

**Insper Instituto de Ensino e Pesquisa  
Programa de Mestrado Profissional em Economia**

**Diego Marcio Cardoso Cançado**

**TESTE DE ESTRESSE DE RISCO DE CRÉDITO  
UTILIZANDO REGRESSÃO QUANTÍLICA**

**São Paulo  
2011**

Diego Marcio Cardoso Cançado

**Teste de Estresse de Risco de Crédito Utilizando Regressão  
Quantílica**

Dissertação apresentada ao Programa de Mestrado Profissional em Economia do Insper Instituto de Ensino e Pesquisa, como parte dos requisitos para a obtenção do título de Mestre em Economia.

Área de concentração: Finanças e Macroeconomia Aplicadas

Orientadora: Prof<sup>ª</sup>. Dra. Andrea Maria Accioly Fonseca Minardi – Insper

**São Paulo  
2011**

Caçado, Diego Marcio Cardoso  
Teste de Estresse de Risco de Crédito Utilizando Regressão Quantílica  
/ Diego Marcio Cardoso Caçado; orientadora: Andrea Maria Accioly  
Fonseca Minardi – São Paulo: Insper, 2011.

38 f.

Dissertação (Mestrado – Programa de Mestrado Profissional  
em Economia. Área de concentração: Finanças e Macroeconomia  
Aplicadas) – Insper Instituto de Ensino e Pesquisa.

1. Risco de Crédito 2. Teste de Estresse

# FOLHA DE APROVAÇÃO

Diego Marcio Cardoso Cançado  
Teste de Estresse de Risco de Crédito Utilizando Regressão Quantílica

Dissertação apresentada ao Programa de Mestrado Profissional em Economia do Insper Instituto de Ensino e Pesquisa, como requisito parcial para obtenção do título de Mestre em Economia.

Área de concentração: Finanças e Macroeconomia Aplicadas

Aprovado em: Dezembro/2011

## Banca Examinadora

Prof<sup>a</sup>. Dra. Andrea Maria Accioly Fonseca Minardi  
Orientadora

Instituição: Insper

Assinatura: \_\_\_\_\_

Prof. Dr. Rinaldo Artes

Instituição: Insper

Assinatura: \_\_\_\_\_

Prof.Dr. Marcos Eugênio da Silva

Instituição: FEA - USP

Assinatura: \_\_\_\_\_

## **AGRADECIMENTOS**

Agradeço à professora Andrea Minardi por ter aceitado me orientar, por sua ajuda e suas revisões que foram fundamentais na elaboração deste trabalho.

Agradeço a todos os amigos que me apoiaram e me ajudaram na revisão deste trabalho.

Agradeço à minha família, em especial à Camila Flores e à minha mãe Elizete Oliveira, por seu incentivo, carinho, apoio e compreensão que foram indispensáveis para essa realização.

## RESUMO

CANÇADO, Diego Marcio Cardoso. **Teste de Estresse de Risco de Crédito Utilizando Regressão Quantílica**. 2011. 38 f. Dissertação (Mestrado) – Insper Instituto de Ensino e Pesquisa, São Paulo, 2011.

Tradicionalmente, os testes de estresse para risco de crédito se baseiam em modelos regressivos relacionando variáveis macroeconômicas com níveis de perda. Contudo, em cenários extremos, não se espera que o relacionamento entre as variáveis macroeconômicas e a perda mantenha o comportamento histórico. Como proposta para uma melhor modelagem de valores extremos, foi testada a técnica de regressão quantílica, incluindo um estimador com variáveis instrumentais. Os testes, executados para as carteiras de pessoas físicas e de pessoas jurídicas do sistema financeiro nacional, mostraram que tanto as técnicas propostas, quanto as tradicionais chegaram a sensibilidades consistentes, possuindo as mesmas variáveis explicativas, em sinais consistentes com o esperado. Além disso, foi observado que os modelos quantílicos, em especial do quantil 50%, geram sensibilidades macroeconômicas ligeiramente maiores e a caudas mais pesadas que os modelos tradicionais. Já os modelos de quantil 90% chegaram a valores próximos dos modelos tradicionais.

Palavras-chave: Risco de Crédito; Teste de Estresse; Regressão Quantílica; Inadimplência

## **ABSTRACT**

CANÇADO, Diego Marcio Cardoso. **Credit Risk Stress Test Using Quantile Regression**. 2011. 38 f. Dissertation (Mastership) – Insper Instituto de Ensino e Pesquisa, São Paulo, 2011.

Traditionally, stress tests for credit risk is based on regressive models relating macroeconomic variables with levels of loss. However, in extreme scenarios, the historical relationship between macroeconomic variables and the loss is not expected. As a proposal for a better modeling of extreme values, the technique of quantile regression was tested, including an instrumental variables estimator. The tests, for both individuals and legal entities financial system portfolio, showed that both the proposed and the traditional techniques reached consistent sensitivities, having the same explanatory variables and signs consistent with expectations. In addition, was observed that the quantiles models, especially the 50% quantile model, generate macroeconomic sensitivities slightly larger and heavier tails than traditional models. The 90% quantile models reached values close to the traditional models.

Keywords : Credit Risk; Stress Test; Quantile Regression; Delinquency

## LISTA DE TABELAS

<b>Tabela 1:</b> Teste de Raiz Unitária para o Modelo VAR.....	24
<b>Tabela 2:</b> Testes de Seleção de Defasagens para o modelo VAR .....	24
<b>Tabela 3:</b> Modelo VAR Macroeconômico .....	25
<b>Tabela 4:</b> Defasagens para o Modelo de Risco de Crédito.....	26
<b>Tabela 5:</b> Estimativa Preliminar do Modelo de Risco de Crédito .....	27
<b>Tabela 6:</b> Estimativa Final do Modelo de Risco de Crédito.....	29
<b>Tabela 7:</b> Simulações de Monte Carlo.....	30
<b>Tabela 8:</b> Resultado da Simulação por Quantil .....	31
<b>Tabela 9:</b> Resultados em Requerimentos de Reservas Financeiras .....	32
<b>Tabela 10:</b> Resultados do Teste de Estresse Reverso .....	33

## LISTA DE FIGURAS

<b>Figura 1:</b> Série Histórica de Inadimplência .....	22
<b>Figura 2:</b> Histograma das Simulações de Monte Carlo .....	31

# SUMÁRIO

<b>1. Introdução</b> .....	10
<b>2. Revisão da Literatura</b> .....	12
2.1 Modelos de Risco de Crédito .....	12
2.2 Framework de Teste de Estresse.....	15
2.3 Regressão Quantílica.....	17
<b>3. Modelo Proposto</b> .....	19
3.1 Modelo Econométrico.....	19
3.2 Simulação de Cenários.....	21
<b>4. Dados</b> .....	22
<b>5. Resultados</b> .....	24
<b>6. Conclusão</b> .....	34
<b>REFERÊNCIAS</b> .....	36

## 1. Introdução

A recente crise de 2008 e as incertezas relacionadas a alguns países, principalmente os Europeus e os Estados Unidos, colocaram os exercícios de teste de estresse em evidência. Esses exercícios são em grande parte utilizados pelos Bancos Centrais a fim de mostrar a solidez do sistema financeiro. Já pelas instituições financeiras são utilizados a fim de mostrar efetiva resiliência e qualidade creditícia.

As instituições financeiras utilizam modelos internos para estimativa de uma distribuição de perda. Normalmente é adotada a expectativa de perda como provisão. Além disso, metodologias de *Value-at-Risk*, que encontram a perda máxima esperada em um determinado nível de confiança, são utilizadas para se determinar as reservas internas de perda, também conhecida como capital econômico. Contudo, certos cenários econômicos podem gerar perdas acima das expectativas, consumindo todas as reservas e levando a insolvência.

A fim de verificar se os níveis de capital são adequados para que as instituições enfrentem períodos de crise, são utilizados os testes de estresse. Basicamente esses exercícios consistem em simular a perda máxima em um cenário econômico, que represente uma crise severa, contudo possível, que não seja prevista pelos modelos internos. Essa ferramenta já é altamente disseminada para avaliação de risco de mercado, contudo a utilização desta metodologia para a avaliação de risco de crédito é recente.

Ressaltando a importância da avaliação do risco de crédito, temos Bernarke et al (1998) afirmando que a estabilidade do mercado de crédito tem uma grande importância para a estabilidade econômica como um todo. Considerando que o mercado de crédito é um grande fator pro-cíclico, um pequeno choque pode levar a uma grande oscilação na economia. Portanto, percebe-se que a precisa determinação do risco de crédito é de suma importância para os Bancos Centrais.

Neste sentido, temos diversas publicações relevantes sobre o assunto. Inicialmente, o Segundo Acordo da Basileia (BCBS<sup>1</sup>, 2006) determina como requisito mínimo para a utilização de uma abordagem baseada em modelos internos a utilização do teste de estresse

---

<sup>1</sup> Basel Committee on Banking Supervision

por cada instituição. Ainda como publicação do BIS<sup>2</sup>, temos os princípios de *Stress Test* (BCBS, 2009), documento no qual são definidas as diretrizes a serem seguidas pelas instituições financeiras e pelos reguladores. Ambas as publicações focam na solvência de cada instituição em diferentes cenários.

Focando na estabilidade do sistema financeiro internacional, temos a publicação do programa de verificação do setor financeiro (FSAP<sup>3</sup>, 2005), no qual são definidos diversos indicadores de qualidade financeira que devem ser avaliados por cada Banco Central. Dentre estes indicadores, ressalta-se a avaliação dos exercícios de *Stress Test*, no que tange a abrangência e a relevância dos cenários utilizados. Além disso, uma grande preocupação levantada pelo FSAP é a avaliação do efeito transmissão de riscos externos ao país.

Seguindo esta linha, temos diversas publicações de Bancos Centrais detalhando metodologias de modelos de risco de crédito e aplicações de estresse em seus países. Dentre estas, ressalta-se Hoggarth et al. (2005), que fez uso extensivo das metodologias clássicas de avaliação de risco de crédito chegando a conclusão que os bancos ingleses eram bem capitalizados na época do exercício. Virolainen (2004) e Wong et al (2008) testaram a utilização de modelos macroeconômicos nos seus respectivos países.

No Brasil, Linardi (2008) tenta relacionar a inadimplência brasileira com variáveis macroeconômicas. Outro estudo é do Vazquez et al. (2010), que utiliza um modelo baseado em microdados para se chegar em um *Credit Value-at-Risk*. Ressalta-se que a disponibilidade de microdados no Brasil é restrita ao Banco Central (todo SFN<sup>4</sup>) e às instituições financeiras (dados internos). Gaglianone e Schechtman (2011) propõe um modelo macroeconômico para se chegar no *Credit VaR*<sup>5</sup> e avaliar cenários de estresse, testando na carteira de crédito imobiliário do Sistema Financeiro Nacional .

Este estudo segue a linha dos modelos macroeconômicos, utilizando tanto a abordagem clássica do modelo de Wilson (1997a), quanto o proposto por Gaglianone e Schechtman (2011), inovando na utilização de regressão quantílica com variáveis instrumentais. Com a utilização destes modelos, pretende-se avaliar o impacto de choques macroeconômicos na carteira de crédito de pessoas físicas e de pessoas jurídicas.

---

<sup>2</sup> Bank of International Settlements

<sup>3</sup> Financial Sector Assessment Program, fundado em conjunto entre o Banco Mundial e o FMI.

<sup>4</sup> Sistema Financeiro Nacional

<sup>5</sup> *Value-at-Risk*

## 2. Revisão da Literatura

### 2.1 Modelos de Risco de Crédito

Conforme levantado por Crouhy et al. (2000), existem quatro modelos clássicos de avaliação de risco de crédito. Todas essas abordagens têm por objetivo gerar uma distribuição de perdas para uma carteira, e podem ser utilizadas para a determinação de *Credit VaR* e de testes de estresse.

O primeiro modelo é o CreditMetrics, desenvolvido pelo JP Morgan, que é baseado na migração entre as classificações de risco. Para este modelo, se observa historicamente uma carteira classificada de acordo com um modelo, seja interno da instituição financeira, seja externo das agências de *rating*. O objetivo é chegar a uma matriz de migração entre os níveis de *rating*, considerando o default como um nível válido. Assume-se que a probabilidade de default e que as probabilidades de migração de cada *rating* são constantes no tempo.

Além disso, é assumido que para classificação de risco existe um prêmio de risco implícito. Com isso, para uma operação de crédito com determinada classificação, é possível se determinar um novo spread e por consequência um novo valor, em função de cada possível migração, considerando inclusive para o estado de default. Partindo destas premissas é possível se simular o valor da carteira, chegando a uma distribuição de perda.

A principal fraqueza do modelo CreditMetrics reside ao assumir que as probabilidades de default e de migração são constantes no tempo e homogêneas para todas as exposições em uma mesma classificação.

O segundo modelo é o KMV, baseado no modelo de Merton (1974), também conhecido como modelo estrutural, que considera que o default é endógeno baseado na estrutura de capital de uma empresa. Com isto não é necessária a utilização de nenhuma classificação de risco, além de que todos os efeitos de migração são considerados implicitamente pelo modelo.

Em um primeiro momento, se deriva o valor esperado e o desvio padrão do ativo de certa empresa utilizando-se as cotações históricas das ações e o valor da dívida. Adotando uma distribuição para o ativo da empresa, se estima a distância ao default, como sendo a

quantidade de desvios entre o valor esperado e o limiar de default. Este limiar, estimado como sendo a dívida de curto prazo somado de metade da dívida de longo prazo, indica um nível a partir do qual o ativo não cobre mais as dívidas, levando a empresa ao default.

O objetivo de se estimar a distância ao default de certa empresa é determinar a probabilidade de default, ao se utilizar a equação estimada pelo KMV. Uma vez possuindo a PD<sup>6</sup>, para se chegar ao valor da carteira, são somados dois termos, um sendo a parte livre de risco derivado de uma taxa de recuperação  $(1-LGD^7)$  fixa e outro sendo a parte com risco de crédito que apenas é paga com probabilidade de  $(1-PD)$ . Ao se simular a estrutura de capital das empresas, é possível se chegar a uma distribuição de perda da carteira.

A abordagem do KMV resolve o problema enfrentado pelo CreditMetrics, ao se executar uma estimativa única para cada empresa. O problema do KMV é a necessidade das cotações históricas das ações, fazendo que este modelo somente seja utilizável para exposições com grandes empresas.

Outra abordagem é o CreditRisk+, modelo atuarial sugerido pelo CSFP<sup>8</sup>, que simplifica as abordagens anteriores em apenas estimar o evento de default, sem adotar nenhuma premissa em relação a causa. Neste modelo, para uma dada carteira é assumido que a quantidade de defaults em um horizonte de tempo de um ano se aproxima de uma distribuição de Poisson. Adotando que a taxa de default é estocástica e adotando uma severidade de perda fixa LGD, é possível se determinar uma distribuição de perda. A grande vantagem desta abordagem é a simplicidade e a facilidade de se implementar. Contudo, este modelo não considera quaisquer efeitos de migração de qualidade creditícia.

Finalmente, temos o Credit Portfolio View, desenvolvido por Wilson (1998), que se baseia em um modelo de fatores macroeconômicos para determinar a probabilidade de default. Basicamente, é adotado que a PD de uma carteira é uma função logística de fatores. Em posse da PD, é possível se chegar a uma distribuição de perdas, de forma similar a adotada pelo KMV.

Este modelo possibilita que a PD flutue ao longo do tempo, em função do cenário econômico do país. Além disso, esta abordagem tem a grande vantagem de ser fácil de

---

<sup>6</sup> Probabilidade de Default

<sup>7</sup> Loss Given Default ou Perda Dado Default

<sup>8</sup> Credit Suisse Financial Products

implementar e de diretamente apontar os impactos das variáveis macroeconômicas, que pode ser muito útil para exercício de análise de cenários.

## 2.2 Framework de Teste de Estresse

Conforme observado por Foglia (2008), os testes de estresse são constituídos em duas fases. Na primeira, é estimado um modelo macroeconômico que determina os cenários de estresse. Na segunda fase, é estimado um modelo de risco de crédito, no qual são relacionados os cenários com alguma variável que indica a qualidade creditícia.

Os modelos macroeconômicos podem ser estruturais ou auto-regressivos. Os modelos estruturais são muito utilizados pelos Bancos Centrais para a projeção das principais variáveis da economia, dentre estas o PIB, o desemprego e a taxa de juros. A grande vantagem dos modelos estruturais reside na consistência entre as variáveis, nos cenários gerados. Além disso, é possível avaliar o efeito específico de mudanças em políticas. Contudo, os modelos estruturais podem não ser muito adequados em momentos de crise, nas quais as variáveis podem assumir comportamento não linear. Além disso, nem sempre os modelos estruturais utilizados podem incorporar efeitos internacionais.

Já os modelos auto-regressivos, baseados em VAR ou VECM, são utilizados na geração de cenários para simulação. São modelos facilmente estimáveis, e com os quais é simples a geração de choques consistentes, apesar de não incorporar a estrutura macroeconômica. Normalmente esses modelos são acompanhados de simulações de Monte Carlo, para gerar diversas projeções.

Independente da abordagem utilizada para a geração dos cenários é necessário o uso de um modelo de risco de crédito<sup>9</sup> para quantificar o impacto em termo de qualidade creditícia. Conforme levantado por Sorge (2004), a abordagem mais comum é utilizar modelos de avaliação agregada dos fatores de riscos, que podem ser classificados como baseados em desempenho de carteira, ou baseados em desempenho individual.

Os modelos baseados no desempenho de carteira são regressivos baseados no modelo de Wilson (1997), nos quais as variáveis dependentes geralmente são indicadores de perda como a taxa de provisão, o percentual de carteira em inadimplência ou a taxa de descumprimentos. Além disso, esses modelos adotam a transformação logística para tratar a não linearidade que existe em grandes choques. Cabe ressaltar uma extensão do modelo de Wilson (1997), sugerida por Gaglione e Schechtman (2011), no qual o modelo de fatores é

---

<sup>9</sup> Esses modelos também são conhecidos como *Macro-Credit Risk Link Models*

estimado por regressão quantílica, gerando estimativas específicas para valores extremos, sendo mais adequado para exercícios de estresse.

Uma abordagem para os modelos baseados em desempenho individual se baseia na estimativa das probabilidades de descumprimento (PD) para cada grupo de indivíduos, relacionando esse indicador com as variáveis macroeconômicas. Com posse deste parâmetro, é possível determinar uma estimativa de Perda, ao se fixar uma Perda dado Descumprimento (LGD). O problema destes modelos é a necessidade de histórico das probabilidades de descumprimento dos clientes, que não são facilmente estimáveis e não são divulgadas para o mercado.

Geralmente as abordagens de estimativa de PD para a carteira de crédito varejo se baseiam em modelos de *scoring* privados de cada instituição financeira. Outra abordagem para se derivar a PD seria a utilização do spread de risco implícito do mercado, como sugerido pelo modelo de Merton (1974). Contudo, essa abordagem apenas pode ser feita para empresas com cotação em mercado aberto.

## 2.3 Regressão Quantílica

A forma mais comum de regressão na econometria é a utilização dos mínimos quadrados, sendo um método de estimação da média. Contudo, nem sempre a média é o parâmetro desejado. Existem casos em que pode ser mais interessante estimar a mediana ou um quantil específico, algo atingido ao se utilizar a regressão quantílica.

Conforme sugerido por Koenker e Hallock (2001), dentre as vantagens da Regressão Quantílica, se destacam a maior robustez a *outliers*, uma vez que se estima um quantil no lugar da média, e a possibilidade de se estimar qualquer quantil, algo que pode ser muito útil em uma análise de risco. No caso deste estudo, essa propriedade vai ser interessante, pois estaremos focando nos quantis que representam as maiores variações para se chegar a um modelo de estresse.

Com a regressão quantílica, pretendemos estimar a seguinte equação para o quantil  $\tau$ :

$$Q(y_i/\tau) = \beta_\tau \cdot x_i + u_{\tau,i} \quad (1)$$

Em que temos  $y_i$  como a variável dependente,  $x_i$  como a variável independente,  $\tau$  como o quantil a ser estimado e  $u_{\tau,i}$  como o erro da estimativa. Percebe-se que a equação é bem similar aos modelos clássicos de mínimos quadrados, sendo todos os dados condicionais ao quantil.

Para o estimador de cada quantil, se utiliza a minimização da soma dos resíduos ponderados assimetricamente. Para tal, vamos definir a função de ponderação  $\rho_\tau$ , que para quantil  $\tau$ , assume os valores:

$$\rho_\tau(a) = \begin{cases} \tau a & \text{se } a \geq 0 \\ (\tau - 1)a & \text{se } a < 0 \end{cases} \quad (2)$$

Ressalta-se que para a mediana ( $\tau = 50\%$ ), esta se assemelha muito a função módulo, que gera o estimador clássico da mediana. Desta forma, podemos escrever o problema da regressão quantílica, para o quantil  $\tau$ , da seguinte forma:

$$\min_{\beta_\tau} \sum \rho_\tau(y_i - \beta_\tau \cdot x_i) \quad (3)$$

Este modelo proposto tem como característica a necessidade da utilização de métodos numéricos de programação linear, não sendo possível ser estimado diretamente como é feito nas abordagens tradicionais do método de mínimos quadrados.

Além disso, é possível escrever a equação (3) na forma de momento, conforme levantado por Chernozhukov e Hong (2002). Essa abordagem permite considerar o efeito de equações simultâneas, além de possibilitar o uso de variáveis instrumentais. Considerando as variáveis instrumentais como  $Z$ , o modelo pode ser escrito da seguinte forma:

$$E[\rho_{\tau}(y_i - \beta_{\tau} \cdot x_i)/Z] = 0 \quad (4)$$

Como outra extensão do modelo de regressão quantílica, existe a implementação com o uso de variáveis instrumentais, como proposto por Chernozhukov e Hansen (2008). De forma similar ao que é feito com os modelos IVLS<sup>10</sup>, a endogeneidade é controlada por instrumentos exógenos. Para o método proposto, consideraremos que  $d_i$  são as variáveis endógenas,  $x_i$  são as variáveis exógenas e  $z_i$  são os instrumentos. Considerando  $\alpha_{\tau}$  fixo, basta resolver o seguinte problema:

$$(\beta_{\tau}, \gamma_{\tau}) = \operatorname{argmin} \sum \rho_{\tau}(y_i - \alpha_{\tau} \cdot d_i - \beta_{\tau} \cdot x_i - \gamma_{\tau} \cdot z_i) \quad (5)$$

Analisando o modelo percebemos que fixando um  $\alpha$  arbitrário, é possível se estimar  $\beta(\alpha)$  e  $\gamma(\alpha)$ , que resolvam a equação para  $(y_i - \alpha_{\tau} \cdot d_i)$ . Em um segundo momento, se encontra o  $\alpha$  que minimiza o termo  $\gamma(\alpha)$ . Chernozhukov e Hansen (2008) provaram que esse estimador é consistente e resulta no mesmo valor que o estimador QR<sup>11</sup> na inexistência de instrumentos.

---

<sup>10</sup> Instrumental Variable Least Squares ou Mínimos Quadrados por Variáveis Instrumentais

<sup>11</sup> *Quantile Regression* ou Regressão Quantílica

### 3. Modelo Proposto

#### 3.1 Modelo Econométrico

A proposta deste estudo é fazer uma extensão metodológica do modelo proposto por Gaglione e Schechtman (2011), utilizando regressão quantílica com variáveis instrumentais para controlar endogeneidade no modelo.

Para tal, será descrito o modelo proposto por Gaglione e Schechtman (2011). Em um primeiro momento se especifica o modelo de geração de cenários. Neste estudo vai ser utilizado um sistema de equações VAR para geração de cenários. A finalidade desta modelagem é a utilização de uma simulação de Monte Carlo, possibilitando a geração de um *Credit Value-at-Risk*. Considerando que  $z_{i,t}$  corresponde ao  $i$ -ésimo fator macroeconômico no tempo  $t$  e  $\varepsilon_{i,t}$  é um ruído branco, a especificação do sistema de equações é a seguinte:

$$z_{i,t} = \sum_{k=1}^m A_{i,k} z_{i,t-k} + A_0 + \varepsilon_{i,t} \quad (6)$$

Quanto ao modelo de risco de crédito, inicialmente será utilizada uma especificação generalizada do modelo de Wilson. Para tal, primeiro vamos definir um indicador de risco, denotado por CRI<sup>12</sup>, que será modelado como sendo um *proxy* para a PD. Neste estudo vamos adotar a taxa de inadimplência com atraso acima de 90 dias como indicador da probabilidade de default. Em posse do indicador de risco, vamos definir  $y_t$  como sendo:

$$y_t = \ln\left(\frac{\text{CRI}_t}{1-\text{CRI}_t}\right) \quad (7)$$

Com esta definição, vamos modelar  $y_t$  como uma regressão de variáveis macroeconômicas e auto-regressiva na variável dependente. Considerando que  $z_t$  é o vetor de todas as variáveis macroeconômicas, a fim de simplificar a notação, a especificação do modelo é a seguinte:

$$y_t = \alpha_0 + \sum_{i=1}^p \alpha_i y_{t-i} + \gamma_0 z_t + \sum_{j=1}^q \gamma_j z_{t-j} + u_t \quad (8)$$

Uma segunda especificação, sugerida por Gaglione e Schechtman (2011), a ser utilizada neste estudo é baseada na utilização de regressão quantílica. A motivação desta

---

<sup>12</sup> Credit Risk Indicator

abordagem é modelar diferenças que podem ocorrer nos diferentes quantis, principalmente nos que representam as maiores variações, efeito que pode ser interessante para se modelar risco de crédito. Além disso, o Modelo tradicional assume que o termo  $u_t$  possui distribuição normal e homocedasticidade para uso nas simulações, fato que pode ser mais real em se tratando de apenas um quantil. Para essa abordagem utilizaremos a seguinte especificação para a equação de risco:

$$Q(y_t/\tau) = \alpha_0 + \sum_{i=1}^p \alpha_i y_{t-i} + \gamma_0 z_t + \sum_{j=1}^q \gamma_j z_{t-j} + u_t \quad (9)$$

Para especificação das equações (6), (8) e (9) vamos assumir que os erros são normais e correlacionados da seguinte forma:

$$(u_t, \varepsilon_t) \sim N(0, \Sigma), \quad \Sigma = \begin{pmatrix} \Sigma_{u,u} & \Sigma_{u,\varepsilon} \\ \Sigma_{\varepsilon,u} & \Sigma_{\varepsilon,\varepsilon} \end{pmatrix} \quad (10)$$

Em que  $\Sigma_{u,u} = \text{var}(u_t)$ ,  $\Sigma_{\varepsilon,\varepsilon} = \text{var}(\varepsilon_t)$  e  $\Sigma_{u,\varepsilon} = \text{covar}(u_t, \varepsilon_t)$ . A especificação adotada acima possui algumas propriedades interessantes para a modelagem de testes de estresse. Adotando que  $\Sigma_{u,\varepsilon} \neq 0$ , temos que as variáveis macroeconômicas afetam o indicador de risco tanto diretamente pela regressão macroeconômica, quanto em termos de surpresa pela correlação dos erros. Contudo, esta especificação gera endogeneidade, pois  $\text{cov}(z, u) = \Sigma_{u,\varepsilon}$ , levando a não consistência dos estimadores. Em seu estudo, Gaglione e Schechtman (2011) relaxaram a condição, ao fixar  $\Sigma_{u,\varepsilon} = 0$ , para estimar a regressão quantílica, evitando assim o problema da endogeneidade. Neste estudo, vamos utilizar a técnica de regressão quantílica por variáveis instrumentais para tratar este efeito.

Para os instrumentos, percebe-se que se  $m > q$ , as defasagens entre  $m$  e  $q$  pertencem à equação (6), mas não às equações (8) e (9), sendo elegíveis como instrumentos para retirar a endogeneidade de  $z$ . É razoável utilizar esses instrumentos, uma vez que é esperada a causalidade temporal entre as variáveis macroeconômicas e inadimplência.

Para fins deste estudo, vamos comparar tanto os modelos de Wilson Generalizado, como o de Regressão Quantílica, ambos com e sem a utilização de variáveis instrumentais. Para as regressões quantílicas, serão adotados tanto  $\tau = 50\%$ , quanto  $\tau = 90\%$ . Neste cenário, serão gerados seis modelos econométricos.

### 3.2 Simulação de Cenários

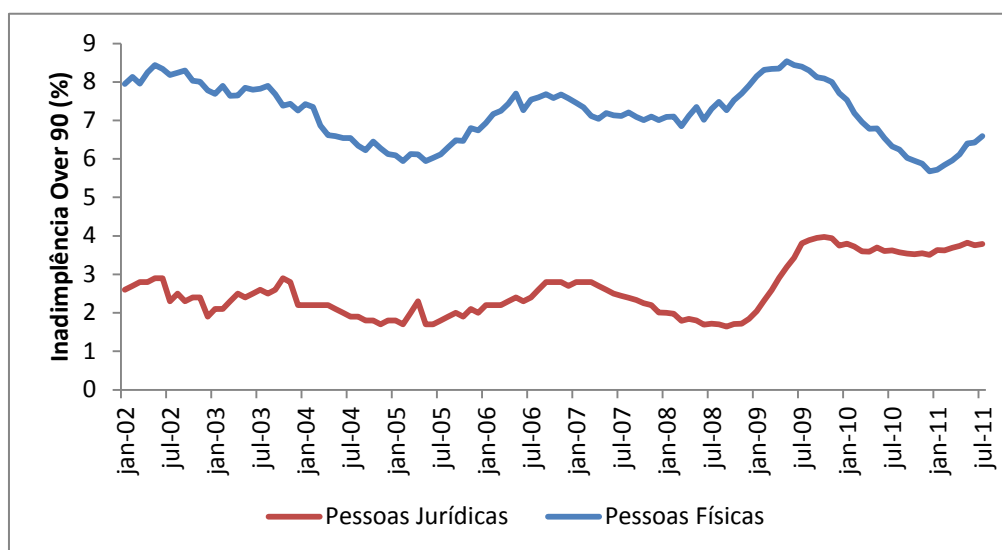
As simulações a serem adotadas neste estudo têm por finalidade gerar um modelo de *Credit Value-at-Risk*, representando a perda máxima a ser esperada no Sistema Financeiro Nacional, com certo nível de confiança.

Para isto, vamos executar dois tipos de Simulações de Monte Carlo, para cada um dos seis modelos adotados. O primeiro tipo de simulação representa um cenário histórico, em que apenas serão utilizadas as informações existentes no passado. Essa simulação representa o nível de reservas à priori das instituições financeiras. Para tal, em um primeiro momento, se simula o ruído branco  $\varepsilon_t$ , com a distribuição normal. Em um segundo momento, utiliza-se este dado no sistema de equações (6), chegando-se a uma projeção das variáveis macroeconômicas. Em um terceiro momento,  $u_t$  é simulado condicional a  $\varepsilon_t$ . Finalmente, utilizando-se os dados gerados anteriormente, se simula o valor de  $y_t$  e por conseqüência, o valor de  $CRI_t$ .

O segundo tipo de simulação é condicional a um cenário pré-determinado, que pode ser tanto baseado no passado, quanto em um cenário hipotético que nunca ocorreu. Essa segunda simulação tem a importância econômica de representar a solvência das instituições financeiras à posteriori, após o choque adotado. Para isto, vamos partir da média histórica das variáveis macroeconômicas, e adotar choques de um, dois e três desvios padrões. Neste caso vamos adotar que as variáveis macroeconômicas são dados exógenos na simulação, sendo que todos os efeitos de variação serão gerados por  $u_t$ .

## 4. Dados

Para este estudo será utilizado como indicador de risco a taxa de inadimplência acima de 90 dias de atraso para a carteira de Pessoas Físicas e de Pessoas Jurídicas, conforme divulgado pelo Banco Central. Será utilizada a série mensal com dados entre Janeiro de 2002 e Junho de 2011. A figura 1 ilustra o comportamento histórico das séries de inadimplência.



**Figura 1:** Série Histórica de Inadimplência

Essa série de inadimplência será utilizada como proxy da série de PD. O maior problema desta aproximação reside no fato da série de inadimplência Over 90 tratar de estoque de inadimplência, ao invés de acompanhar uma carteira específica ao longo do tempo. Com isso, efeitos de mudança de prazo médio, de perfil de risco e de produtos, que não necessariamente são relacionados a efeitos macroeconômicos, podem afetar a série.

Para as séries macroeconômicas serão utilizadas as variáveis utilizadas pelo Banco Central nos exercícios de Teste de Estresse. Neste estudo serão utilizadas as séries de PIB, Taxa de Desemprego, IPCA, Selic, PTAX e de Volume de Crédito. A série de PIB Mensal, disponibilizada pelo Banco Central em Valores Correntes, foi ajustada para variação anual do PIB Real. A série de PTAX representa a taxa de câmbio de venda no fechamento do mês, conforme disponibilizado pelo Banco Central. A série de IPCA, disponibilizada pelo IBGE, foi utilizada em variação anual. A série de volume de crédito em recursos livres, também

disponibilizada pelo Banco Central, foi utilizada em variação anual. A série de desemprego, disponibilizada pelo IBGE, representa a taxa mensal de desemprego mensurada pela pesquisa mensal de emprego. A taxa Selic, disponibilizada pelo Banco Central, representa a taxa anualizada do fechamento do mês.

Além destas séries, foi adicionada a série de Índice de Preços de Commodities, disponibilizada pelo FMI, que contempla as variações internacionais de matérias primas. A idéia de mapear esta variável é adicionar potenciais efeitos de transmissão de riscos *cross-border* ao país, principalmente transmitidos ao Brasil pelos efeitos no mercado de commodities. Essa série foi transformada em termos de variação anual dos preços das commodities. Todas as séries foram coletadas no período entre Janeiro de 2002 e Junho de 2011.

## 5. Resultados

Este estudo foi iniciado com a modelagem do sistema de equações (6). Para isto, foi feito o teste de raiz unitária de Dickey-Fuller, cujo resultado consta na tabela 1. Percebe-se que as variáveis PIB e Commodities apresentam séries estacionárias, enquanto as demais possuem as primeiras diferenças estacionárias. Com isto é possível executar o modelo VAR, com a ressalva de que algumas variáveis serão utilizadas em primeira diferença.

**Tabela 1:** Teste de Raiz Unitária para o Modelo VAR

	Nível	Primeira Diferença
IPCA	0.1269	<b>0.0006*</b>
Commodities	<b>0.0138*</b>	0.0000*
Volume de Crédito	0.4386	<b>0.0000*</b>
Câmbio	0.6471	<b>0.0000*</b>
Selic	0.2173	<b>0.0301*</b>
PIB	<b>0.0059*</b>	0.0024*
Desemprego	0.6632	<b>0.0000*</b>

**Nota:** O teste utilizado foi o Dickey-Fuller Aumentado, com constante e sem tendência. O valor desta tabela se refere ao p-valor. O valor indicado com \* indica significância de 5%.

Como um segundo passo, a defasagem adequada m foi determinada. Foram executados os critérios de informação de Akaike, de Hannan-Quinn e Schwarz. Observando a tabela 2, percebe-se que tanto o critério de Hannan-Quinn indica defasagem de dois períodos, enquanto o critério de Schwarz aponta para uma defasagem de um período. Na nossa especificação de modelo a adotar defasagem de 2 períodos.

**Tabela 2:** Testes de Seleção de Defasagens para o modelo VAR

Defasagem	AIC	HQ	SIC
0	-16,0601	-15,9888	-15,8842
1	-22,6589	-22,0886	<b>-21.2518*</b>
2	-23,5023	<b>-22.4330*</b>	-20,8640
3	-23,3684	-21,8001	-19,4989
4	-23,5103	-21,4429	-18,4095
5	-23,2143	-20,6480	-16,8824
6	<b>-23,5652*</b>	-20,4999	-16,0021

**Nota:** AIC denota critério de informação de Akaike, HQIC denota critério de informação de Hannan-Quinn e SIC denota critério de informação de Schwarz.

Terminados os testes iniciais, foram executadas as equações (6) para todas as variáveis macroeconômicas. Com os resultados da estimativa, que constam na tabela 3. Ressalta-se a consistência do modelo gerado como o fato do maior peso em cada regressão ser da variável dependente defasada. Além disso, é possível perceber efeitos esperados, como o fato do IPCA defasado possuir relevância na determinação da SELIC, e o preço das commodities defasado ser relevante na determinação do IPCA.

**Tabela 3:** Modelo VAR Macroeconômico

	<b>D.IPCA</b>	<b>D.VolCredito</b>	<b>D.PTAX</b>	<b>D.Selic</b>	<b>Pib</b>	<b>D.Desemprego</b>	<b>Commodities</b>
D.IPCA(t-1)	<b>0,6119***</b> (0,0000)	<b>-1,0382**</b> (0,0120)	<b>-6,8656**</b> (0,0310)	<b>18,2712***</b> (0,0120)	-0,0796 (0,3890)	7,9638 (0,4880)	2,5173 (0,1670)
D.IPCA (t-2)	<b>-0,1841**</b> (0,0180)	-0,7685 (0,3830)	-0,7685 (0,8000)	-5,0213 (0,4690)	-0,0676 (0,4440)	-9,6283 (0,3800)	-0,3067 (0,8600)
D.VolCredito (t-1)	0,0056 (0,7630)	<b>-0,2693***</b> (0,0040)	<b>-1,8722***</b> (0,0100)	-1,5663 (0,3440)	0,0300 (0,1550)	2,3275 (0,3740)	0,3064 (0,4610)
D.VolCredito (t-2)	0,0220 (0,2350)	-0,0780 (0,4070)	<b>-2,0624***</b> (0,0040)	0,3944 (0,8110)	-0,0076 (0,7180)	2,4988 (0,3390)	<b>0,8724**</b> (0,0350)
D.PTAX (t-1)	0,0007 (0,7740)	<b>-0,0267**</b> (0,0230)	<b>-0,1870**</b> (0,0380)	0,2706 (0,1900)	0,0014 (0,5940)	-0,0336 (0,9180)	-0,0504 (0,3310)
D.PTAX (t-2)	<b>0,0099***</b> (0,0000)	-0,0164 (0,1630)	<b>0,2555***</b> (0,0050)	-0,2037 (0,3250)	0,0035 (0,1890)	0,2565 (0,4330)	-0,0787 (0,1300)
D.Selic (t-1)	<b>0,0027**</b> (0,0100)	-0,0039 (0,4590)	-0,0360 (0,3720)	<b>0,9053***</b> (0,0000)	-0,0004 (0,7530)	-0,1407 (0,3350)	0,0315 (0,1740)
D.Selic (t-2)	0,0017 (0,1110)	0,0003 (0,9500)	0,0654 (0,1230)	<b>-0,2120**</b> (0,0290)	0,0015 (0,2380)	<b>0,2637*</b> (0,0850)	-0,0382 (0,1160)
Pib (t-1)	0,0307 (0,6280)	<b>1,1887***</b> (0,0000)	<b>5,6296**</b> (0,0230)	<b>9,4893*</b> (0,0950)	<b>1,6395***</b> (0,0000)	<b>-16,1437*</b> (0,0720)	-1,6648 (0,2430)
Pib (t-2)	-0,0159 (0,7940)	<b>-1,1524***</b> (0,0000)	<b>-5,6275**</b> (0,0180)	-8,8898 (0,1030)	<b>-0,6839***</b> (0,0000)	<b>14,7011*</b> (0,0880)	1,3236 (0,3340)
D.Desemprego (t-1)	-0,0005 (0,4150)	-0,0040 (0,2340)	-0,0296 (0,2460)	<b>-0,1280**</b> (0,0290)	-0,0007 (0,3770)	0,0778 (0,4010)	-0,0062 (0,6750)
D.Desemprego (t-2)	0,0004 (0,5610)	<b>-0,0055*</b> (0,0980)	-0,0219 (0,3900)	-0,0475 (0,4150)	-0,0002 (0,8140)	-0,0976 (0,2890)	-0,0025 (0,8620)
Commodities (t-1)	<b>0,0138***</b> (0,0000)	<b>0,0353*</b> (0,0600)	-0,0089 (0,9510)	0,4988 (0,1320)	<b>0,0111***</b> (0,0080)	-0,2893 (0,5800)	<b>1,3005***</b> (0,0000)
Commodities (t-2)	<b>-0,0162***</b> (0,0000)	-0,0006 (0,9770)	0,0969 (0,5170)	-0,3994 (0,2440)	<b>-0,0073*</b> (0,0960)	0,2689 (0,6200)	<b>-0,4287***</b> (0,0000)
Constante	-0,0002 (0,8240)	<b>-0,0084**</b> (0,0290)	-0,0237 (0,4220)	-0,0756 (0,2640)	<b>0,0018**</b> (0,0340)	0,0333 (0,7560)	<b>0,0388**</b> (0,0220)
<b>R Quadrado</b>	<b>0,7330</b>	<b>0,3337</b>	<b>0,2558</b>	<b>0,7716</b>	<b>0,8848</b>	<b>0,0825</b>	<b>0,8024</b>

**Nota:** O valor entre parênteses denota o p-valor. O valor indicado \*\*\* denota significância a 1%, \*\* denota significância a 5% e \* denota significância a 10%. O indicador D denota primeira diferença.

Como próximo passo, foram determinadas as defasagens adequadas, a serem utilizadas na estimativa das equações (8) e (9). Para a defasagem  $q$ , que por construção deve ser menor que  $m$ , temos como valores possíveis tanto  $q=0$ , quanto  $q=1$ . Com a finalidade de restringir os graus de liberdade, dado o tamanho da amostra deste estudo, foi adotado  $q=0$ . Para a determinação da defasagem  $p$ , foram feitos critérios de defasagens para a equação (8), com tanto os dados de Pessoas Físicas quanto de Pessoas Jurídicas, chegamos à tabela 4. Observando os resultados, percebe-se que de forma similar nas duas séries, o critério de Schwarz indica defasagem de um período, enquanto o critério de Hannan-Quinn indica defasagem de dois períodos. Para as estimativas preliminares de ambas as séries foram utilizadas a defasagem  $p=1$ .

**Tabela 4:** Defasagens para o Modelo de Risco de Crédito

Defasagem	Pessoas Físicas			Pessoas Jurídicas		
	AIC	HQIC	SIC	AIC	HQIC	SIC
0	-1.86018	-1.7893	-1.68532	-1.08526	-1.01438	-0.9104
1	-20.2702	-19.7031	<b>-18.8713*</b>	-18.2978	-17.7307	<b>-16.8989*</b>
2	-21.3591	<b>-20.2958*</b>	-18.7362	-19.4489	<b>-18.3857*</b>	-16.8261
3	-21.0773	-19.5178	-17.2304	-19.3022	-17.7427	-15.4553
4	-20.8805	-18.8248	-15.8096	-19.3118	-17.2562	-14.2409
5	-20.612	-18.0601	-14.3171	-19.2016	-16.6497	-12.9067
6	-20.8989	-17.8509	-13.38	-19.4661	-16.4181	-11.9472
7	-21.0539	-17.5096	-12.311	-19.5341	-15.9899	-10.7912
8	<b>-21.5521*</b>	-17.5117	-11.5852	<b>-19.8007*</b>	-15.7602	-9.83375

**Nota:** AIC denota critério de informação de Akaike, HQIC denota critério de informação de Hannan-Quinn e SIC denota critério de informação de Schwarz.

Após estas determinações, foram feitas as estimativas preliminares para as carteiras de pessoas físicas e de pessoas jurídicas, gerando a tabela 5. Para o modelo tradicional, representado pela equação (8), foi estimado tanto diretamente pelo método OLS, quanto pelo método de 3SLS simultaneamente com as sete equações do modelo VAR, para considerar os efeitos de surpresa gerados por  $\Sigma_{u,\varepsilon}$ , já considerando os efeitos de variáveis instrumentais. Já para o modelo de regressão quantílica, representada pela equação (9), foi estimado diretamente tanto pelo estimador QR, quanto pelo método GMM, ambos com  $\tau = 50\%$  e  $\tau = 90\%$ . No caso da estimativa pelo método dos momentos, foi feito simultaneamente o sistema de equações (5), a fim de considerar os efeitos de  $\Sigma_{u,\varepsilon}$  e considerado os efeitos de instrumentos.

Tabela 5: Estimativa Preliminar do Modelo de Risco de Crédito

	Pessoas Físicas						Pessoas Jurídicas					
	Tradicional		Quantílico (T=50%)		Quantílico (T=90%)		Tradicional		Quantílico (T=50%)		Quantílico (T=90%)	
	OLS	3SLS	QR	IVQR	QR	IVQR	OLS	3SLS	QR	IVQR	QR	IVQR
Logit Over 90 PF (t-1)	<b>0.9792*</b> (0.0000)	<b>0.9626*</b> (0.0000)	<b>0.9957*</b> (0.0000)	<b>1.0115*</b> (0.0000)	<b>0.9765*</b> (0.0000)	<b>1.0387*</b> (0.0000)						
Logit Over 90 PJ (t-1)							<b>0.8684*</b> (0.0000)	<b>0.8620*</b> (0.0000)	<b>0.9658*</b> (0.0000)	<b>0.6729*</b> (0.0000)	<b>1.0026*</b> (0.0000)	<b>0.5856*</b> (0.0120)
IPCA	0.0420 (0.5670)	0.0710 (0.2910)	0.0313 (0.7770)	0.0292 (0.8970)	0.0374 (0.7210)	<b>0.3299*</b> (0.0000)	-0.0395 (0.8100)	-0.0598 (0.7500)	-0.0655 (0.7710)	0.0458 (0.9430)	0.1661 (0.6050)	<b>3.4641*</b> (0.0000)
VolCred	<b>0.0832*</b> (0.0020)	<b>0.0890*</b> (0.0000)	<b>0.1198*</b> (0.0010)	0.0760 (0.3590)	<b>0.0861*</b> (0.0200)	<b>0.1823*</b> (0.0000)	-0.1611 (0.1270)	-0.1605 (0.1300)	-0.0180 (0.8590)	-0.3405 (0.2790)	0.1603 (0.5100)	0.2209 (0.6150)
PTAX	-0.0045 (0.1770)	-0.0047 (0.1690)	-0.0054 (0.2680)	-0.0092 (0.2690)	-0.0041 (0.4300)	-0.0034 (0.3570)	<b>-0.0318*</b> (0.0160)	<b>-0.0257*</b> (0.0110)	-0.0159 (0.1800)	-0.0509 (0.0910)	0.0103 (0.7180)	-0.0251 (0.3340)
SELIC	<b>0.0011*</b> (0.0860)	0.0009 (0.1370)	0.0014 (0.1500)	0.0015 (0.5600)	0.0011 (0.3220)	-0.0006 (0.4580)	0.0018 (0.2990)	0.0021 (0.1860)	<b>0.0034*</b> (0.0710)	-0.0014 (0.7610)	0.0008 (0.8050)	<b>-0.0260*</b> (0.0000)
PIB	<b>-0.1140*</b> (0.0170)	<b>-0.1307*</b> (0.0200)	<b>-0.1512*</b> (0.0220)	-0.0692 (0.6490)	-0.0573 (0.5390)	<b>-0.2199*</b> (0.0020)	-0.0151 (0.8990)	-0.0729 (0.6310)	-0.2066 (0.1620)	0.4790 (0.1750)	-0.3418 (0.1590)	-0.1838 (0.6240)
Desemprego	-0.0008 (0.4460)	-0.0005 (0.6280)	-0.0011 (0.4590)	-0.0008 (0.8180)	0.0010 (0.5600)	0.0003 (0.8220)	-0.0027 (0.2790)	<b>-0.0058*</b> (0.0440)	<b>-0.0054*</b> (0.0930)	0.0059 (0.4100)	0.0002 (0.9700)	0.0138 (0.0970)
Commodities	-0.0110 (0.0350)	<b>-0.0141*</b> (0.0060)	-0.0069 (0.2580)	-0.0205 (0.1590)	-0.0043 (0.4880)	-0.0071 (0.3250)	<b>-0.0494*</b> (0.0000)	<b>-0.0478*</b> (0.0000)	<b>-0.0445*</b> (0.0010)	<b>-0.1455*</b> (0.0000)	<b>-0.0386*</b> (0.0070)	-0.0154 (0.0604)
Constante	-0.0331 (0.3550)	-0.0528 (0.0970)	-0.0181 (0.7480)	0.0101 (0.8850)	-0.0449 (0.4410)	0.0141 (0.8060)	<b>-0.0949*</b> (0.0370)	<b>-0.0919*</b> (0.0500)	0.0101 (0.8080)	<b>-0.3900*</b> (0.0140)	-0.0177 (0.8300)	<b>-0.6016*</b> (0.0030)
<b>R Quadrado Ajustado</b>	<b>0.9594</b>	<b>0.9590</b>					<b>0.9423</b>	<b>0.9419</b>				
<b>Pseudo R Quadrado</b>			<b>0.8121</b>	<b>0.7947</b>	<b>0.7978</b>	<b>0.4603</b>			<b>0.8134</b>	<b>0.6683</b>	<b>0.8101</b>	<b>0.4598</b>

**Nota:** Para a estimativa dos modelos 3SLS e IVQR (GMM), foram utilizados de forma simultânea a estimativa do sistema de seis equações VAR, considerando as defasagens de 1 e 2 períodos como instrumentos para eliminar a endogeneidade causada pelas equações simultâneas. O valor entre parênteses denota o p-valor. O Pseudo R Quadrado denota o critério de Machado e Koenker (1999) para regressões quantílicas.

Observando os resultados preliminares para a carteira de pessoas físicas, se observa que a variável dependente defasada é de grande importância, em todos os modelos. Além disso, a variação do volume de crédito possui grande relevância, sendo que este indica que um aumento da inadimplência de pessoas físicas pode ser causado devido a um aumento na concessão de crédito. Este efeito pode estar associado a um maior endividamento da população resultando em um aumento na inadimplência. Ainda como variável relevante, temos a série de variação do PIB com sinal consistente, mostrando que um aumento no produto leva a uma redução na inadimplência. Apesar de esperado, o desemprego não obteve relevância, possivelmente por ter seus efeitos já mapeados indiretamente pelo PIB.

Quanto aos resultados preliminares para a carteira de pessoas jurídicas, se observa de forma similar, que a variável dependente defasada é de grande importância em todos os modelos. Além disso, a variação do preço das commodities no mercado internacional é variável com maior explicação na inadimplência, presente em quase todos os modelos, com o sinal revelando a importância da exportação no mercado brasileiro, ao reduzir a inadimplência com um aumento nos preços. A taxa de câmbio, presente em apenas dois dos seis modelos, em sinal negativo, também reflete a tendência a exportação, ao reduzir a inadimplência com a alta do dólar.

Observando os ajustes das regressões, percebe-se que os modelos GMM, que denotam a técnica de regressão quantílica com variáveis instrumentais possuem o pior ajuste, causado em grande parte pela complexidade do modelo, com excessiva quantidade de graus de liberdade. Essa queda é acentuada no quantil 90%, mostrando uma potencial ineficiência do estimador utilizado nos quantis mais distantes da mediana.

Como próximo passo, foi feita a estimativa final dos modelos de crédito, mantendo apenas as variáveis relevantes de cada modelo, resultando na tabela 6. Os valores encontrados nesta fase serão utilizados na simulação de Monte Carlo, possibilitando a geração dos modelos de *Credit VaR* que serão utilizados para executar o teste de estresse.

**Tabela 6:** Estimativa Final do Modelo de Risco de Crédito

	Pessoas Físicas						Pessoas Jurídicas					
	Tradicional		Quantílico (T=50%)		Quantílico (T=90%)		Tradicional		Quantílico (T=50%)		Quantílico (T=90%)	
	OLS	3SLS	QR	IVQR	QR	IVQR	OLS	3SLS	QR	IVQR	QR	IVQR
Logit Over 90 PF (t-1)	0.9967 (0.0000)	0.9769 (0.0000)	0.9904 (0.0000)	0.8673 (0.0000)	0.9780 (0.0000)	1.0064 (0.0000)						
Logit Over 90 PJ (t-1)							0.9645 (0.0000)	0.9679 (0.0000)	0.9741 (0.0000)	0.9976 (0.0000)	0.9000 (0.0000)	0.8397 (0.0000)
IPCA												0.1974 (0.0000)
VolCred	0.0816 (0.0000)	0.0672 (0.0000)	0.1267 (0.0000)	0.1654 (0.0010)	0.0671 (0.0330)	0.1916 (0.0000)						
SELIC	0.0006 (0.0030)											
PIB	-0.0897 (0.0560)	-0.1112 (0.0450)	-0.1536 (0.0220)	-0.4767 (0.0000)	-0.1030 (0.2600)	-0.3224 (0.0000)						
Commodities							-0.0417 (0.0000)	-0.0404 (0.0020)	-0.0412 (0.0010)	-0.1023 (0.0000)	-0.0335 (0.0020)	-0.0701 (0.0070)
Constante	-0.0246 (0.3290)	-0.0331 (0.2130)	-0.0264 (0.4700)	-0.1565 (0.0040)	-0.0190 (0.5140)	-0.0254 (0.4970)	-0.0486 (0.0750)	-0.0434 (0.2300)	-0.0314 (0.1510)	0.0226 (0.8730)	-0.1206 (0.0130)	-0.2451 (0.0000)
<b>R Quadrado Ajustado</b>	<b>0.9557</b>	<b>0.9522</b>					<b>0.9354</b>	<b>0.9352</b>				
<b>Pseudo R Quadrado</b>			<b>0.7891</b>	<b>0.4749</b>	<b>0.7770</b>	<b>0.4197</b>			<b>0.8006</b>	<b>0.6413</b>	<b>0.7961</b>	<b>0.3172</b>

**Nota:** Para a estimativa dos modelos 3SLS e IVQR (GMM), foram utilizados de forma simultânea a estimativa do sistema de seis equações VAR, considerando as defasagens de 1 e 2 períodos como instrumentos para eliminar a endogeneidade causada pelas equações simultâneas. O valor entre parênteses denota o p-valor. O Pseudo R Quadrado denota o critério de Machado e Koenker (1999) para regressões quantílicas.

Uma vez estimados os modelos de risco de crédito, foram feitas as simulações de Monte Carlo para se chegar aos valores extremos do indicador de risco, resultando na tabela 7. Para a simulação, foi adotado como dado inicial Junho de 2011 e gerado o efeito em 12 meses, com 10.000 cenários, considerando que os erros não possuem correlação temporal.

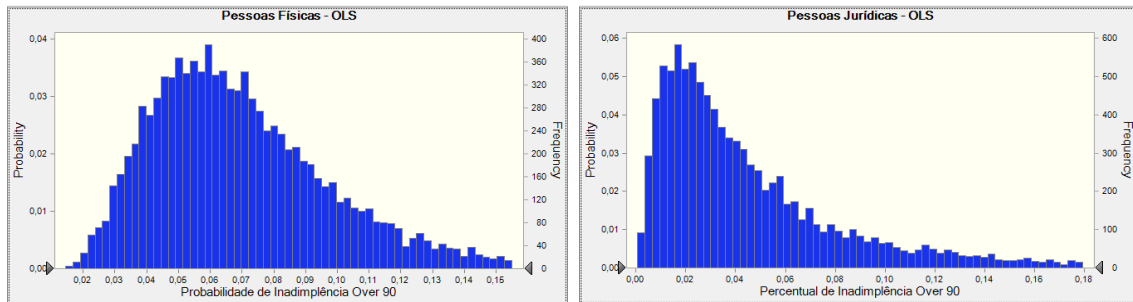
**Tabela 7:** Simulações de Monte Carlo

Modelo	Pessoas Físicas			Pessoas Jurídicas		
	Over 90 50%	Over 90 90%	Over 90 99%	Over 90 50%	Over 90 90%	Over 90 99%
OLS	0.0662	0.1089	0.1617	0.0316	0.0925	0.2028
3SLS	0.0665	0.1112	0.1676	0.0317	0.0928	0.2036
QR 50	0.0671	0.1139	0.1741	0.0319	0.0940	0.2059
IVQR 50	0.0675	0.1220	0.1838	0.0325	0.1016	0.2555
QR 90	0.0685	0.1140	0.1713	0.0335	0.0915	0.1908
IVQR 90	0.0672	0.1156	0.1793	0.0305	0.0811	0.1789

**Nota:** Os valores apresentados acima denotam o maior percentual de inadimplência acima de 90 dias esperado com nível de confiança de 50%, 90% e 99%.

Observando-se a tabela acima, percebe-se que todos os modelos apresentam resultados muito próximos entre si, tanto no caso de pessoas físicas quanto de pessoas jurídicas. Para os modelos de Pessoas Físicas temos que o valor esperado, representado pelo nível de confiança de 50%, é maior que o de Pessoas Jurídicas, representando uma maior taxa natural de inadimplência. Contudo observando-se os valores extremos, percebe-se o oposto, com a Pessoa Jurídica possuindo valores maiores, mostrando a maior sensibilidade desta carteira a crises.

Além disso, observa-se que os modelos de quantil 50 geram valores mais extremos que os demais modelos, enquanto os modelos de quantil 90 geraram valores mais próximos aos demais. A adição de variáveis instrumentais nos modelos quantílicos resultou em valores ligeiramente maiores. A exceção foi o modelo IVQR 90, no caso das Pessoas Jurídicas, que apresentou valores moderadamente menores, que pode ter sido causado pelo baixo ajuste do modelo.



**Figura 2:** Histograma das Simulações de Monte Carlo

Observando os histogramas, na figura 2, é possível perceber que a carteira de pessoas físicas possui menor assimetria e cauda menor que a carteira de pessoas jurídicas. Esse fato mostra que a carteira de pessoas físicas, apesar de possuir uma maior inadimplência média, é menos suscetível a crises do que a carteira de pessoas jurídicas que possui uma cauda mais longa.

Ressalta-se a importância da simulação, pois com estes dados é possível determinar o requerimento de reserva à priori que o sistema financeiro deve possuir para fazer frente ao risco de crédito. Adotando neste estudo uma LGD fixa de 50% chegamos à tabela 8, na qual é apresentada a provisão de crédito denotada pela perda esperada e o capital requerido denotado pela perda máxima em um horizonte de confiança deduzida da provisão de crédito. Para este estudo, foi adotado um horizonte de confiança de 99% para estimativa do capital requerido de crédito.

**Tabela 8:** Resultados em Requisito de Reservas Financeiras

Modelo	Pessoas Físicas		Pessoas Jurídicas	
	Perda Esperada	Capital	Perda Esperada	Capital
OLS	0.0328	0.0454	0.0158	0.0856
3SLS	0.0330	0.0475	0.0158	0.0857
QR 50	0.0333	0.0502	0.0160	0.0870
IVQR 50	0.0336	0.0567	0.0164	0.1014
QR 90	0.0340	0.0485	0.0167	0.0787
IVQR 90	0.0333	0.0520	0.0154	0.0740

**Nota:** Os valores apresentados acima denotam as reservas financeiras em termos de percentual do ativo.

Esse estudo chegou a um requisito de capital de 4% a 6% do ativo para a carteira de pessoa física, abaixo do requerimento regulatório do Banco Central imposto pela Resolução

3.360, na qual esta carteira requer 8,25%. Uma possível explicação para os valores mais baixos encontrados se deve a limitação da série de dados, pois esta inclui a carteira de crédito consignado, que prioritariamente possui risco de não repasse pela empresa conveniada, levando a uma menor inadimplência média, a uma menor sensibilidade das estimativas e gerando caudas menos pesadas, resultando em menores requerimentos.

Já para a carteira de pessoas jurídicas, chegamos a um requisito de capital de 7% a 10%, em linha dos requerimentos regulatórios atuais de 11%. Esses números indicam que os atuais níveis requeridos de capital são adequados e que mantêm o sistema financeiro nacional bem capitalizado.

Em seqüência foi feita a simulação condicional, na qual serão gerados cenários que não necessariamente ocorreram no passado. Para este estudo foram testadas as variações de um, dois e três desvios padrão das variáveis com maior poder explicativo em cada carteira, sendo utilizados o PIB e o Volume de Crédito para a carteira de pessoas físicas e o índice de preço das commodities para a carteira de pessoas jurídicas. Além de verificar a possibilidade de se chegar a perdas maiores que o esperado pelas simulações de Monte Carlo, foi possível chegar a uma estimativa da sensibilidade das perdas em função das variáveis macroeconômicas.

**Tabela 9:** Resultado das Simulações Condicionais a Cenários

Modelo	Pessoas Físicas						Pessoas Jurídicas				
	Sem Choque	PIB			Vol. Crédito			Sem Choque	Commodities		
		1 $\sigma$	2 $\sigma$	3 $\sigma$	1 $\sigma$	2 $\sigma$	3 $\sigma$		1 $\sigma$	2 $\sigma$	3 $\sigma$
OLS	0.0662	0.0675	0.0688	0.0702	0.0694	0.0729	0.0765	0.0316	0.0342	0.0369	0.0398
3SLS	0.0665	0.0682	0.0699	0.0716	0.0680	0.0718	0.0758	0.0317	0.0342	0.0367	0.0395
QR 50	0.0671	0.0694	0.0718	0.0743	0.0684	0.0698	0.0712	0.0319	0.0344	0.0371	0.0399
IVQR 50	0.0675	0.0750	0.0833	0.0923	0.0693	0.0711	0.0729	0.0325	0.0391	0.0471	0.0565
QR 90	0.0685	0.0700	0.0717	0.0733	0.0692	0.0699	0.0706	0.0335	0.0356	0.0378	0.0401
IVQR 90	0.0672	0.0721	0.0774	0.0831	0.0692	0.0713	0.0735	0.0305	0.0347	0.0394	0.0447

**Nota:** Os valores apresentados acima denotam o percentual de inadimplência acima de 90 dias após choques de um, dois e três desvios padrões das variáveis macroeconômicas.

Observando a tabela 9, percebe-se que em todos os cenários apresentados, nenhum supera a margem de 90% de confiança da simulação de Monte Carlo. Além disso, percebe-se que tanto na carteira de pessoas físicas, quanto na carteira de pessoas jurídicas, os modelos

quantílicos chegaram a valores de sensibilidade ou mais elevados, ou próximos aos demais modelos. Em especial, a utilização de variáveis instrumentais alinhadas às regressões quantílicas geraram sensibilidades ainda mais elevadas nas carteiras de pessoas físicas e jurídicas.

Outra análise que faremos é o Teste de Estresse Reverso, no qual é determinada a variação máxima dos fatores macroeconômicos que a carteira suporta, sem ultrapassar os limites regulatórios. Vamos adotar como limites aceitáveis, o valor de 8,25% para pessoas físicas e de 11% para pessoas jurídicas.

**Tabela 10:** Resultado do Teste de Estresse Reverso

<b>Modelo</b>	<b>Pessoas Físicas</b>	<b>Pessoas Jurídicas</b>
OLS	12,2	20,6
3SLS	12,8	21,3
QR 50	15,2	20,8
IVQR 50	8,9	11,7
QR 90	24,7	25,0
IVQR 90	11,6	12,5

**Nota:** Os valores apresentados acima denotam a quantidade de desvios-padrão das variáveis macroeconômicas necessários para ultrapassar os limites regulatórios.

Observando a tabela acima, se percebe que dentro dos limites regulatórios, é necessária uma crise muito extrema para se chegar em níveis de insolvência. Em especial, para a carteira de pessoas físicas, minimamente é necessário uma crise que represente pelo menos 8,9 desvios-padrão e na pessoa jurídica que represente ao menos 11,7 desvios-padrão para se chegar em insolvência em pelo menos um modelo. Em relação aos modelos, percebe-se que os modelos de variáveis instrumentais divergem dos demais, devido às maiores sensibilidades macroeconômicas. Cabe ressaltar que esta maior sensibilidade pode ter sido gerada pelo fraco ajuste e pelo grande requisito de dados desta técnica complexa, que podem ter prejudicado a análise.

Somando as análises anteriores, se percebe que as regressões quantílicas levam a caudas mais pesadas, requerimentos maiores de reserva financeira e a maiores sensibilidades macroeconômicas. Contudo, essas variações são sutis e ainda mais fracamente percebidas ao se utilizar as variáveis instrumentais.

## 6. Conclusão

Neste estudo foi executado um exercício de Teste de Estresse nas carteiras de Pessoas Físicas e de Pessoas Jurídicas do Sistema Financeiro Nacional. Para este exercício, foram testadas seis especificações baseadas no Credit Portfolio View, sendo duas baseadas em modelos tradicionais de média, e quatro baseadas em modelos quantílicos. Em especial, esse estudo inovou ao testar a técnica de regressão quantílica com variáveis instrumentais.

As regressões em todas as especificações foram consistentes entre si, apresentando as mesmas variáveis explicativas, em sinais condizentes com o esperado. Mais especificamente, temos que a carteira de pessoas físicas sendo explicada principalmente pelo volume de crédito, representando o peso do endividamento das famílias na inadimplência, e o pelo PIB, representando a importância da renda. Já para as pessoas jurídicas, a variável com maior poder explicativo foi o índice de preço de commodities, com sinal indicando a dependência da exportação na carteira de crédito de pessoas jurídicas.

Nesta fase foi percebido que a utilização de regressões quantílicas com variáveis instrumentais possuem um ajuste mais fraco que as demais especificações. Esse fator é causado principalmente pelo requerimento de graus de liberdade necessário ao se utilizar um estimador GMM. Com isto, conclui-se que essa especificação requer uma quantidade de dados muito elevada para se chegar a um ajuste adequado, que atualmente não está disponível publicamente no Brasil.

Em um segundo momento foram executadas simulações de Monte Carlo, com a finalidade de se chegar a valores de *Credit VaR*, que representam as reservas das instituições financeiras. Observou-se que os níveis exigidos pelo Banco Central do Brasil são coerentes com os valores encontrados. Além disso, foi observado que a carteira de pessoas físicas, apesar de possuir uma inadimplência média maior, é menos suscetível a crises do que a carteira de pessoas jurídicas.

Quanto ao desempenho das especificações nas simulações de Monte Carlo, foi observado que os modelos de quantil 50 levam a caudas mais pesadas, chegando a valores de *Credit VaR* maiores, enquanto os modelos de quantil 90 levaram a valores mais próximos às especificações tradicionais. Foi observado que a utilização de variáveis instrumentais leva a valores maiores do que as especificações sem esse controle.

Em um terceiro momento foram executadas simulações condicionais a cenários pré-estabelecidos, na qual foram testados choques de um, dois e três desvio padrão das variáveis explicativas, com a finalidade de se medir a sensibilidade das carteiras. Foi observado que choques de até três desvios padrão ainda mantém os níveis de inadimplência dentro das reservas calculadas anteriormente. Nesta simulação, foi observado que os modelos quantílicos geraram sensibilidades maiores às variáveis macroeconômicas. Em especial, os modelos de quantil com variáveis instrumentais geraram as maiores sensibilidades.

Com base neste teste, se chegou à conclusão de que a utilização de especificação quantílica gera caudas mais pesadas, levando a requerimentos maiores de reservas financeiras e a maiores sensibilidades a variações macroeconômicas. Contudo, a utilização de variáveis instrumentais não gerou uma melhoria de desempenho relevante em relação aos modelos tradicionais, podendo não justificar a utilização desta técnica. Ainda cabe ressaltar que a técnica de regressão quantílica com variáveis instrumentais requer uma quantidade elevada de dados, que não estão disponíveis, e que pode ter prejudicado a análise.

## REFERÊNCIAS

BASEL COMMITTEE OF BANKING SUPERVISION. **International Convergence of Capital Measurement and Capital Standards: A Revised Framework**. Bank for International Settlements, 2006.

BASEL COMMITTEE OF BANKING SUPERVISION. **Principles for sound stress testing practices and supervision**. Bank for International Settlements, 2009.

BERNAKE, B.; GERTLER, M.; GILCHRIST, S. **The financial accelerator in a quantitative business cycle framework**. *Review of Economics and Statistics*. v. 78, n. 1, p. 1-15, 1996.

CHERNOZKUKOV, V.; HANSEN, C. **Instrumental variable quantile regression: A robust inference approach**. *Journal of Econometrics*. n. 142, p. 379-398, 2008.

CHERNOZKUKOV, V.; HANSEN, C.; JANSSON, M. **Inference Approaches for instrumental variable quantile regression**. *Economic Letters*. v. 95, n. 2, p. 272-277, 2007.

CHERNOZKUKOV, V.; HONG, H. **Three-Step Censored Quantile Regression and Extramarital Affairs**. *Journal of the American Statistical Association*. v. 97, n. 459, p. 872-882, 2002.

CHIRAK, M. **Introduction to Applied Stress Testing**. IMF Working Paper. n. 59, 2007.

CREDIT SUISSE. **CreditRisk+**: A Credit Risk Management Framework. Credit Suisse Financial Products, 1997.

CROUHY, M.; GALAI, D.; MARK, R. **A comparative analysis of current credit risk models**. *Journal of Banking and Finance*. n. 24, p. 59-117, 2000.

FINANCIAL SECTOR ASSESSMENT PROGRAM. **Financial Sector Assessment: A Handbook**. International Monetary Fund, 2005.

FOGLIA, A. **Stress testing credit risk: a survey of authorities' approaches**. *Questioni di Economia e Finanza (Occasional Papers)*. Banca D'Italia. Dezembro, 2008.

GAGLIANONE, W.; SCHECHTMAN, R. **Macro Stress Testing of Credit Risk Focused on the Tails**. Banco Central do Brasil Working Paper Series. n. 241, 2011.

HOGGARD, G.; SORENEN, S.; ZICCHINO, L. **Stress tests of UK banks using a VAR approach**. Bank of England Working Paper. n. 282. 2005.

KOENKER, R.; HALLOCK, K. **Quantile Regression**. *Journal of Economic Perspectives*. v. 15, n. 4, p. 143-156, 2001.

KOENKER, R.; MACHADO, J. **Goodness of Fit and Related Inference Process for Quantile Regression**. Journal of the American Statistical Association. n. 94, p. 1296-1310, 1999.

LINARDI, F. **Avaliação dos determinants Macroeconômicos da Inadimplência Bancária no Brasil**. CEDEPLAR/UFMG, 2008.

MERTON, R. **On the pricing of corporate debt: The risk of structure of interest rates**. Journal of Finance. v. 28, p. 449-470, 1974.

SORGE, M. **Stress-testing financial systems: an overview of current methodologies**. BIS Working Papers. n. 165, 2004.

VAZQUEZ, F.; TABAK, B.; SOUTO, M. **A Macro Stress Test Model of Credit Risk for the Brazilian Banking Sector**. Banco Central do Brasil Working Paper Series. n. 226, 2010.

VIROLAINEN, K. **Macro stress testing with a macroeconomic credit risk model for Finland**. Bank of Finland Discussion Papers. n. 18, 2004.

WILSON, T. **Credit Portfolio Risk (I)**. Risk Magazine, Setembro, p.111-117, 1997.

WILSON, T. **Credit Portfolio Risk (II)**. Risk Magazine, Outubro, p. 56-61, 1997.

WILSON, T. **Portfolio Credit Risk**. FRBNY Economic Policy Review. Outubro, 1998.

WONG, J.; CHOI, K.; FONG, P. **A framework for stress-testing banks' credit risk**. The Journal of Risk Model Validation. v 2, n.1, p. 3-23, 2008.