bayesianos.

¹¹ 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.

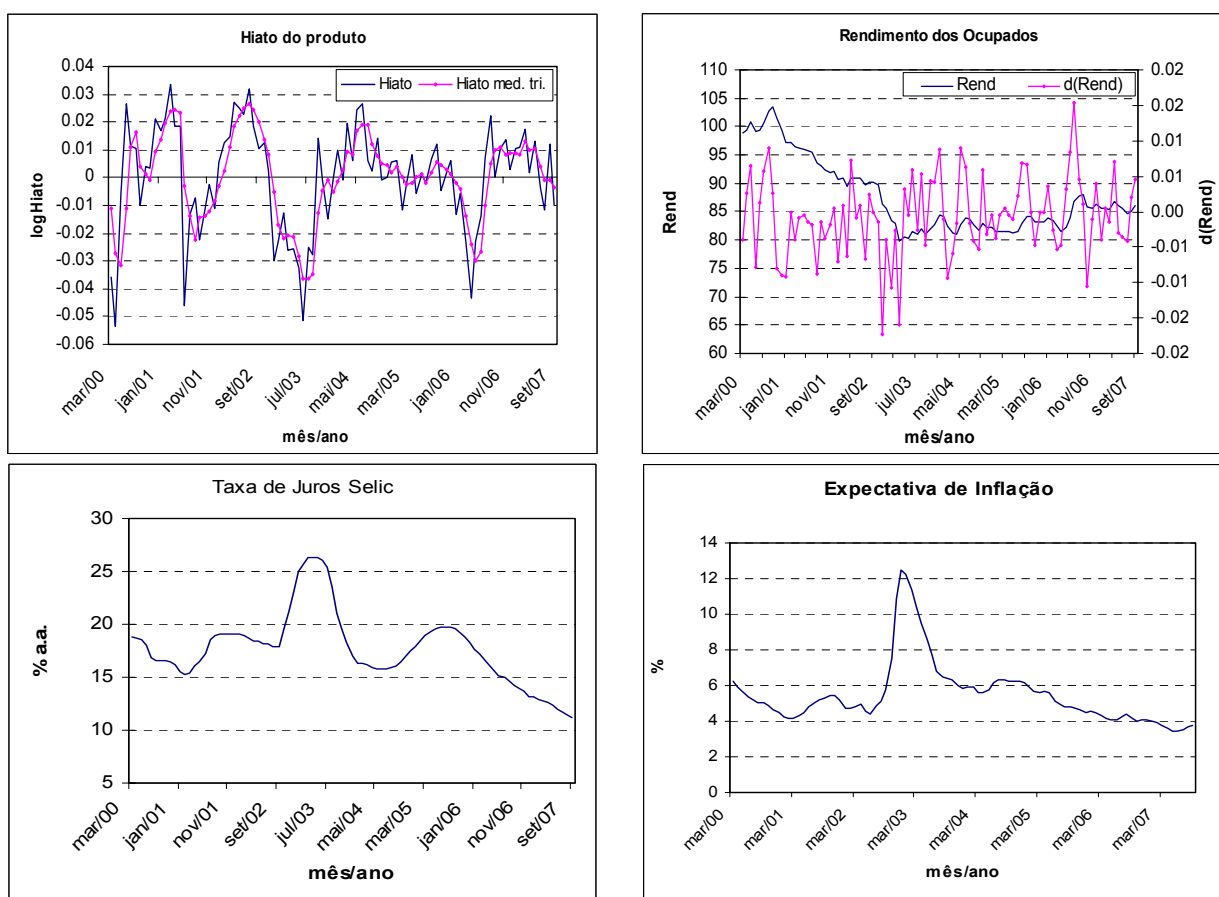
isso, na seção 4.4, analisaremos o modelo utilizando o índice de emprego dos ocupados das regiões metropolitanas.

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 devedores. Por sua vez, alterações na taxa de juros nominal (Selic) afetam a economia real e, conseqüentemente, a taxa de inadimplência. O Banco Central, segundo a visão tradicional do mecanismo de transmissão da política monetária, influencia a demanda agregada e o nível de produção através de seu controle sobre a taxa de juros nominal de curto prazo. Na presença de alguma rigidez nominal de preços e salários, alterações na taxa nominal afetam a taxa real e, desta forma, o custo de capital, influenciando as decisões de consumo e investimento (Bernanke e Gertler, 1995). De acordo com a visão do canal de crédito (*broad credit channel*)¹², que vem reforçar o mecanismo tradicional de transmissão da política monetária, mudanças da política do Banco Central afetam não só as taxas de juros de mercado, mas também a posição financeira dos devedores¹³ e, conseqüentemente, o prêmio de financiamento externo e a capacidade de financiamento externo da firma, conforme explicado na seção 2.1. Em ambos os casos, 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).

¹² A literatura sugere também a existência do *bank lending channel*. Takeda et al. (2005) encontram evidência do mecanismo de transmissão operando por este canal no Brasil.

¹³ Uma política monetária restritiva afetaria os devedores, *diretamente*, pela deterioração do fluxo de caixa devido o aumento do serviço da dívida com taxas pós-fixadas ou flutuantes e, como aumento das taxas de juros são tipicamente associadas a um declínio no preço dos ativos, pela redução do valor dos colaterais. *Indiretamente*, o fluxo de caixa das firmas seria afetado pela eventual redução das receitas devido a uma redução dos gastos dos consumidores, enquanto seus custos fixos ou quase fixos não se ajustam no curto prazo (Bernanke e Gertler, 1995).

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



Fonte dos dados básicos: BCB e Seade/Dieese.

3.2 Análise descritiva das variáveis

A TABELA 2 apresenta as estatísticas descritivas da taxa de inadimplência do SFN (*Inadim*), sistema financeiro público (*Inadim_Pub*) e sistema financeiro privado (*Inadim_Priv*) para a amostra de março de 2000 a setembro de 2007. Com o objetivo de eliminar o efeito das transferências de créditos dos bancos públicos no cálculo da média e desvio padrão das séries e possibilitar a comparação entre as taxas de inadimplência, apresentamos também as estatísticas descritivas para o período de julho de 2001 a setembro de 2007.

TABELA 2 – Estatísticas descritivas da taxa de inadimplência do SFN, sistema financeiro público e sistema financeiro privado

Amostra	Variável	Média	Desvio		
			Padrão	Máximo	Mínimo
(03/2000 – 09/2007) T=91	<i>Inadim</i>	0,0467	0,0171	0,1024	0,0308
	<i>Inadim_Pub</i>	0,0544	0,0337	0,1565	0,0249
	<i>Inadim_Priv</i>	0,0400	0,0041	0,0496	0,0315
(07/2001 – 09/2007) T=75	<i>Inadim</i>	0,0402	0,0070	0,0563	0,0308
	<i>Inadim_Pub</i>	0,0410	0,0145	0,0732	0,0249
	<i>Inadim_Priv</i>	0,0396	0,0038	0,0461	0,0315

Fonte dos dados básicos: BCB

Analisando a tabela, podemos ver que a taxa de inadimplência média do SFN tem se mantido baixa durante o período analisado, sendo de 4,67% para toda a amostra e de 4,02% para a amostra reduzida. Já a taxa de inadimplência média do sistema financeiro privado é de aproximadamente 4% para ambas as amostras. Contudo, quando comparamos as taxas de inadimplência do sistema financeiro público e privado, podemos ver que a média e o desvio padrão da taxa de inadimplência dos bancos públicos são maiores do que a média e o desvio padrão dos bancos privados, mesmo quando consideramos a amostra reduzida¹⁴. Se interpretarmos a variância da série como o risco sistemático ou não diversificável da carteira de empréstimos de todas as instituições financeiras públicas, como no trabalho de Wilson (1998), podemos concluir que os empréstimos do sistema financeiro público são mais sensível às condições macroeconômicas. Na seção 4.2, procuramos explicar o motivo dessa diferença.

Os gráficos 4, 5 e 6 apresentam as correlações cruzadas entre a taxa de inadimplência total, pública e privada, respectivamente, e as variáveis macroeconômicas defasadas de zero a oito meses¹⁵, para o período de julho de 2001 a setembro de 2007. Nas abscissas dos gráficos, são apresentadas as defasagens das variáveis macroeconômicas em relação às taxas de inadimplência e nas ordenadas, as correlações entre as variáveis. Mais especificamente, os gráficos mostram a correlação entre uma variável macroeconômica em $t - p$ ($p = 0, \dots, 8$) e a taxa de inadimplência em t .

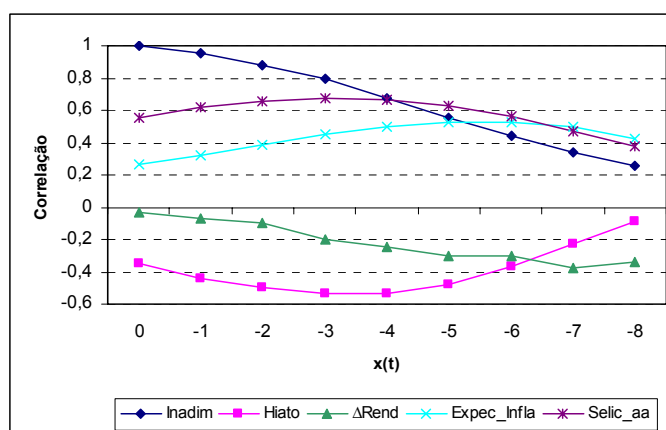
¹⁴ O desvio padrão da taxa de inadimplência privada, mesmo em relação ao valor médio, é inferior ao da taxa de inadimplência pública. Na amostra total, o desvio padrão da taxa de inadimplência pública representa 62,0% da média, enquanto no caso privado, representa 10,3% da média. Para a amostra reduzida, esses valores são de 35,4% e 9,6%, respectivamente.

¹⁵ Correlação cruzada de zero período corresponde à correlação contemporânea entre duas variáveis.

Analisado o GRÁFICO 4, podemos ver que a correlação entre taxa de inadimplência do SFN com seus valores defasados é alta. A correlação entre $Inadim(t)$ e $Inadim(t-1)$ é igual a 0,95 e entre $Inadim(t)$ e $Inadim(t-2)$ é igual a 0,88. Esse resultado era esperado, tendo em vista que a série de inadimplência é uma variável que considera os atrasos dos últimos noventa dias. Os maiores coeficientes de correlação entre $Inadim(t)$ e as variáveis macroeconômicas foram encontrados para a taxa de juros Selic, sendo que a correlação é positiva e com o pico sendo obtido com defasagem de três meses ($r_{xy} = 0,68$).

A variação do índice de rendimento médio é negativamente correlacionada com a taxa de inadimplência e a variável apresenta as menores correlações absolutas entre as variáveis analisadas. O hiato do produto é negativamente correlacionado com $Inadim$ e o maior valor (absoluto) do coeficiente de correlação ocorre para o hiato defasado de três períodos ($r_{xy} = -0,54$). O comportamento de $Expec_Infla$ é parecido com o de $Selic$, indicando como a política monetária reage a elevação nas expectativas inflacionárias¹⁶. A expectativa de inflação é positivamente correlacionada com $Inadim$ e a maior correlação ocorre para a variável defasada de seis períodos ($r_{xy} = 0,53$).

GRÁFICO 4 – Correlações cruzadas entre a taxa de inadimplência do SFN e as variáveis macroeconômicas



Os gráficos 5 e 6 apresentam as correlações entre as taxas de inadimplência e as variáveis macroeconômicas do sistema financeiro público e privado, respectivamente. Podemos ver que os gráficos são similares ao da taxa de inadimplência do SFN, embora algumas

¹⁶ A correlação entre $Expec_Infla(t-2)$ e $Selic(t)$ é igual a 0,83.

diferenças chamam a atenção. A taxa de inadimplência do sistema financeiro privado é menos correlacionada com os seus valores defasados. Por exemplo, a correlação entre $Inadim_Priv(t)$ e $Inadim_Priv(t-1)$ é igual a 0,90 e entre $Inadim_Priv(t)$ e $Inadim_Priv(t-2)$ é igual a 0,79, enquanto a correlação entre $Inadim_Pub(t)$ e $Inadim_Pub(t-1)$ é igual a 0,95 e entre $Inadim_Priv(t)$ e $Inadim_Priv(t-2)$ é igual a 0,88. As correlações entre $Inadim_Priv$ e as variáveis macroeconômicas também são menores do que as correlações entre $Inadim_Pub$ e essas mesmas variáveis. Já as defasagens em que ocorrem as maiores correlações entre $Inadim_Pub$ e $Inadim_Priv$ e as variáveis macroeconômicas são praticamente iguais.

GRÁFICO 5 – Correlações cruzadas entre a taxa de inadimplência do sistema financeiro público e as variáveis macroeconômicas

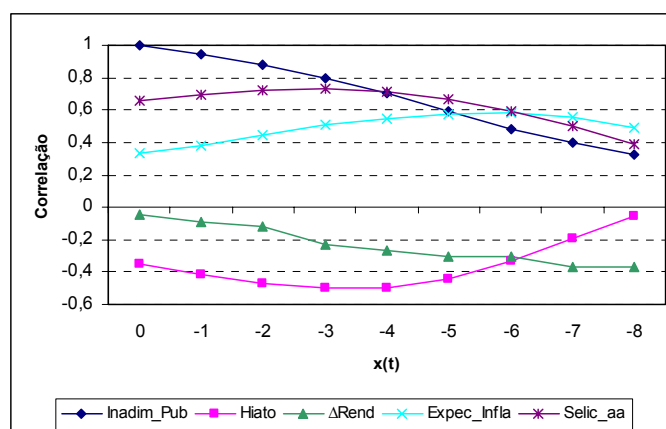
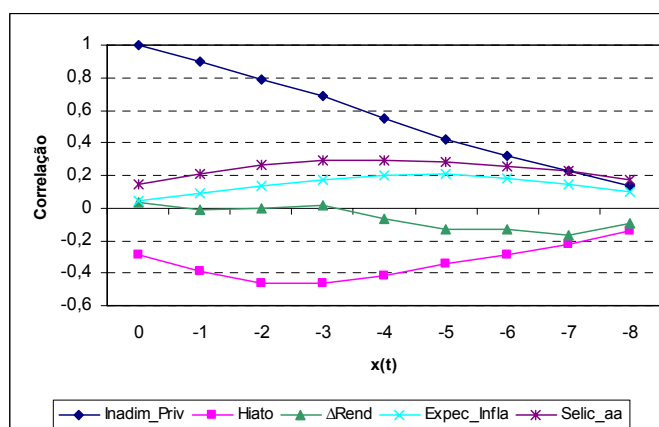


GRÁFICO 6 – Correlações cruzadas entre a taxa de inadimplência do sistema financeiro privado e as variáveis macroeconômicas



3.3 Esquema de Identificação: VAR recursivo

Em um modelo VAR em forma reduzida, a matriz de covariância dos resíduos provavelmente não é diagonal¹⁷ e como estamos interessados em verificar o efeito de um choque isolado sobre as variáveis do modelo, os resíduos precisam ser ortogonalizados. Em nosso trabalho, a ortogonalização dos resíduos foi obtida utilizando a decomposição de Cholesky¹⁸. 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 Δ *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, ao utilizar o seguinte ordenamento das variáveis:

$$[Inadim, Hiato, \Delta Rend, Selic, Expec_Infla],$$

estamos assumindo que choques na taxa de inadimplência afetam as outras variáveis do sistema contemporaneamente, embora a inadimplência reaja lentamente a choques nas outras variáveis. O hiato do produto reage contemporaneamente a choques na taxa

¹⁷ $E(u_t u_t') = \Omega$ não é diagonal e os resíduos podem ser correlacionados.

¹⁸ Para qualquer matriz real simétrica positiva definida, Ω , existe uma única matriz triangular inferior A e uma única matriz diagonal D , tal que:

$$\Omega = ADA'.$$

Utilizando a matriz A é possível construir um vetor $e_t = A^{-1}u_t$. u_t não é correlacionado com os seus valores defasados ou com os valores defasados de y_t , então e_t também não é. Os elementos de e_t também não são correlacionados, pois D é uma matriz diagonal:

$$\begin{aligned} E(e_t e_t') &= [A^{-1}]E(u_t u_t')[A^{-1}]', \\ &= [A^{-1}]\Omega[A^{-1}]', \\ &= [A^{-1}]ADA'[A^{-1}]' = D. \end{aligned}$$

A matriz Ω pode ser definida como:

$$\Omega = AD^{1/2} D^{1/2} A' = PP',$$

onde $P = AD^{1/2}$ e $\Omega = PP'$ é a decomposição de Cholesky da matriz Ω . $D^{1/2}$ é uma matriz diagonal onde os elementos (j, j) são os desvios padrão de e_{jt} . No lugar de e_t , podemos utilizar:

$$v_t = P^{-1}u_t = D^{-1/2}A^{-1}u_t = D^{-1/2}e_t.$$

Neste caso, v_{jt} é igual a e_{jt} , dividido por seu desvio padrão $\sqrt{d_{jj}}$ (Hamilton, 1994).

inadimplência, mas somente com uma defasagem a choques nas outras variáveis¹⁹. A variação do índice de rendimento médio reage contemporaneamente a choques na taxa de inadimplência e no hiato do produto. A taxa de juros reage contemporaneamente a choques na taxa de inadimplência, no hiato do produto e na variação do índice de rendimento. Finalmente, movimentos não antecipados em todas as variáveis têm um efeito contemporâneo sobre a expectativa de inflação.

Como a função de resposta ao impulso e a decomposição da variância são sensíveis ao ordenamento das variáveis, analisaremos os resultados alterando a ordem das variáveis na seção 4.4.

3.4 Testes de raiz unitária

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 ADF utilizando as defasagens que minimizaram os critérios de informação de Schwarz (SIC) e Akaike (AIC) são apresentados na TABELA 3. Os testes foram realizados com a inclusão de uma constante ou uma constante e tendência linear, apesar da escolha da especificação sem a tendência linear ser a descrição mais plausível dos dados. As hipóteses de raiz unitária das séries de taxa de inadimplência e das séries macroeconômicas foram rejeitadas para as duas amostras²⁰. No caso de *Inadim_priv* e *Expec_Infla*, a rejeição ou não da hipótese nula depende do número de defasagens utilizado e do termo determinístico incluído na regressão. Contudo, utilizando três defasagens e incluindo somente a constante, o teste de ADF rejeitou a hipótese nula de raiz unitária das duas séries.

¹⁹ Vários estudos mostram que o ciclo econômico afeta as perdas bancárias somente depois de certo tempo (Hoggarth et al., 2005). Por este motivo, o hiato do produto foi posicionado depois da taxa de inadimplência.

²⁰ As análises dos resíduos do teste ADF não indicaram a presença autocorrelação ou heterocedasticidade.

TABELA 3 – 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***	
ΔRend	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.

Os resultados dos testes PP são apresentados na TABELA 4. Os testes rejeitaram a hipótese nula de raiz unitária das séries de taxa de inadimplência *Inadim* e *Inadim_Pub* e das séries macroeconômicas *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).

TABELA 4 – Teste de raiz unitária Phillips-Perron (PP)

Variável	Termo		Estatística de Teste	
	determinístico	l_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**
Δ Rend	c	3	-7,565***	-7,1534***

Notas: c - constante, t - tendência linear, l_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.

4 RESULTADOS

4.1 Estimação dos modelos

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 2002²¹.

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 das regressões são apresentados nos Anexos (Tabelas A 1 a A 3).

²¹ Análise prévia dos resíduos indicou a presença de *outlier* para essa observação.

Os resultados dos testes de autocorrelação, heterocedasticidade condicional e não normalidade dos resíduos individuais dos três modelos são apresentados na TABELA 5. Para os três modelos, as hipóteses nula de ausência de correlação serial dos resíduos até os *lags* 12 e 24 não são rejeitadas pela estatística Q de Ljung-Box. A única exceção é o teste Q dos resíduos de *Selic*, do modelo de inadimplência do sistema financeiro privado, que indicou a presença de correlação serial somente em *lags* de ordem mais alta. JB refere-se ao teste de Jarque-Bera de não normalidade dos resíduos. A hipótese nula de normalidade é rejeitada para todos os resíduos, com exceção dos resíduos de $\Delta Rend$. ARCHLM(2) e ARCHLM(4) referem-se ao teste LM para heterocedasticidade condicional de ordem 2 e 4, respectivamente. No caso, a hipótese nula de ausência de heterocedasticidade condicional de segunda e quarta ordem não é rejeitada para os resíduos dos três modelos.

A tabela também apresenta a versão multivariada dos testes de autocorrelação, heterocedasticidade condicional e não normalidade dos resíduos. O teste LM de Breush-Godfrey, com aproximação pela distribuição F, não rejeitou a hipótese de ausência de autocorrelação de segunda e quarta ordem dos resíduos. Assim como nos testes realizados para os resíduos individuais, a hipótese de normalidade dos resíduos foi rejeitada pela versão multivariada do teste de Jarque-Bera, para os três modelos. Finalmente, a hipótese nula de ausência de heterocedasticidade condicional de segunda e quarta ordem não foi rejeitada pela versão multivariada do teste ARCHLM.

TABELA 5 – Testes univariados e multivariados dos resíduos

Inadim (09/2000 - 09/2007)						
Teste	Sistema	Inadim	Hiato	Δ Rend	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	Δ Rend	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	Δ Rend	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.

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).

4.2 Análise da resposta ao impulso

As figuras 2, 3 e 4 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, respectivamente²². As figuras também mostram os intervalos de

²² As respostas ao impulso foram obtidas utilizando o *software* JMulti 4.2 (<http://www.jmulti.com>).

confiança de 95% de Hall, obtidos por *bootstrapping* com 2000 repetições²³. As funções de resposta ao impulso foram obtidas assumindo o ordenamento das variáveis apresentado na seção 3.3.

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 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.

²³ Segundo Lütkepohl e Krätzig (2004), o número de repetições do método de *bootstrap* deve ser suficientemente grande para obter resultados confiáveis. Uma maneira de verificar se o número de repetições é adequado é simular os intervalos de confiança utilizando um número cada vez maior de repetições e examinar se ocorrem mudanças nos intervalos de confiança simulados. No presente trabalho, a utilização de 2000 repetições mostrou-se adequada.

FIGURA 2 – Resposta ao impulso do modelo de taxa de inadimplência do SFN

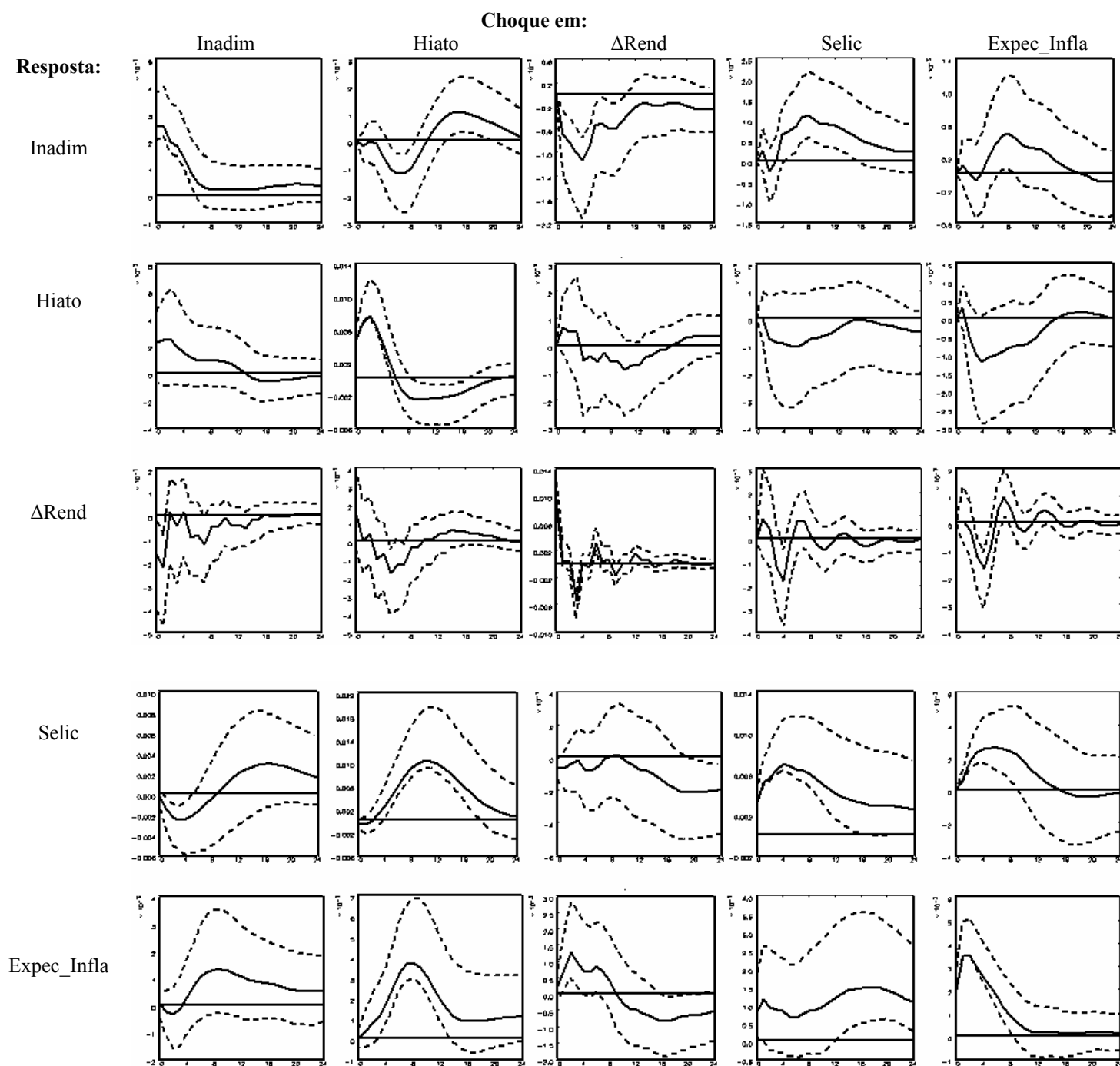


FIGURA 3 – Resposta ao impulso do modelo de taxa de inadimplência do sistema financeiro público

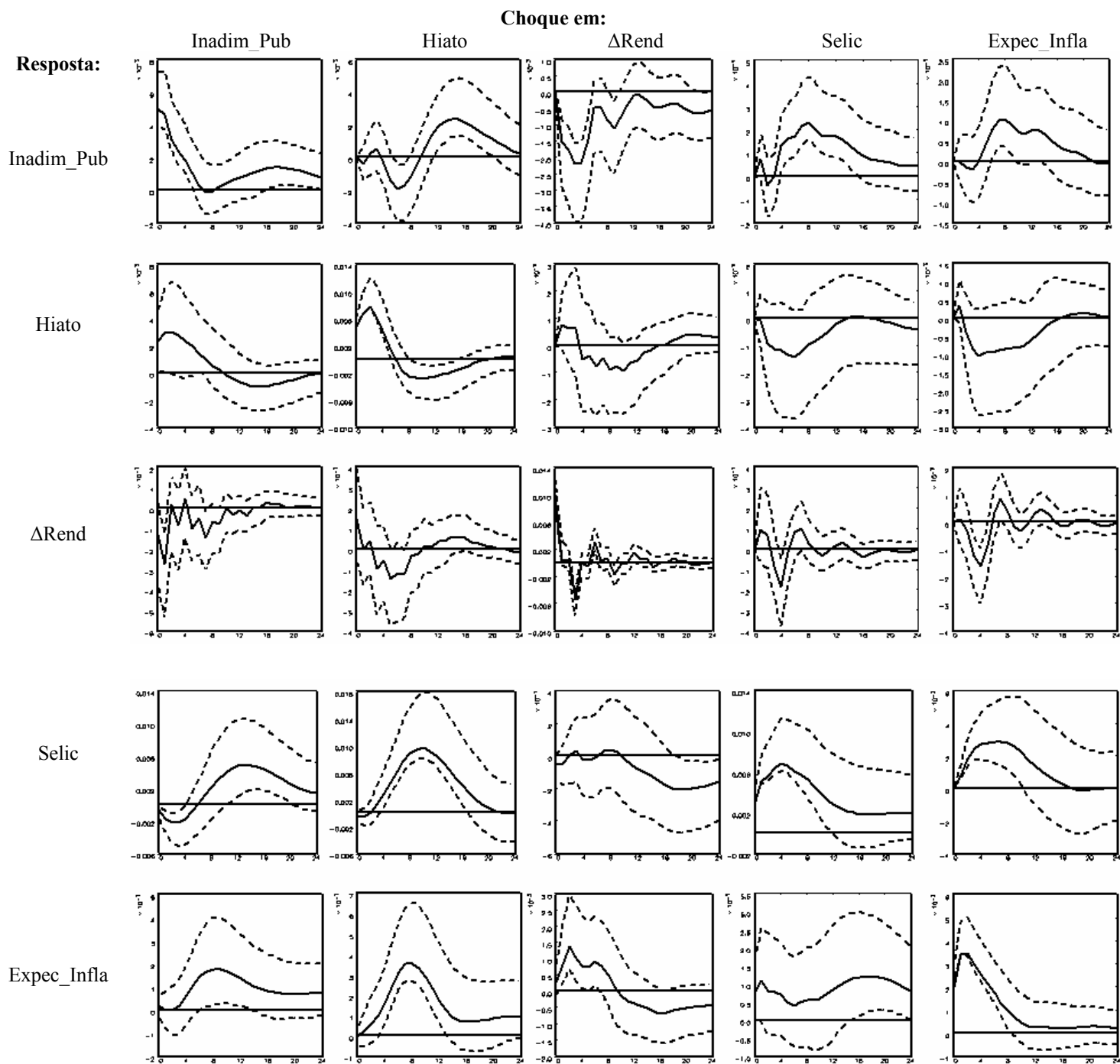
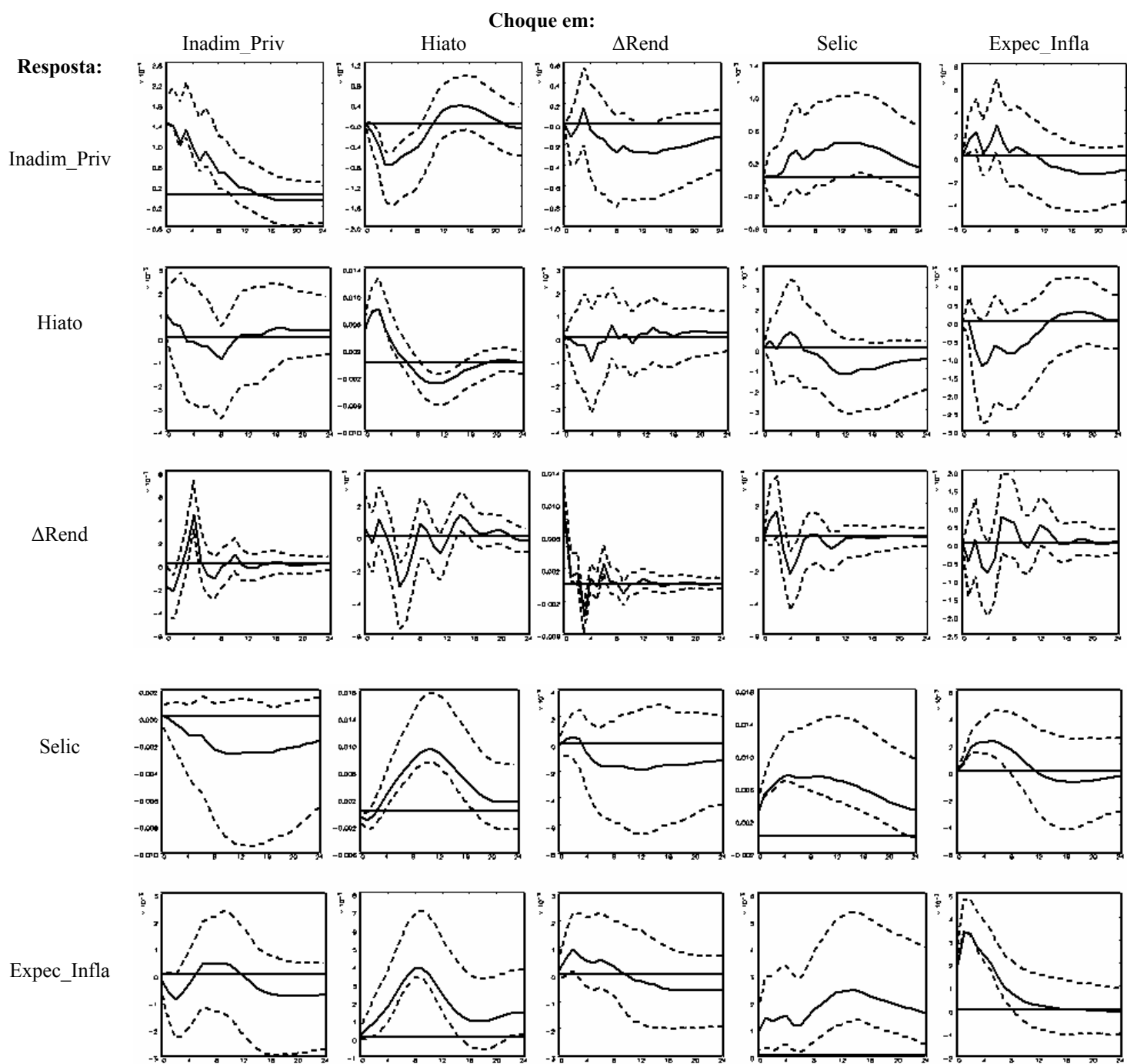


FIGURA 4 – Resposta ao impulso do modelo de taxa de inadimplência do sistema financeiro privado

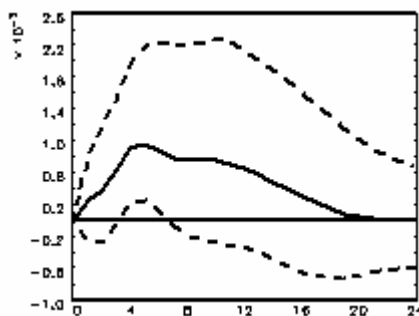


As funções de resposta ao impulso permitem observar o efeito sobre a taxa de inadimplência de choques isolados na taxa de juros nominal e na expectativa de inflação. Contudo, é interessante observar como a taxa de inadimplência responde a um choque na taxa de juros real. Sendo assim, calculamos a taxa de juros real pela seguinte equação:

$$(1 + Juros_Real) = \frac{(1 + Selic_aa)}{(1 + Expec_Infla)},$$

e estimamos um VAR(4) com as variáveis *Inadim*, *Hiato*, $\Delta Rend$ e *Juros_Real*. A resposta da taxa de inadimplência a um aumento em *Juros_Real* é apresentada na FIGURA 5. Como era esperado, um choque de um desvio padrão, que representa um aumento de 0,47 p.p. da taxa de juros real, provoca um aumento persistente da taxa de inadimplência nos meses seguintes. O maior impacto ocorre no quinto mês e corresponde a um aumento na taxa de inadimplência de 0,10 p.p.. Contudo, para os meses seguintes, a resposta de *Inadim* não é estatisticamente diferente de zero.

FIGURA 5 – Resposta da taxa de inadimplência do SFN a um choque de um desvio padrão na taxa de juros real



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 4 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 6 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 podemos 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 6 – Resposta da taxa de inadimplência a choques macroeconômicos

Modelo		Hiato	$\Delta Rend$	<i>Selic</i>	<i>Expec_Infla</i>
Inadim (09/2000-09/2007)	Impacto (p.p.)	-0,12	-0,11	0,11	0,05
	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 (09/2000-09/2007)	Impacto (p.p.)	-0,19	-0,22	0,23	0,1
	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 (03/2000-09/2007)	Impacto (p.p.)	-0,08	-0,03*	0,04	0,02
	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. Em setembro de 2007, por exemplo, os bancos públicos foram responsáveis por 56,3% do crédito rural e por

72,4% do crédito imobiliário do sistema financeiro, sendo que os créditos para esses dois setores (rural e habitacional) correspondiam a 26,6% da carteira de crédito dos bancos públicos e a apenas 8,6% nos bancos privados. Se considerarmos apenas o Banco do Brasil (crédito rural) e a Caixa Econômica Federal (crédito habitacional), a concentração é ainda maior. 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 empréstimos²⁴. 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.

4.3 Decomposição da Variância

A TABELA 7 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

²⁴ Segundo Sapienza (2004), o papel dos bancos controlados pelo governo e sua eficiência na alocação de recursos pode ser dividida em três visões diferentes. A visão social sugere que os empreendimentos controlados pelo governo são criados para corrigirem falhas do mercado onde o benefício social excede os custos. De acordo com essa visão, bancos públicos contribuem para o desenvolvimento econômico e aumentam o bem estar geral. A visão de agência compartilha com a visão social a idéia de que os empreendimentos controlados pelo governo possam ser criados para a maximização do bem estar social. Contudo, esses empreendimentos geraram corrupção e má utilização dos recursos devido aos poucos incentivos para um bom gerenciamento. A visão política, por outro lado, sugere que os empreendimentos controlados pelo governo são mecanismos de busca de objetivos políticos individuais. Segundo essa visão, os empreendimentos são ineficientes porque os políticos procuram deliberadamente transferir recursos para os seus apoiadores.

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.

TABELA 7 – 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
Inadim (09/2000- 09/2007)	1	1	0	0	0	0
	2	0,96	0	0,04	0	0
	3	0,93	0	0,06	0,01	0
	4	0,9	0	0,1	0,01	0
	5	0,83	0,02	0,13	0,02	0
	6	0,77	0,05	0,14	0,04	0
	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 (09/2000- 09/2007)	1	1	0	0	0	0
	2	0,94	0	0,05	0,01	0
	3	0,89	0	0,09	0,01	0
	4	0,84	0,01	0,14	0,01	0
	5	0,78	0,01	0,18	0,03	0
	6	0,72	0,03	0,19	0,06	0
	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 (03/2000- 09/2007)	1	1	0	0	0	0
	2	0,98	0,01	0	0	0,01
	3	0,94	0,04	0	0	0,01
	4	0,88	0,11	0	0	0,01
	5	0,82	0,16	0	0,01	0,01
	6	0,77	0,19	0,01	0,02	0,01
	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

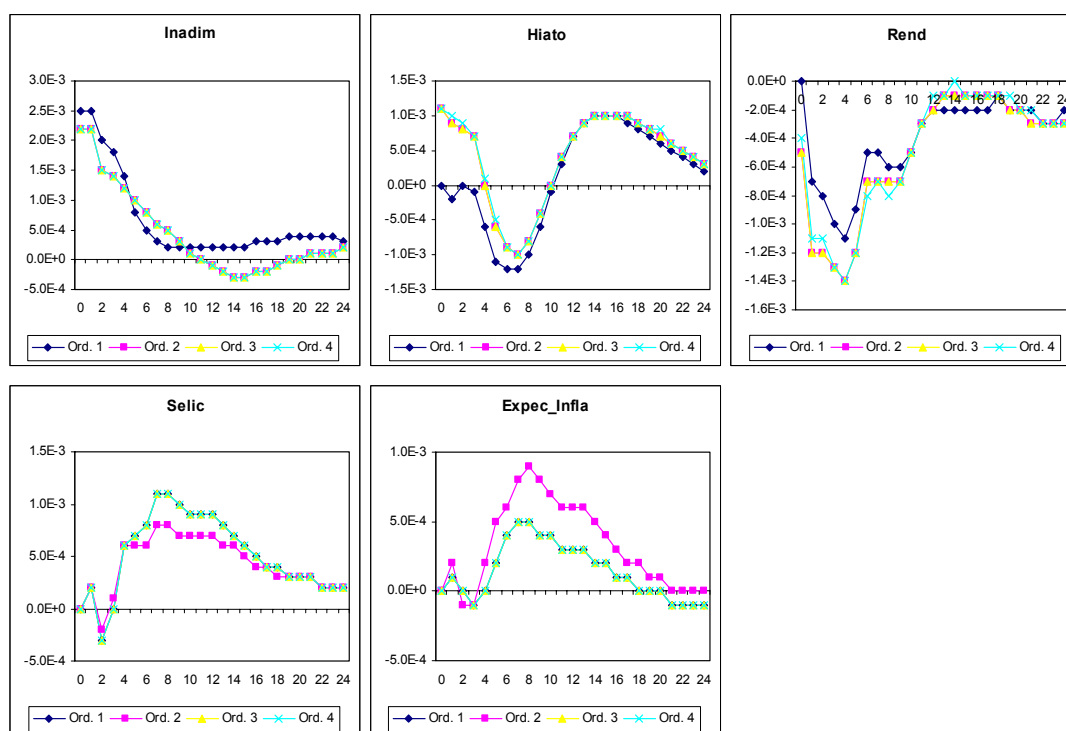
4.4 Testes de robustez

4.4.1 Ordenamento das variáveis

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 6 apresenta as respostas da taxa de inadimplência do SFN²⁵ a choques de um desvio padrão nas variáveis do modelo utilizando quatro ordenamentos diferentes: [*Inadim*, *Hiato*, Δ *Rend*, *Selic*, *Expec_Infla*], [*Hiato*, Δ *Rend*, *Inadim*, *Expec_Infla*, *Selic*], [*Hiato*, Δ *Rend*, *Inadim*, *Selic*, *Expec_Infla*] e [Δ *Rend*, *Hiato*, *Inadim*, *Selic*, *Expec_Infla*]. Os ordenamentos continuam assumindo o ajuste mais gradual das variáveis do setor real da economia (*Inadim*, *Hiato*, Δ *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*.

FIGURA 6 – 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*].

²⁵ 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.

4.4.2 Utilizando outras variáveis no modelo

Nessa subseção, a robustez dos resultados será examinada quando outras variáveis são 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.

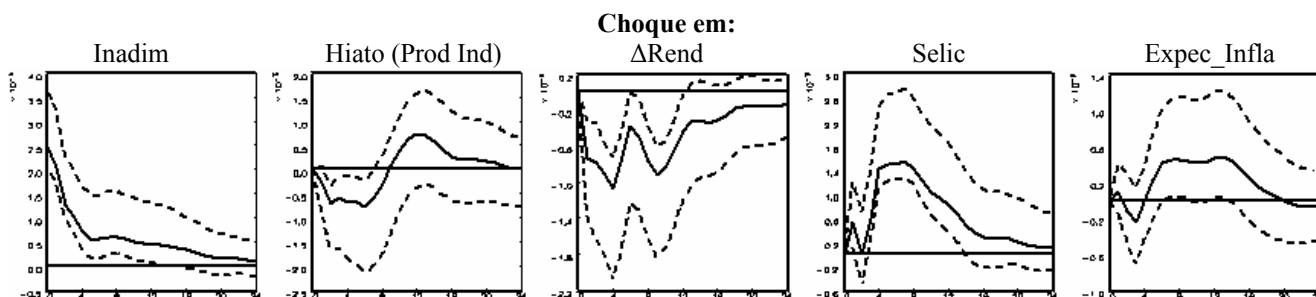
Foram realizados os seguintes testes de robustez:

1) Cálculo do hiato do produto

Utilizamos o índice de produção industrial mensal divulgado pelo IBGE como *proxy* de atividade econômica. Sendo assim, o logaritmo do hiato do produto foi obtido pela diferença entre a produção industrial efetiva e a produção industrial potencial, calculada pelo filtro de HP. Devido à excessiva volatilidade, utilizamos a média móvel trimestral da série.

A FIGURA 7 apresenta as respostas da taxa de inadimplência a choques de um desvio padrão nas variáveis do modelo. As respostas da taxa de inadimplência aos diferentes choques apresentam o sinal esperado e são similares as respostas do modelo padrão. Contudo, o efeito de um choque de um desvio padrão no hiato do produto calculado pelo índice de produção industrial, que corresponde a um aumento de 0,5% do produto (relativo ao potencial), é inferior ao efeito de um choque do hiato do produto calculado pelo PIB mensal.

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

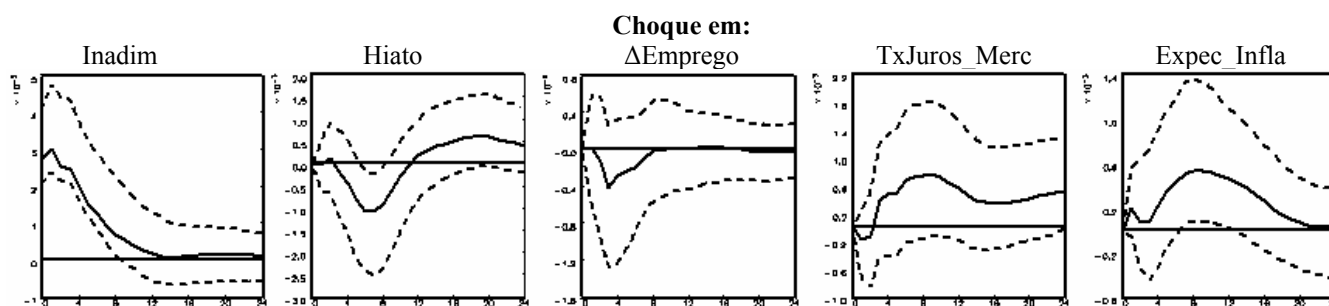


2) Substituição da taxa de juros Selic e rendimento médio dos ocupados

A taxa de juros Selic foi substituída pela taxa média mensal (pré-fixada, pós-fixada e flutuante) das operações de crédito com recursos livres (% a.a.) de pessoas físicas e jurídicas, divulgada pelo BCB. A variação do índice de rendimento médio dos ocupados foi substituída pela variação do índice de emprego dos ocupados das regiões metropolitanas, divulgado pelo Seade/Dieese.

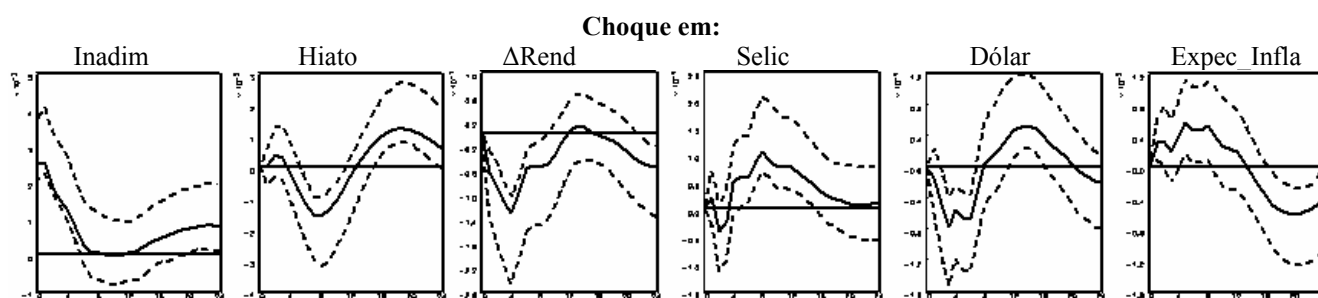
A FIGURA 8 apresenta as respostas da taxa de inadimplência a choques de um desvio padrão nas variáveis do modelo. As respostas da taxa de inadimplência aos diferentes choques também apresentam o sinal esperado. Contudo, devido ao tamanho do intervalo de confiança, as respostas da taxa de inadimplência a choques na taxa de juros de mercado e na variação do índice de emprego não são estatisticamente diferentes de zero.

FIGURA 8 – Resposta da taxa de inadimplência do SFN a choques nas variáveis



3) Inclusão da taxa de câmbio no modelo

A taxa de câmbio pode ter um impacto direto na taxa de inadimplência ou indireto, pela resposta da taxa de inadimplência às outras variáveis macroeconômicas. Sendo assim, incluímos a taxa de câmbio de compra média do mês (R\$/US\$) e estimamos o modelo VAR com quatro defasagens. A FIGURA 9 apresenta as respostas da taxa de inadimplência a choques de um desvio padrão nas variáveis do modelo. Um aumento não esperado na taxa de câmbio (depreciação do real) reduz a taxa de inadimplência nos oito primeiros meses depois do choque. As respostas da taxa de inadimplência a choques nas outras variáveis continuam a apresentar o sinal esperado. Contudo, ao incluir a taxa de câmbio, testes dos resíduos do modelo indicaram a presença de autocorrelação e heterocedasticidade.

FIGURA 9 – Resposta da taxa de inadimplência do SFN a choques nas variáveis

5 AVALIAÇÃO DO RISCO DE CRÉDITO

5.1 O modelo VAR como uma ferramenta de teste de estresse

Os modelos desenvolvidos no trabalho podem ser utilizados como uma ferramenta de teste de estresse macroeconômico. Nos modelos, as variáveis macroeconômicas foram relacionadas a uma medida de risco de crédito, no caso, a taxa de inadimplência. Podemos ver que o impacto na taxa de inadimplência do SFN devido um aumento não esperado de um desvio padrão nas variáveis macroeconômicas (*Hiato*, $\Delta Rend$, *Selic* e *Expec_Infla*) não é grande. Um choque na taxa de juros nominal de 0,3 p.p., por exemplo, provocaria um aumento máximo de 0,11 p.p. na taxa de inadimplência no sexto mês depois do choque. Assumindo que a relação é linear para choques de diferentes magnitudes, o efeito de um aumento de 3,0 p.p. na taxa de juros nominal, como o ocorrido em outubro de 2002, provocaria um aumento de aproximadamente 1,1 p.p. na taxa de inadimplência do SFN. Contudo, como os dados de inadimplência são agregados, não estamos verificando o efeito dos choques sobre cada instituição financeira isolada ou o efeito dos choques sobre os diferentes setores da economia. O efeito de um choque sobre a taxa de inadimplência de uma instituição financeira ou sobre o crédito habitacional, por exemplo, pode ser bem maior que o indicado pela TABELA 6.

De acordo com Chan-Lau (2006), modelos como os desenvolvidos, que relacionam o risco de crédito às variáveis macroeconômicas utilizando métodos econométricos, apresentam algumas desvantagens em relação a outras metodologias de estimação da inadimplência como, por exemplo, métodos baseados em dados contábeis. Primeiro, é necessário que as séries cubram pelo menos um ciclo econômico, senão o modelo não irá capturar completamente o impacto do ciclo sobre a variável. Segundo, como os dados macroeconômicos são usualmente divulgados com uma defasagem e sujeitos a revisão, os modelos são impróprios para acompanhar rapidamente as condições de deterioração das instituições financeiras. Finalmente, os modelos estão sujeitos à crítica de Lucas, pois os parâmetros ou a forma funcional podem não ser estáveis, especialmente se expostos um estresse maior. Já Cihák (2007) ressalta que a aproximação linear, em modelos estatísticos

lineares, pode ser razoável quando os choques são pequenos, mas não linearidades são provavelmente importantes para choques de maior magnitude.

Não obstante as críticas, os modelos econométricos lineares são amplamente empregados na estimação da inadimplência. Nas seções seguintes, a acurácia das previsões fora da amostra da taxa de inadimplência do SFN e a probabilidade da taxa de inadimplência ultrapassar determinado valor considerado de risco serão analisadas.

5.2 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 frente²⁶. 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.

²⁶ Segundo Stock e Watson (2001), previsões como estas são chamadas de “simuladas” ou “pseudo” previsões fora da amostra para enfatizar que elas simulam como as previsões seriam computadas em tempo real. O experimento difere-se de um experimento realizado em tempo real porque foram utilizados dados correntes, que incluem revisões posteriores dos dados pelas agências estatísticas, e não dados disponíveis em tempo real.

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 8.

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 8 – 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”.

5.3 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 gerado²⁷. Como as simulações levam em consideração as correlações entre as variáveis, o vetor é transformado em um vetor de choques aleatórios correlacionados, dado por:

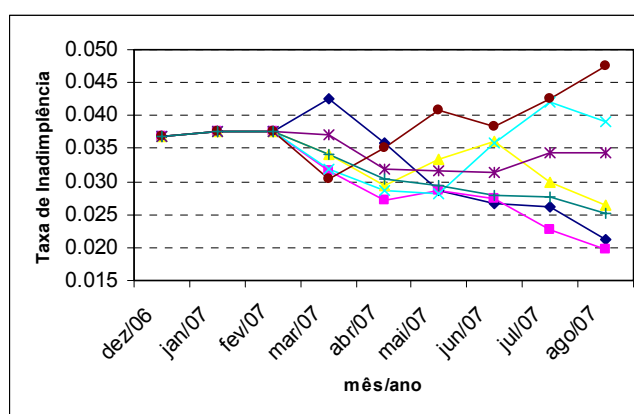
$$e_{t+h} = Pz_{t+h} .$$

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

²⁷ As simulações foram realizadas utilizando o *Matlab* 6.0.

procedimento foi repetido até que o horizonte de tempo e o número de trajetórias simuladas das variáveis fossem alcançados. No GRÁFICO 7, 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).

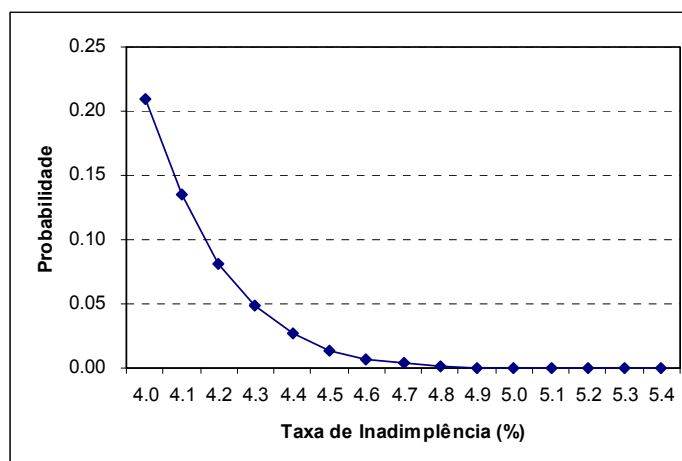
GRÁFICO 7 – Trajetórias simuladas da taxa de inadimplência do SFN



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).

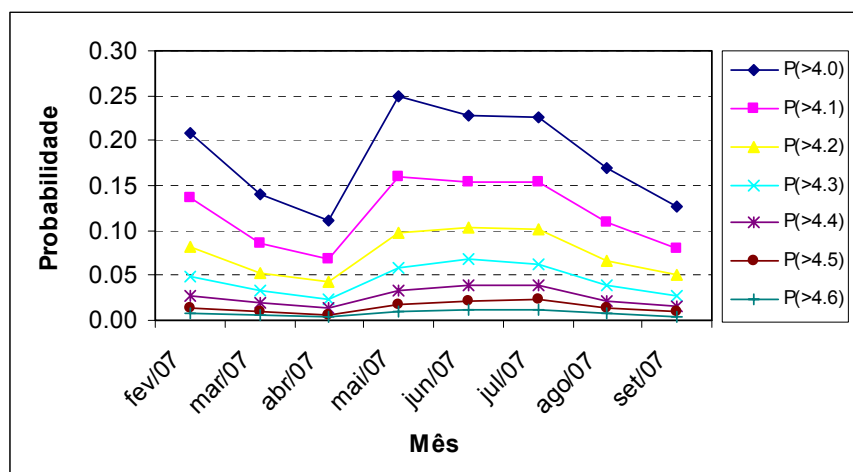
O GRÁFICO 8 apresenta a probabilidade da taxa de inadimplência ser maior que determinado nível nos próximos seis meses, calculada a partir do VAR estimado com dados até fevereiro de 2007. São apresentadas as probabilidades para níveis da taxa de inadimplência de 4% a 5,4%. No gráfico, pode se ver que 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. Nos Anexos (FIGURA A 1), apresentamos as probabilidades calculadas para os meses de março a setembro de 2007.

GRÁFICO 8 – Probabilidade da taxa de inadimplência ultrapassar determinado nível nos próximos seis meses - Fevereiro de 2007



O GRÁFICO 9 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 9 – 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 4.2.

6 CONCLUSÃO

Esta dissertação 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*). 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. As variáveis macroeconômicas escolhidas foram o hiato do produto, variação do índice de rendimento médio real trimestral do pessoal ocupado, taxa de juros Selic anualizada e expectativa de inflação para os próximos doze meses.

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.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

AKERLOF, G. A. The market for “lemons”: qualitative uncertainty and the market mechanism. *Quarterly Journal of Economics*. Cambridge, v. 84, n. 3, p. 488-500, ago. 1970.

ALDRIGHI, D. Uma avaliação das contribuições de Stiglitz à teoria dos mercados financeiros. *Revista de Economia Política*. São Paulo, v. 26, n. 1, p. 137-57, jan. 2006.

ALLEN, L.; SAUNDERS, A. *A survey of cyclical effects in credit risk measurement models*. Basel: Bank for International Settlements, 2003. 32p. (Working Papers, 126). Disponível em: <www.bis.org/publ/work126.htm>. Acesso em: 14 jun. 2007.

AMATO J.; FURFINE C. *Are credit ratings procyclical?* Basel: Bank for International Settlements, 2003. 33p. (Working Papers, 129). Disponível em: <www.bis.org/publ/work129.htm>. Acesso em: 14 jun. 2007.

BANCO CENTRAL DO BRASIL. *Relatório de atividades da diretoria de fiscalização – 1995-2002*. Brasília, 2003. 149p. Disponível em: <www.bcb.gov.br/?rel8fisc>. Acesso em: 20 jan. 2008.

BANCO CENTRAL DO BRASIL. *Economia bancária e crédito: avaliação de 5 anos do projeto juros e spread bancário*. Brasília, 2004. 120p. Disponível em: <www.bcb.gov.br/?spread>. Acesso em: 12 jan. 2008.

BANCO CENTRAL DO BRASIL. *Relatório de estabilidade financeira*. Brasília, v. 6 n. 2, nov. 2007. 171p. Disponível em: <www.bcb.gov.br/?relestabn2007>. Acesso em: 12 jan. 2008.

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

BERGER, A.; UDELL, G. The institutional memory hypothesis and the procyclicality of bank lending behavior. *Journal of Financial Intermediation*. San Diego, v. 13, n. 4, p. 458–495, out. 2004.

BERNANKE, B. Non-monetary effects of the financial crisis in the propagation of the Great Depression. *American Economic Review*. Nashville, v. 73, n. 3, p. 257-276, jun. 1983.

BERNANKE, B.; GERTLER, M. Inside the black box: the credit channel of monetary policy transmission. *Journal of Economic Perspectives*. Nashville, 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). Disponível em: <papers.nber.org/papers/w6455.pdf>. Acesso em: 12 jun. 2007.

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). Disponível em: <www.bis.org/publ/bppdf/bispap01.htm>. Acesso em: 12 jun. 2007.

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

CHAN-LAU, J. A. *Fundamentals-based estimation of default probabilities: a survey*. Washington: International Monetary Fund, 2006. 20p. (Working Paper, 06/149). Disponível em: <www.imf.org/external/pubs/ft/wp/2006/wp06149.pdf>. Acesso em: 12 jun. 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. Disponível em: <www.bcb.gov.br/?spread>. Acesso em: 12 jan. 2008.

CIHÁK, M. *Introduction to applied stress testing*. Washington: International Monetary Fund, 2007. 74p. (Working Paper, 07/59). Disponível em: <www.imf.org/external/pubs/ft/wp/2007/wp0759.pdf>. Acesso em: 12 jun. 2007.

DESCHAMPS, P. J. *Comparing smooth transition and markov switching autoregressive models of US unemployment*. Fribourg: University of Fribourg, 2007. 37p. (Working Paper, 7). Disponível em: <ideas.repec.org/s/fri/dqewps.html>. Acesso em: 2 nov. 2007.

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

DIEBOLD, F. X.; MARIANO, R. S. Comparing predictive accuracy. *Journal of Business & Economic Statistics*. Washington, 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*. Cambridge, v. 110, n. 4, p. 975-1009, nov. 1995.

FISHER, I. The debt-deflation theory of great depressions. *Econometrica*. Chicago, v. 1, n. 4, p. 337-357, out. 1933.

FREIXAS, X.; ROCHET, J. *Microeconomics of banking*. Cambridge: MIT Press, 1999. 312p.

FRIEDMAN, M.; SCHWARTZ, A. *A monetary history of the United States: 1867-1960*. Princeton: Princeton University Press, 1963. 888p.

FUNDO MONETÁRIO INTERNACIONAL. *Financial soundness indicators: background paper*. Washington, 2003. 90p. Disponível em: <www.imf.org/external/np/sta/fsi/eng/2003/051403b.htm>. Acesso em: 12 jun. 2007.

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). Disponível em: <[papers.nber.org /papers/w10336.pdf](http://papers.nber.org/papers/w10336.pdf)>. Acesso em: 12 jun. 2007.

GERTLER, M. *Financial structure and aggregate economic activity: an overview*. Cambridge: NBER, 1988. 53p. (Working Paper, 2559). Disponível em: <[papers.nber.org /papers/w2559.pdf](http://papers.nber.org/papers/w2559.pdf)>. Acesso em: 11 set. 2007.

GOURINCHAS, P.; VALDÉS, R.; LANDERRETICHE, O. *Lending booms: Latin America and the world*. Cambridge: NBER, 2001. 61p. (Working Paper, 8249). Disponível em: <[papers.nber.org /papers/w8249.pdf](http://papers.nber.org/papers/w8249.pdf)>. Acesso em: 12 jun. 2007.

HAMILTON, J. D. *Time series analysis*. Princenton: Princeton University Press, 1994. 799p.

HANSON, S.; SCHUERMAN, T. Confidence intervals for probabilities of default. *Journal of Banking & Finance*. Amsterdam, 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) Disponível em: <www.bankofengland.co.uk/publications/workingpapers/wp282.pdf>. Acesso em: 12 jun. 2007.

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

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

MISHKIN, F. S. The household balance sheet and the Great Depression. *Journal of Economic History*. New York, v. 38, n. 4, p. 918-37, dez. 1978.

MODIGLIANI, F.; MILLER, M. The cost of capital, corporation finance, and the theory of investment. *American Economic Review*. Nashville, v. 48, n. 3, p. 261-297, jun. 1958.

NICKELL, P.; PERRAUDIN, W.; VAROTTO, S. Stability of rating transitions. *Journal of Banking & Finance*. Amsterdam, 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). Disponível em: <www.bankofengland.co.uk/publications/workingpapers/wp177.pdf>. Acesso em: 01 jun. 2007.

PESARAN, H.; SCHUERMAN, T.; TREUTLER, B. *Global business cycles and credit risk*. Cambridge: NBER, 2005. 55p. (Working Paper, 11493). Disponível em: <[papers.nber.org /papers/w11493.pdf](http://papers.nber.org/papers/w11493.pdf)>. Acesso em: 19 ago. 2007.

PESOLA, J. *Banking fragility and distress: an econometric study of macroeconomic determinants*. Helsinki: Bank of Finland, 2005. 100p. (Discussion Paper, 13). Disponível em: <papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=872703>. Acesso em: 12 jun. 2007.

SAPIENZA, P. The effects of government ownership on bank lending. *Journal of Financial Economics*. Amsterdam, v. 72, n. 2, p.357-384, mai. 2004.

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). Disponível em: <www.bcb.gov.br/pec/wps/ingl/wps91.pdf>. Acesso em: 14 jun. 2007.

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). Disponível em: <www.bcb.gov.br/pec/wps/port/wps127.pdf>. Acesso em: 12 jun. 2007.

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. Disponível em: <<http://www.anpec.org.br/encontro2007/artigos/a07a099.pdf>>. Acesso em: 20 dez. 2007.

STOCK, J. H.; WATSON, M. W. Vector autoregressions. *Journal of Economic Perspectives*. Nashville, v. 15, n. 4, p. 101-115, out. 2001.

TABAK, B. et al. *The stability-concentration relationship in the brazilian banking system*. Brasília: Banco Central do Brasil, 2007. 29p. (Trabalhos para discussão, 145). Disponível em: <www.bcb.gov.br/pec/wps/port/wps145.pdf>. Acesso em: 18 fev. 2008.

TAKEDA, T.; ROCHA, F.; NAKANE, M. The reaction of bank lending to monetary policy in brazil. *Revista Brasileira de Economia*. Rio de Janeiro, v. 59, n. 1, p. 107-126, jan./mar. 2005.

TODA, H. Y.; YAMAMOTO, T. Statistical inference in vector autoregressions with possibly integrated processes. *Journal of Econometrics*. Amsterdam, 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) Disponível em: <papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=622682>. Acesso em: 12 jun. 2007.

VON PETER, G. *Debt deflation: concepts and a stylised model*. Basel: Bank for International Settlements, 2005. 56p. (Working Paper, 176). Disponível em: <www.bis.org/publ/work176.htm>. Acesso em: 18 fev. 2008.

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

ANEXOS

**TABELA A 1 – Estimativas do modelo VAR de taxa de inadimplência do SFN
(set/2000 a set/2007)**

(continua)

	inadim	hiato	Δ rend	selic_aa	expec_infla
inadim(-1)	0.728072 (0.14057)	-0.444111 (0.25383)	-0.589134 (0.46512)	-0.231727 (0.15355)	-0.083958 (0.10310)
inadim(-2)	-0.261197 (0.18309)	0.297454 (0.33060)	0.782212 (0.60579)	0.119184 (0.19999)	0.144644 (0.13429)
inadim(-3)	0.175326 (0.18492)	-0.311761 (0.33390)	-0.664149 (0.61185)	-0.038161 (0.20199)	-0.110410 (0.13563)
inadim(-4)	0.047057 (0.11752)	0.395223 (0.21220)	0.230464 (0.38885)	0.064947 (0.12837)	0.073038 (0.08620)
hiato(-1)	0.011636 (0.07285)	1.423784 (0.13154)	-0.109960 (0.24104)	0.010613 (0.07958)	0.068691 (0.05343)
hiato(-2)	-0.038039 (0.11818)	-0.459666 (0.21341)	0.226598 (0.39105)	0.116766 (0.12910)	-0.074183 (0.08669)
hiato(-3)	0.035436 (0.11935)	-0.251439 (0.21550)	-0.221934 (0.39489)	0.005051 (0.13037)	0.078194 (0.08754)
hiato(-4)	-0.087198 (0.08200)	0.124956 (0.14806)	-0.148897 (0.27131)	-0.037926 (0.08957)	0.030973 (0.06014)
Δ rend(-1)	-0.114942 (0.03543)	0.029402 (0.06397)	0.156342 (0.11722)	0.026248 (0.03870)	0.031604 (0.02598)
Δ rend(-2)	-0.014466 (0.02975)	-0.068885 (0.05372)	0.020233 (0.09844)	-0.028374 (0.03250)	0.006157 (0.02182)
Δ rend(-3)	-0.008637 (0.03006)	0.041156 (0.05428)	-0.582367 (0.09946)	-0.031805 (0.03283)	-0.044794 (0.02205)
Δ rend(-4)	-0.105990 (0.03478)	-0.090143 (0.06280)	0.159128 (0.11507)	-0.065744 (0.03799)	0.032382 (0.02551)
selic_aa(-1)	-0.058345 (0.12723)	-0.130243 (0.22973)	0.337784 (0.42096)	1.569340 (0.13897)	-0.068016 (0.09332)
selic_aa(-2)	0.028995 (0.23287)	0.115461 (0.42050)	-0.369502 (0.77052)	-0.797440 (0.25438)	0.072863 (0.17080)
selic_aa(-3)	0.208282 (0.21239)	0.080317 (0.38352)	-0.281760 (0.70277)	0.476193 (0.23201)	0.024870 (0.15579)
selic_aa(-4)	-0.134789 (0.10464)	-0.051745 (0.18895)	0.330073 (0.34623)	-0.268627 (0.11430)	-0.001916 (0.07675)
expec_infla(-1)	-0.054397 (0.11958)	0.040360 (0.21592)	0.144784 (0.39566)	0.386159 (0.13062)	1.719344 (0.08771)
expec_infla(-2)	0.047746 (0.24255)	-0.489635 (0.43797)	-0.429334 (0.80253)	-0.352339 (0.26494)	-1.192160 (0.17790)
expec_infla(-3)	-0.006267 (0.23584)	0.734192 (0.42586)	-0.332058 (0.78036)	0.004658 (0.25762)	0.579927 (0.17299)
expec_infla(-4)	-0.046575 (0.11450)	-0.373858 (0.20675)	0.501018 (0.37885)	0.017489 (0.12507)	-0.188140 (0.08398)
c	0.007249 (0.00288)	0.004565 (0.00520)	0.011785 (0.00954)	0.003423 (0.00315)	-0.001818 (0.00211)
d_crise	0.001740 (0.00381)	0.002177 (0.00688)	-0.029920 (0.01260)	-0.000441 (0.00416)	0.024039 (0.00279)
d_inadim	0.004237 (0.00226)	-0.001151 (0.00408)	-0.000348 (0.00748)	0.002318 (0.00247)	-0.001839 (0.00166)
R^2	0.943817	0.909757	0.593250	0.993986	0.990479
R^2 ajust.	0.923882	0.877735	0.448920	0.991852	0.987100

	(fim)				
Soma quad. dos resid.	0.000518	0.001690	0.005674	0.000618	0.000279
Erro padrão	0.002891	0.005221	0.009567	0.003158	0.002121
Média (var. dependente)	0.043022	0.000694	-0.001856	0.176848	0.055003
Desvio padrão (var. dependente)	0.010479	0.014931	0.012887	0.034988	0.018671

Nota: desvio padrão entre parênteses.

TABELA A 2– Estimativas do modelo VAR de taxa de inadimplência do sistema financeiro público (set/2000 a set/2007)

	(continua)				
	inadim_pub	hiato	Δ rend	selic_aa	expec_infla
inadim_pub(-1)	0.662397 (0.14156)	-0.190283 (0.13554)	-0.298821 (0.24271)	-0.071295 (0.08152)	-0.033703 (0.05391)
inadim_pub(-2)	-0.297182 (0.17175)	0.119374 (0.16446)	0.360162 (0.29448)	0.021059 (0.09891)	0.074772 (0.06541)
inadim_pub(-3)	0.147181 (0.16880)	-0.111382 (0.16163)	-0.385537 (0.28941)	-0.006074 (0.09721)	-0.067825 (0.06428)
inadim_pub(-4)	0.115500 (0.10827)	0.163451 (0.10367)	0.155388 (0.18563)	0.040170 (0.06235)	0.045609 (0.04123)
hiato(-1)	0.060604 (0.13502)	1.398402 (0.12928)	-0.156353 (0.23149)	0.000622 (0.07775)	0.062129 (0.05142)
hiato(-2)	-0.058867 (0.21446)	-0.409419 (0.20535)	0.312413 (0.36771)	0.140277 (0.12351)	-0.064174 (0.08167)
hiato(-3)	0.087591 (0.21385)	-0.296995 (0.20477)	-0.236247 (0.36666)	-0.008726 (0.12316)	0.075190 (0.08144)
hiato(-4)	-0.210132 (0.14813)	0.161078 (0.14183)	-0.167209 (0.25397)	-0.026903 (0.08530)	0.030332 (0.05641)
Δ rend(-1)	-0.223176 (0.06783)	0.041553 (0.06495)	0.160828 (0.11630)	0.033361 (0.03906)	0.036650 (0.02583)
Δ rend(-2)	-0.038257 (0.05666)	-0.057187 (0.05426)	0.012573 (0.09715)	-0.023977 (0.03263)	0.007210 (0.02158)
Δ rend(-3)	-0.055192 (0.05667)	0.047718 (0.05426)	-0.586976 (0.09716)	-0.031531 (0.03264)	-0.044300 (0.02158)
Δ rend(-4)	-0.215160 (0.06720)	-0.081643 (0.06434)	0.148462 (0.11522)	-0.063614 (0.03870)	0.034891 (0.02559)
selic_aa(-1)	0.029049 (0.24378)	-0.153805 (0.23342)	0.368808 (0.41797)	1.560500 (0.14039)	-0.082541 (0.09283)
selic_aa(-2)	-0.191125 (0.44662)	0.153894 (0.42765)	-0.370162 (0.76575)	-0.778684 (0.25720)	0.094439 (0.17008)
selic_aa(-3)	0.568974 (0.40635)	0.035319 (0.38909)	-0.312315 (0.69671)	0.458557 (0.23401)	0.009736 (0.15475)
selic_aa(-4)	-0.273725 (0.19976)	-0.031035 (0.19128)	0.365503 (0.34251)	-0.269407 (0.11504)	0.000564 (0.07607)
expec_infla(-1)	-0.154223 (0.22777)	0.083058 (0.21809)	0.182013 (0.39053)	0.391185 (0.13117)	1.725846 (0.08674)
expec_infla(-2)	0.127635 (0.46481)	-0.557250 (0.44507)	-0.538136 (0.79695)	-0.359380 (0.26768)	-1.201261 (0.17701)
expec_infla(-3)	-0.000613 (0.45329)	0.789960 (0.43403)	-0.249771 (0.77719)	0.007097 (0.26104)	0.593119 (0.17262)
expec_infla(-4)	-0.102833 (0.22108)	-0.380234 (0.21169)	0.459480 (0.37906)	0.027430 (0.12732)	-0.190782 (0.08419)
c	-0.002965 (0.00507)	0.003112 (0.00486)	0.004498 (0.00870)	0.001573 (0.00292)	-0.001113 (0.00193)
d_crise	0.002781 (0.00730)	0.001423 (0.00699)	-0.031709 (0.01252)	-0.000822 (0.00420)	0.024155 (0.00278)

	(fim)				
	inadim_pub	hiato	Δ rend	selic_aa	expec_infla
d_inadim	0.016435 (0.00491)	-0.000381 (0.00470)	0.003872 (0.00842)	0.001065 (0.00283)	-0.002202 (0.00187)
R ²	0.958508	0.907263	0.600857	0.993891	0.990620
R ² ajust.	0.943785	0.874356	0.459225	0.991724	0.987292
Soma quad. dos resid	0.001894	0.001737	0.005568	0.000628	0.000275
Erro padrão	0.005527	0.005292	0.009477	0.003183	0.002105
Média (var.	0.047769	0.000694	-0.001856	0.176848	0.055003
dependente)					
Desvio padrão (var.	0.023312	0.014931	0.012887	0.034988	0.018671
dependente)					

Nota: desvio padrão entre parênteses.

TABELA A 3 – Estimativas do modelo VAR de taxa de inadimplência do sistema financeiro privado (mar/2000 a set/2007)

	(continua)				
	inadim_priv	hiato	Δ rend	selic_aa	expec_infla
inadim_priv(-1)	0.978199 (0.13472)	-0.625350 (0.49291)	-1.570968 (0.89013)	-0.063888 (0.30123)	-0.126841 (0.20415)
inadim_priv(-2)	-0.184851 (0.17200)	0.666519 (0.62929)	1.402044 (1.13640)	-0.092426 (0.38458)	0.097251 (0.26063)
inadim_priv(-3)	0.409017 (0.15544)	-0.381041 (0.56870)	0.804172 (1.02699)	0.025158 (0.34755)	0.104404 (0.23554)
inadim_priv(-4)	-0.519402 (0.17039)	0.453014 (0.62342)	2.358802 (1.12581)	-0.413590 (0.38099)	-0.039940 (0.25820)
inadim_priv(-5)	0.191114 (0.13031)	-0.181026 (0.47678)	-3.052506 (0.86099)	0.402796 (0.29137)	0.015360 (0.19747)
hiato(-1)	-0.035148 (0.03464)	1.488697 (0.12675)	-0.032653 (0.22889)	-0.030153 (0.07746)	0.030876 (0.05250)
hiato(-2)	-0.010180 (0.05591)	-0.644588 (0.20455)	0.277258 (0.36939)	0.210240 (0.12501)	-0.010704 (0.08472)
hiato(-3)	0.006335 (0.05317)	-0.344180 (0.19453)	-0.498601 (0.35129)	-0.095172 (0.11888)	0.042643 (0.08057)
hiato(-4)	0.039249 (0.05378)	0.540998 (0.19678)	-0.237252 (0.35536)	0.003400 (0.12026)	-0.021071 (0.08150)
hiato(-5)	-0.041801 (0.03691)	-0.289999 (0.13504)	0.419691 (0.24386)	-0.009477 (0.08252)	0.070203 (0.05593)
Δ rend(-1)	-0.015934 (0.01784)	-0.013018 (0.06528)	0.117279 (0.11789)	0.046423 (0.03990)	0.029882 (0.02704)
Δ rend(-2)	0.009777 (0.01753)	-0.023975 (0.06414)	0.121480 (0.11584)	-0.036145 (0.03920)	0.012548 (0.02657)
Δ rend(-3)	0.017338 (0.01504)	0.050390 (0.05504)	-0.445219 (0.09940)	-0.037592 (0.03364)	-0.038447 (0.02280)
Δ rend(-4)	-0.026955 (0.01752)	-0.100352 (0.06410)	0.251795 (0.11576)	-0.059955 (0.03917)	0.031664 (0.02655)
Δ rend(-5)	-0.010585 (0.01805)	0.098793 (0.06603)	0.150095 (0.11924)	-0.019053 (0.04035)	0.000402 (0.02735)
selic_aa(-1)	-0.013345 (0.06890)	0.116946 (0.25208)	0.392498 (0.45522)	1.573491 (0.15405)	-0.038291 (0.10441)
selic_aa(-2)	0.017908 (0.11840)	-0.264235 (0.43321)	-0.213756 (0.78231)	-0.806230 (0.26474)	0.046287 (0.17942)
selic_aa(-3)	0.049935 (0.11443)	0.492224 (0.41867)	-0.659065 (0.75606)	0.542347 (0.25586)	0.099068 (0.17340)
selic_aa(-4)	-0.049148 (0.10475)	-0.535446 (0.38325)	0.276266 (0.69209)	-0.460089 (0.23421)	-0.188325 (0.15873)

	(fim)				
	inadim_priv	hiato	Δ rend	selic_aa	expec_infla
selic_aa(-5)	0.001648 (0.05324)	0.201278 (0.19477)	0.167136 (0.35173)	0.132984 (0.11903)	0.117333 (0.08067)
expec_infla(-1)	0.080131 (0.06546)	0.002715 (0.23950)	-0.256995 (0.43250)	0.408812 (0.14637)	1.732843 (0.09919)
expec_infla(-2)	-0.106455 (0.13663)	-0.415408 (0.49990)	0.484956 (0.90275)	-0.411549 (0.30551)	-1.291142 (0.20705)
expec_infla(-3)	-0.034592 (0.15248)	0.679447 (0.55788)	-0.961922 (1.00746)	-0.039723 (0.34094)	0.738508 (0.23106)
expec_infla(-4)	0.112159 (0.12709)	-0.465109 (0.46498)	0.648885 (0.83968)	0.227955 (0.28416)	-0.332173 (0.19258)
expec_infla(-5)	-0.073917 (0.06060)	0.101004 (0.22173)	0.131321 (0.40042)	-0.155095 (0.13551)	0.067064 (0.09184)
c	0.004960 (0.00268)	0.006166 (0.00982)	0.005284 (0.01773)	0.006639 (0.00600)	-0.004161 (0.00407)
d_crise	-0.002188 (0.00201)	0.001429 (0.00737)	-0.030499 (0.01330)	-0.000968 (0.00450)	0.023453 (0.00305)
R^2	0.896609	0.916652	0.636153	0.994266	0.990746
R^2 ajust.	0.851046	0.879922	0.475813	0.991740	0.986669
Soma quad. dos resid.	0.000118	0.001581	0.005155	0.000590	0.000271
Erro padrão	0.001415	0.005176	0.009347	0.003163	0.002144
Média (var. dependente)	0.039539	0.000876	-0.001684	0.176713	0.054952
Desvio padrão (var. dependente)	0.003666	0.014937	0.012911	0.034804	0.018567

Nota: desvio padrão entre parênteses.

FIGURA A 1– Probabilidade da taxa de inadimplência ultrapassar determinado nível nos próximos seis meses – Março de 2007 a Setembro de 2007

