



BANCO CENTRAL DO BRASIL

Trabalhos para Discussão **208**

**Correlação de *default*:
uma investigação empírica de créditos de varejo no Brasil**

*Antonio Carlos Magalhães da Silva, Arnildo da Silva Correa,
Jaqueline Terra Moura Marins e Myrian Beatriz Eiras das Neves*

Maio, 2010

ISSN 1519-1028
CGC 00.038.166/0001-05

Trabalhos para Discussão	Brasília	n° 208	maio	2010	p. 1-57
--------------------------	----------	--------	------	------	---------

Trabalhos para Discussão

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

Editor: Benjamin Miranda Tabak – *E-mail*: benjamin.tabak@bcb.gov.br

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

Chefe do Depep: Adriana Soares Sales – *E-mail*: adriana.sales@bcb.gov.br

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

Reprodução permitida somente se a fonte for citada como: Trabalhos para Discussão n° 208.

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

Controle Geral de Publicações

Banco Central do Brasil

Secre/Surel/Cogiv

SBS – Quadra 3 – Bloco B – Edifício-Sede – 1º andar

Caixa Postal 8.670

70074-900 Brasília – DF

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

Fax: (61) 3414-3626

E-mail: editor@bcb.gov.br

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

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

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

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

Central de Atendimento ao Público

Banco Central do Brasil

Secre/Surel/Diate

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

70074-900 Brasília – DF – Brazil

DDG: 0800 9792345

Fax: (61) 3414-2553

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

Correlação de *default*: uma investigação empírica de créditos de varejo no Brasil

Antonio Carlos Magalhães da Silva*
Arnildo da Silva Correa**
Jaqueline Terra Moura Marins*
Myrian Beatriz Eiras das Neves*

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

Resumo

A partir de uma base de dados de classificação de risco de operações de crédito, proveniente do Sistema de Informações de Crédito do Banco Central do Brasil, estimamos empiricamente matrizes de correlação de *default* das operações de varejo realizadas entre 2003 e 2008. As modalidades de crédito consideradas foram Crédito Pessoal sem Consignação e Financiamento de Veículos. Identificamos a elevação da probabilidade e da correlação de *default* em período de recessão econômica no Brasil. A segmentação das matrizes de correlação foi inicialmente realizada em função da classificação de risco da operação. Contudo, por meio de um modelo de regressão *probit*, identificamos que o tipo de ocupação do cliente seria mais significativo para os eventos de *default* e, assim, as correlações empíricas foram recalculadas a partir desta nova forma de agrupamento. Os resultados indicaram uma elevada dispersão nas correlações para as duas modalidades estudadas.

Palavras-Chave: Correlação de Default, Risco de Crédito, Basiléia II.

Classificação JEL: G21, G28.

* Banco Central do Brasil, Departamento de Estudos e Pesquisas. E-mails: antonio.magalhaes@bcb.gov.br; jaqueline.terra@bcb.gov.br; myrian.neves@bcb.gov.br.

** Banco Central do Brasil e Puc-Rio. E-mail: arnildo.correa@bcb.gov.br.

1. Introdução

As matrizes de correlação de *default* são instrumentos fundamentais nos estudos sobre risco de crédito, em especial na área de diversificação de risco, avaliação de derivativos de crédito, estimação de perdas de carteiras de empréstimos e financiamentos e cálculo de requerimentos de capital segundo o acordo de Basileia. Neste sentido, o assunto se torna relevante tanto para instituições financeiras como para autoridades reguladoras.

Diversos modelos analíticos para estimação das matrizes de correlação têm sido desenvolvidos, muitas vezes em virtude da dificuldade de se obter dados suficientes para uma estimação empírica. Zhou (1997) faz uma boa revisão das metodologias analíticas utilizadas para calcular a correlação de *default*. Lucas (1995) descreve que esta pode ser afetada por razões ligadas ao ambiente macroeconômico, assim como assuntos específicos pertinentes ao ambiente de negócios da empresa.

No caso de créditos de varejo, os dados são ainda mais escassos. Cowan e Cowan (2004) apresentam o que eles chamam de primeira investigação empírica de correlação de *default*, para uma carteira composta exclusivamente de empréstimos *subprime*. Os autores confirmam que investigações empíricas baseadas em créditos de varejo são praticamente inexistentes, dada a dificuldade de obtenção de dados.

No nosso caso, dispomos de uma base referente às operações de varejo. São dados de transições e de *default* provenientes do Sistema de Informações de Crédito do Banco Central do Brasil (SCR).

Nosso objetivo é calcular através dos dados, i.e., sem nos basearmos em um modelo específico, as matrizes de correlação de *default* de um conjunto de operações de crédito de varejo. Adicionalmente, examinamos o comportamento dessas matrizes em diferentes fases do crescimento econômico e verificamos o impacto desse comportamento sobre as perdas em carteira decorrentes de eventos de *default*, por meio do *Value at Risk* - VaR de crédito.

Primeiramente realizamos o cálculo empírico das correlações de *default* utilizando a segmentação das operações usualmente feita na literatura, que é a segmentação por classificação de risco das operações. Mais especificamente, os estudos empíricos de correlação de *default* encontrados na literatura tratam de créditos não-varejo segmentados por classe de risco para cada setor econômico ao qual a empresa tomadora do crédito está vinculada.

Nesse primeiro cálculo empírico, encontramos fracas correlações de *default*. Dessa forma, por estarmos tratando de um universo diferente de créditos de varejo, formados quase que em sua totalidade por pessoas físicas, investigamos se uma outra forma de segmentação das operações de crédito seria mais apropriada para apresentar as correlações.

Assim, em seguida utilizamos um modelo *Probit* para tentar identificar quais variáveis seriam significativas para explicar os eventos de *default* dos clientes em cada classe de risco. A partir dessa identificação, os cálculos empíricos de correlação de *default* são refeitos, usando um novo agrupamento dos dados, determinado pelas variáveis significativas.

A metodologia utilizada sugere que a variável Tipo de Ocupação do Cliente na modalidade Crédito Pessoal é importante para o evento de *default*. De fato, fazendo-se uma analogia entre o universo do varejo e o do não-varejo, é razoável imaginar que a segmentação por Tipo de Ocupação do Cliente possa de alguma forma captar, no varejo, a segmentação por Setor Econômico que é comumente feita para créditos não-varejo. O resultado foi similar na modalidade de Financiamentos de Veículos.

Assim sendo, apresentamos finalmente um novo cálculo de correlações empíricas de *default*, agrupando as operações de crédito por Tipo de Ocupação na modalidade Crédito Pessoal e Financiamento de Veículos.

Os resultados do trabalho indicam a possibilidade de existência de características específicas no segmento de varejo em função do tipo de ocupação de cada cliente (como por exemplo, no caso dos servidores públicos). A inclusão de outras variáveis no modelo, como a renda de cada tomador, pode ser interessante para a confecção de um modelo mais robusto e explicativo. Os resultados das matrizes de correlação, em função dos novos agrupamentos, foram fracos para as variáveis significativas.

Vale lembrar que nossos resultados de correlação não são comparáveis aos de Basileia II, que atribui um intervalo de variação para as correlações de varejo entre 3% e 16% (“outras exposições de varejo”). Como apresentado melhor na seção Metodologia, nossos resultados diferem dos de Basileia II quanto ao critério de *default* empregado (60 e não 90 dias) e à periodicidade das correlações obtidas (semestral e não anual).

O trabalho encontra-se assim dividido. A seção 2 discute a revisão da literatura, a seção 3 apresenta a metodologia e os dados utilizados. A seção 4 apresenta os resultados empíricos das matrizes de correlação de *default* por classe de *rating*, os resultados do modelo *Probit* para identificação das variáveis significativas e os

resultados empíricos finais. As conclusões e os desdobramentos futuros do trabalho estão na seção 5.

2. Revisão de Literatura

A modelagem analítica comumente empregada na estimação da correlação de *default* é aquela baseada no modelo de Merton (1974) para a distribuição conjunta dos valores dos ativos da empresa tomadora do crédito. Nesse tipo de modelagem, a transição entre as classes de risco é, por hipótese, definida por um processo estocástico que descreve os valores dos ativos como função de fatores de risco sistemáticos e idiossincráticos. Assim, quando esses valores caem abaixo de certos níveis críticos, as transições ocorrem. A correlação entre os fatores sistemáticos de risco define uma correlação entre os valores dos ativos e, conseqüentemente, entre as transições dos tomadores, denominada *asset correlation*. Deve se destacar que o próprio acordo de Basiléia II utiliza essa estrutura de modelo de fatores de risco.

A estimação da *asset correlation* nos modelos de fatores baseados na estrutura de Merton (1974) se dá a partir de dados observáveis de mercado. Isso é realizado através dos modelos *CreditMetrics* e KMV, os quais usam a correlação entre os *equity prices* como *proxy* para a *asset correlation*. Essa modelagem requer hipóteses sobre a relação entre os preços dos ativos e os *defaults*, além de necessitar da existência de *equity prices* para os tomadores. Por isso, esse tipo de metodologia não pode ser aplicada ao presente estudo de operações de varejo, uma vez que não existe *asset price* para pessoas físicas.

A estimação das matrizes de correlação de *default* baseou-se na metodologia empírica apresentada em Servigny & Renault (2002). Esses autores extraíram informações sobre transições marginais e conjuntas entre classes de risco a partir de dados históricos, sem fazer uso de nenhum modelo que descreva as transições. Além disso, eles realizaram uma análise do comportamento da correlação em função dos ciclos econômicos.

Na verdade, conforme mencionado em Gómez *et al* (2007), esta metodologia é utilizada em muitas aplicações importantes, tal como o modelo *CreditMetrics*. Ela é baseada na hipótese Markoviana de tempo discreto, usando um método *cohort* (agrupamento). Operações de crédito são agrupadas por classe de risco e correlações discretas entre essas classes são calculadas a partir de probabilidades de transição. Estas

são estimadas sob a hipótese de que a série histórica das classificações é uma realização de uma cadeia de Markov de um certo número de estados (classes de risco) em tempo discreto. A probabilidade de transição do estado i para o estado j é estimada dividindo-se o número de transições observadas de i para j em um dado período de tempo pelo número total de tomadores no estado i no início do período.

A estimação por tempo discreto desconsidera transições intermediárias ocorridas ao longo de cada período e, segundo Lando & Skodeberg (2002), essa é uma das desvantagens do método em relação a outros que consideram tempo contínuo. Esses autores comentam que estimativas nulas para probabilidades de transição podem ser equivocadamente obtidas no caso de o estado inicial das classificações ser igual ao estado final. Além disso, as transições de operações que não permanecem na base durante todos os meses do período considerado, ou porque foram encerradas antes do fim do período ou porque foram iniciadas após o início do período, não são consideradas. No nosso caso, optamos pelo método discreto no presente artigo. Trabalhos futuros considerarão metodologias de tempo contínuo, onde a frequência de observação das transições é a menor possível (mensal).

Servigny & Renault (2002) trabalharam com uma base de dados da Standard & Poor's, a qual possui 21 anos de informação disponível sobre transição de classificação de risco e *default* de empresas (1981 a 2001). Desse universo, os autores selecionaram uma amostra referente apenas a transições de empresas norte-americanas, totalizando cerca de 916.000 observações e 764 *defaults*. No artigo, o período mínimo de tempo utilizado no cálculo das transições foi de um ano.

3. Metodologia

3.1 Correlações empíricas

No nosso artigo, partimos de uma base de operações de crédito de varejo registradas no Sistema de Informações de Crédito do Banco Central do Brasil (SCR), entre janeiro de 2003 e julho de 2008. Foram consideradas operações de varejo aquelas cuja responsabilidade total do tomador no Sistema se situava entre R\$ 5 mil e R\$ 50 mil na data de contratação.

Para o cálculo das matrizes de transição e de correlação, foram selecionadas as duas modalidades com maior número de operações presentes na amostra para o período

– Crédito Pessoal sem Consignação em Folha e Financiamento de Veículos. Dentre essas, foram escolhidas duas instituições financeiras com volume de operações semelhante e relevante para o Sistema. Essa filtragem foi necessária, haja vista a imensa quantidade de operações de varejo existentes no período. Para assegurar o anonimato das duas instituições credoras selecionadas, o cálculo das matrizes foi realizado com base nos dados conjuntos das duas instituições, aqui referenciadas apenas como instituição financeira A e B. As instituições em conjunto detinham aproximadamente 31% das operações de Crédito Pessoal e 38% das operações de Financiamento de Veículos no período em estudo. As amostras pertencentes às duas modalidades totalizaram respectivamente cerca de 1.570 mil e 6.450 mil de operações. Desses totais, foram observados 557 mil *defaults* na primeira modalidade e 445 mil na segunda, considerando como critério de *default* o atraso de pagamento superior a 60 dias.

Diferentemente de Servigny & Renault (2002), aqui houve a necessidade de se trabalhar com um período inferior a um ano para o cálculo das transições, dada a menor quantidade de anos com informação disponível na base (2003 a 2008). Dessa forma, todo o cálculo das matrizes de transição e de correlação baseou-se em migrações semestrais, totalizando 11 semestres de observações.

Neste artigo, as operações foram agrupadas conforme as classificações de risco informadas pelas instituições financeiras credoras ao SCR. Esta classificação baseia-se na Resolução do CMN nº. 2.682/99, a qual estabelece 9 (nove) classificações possíveis de acordo com os prazos de atraso no pagamento das obrigações (AA, A, B, C, D, E, F, G e H). Ao fazer este agrupamento, assume-se que todos os empréstimos pertencentes a uma mesma classe de risco possuem probabilidades de transição e correlações de *default* idênticas.

Aqui, em consequência do conceito de *default* utilizado, foram consideradas como operações em *default* aquelas classificadas entre D e H. Vale mencionar que foram consideradas as transições das operações para prejuízo, todavia foram eliminadas as que permaneceram nesta situação por mais de um semestre.¹

As matrizes de transição marginais, ou univariadas, foram obtidas a partir das frequências de transição entre as classes consideradas. As frequências univariadas de transição em um semestre foram calculadas segundo a fórmula abaixo:

¹ Esse procedimento foi realizado para evitar que uma operação já baixada a prejuízo fosse considerada uma nova operação a cada semestre.

$$f_i^k = \frac{T_i^k}{N_i} \quad (1)$$

onde:

f_i^k = frequência de transição univariada da classe i para a classe k em um dado semestre;

T_i^k = total de operações que transitam da classe i no início do semestre para a classe k no final do semestre;

N_i = total de operações que pertencem à classe i no início do semestre.

De forma semelhante, as matrizes de transição conjuntas, ou bivariadas, foram obtidas a partir da fórmula abaixo para as frequências bivariadas:

$$f_{i,j}^{k,l} = \frac{T_i^k * T_j^l}{N_i * N_j} \quad (2)$$

onde:

$f_{i,j}^{k,l}$ = frequência de transição bivariada das classes i e j para as classes k e l , respectivamente, em um dado semestre;

T_i^k = total de operações que transitam da classe i no início do semestre para a classe k no final do semestre;

T_j^l = total de operações que transitam da classe j no início do semestre para a classe l no final do semestre;

N_i = total de operações que pertencem à classe i no início do semestre;

N_j = total de operações que pertencem à classe j no início do semestre.

As frequências univariadas e bivariadas de transição foram obtidas para cada semestre. A média ponderada dessas frequências semestrais serviu de *proxy* para a probabilidade de transição. Na ponderação utilizada, a frequência de cada semestre recebeu um peso específico, equivalente ao percentual de operações pertencentes à determinada classe no início do semestre em relação ao total de operações pertencentes àquela classe em todos os semestres.

As correlações das transições entre as classes de risco consideradas foram obtidas de acordo com a fórmula abaixo:

$$\rho_{i,j}^{k,l} = \frac{f_{i,j}^{k,l} - f_i^k * f_j^l}{\sqrt{f_i^k * (1 - f_i^k) * f_j^l * (1 - f_j^l)}} \quad (3)$$

onde:

$\rho_{i,j}^{k,l}$ = correlação entre duas operações que transitaram das classes i e j no início de um dado semestre para, respectivamente, as classes k e l ao final do semestre.

Para se examinar o comportamento dessas matrizes em diferentes fases do crescimento econômico, este trabalho utilizou recente estudo do IBRE/FGV² na identificação de semestres de recessão e de expansão durante o período analisado. Segundo o estudo, entre janeiro de 2003 e julho de 2008, a economia brasileira encontrou-se em recessão no primeiro semestre de 2003 e em expansão no restante do período.

As médias das frequências de transição univariadas, bivariadas e das correlações foram calculadas separadamente para os semestres de recessão e de expansão. Desse modo, para cada um dos dois cenários econômicos considerados, foram obtidas estimativas para probabilidades de transição marginais, probabilidades conjuntas e correlações de *default*.

3.2 Estimação das Perdas por VaR

Para se avaliar os efeitos da elevação na probabilidade e na correlação de *default* sobre o aumento das perdas na carteira de crédito em épocas de recessão, este trabalho realizou uma estimativa por simulação do *Value at Risk* – VaR de crédito. A carteira analisada referiu-se à posição de varejo em março de 2009 das instituições selecionadas nas modalidades em estudo.

Como foi realizado para as matrizes de transição e de correlação, o VaR de crédito foi simulado para diferentes cenários do crescimento econômico: recessão e expansão. Os parâmetros de entrada utilizados na simulação de cada cenário foram as probabilidades e as correlações de *default* correspondentes estimadas empiricamente.

Diante da grande quantidade de operações presentes na carteira utilizada no experimento de simulação (663 mil em Crédito Pessoal sem Consignação e 1.099 mil

² Comitê de Datação dos Ciclos Econômicos, IBRE/FGV, de 27/05/2009.

em Financiamento de Veículos), foi selecionada uma amostra aleatória de 50.000 operações desse universo, estratificada por classificação de risco.

Após esta etapa, um valor unitário hipotético foi atribuído a cada exposição da carteira. Foram realizadas 100 simulações desta carteira a cada corrida e um total de 5 corridas. Em cada simulação, variáveis binárias (*default* ou não-*default*) foram amostradas de uma distribuição Bernoulli, conforme os parâmetros (probabilidade e correlação de *default*) estimados empiricamente de acordo com a classificação de risco de cada operação.

As perdas futuras da carteira decorrentes de eventos de *default* foram simuladas de acordo com uma versão *default-mode* do modelo *CreditMetrics*, conforme apresentada em Gordy (2000). Neste tipo de modelagem, somente as perdas decorrentes de eventos de *default* são modeladas, i.e., as perdas associadas à deterioração da qualidade de crédito dos clientes não são consideradas. Este tipo de modelo também é conhecido na literatura como *CreditMetrics* simplificado. O horizonte utilizado na simulação é de um semestre. A estrutura do modelo é a seguinte:

$$L = \sum_{i=1}^n EAD_i * LGD_i * Y_i \quad (4)$$

onde:

n = número de operações na amostra (50.000 em nossa simulação);

L = perda total da carteira ao final de um ano, resultante do somatório das perdas de cada operação;

EAD_i = *Exposure at Default* ou valor da exposição da i -ésima operação no momento do *default* (igual a 1, por hipótese);

LGD_i = *Loss Given Default* ou perda dado o *default* da i -ésima operação;

Y_i = variável indicativa do *default* (Bernoulli).

A LGD associada a cada operação foi considerada uma variável aleatória com distribuição Beta. Os parâmetros dessa distribuição foram retirados de Silva, Marins e Neves (2009).

A simulação da distribuição de probabilidade das perdas da carteira em estudo foi realizada para cada um dos dois cenários mencionados acima – recessão e expansão.

No caso das simulações dos cenários de recessão e de expansão, foram utilizados como parâmetros de entrada as probabilidades e as correlações de *default* estimadas

para os cenários correspondentes. O VaR de cada cenário foi calculado para vários níveis de percentil (95%, 99%, e 99,9%).

3.3 Modelo *Probit*

Para identificarmos os agrupamentos mais adequados para medir a correlação de *default* entre créditos de varejo, desenvolvemos um modelo econométrico que utiliza variáveis que dizem respeito às características pessoais do cliente para explicar seus eventos de *default* em uma determinada classe de risco. Essas variáveis categóricas são: Sexo, Idade, Tipo de Ocupação e Região Geográfica de Domicílio. Além dessas, o modelo considera como variáveis independentes as taxas (proporções) de *default* das operações em cada classe de risco, já que essas variáveis captariam de alguma forma as eventuais correlações entre os *defaults* das diversas classes.

Essa estimação econométrica pode ser justificada através do seguinte modelo. Suponha que o tomador do crédito ou cliente da operação, que possui uma dada classificação de risco, ao realizar uma operação de crédito, o faz para obter recursos para implementar um dado projeto.

O retorno do projeto deve depender (i) das características pessoais do tomador, (ii) do ambiente macroeconômico em que ele se insere e (iii) das taxas de *default* de outras operações de crédito.

A dependência do retorno do projeto em relação às taxas de *default* pode ser racionalizada pela interdependência dos projetos existentes na economia. Por exemplo, uma redução nos retornos de outros projetos deve aumentar as taxas de *default* das outras operações de crédito (dentro e/ou fora da mesma classe de risco) e, através de um efeito cruzado, reduzir o retorno do projeto do tomador considerado.

Assim, podemos escrever:

$$y_{i,j,t}^* = x_i' \beta + m_t' \gamma + \sum_{j=1}^J \theta_j z_{j,t} + u_{i,j,t} \quad (5)$$

onde i é o tomador; $j = 1, \dots, J$ é a classe de risco; $y_{i,j,t}^*$ é o retorno do projeto do tomador i que pertence à classe de risco j , no tempo t ; x_i' é um vetor com as características pessoais do tomador i ; m_t' são variáveis macroeconômicas no tempo t ; $z_{j,t}$ é a taxa de *defaults* da classe j no tempo t ; β , γ e $\theta = (\theta_1, \dots, \theta_J)$ são vetores de parâmetros e $u_{i,j,t}$ é um choque que afeta o retorno do projeto.

Para que o tomador pague sua operação de crédito, o projeto deve ter um retorno mínimo α . Caso contrário, o tomador entrará em *default*. Como definido acima, o retorno do projeto $y_{i,j,t}^*$ é uma variável não-observada. Apenas o dono do projeto a observa.

Contudo, observamos a seguinte variável que define *default*:

$$y_{i,j,t} = \begin{cases} 1, & \text{se } y_{i,j,t}^* < \alpha \\ 0, & \text{caso contrário} \end{cases}$$

isto é,

$$y_{i,j,t} = \begin{cases} 1, & \text{se } default \\ 0, & \text{caso contrário} \end{cases}$$

Assumindo que $u_{i,j,t} \sim N(0,1)$ e escrevendo $w_{i,j,t} = (x_i', m_t', z_t)'$, onde $z_t = (z_{i,t}, \dots, z_{j,t})$, podemos derivar um modelo *Probit* para a probabilidade de *default*:

$$\begin{aligned} \Pr[y_{i,j,t} = 1 / w_{i,j,t}] &= \Pr[y_{i,j,t}^* < \alpha / w_{i,j,t}] = \Pr \left[x_i' \beta + m_t' \gamma + \sum_{j=1}^J \theta_j z_{j,t} + u_{i,j,t} < \alpha / w_{i,j,t} \right] \\ &= \Pr \left[u_{i,j,t} < \alpha - x_i' \beta - m_t' \gamma - \sum_{j=1}^J \theta_j z_{j,t} \right] = \Phi \left(\alpha - x_i' \beta - m_t' \gamma - \sum_{j=1}^J \theta_j z_{j,t} \right) \quad (6) \end{aligned}$$

Igualmente, temos:

$$\Pr[y_{i,j,t=0} / w_{i,j,t}] = 1 - \Phi \left(\alpha - x_i' \beta - m_t' \gamma - \sum_{j=1}^J \theta_j z_{j,t} \right) \quad (7)$$

onde $\Phi(\)$ é a função distribuição acumulada da distribuição normal padrão.

Nota-se que a probabilidade de *default* de uma operação na classe de risco j depende não apenas da taxa de *defaults* dentro da própria classe, mas também da taxa de *defaults* dentro das outras classes de risco.

Cabe aqui mencionar que este modelo não será utilizado como previsor de correlações de *default*. Mais uma vez, sua utilização aqui se restringe à identificação de uma melhor segmentação para o cálculo da correlação empírica.

4. Resultados

4.1 Correlações Empíricas por Classe de Risco

As operações de crédito das instituições selecionadas pertencentes à modalidade Crédito Pessoal representavam 16% do volume financeiro de operações do Sistema Financeiro Nacional em janeiro de 2003. As operações da modalidade Financiamento de Veículos representavam 23% desse volume na mesma data. Esses percentuais são semelhantes se obtidos em relação à quantidade de operações, em vez do seu volume financeiro. Como já descrito anteriormente, essas modalidades foram escolhidas por serem as mais relevantes dentro do segmento de operações de varejo no período.

O prazo médio das operações pertencentes à modalidade Crédito Pessoal apresentou um crescimento de 160% entre janeiro de 2003 e julho de 2008, passando de 211 para 556 dias corridos. Para a modalidade Financiamento de Veículos, este prazo cresceu apenas 15% no mesmo período.

A amostra de operações de varejo aqui considerada está representada, na sua grande maioria, por operações concedidas a pessoas físicas. Em Financiamento de Veículos o percentual concedido é de 90,8% e em Crédito Pessoal, pela natureza da modalidade, é de praticamente sua totalidade.

A Tabela 1 apresenta as probabilidades univariadas de transição entre as 5 classes de risco consideradas (AA, A, B, C e *Default*) para cada uma das modalidades em estudo. Como esperado, observa-se que, em média, as probabilidades de permanência nas classificações originais de risco (diagonal principal das matrizes) são maiores do que as de mudança no caso das duas modalidades. Em ambas as modalidades, a probabilidade mais alta é a de permanência na classe de *Default*, indicando que uma vez que a operação entre em *default*, este é um estado absorvente, de onde é difícil sair desta situação.

Tabela 1 – Probabilidades Univariadas de Transição

		<i>Crédito Pessoal</i>				
		<i>Classe Final</i>				
		AA	A	B	C	Default
<i>Classe Inicial</i>	AA	48.29%	42.74%	2.52%	3.20%	3.24%
	A	1.26%	77.18%	11.61%	2.37%	7.58%
	B	0.07%	8.78%	60.12%	4.46%	26.58%
	C	0.13%	3.05%	8.48%	47.65%	40.69%
	Default	0.01%	0.51%	2.85%	0.79%	95.83%

		<i>Financiamento de Veículos</i>				
		<i>Classe Final</i>				
		AA	A	B	C	Default
<i>Classe Inicial</i>	AA	88.92%	1.81%	3.05%	2.88%	3.33%
	A	9.31%	76.44%	5.95%	4.00%	4.30%
	B	8.68%	18.25%	44.99%	10.74%	17.35%
	C	10.07%	11.51%	6.46%	34.35%	37.61%
	Default	2.75%	3.39%	1.80%	2.59%	89.47%

Na modalidade Crédito Pessoal, as probabilidades de *default* (última coluna das matrizes) são em geral maiores do que na modalidade Financiamento de Veículos, o que pode ser explicado pela existência de garantia na segunda modalidade. Esse é um resultado já encontrado em trabalho anterior dos autores.³

A Tabela 2 apresenta os mesmos resultados em fases diferentes do crescimento econômico. Como esperado, no cenário de recessão, observa-se que as probabilidades de transição para a classe de *Default*, independentemente da classe inicial, são maiores que a média. O contrário acontece no cenário de expansão. Vale ressaltar que o comportamento do cenário de expansão, de uma forma geral, segue os resultados da Matriz Univariada Média, haja vista a grande concentração de semestres em expansão no período analisado.

³ *The Influence of Collateral on Capital Requirements in the Brazilian Financial System: an approach through historical average and logistic regression on probability of default.* Silva, Magalhães da Silva, Marins, Neves e Brito, junho 2009. Working Paper Series do Banco Central do Brasil.

Tabela 2 – Probabilidades Univariadas de Transição (Recessão e Expansão)

		<i>Crédito Pessoal - Recessão</i>					<i>Financiamento de Veículos - Recessão</i>				
		<i>Classe Final</i>					<i>Classe Final</i>				
		AA	A	B	C	Default	AA	A	B	C	Default
<i>Classe Inicial</i>	AA	40.03%	35.15%	3.35%	17.41%	4.07%	77.40%	12.62%	6.85%	1.66%	1.47%
	A	2.02%	61.06%	14.84%	8.58%	13.50%	0.02%	84.40%	6.50%	3.40%	5.68%
	B	0.13%	9.52%	49.76%	6.44%	34.16%	0.11%	22.46%	45.64%	7.59%	24.19%
	C	0.04%	0.74%	1.85%	56.45%	40.92%	0.03%	23.45%	8.41%	14.82%	53.30%
	Default	0.00%	0.26%	0.68%	0.32%	98.74%	0.01%	4.08%	1.73%	1.66%	92.52%

		<i>Crédito Pessoal - Expansão</i>					<i>Financiamento de Veículos - Expansão</i>				
		<i>Classe Final</i>					<i>Classe Final</i>				
		AA	A	B	C	Default	AA	A	B	C	Default
<i>Classe Inicial</i>	AA	48.97%	43.36%	2.45%	2.04%	3.17%	88.92%	1.81%	3.05%	2.88%	3.33%
	A	1.25%	77.38%	11.57%	2.30%	7.50%	10.28%	75.61%	5.89%	4.06%	4.16%
	B	0.07%	8.77%	60.24%	4.44%	26.48%	9.29%	17.95%	44.94%	10.96%	16.87%
	C	0.14%	3.24%	9.03%	46.93%	40.67%	10.50%	11.01%	6.37%	35.17%	36.95%
	Default	0.01%	0.52%	2.91%	0.80%	95.76%	2.92%	3.35%	1.81%	2.65%	89.28%

A Tabela 3 (inserida no Apêndice) apresenta as matrizes bivariadas de transição referentes à média de todos os semestres, dos semestres de expansão e de recessão para as 5 classes de risco. Para facilitar a visualização, uma versão simplificada dela é apresentada abaixo. Ela contém uma agregação mais ampla das classes de risco, de modo que as classes AA a C foram agrupadas na classe numa nova classe chamada de *Não-Default*. Apesar da agregação, os resultados são semelhantes aos da tabela completa de 5 classes.

Tabela 3 – Probabilidades Bivariadas de Transição (2 classes de risco)

Períodos: Total, Recessão e Expansão

(ND – não *default*; D – *default*)

		Período Total							
		Crédito Pessoal				Financiamento de Veículos			
		Classe Final		Classe Final		Classe Final		Classe Final	
Classe Inicial	ND, ND	ND, D	D, ND	D, D	ND, ND	ND, D	D, ND	D, D	
ND, ND	74.27%	11.75%	11.75%	2.23%	88.22%	5.67%	5.67%	0.44%	
ND, D	3.00%	82.15%	0.59%	14.26%	8.74%	85.26%	0.65%	5.35%	
D, ND	3.00%	0.59%	82.15%	14.26%	8.74%	0.65%	85.26%	5.35%	
D, D	0.15%	3.53%	3.53%	92.79%	1.20%	7.83%	7.83%	83.14%	

		Período de Recessão							
		Crédito Pessoal				Financiamento de Veículos			
		Classe Final		Classe Final		Classe Final		Classe Final	
Classe Inicial	ND, ND	ND, D	D, ND	D, D	ND, ND	ND, D	D, ND	D, D	
ND, ND	54.95%	19.18%	19.18%	6.69%	82.71%	8.23%	8.23%	0.82%	
ND, D	0.93%	73.20%	0.33%	25.55%	6.80%	84.14%	0.68%	8.38%	
D, ND	0.93%	0.33%	73.20%	25.55%	6.80%	0.68%	84.14%	8.38%	
D, D	0.02%	1.24%	1.24%	97.50%	0.56%	6.92%	6.92%	85.60%	

		Período de Expansão							
		Crédito Pessoal				Financiamento de Veículos			
		Classe Final		Classe Final		Classe Final		Classe Final	
Classe Inicial	ND, ND	ND, D	D, ND	D, D	ND, ND	ND, D	D, ND	D, D	
ND, ND	74.32%	11.74%	11.74%	2.22%	88.38%	5.60%	5.60%	0.42%	
ND, D	3.00%	82.18%	0.59%	14.23%	8.80%	85.29%	0.65%	5.25%	
D, ND	3.00%	0.59%	82.18%	14.23%	8.80%	0.65%	85.29%	5.25%	
D, D	0.15%	3.54%	3.54%	92.78%	1.22%	7.86%	7.86%	83.07%	

Como no caso univariado, as diagonais principais, que representam as probabilidades de permanência nas classes iniciais de risco, apresentam os maiores percentuais. Na modalidade Crédito Pessoal, a probabilidade mais alta de permanência refere-se aos pares de operações pertencentes às classes iniciais de *Default*. No entanto, esta característica não é verificada na modalidade Financiamento de Veículos, o que pode ser consequência do fato de o próprio objeto do financiamento (veículo) ser a garantia real do crédito nesta modalidade. Observam-se ainda, pelo mesmo motivo, que as probabilidades bivariadas de transição para *default* (última coluna) são superiores na modalidade Crédito Pessoal.

No cenário de recessão econômica, as probabilidades bivariadas de transição para *default* são mais elevadas do que no de expansão, como esperado. Isso acontece tanto para a modalidade Crédito Pessoal, quanto para Financiamento de Veículos.

A Tabela 4 mostra as correlações de *default* calculadas empiricamente para as 5 classes de risco. À primeira vista, nota-se uma grande dispersão nas correlações em ambas as modalidades. Esse resultado também aparece em outros estudos empíricos, os

quais relatam correlação de *default* de valores negativos a elevados valores positivos (Lucas (1995), Nagpal e Bahar (2001), Rosch (2003) e Servigny e Renault (2002)).

No entanto, grande parte das correlações de *default* encontradas foi próxima de zero nas modalidades analisadas. Essas fracas correlações de *default* podem estar associadas ao fato de que a base de operações em estudo ser relativa ao segmento de varejo. Nesse ambiente, o crédito é concedido em quase sua totalidade a uma grande quantidade de pessoas físicas diferentes, o que pode levar a um efeito de diversificação, pulverizando assim a influência entre os eventos de *default*. Outra possível explicação para as baixas correlações de *default* é o fato de a série de tempo usada ter sido de apenas 6 anos, o que possivelmente limitou a ocorrência de *defaults*.

Tabela 4 – Matriz de Correlação Empírica de *Default*

	<i>Crédito Pessoal</i>					<i>Financiamento de Veículos</i>				
	AA	A	B	C	<i>Default</i>	AA	A	B	C	<i>Default</i>
AA	1.67%	1.03%	2.40%	-0.46%	2.27%	0.75%	0.51%	1.13%	0.47%	-6.82%
A	1.03%	-2.77%	-3.68%	-3.63%	-17.69%	0.51%	0.01%	0.23%	0.96%	-0.83%
B	2.40%	-3.68%	-3.07%	-3.04%	-22.83%	1.13%	0.23%	0.96%	1.12%	-7.42%
C	-0.46%	-3.63%	-3.04%	-6.34%	15.86%	0.47%	0.96%	1.12%	-2.04%	-20.40%
<i>Default</i>	2.27%	-17.69%	-22.83%	15.86%	23.88%	-6.82%	-0.83%	-7.42%	-20.40%	32.86%

Os Gráficos 1 e 2 abaixo apresentam a distribuição de perdas da carteira decorrentes de eventos de *default* em cenário de recessão e de expansão, para cada modalidade em estudo. O VaR de recessão foi superior ao VaR de expansão nas duas modalidades, conforme esperado. A maior diferença entre os valores de VaR ocorreu na modalidade Crédito Pessoal, sendo o VaR de recessão cerca de 14% superior ao de expansão em todos os 3 percentis considerados. Esse percentual cai para aproximadamente 4% na modalidade Financiamento de Veículos, o que está associado ao fato de as probabilidades e as correlações de *default* serem mais baixas nesta modalidade.

Gráfico 1 – VaR para Crédito Pessoal

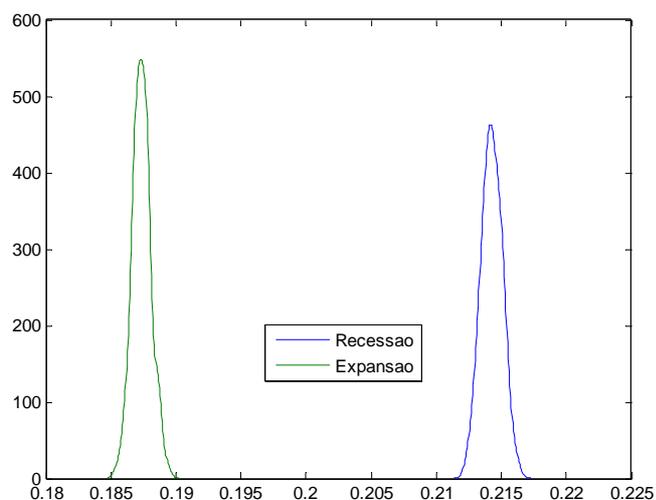
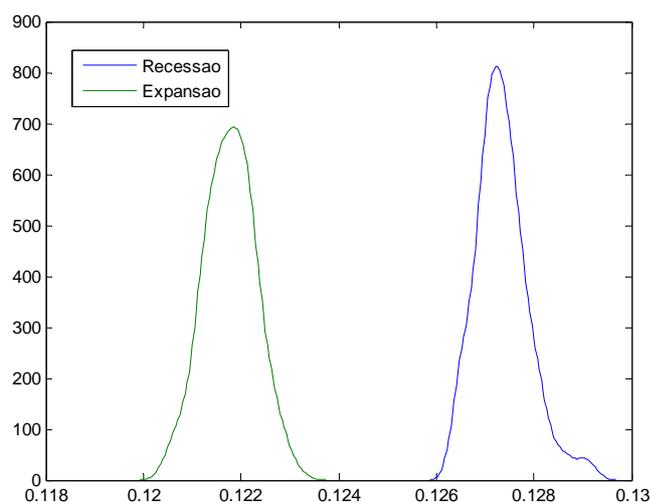


Gráfico 2 – VaR para Financiamento de Veículos



Ressalta-se que Servigny & Renault (2002) encontraram um VaR de recessão 46% superior ao de expansão, para uma carteira fictícia de 100 títulos do tipo *non-investment grade*.

4.2 Modelo de Regressão Probit

As baixas correlações empíricas encontradas acima nos sugerem que pode existir uma outra forma de segmentação das operações de crédito que seja mais apropriada para créditos de varejo.

O modelo Probit estimado a seguir tem esse objetivo. Uma vantagem desse modelo é que a probabilidade de *default* dentro de uma classe de risco é afetada pela

proporção de *default* dentro da própria classe e também pela proporção de *default* em todas as outras classes de risco. Isso nos permite dizer alguma coisa sobre a significância estatística das correlações empíricas estimadas anteriormente, além de sugerir outras formas de agrupamento para o cálculo das correlações.

A base de dados utilizada para mensurar as variáveis do modelo foi a mesma empregada no cálculo das correlações empíricas, com informações semestrais de janeiro de 2003 a julho de 2008. As modalidades de crédito aqui consideradas também foram Crédito Pessoal sem Consignação e Financiamento de Veículos. O modelo foi estimado separadamente para cada uma dessas duas modalidades.

A variável dependente é uma função indicadora de *default* da operação ao final de um dado semestre. Esta variável foi separada por classificação de risco da operação no início do semestre e o mesmo modelo foi estimado para cada uma das 5 classes possíveis (AA, A, B, C e *Default*).

Em relação às variáveis independentes, o modelo possui variáveis contínuas (variáveis macroeconômicas e variáveis referentes às proporções de *default* por classe) e categóricas (variáveis referentes às características pessoais do tomador). Quanto à variável macroeconômica, foram testadas separadamente a Taxa de Variação do PIB, medido a preços de mercado e dessazonalizado (IBGE⁴), e a Taxa de Variação do Emprego, medido pelo nível de pessoal empregado na indústria, dessazonalizado (CNI⁵). O modelo também foi estimado considerando essas variáveis com defasagem de 1 período.

As variáveis referentes às proporções de *default* em cada classe foram calculadas pela razão entre o total de operações em *default* ao final do semestre e o total de operações em cada classe no início do semestre.

As variáveis representativas das características pessoais do tomador foram categorizadas da seguinte forma:

Sexo = Não Disponível (1); Não Informado (2); Feminino (3 – basal); Masculino (4).

Idade = menores de 25 anos (1 – basal); entre 25 e 35 anos (2); entre 35 e 45 anos (3); entre 45 e 60 anos (4); maiores de 60 Anos (5).

⁴ Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística.

⁵ Confederação Nacional das Indústrias.

Tipo de Ocupação = Setor Privado (1 – basal); Setor Público ou Militar (2); Profissional Liberal ou Autônomo (3); Proprietário de Empresa (4); Aposentado ou Pensionista (5); Outros (6).

Região Geográfica de Domicílio = Região Norte (1 – basal); Região Nordeste (2); Região Centro Oeste (3); Região Sudeste (4); Região Sul (5).

Antes de apresentar os resultados das estimações do modelo, apresentamos uma estatística descritiva das variáveis pessoais do tomador. Os histogramas estão no Apêndice.

Na modalidade Crédito Pessoal, os tomadores considerados são do sexo masculino em sua maioria (61%). Há uma concentração maior de tomadores nas faixas etárias intermediárias, principalmente entre 45 e 60 anos (34,42%). Os tomadores distribuem-se melhor entre os seis subtipos de ocupação considerados, sendo que o Setor Privado absorve o maior número de tomadores (24,6%), logo seguido por Proprietários de Empresa (22,2%) e Outros (17,3%). Observa-se uma forte concentração de clientes na região Sudeste (70,6%). Vale ressaltar que as regiões Norte e Nordeste abrigam menos de 10% dos tomadores.

Na modalidade Financiamento de Veículos, assim como na modalidade anterior, os tomadores são em sua maior parte do sexo masculino (68,1%) e estão concentrados nas faixas etárias intermediárias. Sendo que, em Financiamento de Veículos, eles se distribuem igualmente entre as faixas 25 e 35 anos, 35 e 45 anos e 45 e 60 anos (em torno de 27% em cada). Nesta modalidade, há uma concentração de tomadores classificados como Outros em Tipo de ocupação (40,7%), seguida de Setor Privado (19,1%), Proprietário de Empresa (15,2%), Setor Público ou Militar (11,4%), Profissional Liberal ou Autônomo (7,8%) e Aposentado ou Pensionista (5,7%). Como na modalidade anterior, há uma maior concentração de clientes no Sudeste (60,8%) e Sul (17,8%).

O modelo foi estimado em duas versões: a primeira utilizando como variável macroeconômica a Taxa de Variação do Emprego e a segunda utilizando a Taxa de Variação do PIB, ambas defasadas em 1 período. Os resultados foram muito semelhantes e, por isso, serão apresentados a seguir apenas os resultados do modelo que usou a Taxa de Variação do Emprego como variável macro.

4.2.1 Modalidade Crédito Pessoal sem Consignação

Os resultados detalhados das estimações do *probit* para cada classe de risco encontram-se no Apêndice ao final deste trabalho.

Em relação à Taxa de Variação do Emprego, essa variável não se mostrou significativa em nenhuma das classes de risco consideradas.

Como esperado, os coeficientes das variáveis Taxas de *Default* mostraram-se positivos e significativos para explicar o *default* da mesma classe da variável dependente, indicando que uma proporção maior de *default* dentro da classe de risco aumenta a probabilidade de que o indivíduo dê *default* de sua operação de crédito. A variável Taxa de *Default* da classe de mais baixo risco (classe AA) mostrou-se significativa para o *default* de todas as classes, à exceção da classe C, na qual somente a variável Taxa de *Default* da própria classe foi significativa. Por outro lado, a variável Taxa de *Default* da classe mais alta de risco (classe *Default*) somente foi significativa para o *default* da própria classe e da classe A.

Dentre as variáveis pessoais do tomador, a variável Tipo de Ocupação foi a única que se mostrou significativa em todas as suas categorias⁶ para todas as cinco classes de risco. Em relação à significância das demais variáveis pessoais, notamos que a classe mais baixa de risco, AA, foi a que apresentou mais variáveis pessoais não significativas; apenas na categoria Maiores de 60 anos da variável Idade apresentou significância nesta classe. A variável Sexo mostrou-se não significativa para as duas classes mais baixas de risco AA e A, a categoria Idade entre 35 e 45 anos mostrou-se não significativa nas classes intermediárias B e C e Região Geográfica de Domicílio mostrou pelo menos uma categoria não significativa em todas as classes.

Isso sugere que a variável Tipo de Ocupação deve discriminar melhor as correlações de *default* de operações de varejo. Em seguida, apresentamos o recálculo das correlações empíricas de *default* de acordo como essa variável.

4.2.1.a Correlação Empírica por Tipo de Ocupação do Cliente

As matrizes empíricas de correlação de *default* segmentadas pelos seis tipos de ocupação do tomador estão apresentadas abaixo para a modalidade crédito pessoal. Como antes, as duas instituições financeiras A e B consideradas neste trabalho estão tratadas conjuntamente em cada modalidade de crédito.

⁶ Existem apenas uma exceção na classe AA e uma na classe C.

Tabela 5 – Correlação Empírica de *Default* por Tipo de Ocupação do Tomador

	Privado	Público	Prof. Liberal	Prop. Empresa	Aposentado	Outros
Privado	23.52%	29.71%	29.18%	28.21%	25.69%	36.95%
Público	29.71%	36.87%	36.60%	35.19%	31.82%	45.71%
Prof. Liberal	29.18%	36.60%	36.16%	34.90%	31.62%	45.62%
Prop. Empresa	28.21%	35.19%	34.90%	33.60%	30.30%	43.92%
Aposentado	25.69%	31.82%	31.62%	30.30%	27.31%	39.52%
Outros	36.95%	45.71%	45.62%	43.92%	39.52%	56.95%

Diferentemente do caso da segmentação por classe de risco, as correlações de *default* apresentaram-se positivas ao longo da diagonal principal das matrizes acima. Esse é um resultado mais razoável do que os encontrados anteriormente, já que estamos aqui tratando de tomadores entre os mesmos grupos de ocupação, cujos eventos de *defaults* estariam mais sujeitos às peculiaridades de cada grupo do que às condições macroeconômicas.

Vale lembrar que resultados semelhantes foram encontrados por Servigny e Renault (2002) e Nagpal e Bahar (2001). Apesar de os artigos desses autores referirem-se a um universo de crédito concedido a empresas, enquanto que os nossos dados referem-se a uma base de crédito de varejo, mais uma vez, a variável Tipo de Ocupação no universo do crédito a pessoas físicas pode ser interpretada de forma análoga à variável Setor Econômico no universo do crédito a empresas.

As correlações positivas também foram encontradas fora da diagonal principal nas duas modalidades, entre os demais tipos de ocupação (correlações cruzadas). Observamos que as correlações mais fortes são encontradas entre o grupo de ocupação de tomadores do Setor Público e os demais grupos.

4.2.2 Modalidade Financiamento de Veículos

Os resultados das regressões *probit* para cada classe de risco encontram-se no Apêndice ao final deste trabalho.

Assim como na modalidade anterior, a variável macro Taxa de Variação do Emprego não apresentou resultados significativos na maioria das classes de risco.

Também aqui, como esperado, os coeficientes das variáveis Taxas de *Default* mostraram-se positivos e significativos para explicar o *default* da mesma classe da variável dependente.

A variável Taxa de *Default* das classes de mais baixo risco (classes AA e A) mostraram-se significativas para o *default* de todas as classes. A variável Taxa de *Default* na classe mais alta de risco (classe *Default*) foi significativa para todas as demais classes, à exceção da classe A.

Dentre as variáveis pessoais, a variável Sexo apresentou-se significativa em todas as classes de risco consideradas. O modelo *Probit* indica que o sexo masculino apresenta uma probabilidade maior de *default* em relação ao sexo feminino⁷.

Além disso, a variável Tipo de Ocupação na categoria Setor Público não foi significante para as classes de risco mais baixas (classes C e *Default*). A variável Idade foi não significativa somente nas classes AA e C, respectivamente nas categorias entre 25 e 35 anos e entre 35 e 45 anos. A variável Região Geográfica de Domicílio foi significativa apenas nas classes extremas de risco (classes AA e *Default*).

Assim, as correlações empíricas foram recalculadas segmentando-se os dados por Tipo de Ocupação. Essa abordagem é apresentada a seguir.

4.2.2.a Correlação Empírica por Tipo de Ocupação

Como na modalidade anterior (Crédito Pessoal), a diagonal principal apresentou somente valores positivos. Entretanto, dessa vez as correlações mais fortes são encontradas entre o grupo de ocupação de tomadores do segmento dos Profissionais Liberais e os demais grupos.

Além disso, nesta modalidade, os valores de correlação são, de uma forma geral, inferiores aos da modalidade Crédito Pessoal. Isso está associado às peculiaridades da modalidade Financiamento de Veículos, que, por possuir garantia do crédito, acaba resultando em menores taxas de *default*.

⁷ A variável Sexo foi significativa na determinação do default indicada no modelo Probit. Todavia, a matriz de correlação de default agrupada por sexo não foi utilizada, haja vista que esta variável não seria explicativa nesta abordagem.

Tabela 6 – Correlação Empírica de *Default* por Tipo de Ocupação

	Privado	Público	Prof. Liberal	Prop. Empresa	Aposentado	Outros
Privado	2.04%	1.99%	3.16%	2.58%	1.89%	3.53%
Público	1.99%	1.93%	3.06%	2.50%	1.81%	3.52%
Prof. Liberal	3.16%	3.06%	4.98%	4.01%	2.85%	5.75%
Prop. Empresa	2.58%	2.50%	4.01%	3.26%	2.32%	4.66%
Aposentado	1.89%	1.81%	2.85%	2.32%	1.70%	3.31%
Outros	3.53%	3.52%	5.75%	4.66%	3.31%	6.40%

5. Conclusão

Os trabalhos de correlação de *default* na área de varejo são escassos na literatura acadêmica. Cowan e Cowan (2004) realizaram um trabalho seminal empírico no setor de subprime dos Estados Unidos, indicando a dificuldade na obtenção de dados neste tema. Este trabalho seguiu a metodologia apresentada por Servigny & Renault (2002), nas modalidades de Crédito Pessoal sem Consignação e Financiamentos de Veículos, onde são calculadas as correlações empíricas através das transições marginais e conjuntas entre classes de risco no Brasil ao longo do período de janeiro de 2003 a julho de 2008.

Em períodos de recessão identificamos a elevação das probabilidades de transição para a classe de *default* em relação aos períodos de expansão econômica, fato este medido através da metodologia do VaR (Value at Risk)

No que concerne à matriz de correlação bivariada, visualizamos uma elevada dispersão entre as correlações nas duas modalidades. O resultado foi similar ao encontrado por Nagpal e Bahar (2001) e Servigny e Renault (2002). Esta situação pode ocorrer em função das características típicas das operações de varejo, já que existe uma forte pulverização das operações.

O modelo de regressão Probit indicou que a variável Tipo de Ocupação foi significativa na maioria das classes existentes, indicando que poderia ser uma forma mais apropriada de segmentação no segmento de varejo. Os resultados da matriz de correlação, nesta nova forma de agregação, foram indicativos de uma correlação de *default* mais forte para o grupo do Setor Público na modalidade de Crédito Pessoal e o grupo dos Profissionais Liberais na modalidade de Financiamento de Veículos.

É importante destacar que o modelo utilizado no trabalho não será utilizado como previsor de correlações de *default*, já que a metodologia aqui se restringe à identificação de uma melhor segmentação para o cálculo da correlação empírica na área de varejo.

Como sugestão para novos trabalhos, a utilização da variável Renda, assim como informações pertinentes ao patrimônio do indivíduo, podem ser de extrema valia na obtenção de modelos na área de varejo. Além disso, sugerimos a ampliação da metodologia para outras modalidades de crédito, assim como a identificação do setor econômico do tomador de crédito para uma abordagem mais aprofundada.

Referências Bibliográficas

- Cowan, A., Cowan, C. *Default* correlation: An empirical investigation of a subprime lender, *Journal of Banking and Finance*, 2004.
- Gómez, J. et al, An Alternative Methodology for Estimating Credit Quality Transition Matrices, Borradores de Economía, Banco de La Republica de Colombia, 2007.
- Gordy, M., A Comparative Anatomy of Credit Risk Models. *Journal of Banking and Finance* 24, 119-149, 2000.
- Jackson, P.; Perraudin, W., Regulatory Implications of Credit Risk Modelling. *Journal of Banking & Finance*, Vol. 24, No. 1-2, January 2000, pp. 1-14.
- Jones, David. Emerging problems with the Basel Capital Accord: Regulatory Capital Arbitrage and Related Issues. *Journal of Banking and Finance*, Volume 24, Number 1, January 2000, pp. 35-58(24).
- Lando, D. & Skodeberg, T. Analyzing rating transitions and rating drift with continuous observations. *Journal of Banking and Finance*, no. 26, p. 423-444, 2002.
- Lucas, D., *Default* correlation and credit analysis, *Journal of Fixed Income*, March, 76-87, 1995.
- Merton, R., On the Pricing of Corporate Debt: The Risk Structure of Interest Rates, *Journal of Finance* 29, 449-470, 1974.
- Nagpal, K. e Bahar, R., Measuring *default* correlation, *Risk*, March, 129-132, 2001.
- Rosch, D. Correlations and Business Cycles of Credit Risk: Evidence from Bankruptcies in Germany, University of Regensburg, 2003.
- Servigny, A. & Renault, O. *Default* correlation: empirical evidence, Standard and Poors, 2002.
- Silva, A.C.M., Marins, J. e Neves, M., The Influence of Collateral on Capital Requirements in the Brazilian Financial System: an approach through historical average and logistic regression on probability of *default*, Working Paper Series, Banco Central do Brasil, 2009.
- Zhou, C. "*Default* correlation: an analytical result", Working Paper, Federal Reserve Board, 1997.

Apêndice A
Matriz Bivariada – Período Total
Crédito Pessoal

		Classe Final																				
		AA, AA	AA, A	AA, B	AA, C	AA, Def	A, Def	B, AA	B, A	B, B	B, C	B, Def	C, AA	C, A	C, B	C, C	C, Def	Def, AA	Def, A	Def, B	Def, C	Def, Def
Classe Inicial	AA, AA	18.24%	11.36%	0.83%	0.95%	0.97%	2.48%	0.83%	1.53%	0.07%	0.08%	0.10%	0.95%	1.48%	0.08%	0.17%	0.11%	0.97%	2.48%	0.10%	0.11%	0.16%
	AA, A	1.36%	43.87%	7.20%	1.46%	4.44%	3.69%	0.06%	1.39%	0.35%	0.06%	0.21%	0.06%	1.33%	0.34%	0.07%	0.21%	0.06%	1.96%	0.48%	0.09%	0.29%
	AA, B	0.04%	3.90%	27.97%	1.97%	12.43%	14.27%	0.00%	0.23%	1.33%	0.11%	0.72%	0.00%	0.22%	1.25%	0.10%	0.70%	0.00%	0.34%	1.87%	0.15%	1.05%
	AA, C	0.08%	1.47%	4.50%	26.34%	21.56%	16.97%	0.00%	0.10%	0.22%	1.01%	1.01%	0.00%	0.09%	0.21%	1.31%	1.24%	0.01%	0.16%	0.31%	1.07%	1.28%
	AA, Def	0.01%	0.28%	1.59%	0.42%	46.95%	40.45%	0.00%	0.01%	0.08%	0.02%	2.22%	0.00%	0.01%	0.08%	0.02%	2.30%	0.00%	0.02%	0.12%	0.03%	3.19%
	A, AA	1.36%	0.51%	0.06%	0.06%	0.06%	1.96%	7.20%	6.10%	0.35%	0.34%	0.48%	1.46%	1.06%	0.06%	0.07%	0.09%	4.44%	3.69%	0.21%	0.21%	0.29%
	A, A	0.02%	0.16%	0.05%	0.01%	0.03%	4.67%	0.05%	6.11%	0.80%	0.16%	0.54%	0.01%	1.42%	0.16%	0.04%	0.12%	0.03%	4.67%	0.54%	0.12%	0.38%
	A, B	0.00%	0.06%	0.39%	0.03%	0.20%	17.64%	0.00%	0.77%	5.70%	0.43%	2.35%	0.00%	0.16%	1.24%	0.09%	0.48%	0.00%	0.52%	4.06%	0.29%	1.58%
	A, C	0.00%	0.02%	0.06%	0.41%	0.33%	32.20%	0.01%	0.34%	1.01%	3.71%	3.79%	0.00%	0.07%	0.21%	0.85%	0.81%	0.01%	0.23%	0.70%	2.62%	2.61%
	A, Def	0.00%	0.00%	0.02%	0.00%	0.41%	79.09%	0.00%	0.04%	0.25%	0.07%	8.91%	0.00%	0.01%	0.05%	0.01%	1.91%	0.00%	0.03%	0.17%	0.05%	6.32%
	B, AA	0.04%	0.03%	0.00%	0.00%	0.00%	0.34%	27.97%	24.66%	1.33%	1.25%	1.87%	1.97%	2.06%	0.11%	0.10%	0.15%	12.43%	14.27%	0.72%	0.70%	1.05%
	B, A	0.00%	0.02%	0.00%	0.00%	0.00%	0.52%	0.39%	54.90%	5.70%	1.24%	4.06%	0.03%	3.56%	0.43%	0.09%	0.29%	0.20%	17.64%	2.35%	0.48%	1.58%
	B, B	0.00%	0.00%	0.02%	0.00%	0.01%	2.09%	0.02%	4.75%	40.48%	2.72%	15.06%	0.00%	0.35%	2.72%	0.20%	1.08%	0.01%	2.09%	15.06%	1.08%	6.47%
	B, C	0.00%	0.00%	0.00%	0.02%	0.02%	3.31%	0.07%	2.31%	7.05%	28.86%	26.09%	0.01%	0.17%	0.49%	1.85%	1.83%	0.04%	0.98%	2.75%	9.69%	10.15%
	B, Def	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.03%	7.67%	0.00%	0.25%	1.63%	0.47%	60.65%	0.00%	0.02%	0.12%	0.03%	4.33%	0.00%	0.11%	0.70%	0.20%	23.46%
	C, AA	0.08%	0.08%	0.00%	0.00%	0.01%	0.16%	4.50%	3.92%	0.22%	0.21%	0.31%	26.34%	14.68%	1.01%	1.31%	1.07%	21.56%	16.97%	1.01%	1.24%	1.28%
	C, A	0.00%	0.06%	0.01%	0.00%	0.01%	0.23%	0.06%	8.79%	1.01%	0.21%	0.70%	0.41%	38.47%	3.71%	0.85%	2.62%	0.33%	32.20%	3.79%	0.81%	2.61%
	C, B	0.00%	0.01%	0.07%	0.01%	0.04%	0.98%	0.00%	0.89%	7.05%	0.49%	2.75%	0.02%	3.08%	28.86%	1.85%	9.69%	0.02%	3.31%	26.09%	1.83%	10.15%
	C, C	0.00%	0.00%	0.01%	0.03%	0.04%	1.11%	0.01%	0.29%	0.87%	3.39%	3.24%	0.03%	1.11%	3.39%	28.13%	18.72%	0.04%	1.11%	3.24%	18.72%	15.03%
	C, Def	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.12%	3.64%	0.00%	0.05%	0.30%	0.09%	10.91%	0.00%	0.19%	1.03%	0.29%	41.07%	0.00%	0.19%	1.10%	0.31%	40.55%
	Def, AA	0.01%	0.01%	0.00%	0.00%	0.00%	0.02%	1.59%	1.52%	0.08%	0.08%	0.12%	0.42%	0.45%	0.02%	0.02%	0.03%	46.95%	40.45%	2.22%	2.30%	3.19%
	Def, A	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.03%	0.02%	1.82%	0.25%	0.05%	0.17%	0.00%	0.55%	0.07%	0.01%	0.05%	0.41%	79.09%	8.91%	1.91%	6.32%
	Def, B	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.11%	0.00%	0.23%	1.63%	0.12%	0.70%	0.00%	0.06%	0.47%	0.03%	0.20%	0.03%	7.67%	60.65%	4.33%	23.46%
	Def, C	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.19%	0.00%	0.10%	0.30%	1.03%	1.10%	0.00%	0.03%	0.09%	0.29%	0.31%	0.12%	3.64%	10.91%	41.07%	40.55%
Def, Def	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.01%	0.39%	0.00%	0.01%	0.07%	0.02%	2.43%	0.00%	0.00%	0.02%	0.01%	0.70%	0.01%	0.39%	2.43%	0.70%	92.79%	

Apêndice A
Matriz Bivariada – Período de Expansão
Crédito Pessoal
Classe Final

		AA, AA	AA, A	AA, B	AA, C	AA, Def	A, Def	B, AA	B, A	B, B	B, C	B, Def	C, AA	C, A	C, B	C, C	C, Def	Def, AA	Def, A	Def, B	Def, C	Def, Def
Classe Inicial	AA, AA	18.33%	11.25%	0.81%	0.70%	0.94%	2.52%	0.81%	1.54%	0.07%	0.06%	0.10%	0.70%	1.28%	0.06%	0.05%	0.09%	0.94%	2.52%	0.10%	0.09%	0.16%
	AA, A	1.37%	44.14%	7.22%	1.43%	4.43%	3.68%	0.06%	1.38%	0.35%	0.06%	0.20%	0.05%	1.21%	0.31%	0.06%	0.18%	0.06%	1.95%	0.48%	0.08%	0.29%
	AA, B	0.04%	3.90%	28.05%	1.96%	12.41%	14.30%	0.00%	0.23%	1.32%	0.10%	0.72%	0.00%	0.20%	1.17%	0.09%	0.64%	0.00%	0.34%	1.87%	0.15%	1.05%
	AA, C	0.08%	1.55%	4.79%	26.63%	21.95%	17.17%	0.00%	0.11%	0.23%	0.94%	0.98%	0.00%	0.09%	0.20%	0.66%	0.79%	0.01%	0.17%	0.32%	0.98%	1.25%
	AA, Def	0.01%	0.28%	1.62%	0.42%	47.12%	40.58%	0.00%	0.01%	0.08%	0.02%	2.19%	0.00%	0.01%	0.08%	0.02%	1.96%	0.00%	0.02%	0.12%	0.03%	3.17%
	A, AA	1.37%	0.51%	0.06%	0.05%	0.06%	1.95%	7.22%	6.11%	0.35%	0.31%	0.48%	1.43%	1.03%	0.06%	0.06%	0.08%	4.43%	3.68%	0.20%	0.18%	0.29%
	A, A	0.02%	0.16%	0.05%	0.01%	0.03%	4.67%	0.05%	6.11%	0.80%	0.16%	0.54%	0.01%	1.42%	0.16%	0.03%	0.11%	0.03%	4.67%	0.54%	0.11%	0.38%
	A, B	0.00%	0.06%	0.39%	0.03%	0.20%	17.64%	0.00%	0.77%	5.70%	0.42%	2.35%	0.00%	0.15%	1.24%	0.09%	0.48%	0.00%	0.52%	4.05%	0.29%	1.58%
	A, C	0.00%	0.02%	0.06%	0.41%	0.32%	32.26%	0.01%	0.34%	1.01%	3.67%	3.78%	0.00%	0.07%	0.21%	0.82%	0.79%	0.01%	0.23%	0.70%	2.58%	2.59%
	A, Def	0.00%	0.00%	0.02%	0.00%	0.40%	79.12%	0.00%	0.04%	0.25%	0.07%	8.90%	0.00%	0.01%	0.05%	0.01%	1.90%	0.00%	0.03%	0.17%	0.05%	6.31%
	B, AA	0.04%	0.03%	0.00%	0.00%	0.00%	0.34%	28.05%	24.73%	1.32%	1.17%	1.87%	1.96%	2.06%	0.10%	0.09%	0.15%	12.41%	14.30%	0.72%	0.64%	1.05%
	B, A	0.00%	0.02%	0.00%	0.00%	0.00%	0.52%	0.39%	54.92%	5.70%	1.24%	4.05%	0.03%	3.56%	0.42%	0.09%	0.29%	0.20%	17.64%	2.35%	0.48%	1.58%
	B, B	0.00%	0.00%	0.02%	0.00%	0.01%	2.08%	0.02%	4.75%	40.49%	2.72%	15.05%	0.00%	0.35%	2.72%	0.20%	1.08%	0.01%	2.08%	15.05%	1.08%	6.46%
	B, C	0.00%	0.00%	0.00%	0.02%	0.02%	3.30%	0.07%	2.33%	7.10%	28.87%	26.15%	0.01%	0.17%	0.49%	1.83%	1.82%	0.04%	0.98%	2.77%	9.60%	10.12%
	B, Def	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.03%	7.66%	0.00%	0.25%	1.63%	0.47%	60.68%	0.00%	0.02%	0.12%	0.03%	4.33%	0.00%	0.11%	0.70%	0.20%	23.43%
	C, AA	0.08%	0.09%	0.00%	0.00%	0.01%	0.17%	4.79%	4.18%	0.23%	0.20%	0.32%	26.63%	14.28%	0.94%	0.66%	0.98%	21.95%	17.17%	0.98%	0.79%	1.25%
	C, A	0.00%	0.06%	0.01%	0.00%	0.01%	0.23%	0.06%	8.84%	1.01%	0.21%	0.70%	0.41%	38.50%	3.67%	0.82%	2.58%	0.32%	32.26%	3.78%	0.79%	2.59%
	C, B	0.00%	0.01%	0.07%	0.01%	0.04%	0.98%	0.00%	0.90%	7.10%	0.49%	2.77%	0.02%	3.06%	28.87%	1.83%	9.60%	0.02%	3.30%	26.15%	1.82%	10.12%
	C, C	0.00%	0.00%	0.01%	0.03%	0.04%	1.15%	0.01%	0.30%	0.92%	3.52%	3.37%	0.03%	1.15%	3.52%	27.92%	18.48%	0.04%	1.15%	3.37%	18.48%	14.93%
	C, Def	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.12%	3.69%	0.00%	0.05%	0.30%	0.09%	11.07%	0.00%	0.19%	1.04%	0.29%	40.81%	0.00%	0.19%	1.11%	0.32%	40.55%
	Def, AA	0.01%	0.01%	0.00%	0.00%	0.00%	0.02%	1.62%	1.55%	0.08%	0.08%	0.12%	0.42%	0.46%	0.02%	0.02%	0.03%	47.12%	40.58%	2.19%	1.96%	3.17%
	Def, A	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.03%	0.02%	1.83%	0.25%	0.05%	0.17%	0.00%	0.55%	0.07%	0.01%	0.05%	0.40%	79.12%	8.90%	1.90%	6.31%
	Def, B	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.11%	0.00%	0.23%	1.63%	0.12%	0.70%	0.00%	0.06%	0.47%	0.03%	0.20%	0.03%	7.66%	60.68%	4.33%	23.43%
	Def, C	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.19%	0.00%	0.10%	0.30%	1.04%	1.11%	0.00%	0.03%	0.09%	0.29%	0.32%	0.12%	3.69%	11.07%	40.81%	40.55%
Def, Def	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.01%	0.39%	0.00%	0.01%	0.07%	0.02%	2.43%	0.00%	0.00%	0.02%	0.01%	0.71%	0.01%	0.39%	2.43%	0.71%	92.78%	

Apêndice A
Matriz Bivariada – Período de Recessão
Crédito Pessoal
Classe Final

		AA, AA	AA, A	AA, B	AA, C	AA, Def	A, Def	B, AA	B, A	B, B	B, C	B, Def	C, AA	C, A	C, B	C, C	C, Def	Def, AA	Def, A	Def, B	Def, C	Def, Def
Classe Inicial	AA, AA	16.02%	14.07%	1.34%	6.97%	1.63%	1.43%	1.34%	1.18%	0.11%	0.58%	0.14%	6.97%	6.12%	0.58%	3.03%	0.71%	1.63%	1.43%	0.14%	0.71%	0.17%
	AA, A	0.81%	24.44%	5.94%	3.43%	5.40%	4.75%	0.07%	2.04%	0.50%	0.29%	0.45%	0.35%	10.63%	2.58%	1.49%	2.35%	0.08%	2.48%	0.60%	0.35%	0.55%
	AA, B	0.05%	3.81%	19.92%	2.58%	13.67%	12.01%	0.00%	0.32%	1.67%	0.22%	1.14%	0.02%	1.66%	8.66%	1.12%	5.95%	0.01%	0.39%	2.02%	0.26%	1.39%
	AA, C	0.02%	0.29%	0.74%	22.60%	16.38%	14.38%	0.00%	0.02%	0.06%	1.89%	1.37%	0.01%	0.13%	0.32%	9.83%	7.12%	0.00%	0.03%	0.08%	2.29%	1.66%
	AA, Def	0.00%	0.11%	0.27%	0.13%	39.52%	34.71%	0.00%	0.01%	0.02%	0.01%	3.31%	0.00%	0.05%	0.12%	0.06%	17.19%	0.00%	0.01%	0.03%	0.01%	4.01%
	A, AA	0.81%	0.71%	0.07%	0.35%	0.08%	2.48%	5.94%	5.22%	0.50%	2.58%	0.60%	3.43%	3.02%	0.29%	1.49%	0.35%	5.40%	4.75%	0.45%	2.35%	0.55%
	A, A	0.04%	1.23%	0.30%	0.17%	0.27%	8.24%	0.30%	9.06%	2.20%	1.27%	2.00%	0.17%	5.24%	1.27%	0.74%	1.16%	0.27%	8.24%	2.00%	1.16%	1.82%
	A, B	0.00%	0.19%	1.00%	0.13%	0.69%	20.86%	0.02%	1.41%	7.39%	0.96%	5.07%	0.01%	0.82%	4.27%	0.55%	2.93%	0.02%	1.29%	6.72%	0.87%	4.61%
	A, C	0.00%	0.01%	0.04%	1.14%	0.83%	24.99%	0.01%	0.11%	0.27%	8.38%	6.08%	0.00%	0.06%	0.16%	4.84%	3.51%	0.01%	0.10%	0.25%	7.62%	5.52%
	A, Def	0.00%	0.01%	0.01%	0.01%	1.99%	60.29%	0.00%	0.04%	0.10%	0.05%	14.66%	0.00%	0.02%	0.06%	0.03%	8.47%	0.00%	0.04%	0.09%	0.04%	13.33%
	B, AA	0.05%	0.04%	0.00%	0.02%	0.01%	0.39%	19.92%	17.49%	1.67%	8.66%	2.02%	2.58%	2.26%	0.22%	1.12%	0.26%	13.67%	12.01%	1.14%	5.95%	1.39%
	B, A	0.00%	0.08%	0.02%	0.01%	0.02%	1.29%	1.00%	30.38%	7.39%	4.27%	6.72%	0.13%	3.93%	0.96%	0.55%	0.87%	0.69%	20.86%	5.07%	2.93%	4.61%
	B, B	0.00%	0.01%	0.06%	0.01%	0.04%	3.25%	0.06%	4.74%	24.76%	3.20%	17.00%	0.01%	0.61%	3.20%	0.41%	2.20%	0.04%	3.25%	17.00%	2.20%	11.67%
	B, C	0.00%	0.00%	0.00%	0.07%	0.05%	3.90%	0.02%	0.37%	0.92%	28.09%	20.36%	0.00%	0.05%	0.12%	3.63%	2.64%	0.01%	0.25%	0.63%	19.28%	13.98%
	B, Def	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.13%	9.40%	0.00%	0.13%	0.34%	0.16%	49.13%	0.00%	0.02%	0.04%	0.02%	6.36%	0.00%	0.09%	0.23%	0.11%	33.73%
	C, AA	0.02%	0.01%	0.00%	0.01%	0.00%	0.03%	0.74%	0.65%	0.06%	0.32%	0.08%	22.60%	19.84%	1.89%	9.83%	2.29%	16.38%	14.38%	1.37%	7.12%	1.66%
	C, A	0.00%	0.02%	0.01%	0.00%	0.01%	0.10%	0.04%	1.13%	0.27%	0.16%	0.25%	1.14%	34.47%	8.38%	4.84%	7.62%	0.83%	24.99%	6.08%	3.51%	5.52%
	C, B	0.00%	0.00%	0.02%	0.00%	0.01%	0.25%	0.00%	0.18%	0.92%	0.12%	0.63%	0.07%	5.37%	28.09%	3.63%	19.28%	0.05%	3.90%	20.36%	2.64%	13.98%
	C, C	0.00%	0.00%	0.00%	0.02%	0.02%	0.30%	0.00%	0.01%	0.03%	1.04%	0.76%	0.02%	0.42%	1.04%	31.86%	23.10%	0.02%	0.30%	0.76%	23.10%	16.75%
	C, Def	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.04%	0.73%	0.00%	0.00%	0.01%	0.01%	1.83%	0.00%	0.15%	0.38%	0.18%	55.74%	0.00%	0.11%	0.28%	0.13%	40.41%
	Def, AA	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.01%	0.27%	0.24%	0.02%	0.12%	0.03%	0.13%	0.11%	0.01%	0.06%	0.01%	39.52%	34.71%	3.31%	17.19%	4.01%
	Def, A	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.04%	0.01%	0.41%	0.10%	0.06%	0.09%	0.01%	0.19%	0.05%	0.03%	0.04%	1.99%	60.29%	14.66%	8.47%	13.33%
	Def, B	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.09%	0.00%	0.06%	0.34%	0.04%	0.23%	0.00%	0.03%	0.16%	0.02%	0.11%	0.13%	9.40%	49.13%	6.36%	33.73%
	Def, C	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.11%	0.00%	0.00%	0.01%	0.38%	0.28%	0.00%	0.00%	0.01%	0.18%	0.13%	0.04%	0.73%	1.83%	55.74%	40.41%
Def, Def	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.26%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.67%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.31%	0.00%	0.26%	0.67%	0.31%	97.50%	

Apêndice A
Matriz Bivariada – Período Total
Financiamento de Veículos
Classe Final

		AA, AA	AA, A	AA, B	AA, C	AA, Def	A, Def	B, AA	B, A	B, B	B, C	B, Def	C, AA	C, A	C, B	C, C	C, Def	Def, AA	Def, A	Def, B	Def, C	Def, Def
Classe Inicial	AA, AA	81.81%	1.32%	2.31%	2.19%	2.54%	0.07%	2.31%	0.06%	0.11%	0.11%	0.12%	2.19%	0.06%	0.11%	0.10%	0.12%	2.54%	0.07%	0.12%	0.12%	0.14%
	AA, A	0.12%	76.24%	5.16%	3.91%	3.88%	0.09%	0.00%	2.44%	0.20%	0.15%	0.15%	0.00%	2.30%	0.18%	0.14%	0.14%	0.00%	2.67%	0.21%	0.17%	0.16%
	AA, B	9.75%	8.09%	48.11%	9.77%	14.18%	0.36%	0.47%	0.30%	0.99%	0.41%	0.60%	0.45%	0.29%	0.93%	0.39%	0.57%	0.52%	0.33%	1.09%	0.45%	0.66%
	AA, C	9.29%	5.75%	4.35%	42.11%	28.64%	0.71%	0.45%	0.21%	0.18%	0.68%	1.18%	0.42%	0.20%	0.17%	0.65%	1.12%	0.49%	0.23%	0.20%	0.75%	1.29%
	AA, Def	2.88%	1.08%	0.86%	1.93%	83.48%	1.46%	0.14%	0.04%	0.04%	0.08%	2.37%	0.13%	0.04%	0.03%	0.08%	2.24%	0.15%	0.05%	0.04%	0.09%	2.61%
	A, AA	0.12%	0.01%	0.00%	0.00%	0.00%	2.67%	5.16%	0.12%	0.20%	0.18%	0.21%	3.91%	0.09%	0.15%	0.14%	0.17%	3.88%	0.09%	0.15%	0.14%	0.16%
	A, A	8.83%	3.27%	0.71%	0.65%	0.59%	3.02%	0.71%	4.29%	0.35%	0.23%	0.25%	0.65%	2.76%	0.23%	0.17%	0.17%	0.59%	3.02%	0.25%	0.17%	0.19%
	A, B	1.95%	0.77%	2.57%	1.14%	1.39%	13.01%	0.51%	1.17%	2.51%	0.64%	1.04%	0.41%	0.78%	1.66%	0.46%	0.71%	0.39%	0.79%	1.80%	0.47%	0.76%
	A, C	1.58%	0.54%	0.47%	2.05%	3.33%	28.63%	0.60%	0.75%	0.40%	1.76%	2.30%	0.48%	0.50%	0.28%	1.28%	1.65%	0.46%	0.53%	0.29%	1.30%	1.71%
	A, Def	0.37%	0.09%	0.05%	0.14%	4.30%	71.97%	0.16%	0.23%	0.12%	0.16%	5.19%	0.13%	0.16%	0.08%	0.11%	3.56%	0.12%	0.15%	0.08%	0.11%	3.80%
	B, AA	9.75%	0.28%	0.47%	0.45%	0.52%	0.33%	48.11%	0.60%	0.99%	0.93%	1.09%	9.77%	0.24%	0.41%	0.39%	0.45%	14.18%	0.36%	0.60%	0.57%	0.66%
	B, A	1.95%	5.10%	0.51%	0.41%	0.39%	0.79%	2.57%	35.63%	2.51%	1.66%	1.80%	1.14%	7.85%	0.64%	0.46%	0.47%	1.39%	13.01%	1.04%	0.71%	0.76%
	B, B	1.59%	0.93%	3.03%	1.25%	1.78%	2.69%	3.03%	6.90%	25.86%	4.30%	6.89%	1.25%	1.76%	4.30%	1.28%	1.95%	1.78%	2.69%	6.89%	1.95%	3.15%
	B, C	1.75%	0.79%	0.68%	2.58%	4.40%	5.10%	3.44%	4.49%	2.51%	23.99%	14.74%	1.41%	1.12%	0.72%	3.27%	4.36%	2.03%	1.78%	1.12%	4.77%	6.73%
	B, Def	0.49%	0.14%	0.12%	0.28%	7.94%	12.54%	0.98%	1.19%	0.68%	0.99%	45.50%	0.40%	0.32%	0.18%	0.30%	9.32%	0.57%	0.47%	0.28%	0.45%	14.66%
	C, AA	9.29%	0.27%	0.45%	0.42%	0.49%	0.23%	4.35%	0.12%	0.18%	0.17%	0.20%	42.11%	0.40%	0.68%	0.65%	0.75%	28.64%	0.71%	1.18%	1.12%	1.29%
	C, A	1.58%	6.53%	0.60%	0.48%	0.46%	0.53%	0.47%	5.14%	0.40%	0.28%	0.29%	2.05%	27.19%	1.76%	1.28%	1.30%	3.33%	28.63%	2.30%	1.65%	1.71%
	C, B	1.75%	1.06%	3.44%	1.41%	2.03%	1.78%	0.68%	0.99%	2.51%	0.72%	1.12%	2.58%	3.82%	23.99%	3.27%	4.77%	4.40%	5.10%	14.74%	4.36%	6.73%
	C, C	1.77%	0.81%	0.70%	2.65%	4.50%	3.21%	0.70%	0.58%	0.38%	1.63%	2.21%	2.65%	2.64%	1.63%	24.20%	10.50%	4.50%	3.21%	2.21%	10.50%	13.67%
	C, Def	0.52%	0.16%	0.13%	0.30%	8.62%	8.12%	0.21%	0.16%	0.10%	0.16%	5.03%	0.79%	0.57%	0.36%	0.67%	38.75%	1.33%	0.81%	0.52%	0.95%	30.62%
	Def, AA	2.88%	0.08%	0.14%	0.13%	0.15%	0.05%	0.86%	0.02%	0.04%	0.03%	0.04%	1.93%	0.05%	0.08%	0.08%	0.09%	83.48%	1.46%	2.37%	2.24%	2.61%
	Def, A	0.37%	1.80%	0.16%	0.13%	0.12%	0.15%	0.05%	1.63%	0.12%	0.08%	0.08%	0.14%	2.12%	0.16%	0.11%	0.11%	4.30%	71.97%	5.19%	3.56%	3.80%
	Def, B	0.49%	0.30%	0.98%	0.40%	0.57%	0.47%	0.12%	0.39%	0.68%	0.18%	0.28%	0.28%	0.49%	0.99%	0.30%	0.45%	7.94%	12.54%	45.50%	9.32%	14.66%
	Def, C	0.52%	0.24%	0.21%	0.79%	1.33%	0.81%	0.13%	0.19%	0.10%	0.36%	0.52%	0.30%	0.26%	0.16%	0.67%	0.95%	8.62%	8.12%	5.03%	38.75%	30.62%
Def, Def	0.15%	0.04%	0.04%	0.09%	2.51%	2.01%	0.04%	0.07%	0.03%	0.04%	1.25%	0.09%	0.09%	0.04%	0.07%	2.06%	2.51%	2.01%	1.25%	2.06%	83.14%	

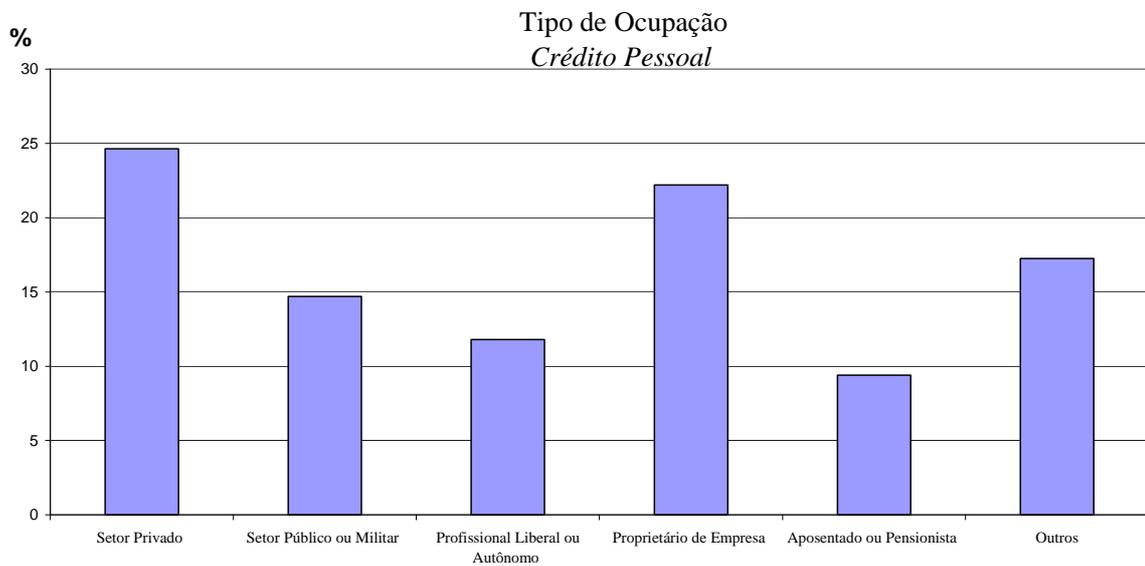
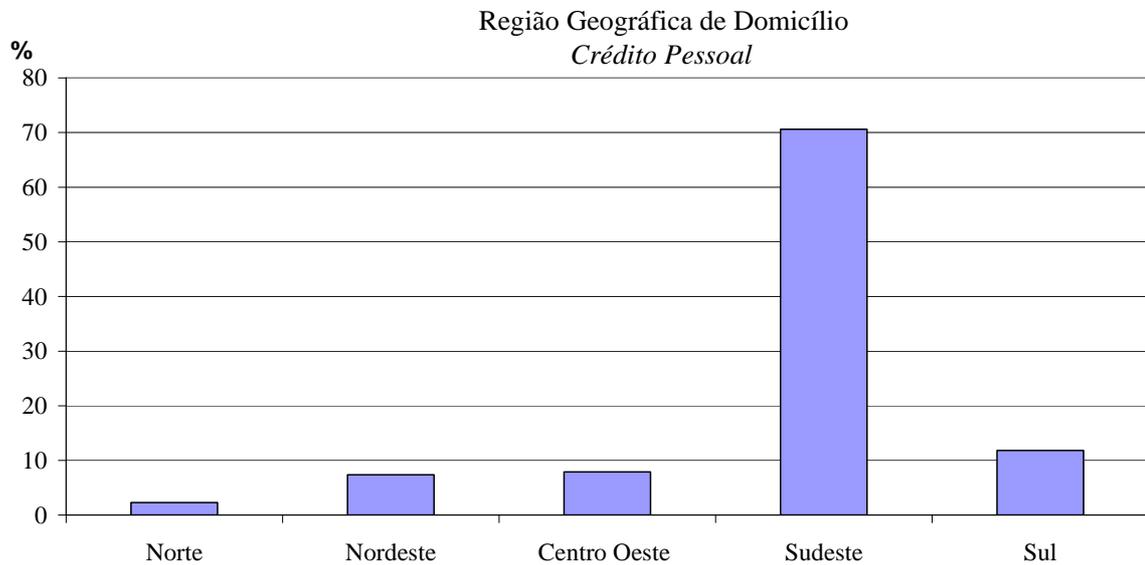
Apêndice A
Matriz Bivariada – Período de Expansão
Financiamento de Veículos
Classe Final

		AA, AA	AA, A	AA, B	AA, C	AA, Def	A, Def	B, AA	B, A	B, B	B, C	B, Def	C, AA	C, A	C, B	C, C	C, Def	Def, AA	Def, A	Def, B	Def, C	Def, Def
Classe Inicial	AA, AA	81.81%	1.32%	2.31%	2.19%	2.54%	0.07%	2.31%	0.06%	0.11%	0.11%	0.12%	2.19%	0.06%	0.11%	0.10%	0.12%	2.54%	0.07%	0.12%	0.12%	0.14%
	AA, A	0.12%	76.24%	5.16%	3.92%	3.88%	0.09%	0.00%	2.44%	0.20%	0.15%	0.15%	0.00%	2.30%	0.18%	0.14%	0.14%	0.00%	2.67%	0.21%	0.17%	0.16%
	AA, B	9.75%	8.09%	48.11%	9.77%	14.18%	0.35%	0.47%	0.30%	0.99%	0.41%	0.60%	0.45%	0.28%	0.93%	0.39%	0.57%	0.52%	0.33%	1.09%	0.45%	0.66%
	AA, C	9.29%	5.74%	4.35%	42.11%	28.64%	0.71%	0.45%	0.21%	0.18%	0.68%	1.18%	0.42%	0.20%	0.17%	0.65%	1.12%	0.49%	0.23%	0.20%	0.75%	1.29%
	AA, Def	2.88%	1.08%	0.86%	1.93%	83.48%	1.46%	0.14%	0.04%	0.04%	0.08%	2.37%	0.13%	0.04%	0.03%	0.08%	2.24%	0.15%	0.05%	0.04%	0.09%	2.61%
	A, AA	0.12%	0.01%	0.00%	0.00%	0.00%	2.67%	5.16%	0.12%	0.20%	0.18%	0.21%	3.92%	0.09%	0.15%	0.14%	0.17%	3.88%	0.09%	0.15%	0.14%	0.16%
	A, A	9.71%	3.60%	0.78%	0.71%	0.65%	2.84%	0.78%	4.17%	0.34%	0.23%	0.24%	0.71%	2.75%	0.23%	0.17%	0.17%	0.65%	2.84%	0.24%	0.17%	0.17%
	A, B	2.10%	0.82%	2.77%	1.22%	1.49%	12.45%	0.54%	1.15%	2.48%	0.65%	1.00%	0.44%	0.78%	1.67%	0.47%	0.70%	0.42%	0.75%	1.74%	0.47%	0.72%
	A, C	1.66%	0.56%	0.49%	2.14%	3.49%	27.85%	0.63%	0.71%	0.40%	1.80%	2.25%	0.50%	0.48%	0.28%	1.32%	1.64%	0.49%	0.49%	0.28%	1.32%	1.65%
	A, Def	0.40%	0.09%	0.05%	0.15%	4.59%	71.56%	0.17%	0.23%	0.12%	0.16%	5.14%	0.14%	0.16%	0.08%	0.12%	3.59%	0.13%	0.15%	0.08%	0.12%	3.70%
	B, AA	9.75%	0.28%	0.47%	0.45%	0.52%	0.33%	48.11%	0.60%	0.99%	0.93%	1.09%	9.77%	0.24%	0.41%	0.39%	0.45%	14.18%	0.35%	0.60%	0.57%	0.66%
	B, A	2.10%	5.48%	0.54%	0.44%	0.42%	0.75%	2.77%	35.41%	2.48%	1.67%	1.74%	1.22%	7.96%	0.65%	0.47%	0.47%	1.49%	12.45%	1.00%	0.70%	0.72%
	B, B	1.67%	0.98%	3.17%	1.31%	1.87%	2.55%	3.17%	6.73%	26.10%	4.34%	6.69%	1.31%	1.76%	4.34%	1.32%	1.95%	1.87%	2.55%	6.69%	1.95%	3.02%
	B, C	1.79%	0.81%	0.70%	2.65%	4.52%	4.91%	3.53%	4.32%	2.47%	24.46%	14.48%	1.45%	1.10%	0.72%	3.33%	4.37%	2.09%	1.68%	1.10%	4.80%	6.56%
	B, Def	0.51%	0.15%	0.12%	0.29%	8.25%	12.21%	1.01%	1.16%	0.67%	0.99%	45.63%	0.41%	0.32%	0.18%	0.31%	9.41%	0.59%	0.44%	0.28%	0.46%	14.36%
	C, AA	9.29%	0.27%	0.45%	0.42%	0.49%	0.23%	4.35%	0.12%	0.18%	0.17%	0.20%	42.11%	0.40%	0.68%	0.65%	0.75%	28.64%	0.71%	1.18%	1.12%	1.29%
	C, A	1.66%	6.84%	0.63%	0.50%	0.49%	0.49%	0.49%	5.05%	0.40%	0.28%	0.28%	2.14%	27.89%	1.80%	1.32%	1.32%	3.49%	27.85%	2.25%	1.64%	1.65%
	C, B	1.79%	1.09%	3.53%	1.45%	2.09%	1.68%	0.70%	0.96%	2.47%	0.72%	1.10%	2.65%	3.84%	24.46%	3.33%	4.80%	4.52%	4.91%	14.48%	4.37%	6.56%
	C, C	1.79%	0.82%	0.71%	2.68%	4.57%	3.09%	0.71%	0.56%	0.37%	1.64%	2.18%	2.68%	2.63%	1.64%	24.50%	10.53%	4.57%	3.09%	2.18%	10.53%	13.46%
	C, Def	0.53%	0.16%	0.13%	0.31%	8.80%	7.84%	0.21%	0.16%	0.10%	0.16%	4.98%	0.81%	0.57%	0.36%	0.68%	39.28%	1.35%	0.79%	0.52%	0.95%	30.23%
	Def, AA	2.88%	0.08%	0.14%	0.13%	0.15%	0.05%	0.86%	0.02%	0.04%	0.03%	0.04%	1.93%	0.05%	0.08%	0.08%	0.09%	83.48%	1.46%	2.37%	2.24%	2.61%
	Def, A	0.40%	1.92%	0.17%	0.14%	0.13%	0.15%	0.05%	1.65%	0.12%	0.08%	0.08%	0.15%	2.17%	0.16%	0.12%	0.12%	4.59%	71.56%	5.14%	3.59%	3.70%
	Def, B	0.51%	0.31%	1.01%	0.41%	0.59%	0.44%	0.12%	0.39%	0.67%	0.18%	0.28%	0.29%	0.49%	0.99%	0.31%	0.46%	8.25%	12.21%	45.63%	9.41%	14.36%
	Def, C	0.53%	0.25%	0.21%	0.81%	1.35%	0.79%	0.13%	0.19%	0.10%	0.36%	0.52%	0.31%	0.26%	0.16%	0.68%	0.95%	8.80%	7.84%	4.98%	39.28%	30.23%
Def, Def	0.15%	0.05%	0.04%	0.09%	2.58%	1.96%	0.04%	0.07%	0.03%	0.04%	1.24%	0.09%	0.09%	0.04%	0.07%	2.08%	2.58%	1.96%	1.24%	2.08%	83.06%	

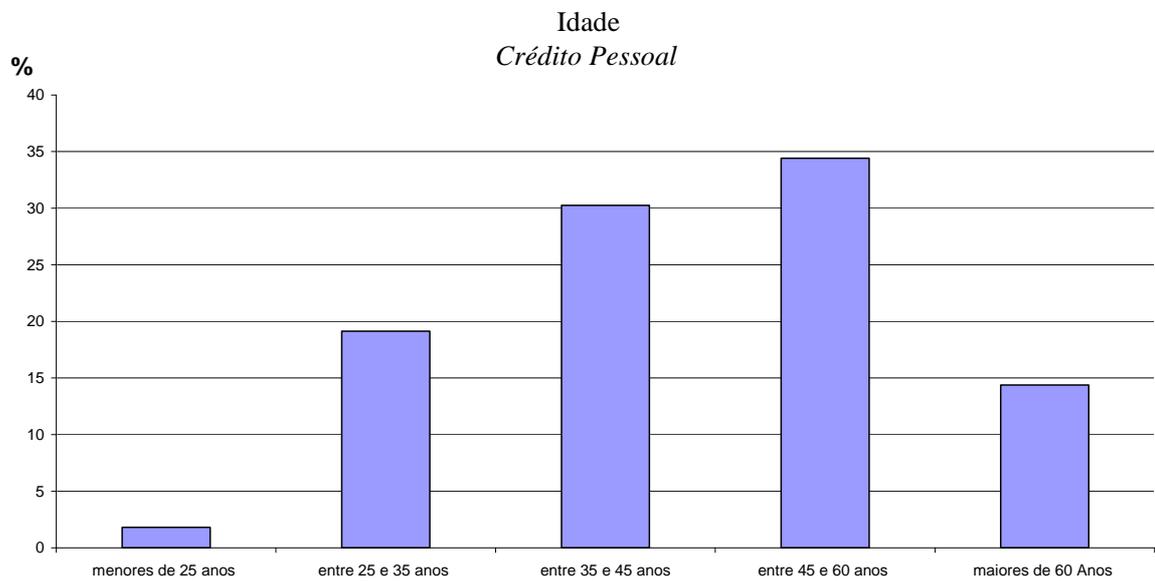
Apêndice A
Matriz Bivariada – Período de Recessão
Financiamento de Veículos
Classe Final

		AA, AA	AA, A	AA, B	AA, C	AA, Def	A, Def	B, AA	B, A	B, B	B, C	B, Def	C, AA	C, A	C, B	C, C	C, Def	Def, AA	Def, A	Def, B	Def, C	Def, Def
Classe Inicial	AA, AA	59.90%	9.77%	5.30%	1.29%	1.14%	0.19%	5.30%	0.86%	0.47%	0.11%	0.10%	1.29%	0.21%	0.11%	0.03%	0.02%	1.14%	0.19%	0.10%	0.02%	0.02%
	AA, A	0.02%	65.32%	5.03%	2.63%	4.40%	0.72%	0.00%	5.78%	0.44%	0.23%	0.39%	0.00%	1.40%	0.11%	0.06%	0.09%	0.00%	1.24%	0.10%	0.05%	0.08%
	AA, B	0.09%	17.38%	35.33%	5.88%	18.72%	3.05%	0.01%	1.54%	3.13%	0.52%	1.66%	0.00%	0.37%	0.76%	0.13%	0.40%	0.00%	0.33%	0.67%	0.11%	0.36%
	AA, C	0.02%	18.15%	6.51%	11.47%	41.25%	6.73%	0.00%	1.61%	0.58%	1.01%	3.65%	0.00%	0.39%	0.14%	0.25%	0.89%	0.00%	0.34%	0.12%	0.22%	0.78%
	AA, Def	0.01%	3.16%	1.34%	1.29%	71.61%	11.68%	0.00%	0.28%	0.12%	0.11%	6.34%	0.00%	0.07%	0.03%	0.03%	1.54%	0.00%	0.06%	0.03%	0.02%	1.36%
	A, AA	0.02%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	1.24%	5.03%	0.82%	0.44%	0.11%	0.10%	2.63%	0.43%	0.23%	0.06%	0.05%	4.40%	0.72%	0.39%	0.09%	0.08%
	A, A	0.00%	0.02%	0.00%	0.00%	0.00%	4.80%	0.00%	5.48%	0.42%	0.22%	0.37%	0.00%	2.87%	0.22%	0.12%	0.19%	0.00%	4.80%	0.37%	0.19%	0.32%
	A, B	0.00%	0.00%	0.01%	0.00%	0.00%	20.41%	0.01%	1.46%	2.97%	0.49%	1.57%	0.00%	0.76%	1.55%	0.26%	0.82%	0.01%	1.28%	2.59%	0.43%	1.38%
	A, C	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.01%	44.98%	0.00%	1.52%	0.55%	0.96%	3.46%	0.00%	0.80%	0.29%	0.50%	1.81%	0.00%	1.33%	0.48%	0.84%	3.03%
	A, Def	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.02%	78.09%	0.00%	0.27%	0.11%	0.11%	6.01%	0.00%	0.14%	0.06%	0.06%	3.15%	0.00%	0.23%	0.10%	0.09%	5.26%
	B, AA	0.09%	0.01%	0.01%	0.00%	0.00%	0.33%	35.33%	5.76%	3.13%	0.76%	0.67%	5.88%	0.96%	0.52%	0.13%	0.11%	18.72%	3.05%	1.66%	0.40%	0.36%
	B, A	0.00%	0.10%	0.01%	0.00%	0.01%	1.28%	0.01%	38.52%	2.97%	1.55%	2.59%	0.00%	6.41%	0.49%	0.26%	0.43%	0.00%	20.41%	1.57%	0.82%	1.38%
	B, B	0.00%	0.03%	0.05%	0.01%	0.03%	5.43%	0.05%	10.25%	20.83%	3.47%	11.04%	0.01%	1.71%	3.47%	0.58%	1.84%	0.03%	5.43%	11.04%	1.84%	5.85%
	B, C	0.00%	0.03%	0.01%	0.02%	0.06%	11.97%	0.01%	10.70%	3.84%	6.76%	24.33%	0.00%	1.78%	0.64%	1.12%	4.05%	0.01%	5.67%	2.03%	3.58%	12.89%
	B, Def	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.11%	20.78%	0.00%	1.86%	0.79%	0.76%	42.23%	0.00%	0.31%	0.13%	0.13%	7.03%	0.00%	0.99%	0.42%	0.40%	22.38%
	C, AA	0.02%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.34%	6.51%	1.06%	0.58%	0.14%	0.12%	11.47%	1.87%	1.01%	0.25%	0.22%	41.25%	6.73%	3.65%	0.89%	0.78%
	C, A	0.00%	0.02%	0.00%	0.00%	0.00%	1.33%	0.00%	7.10%	0.55%	0.29%	0.48%	0.00%	12.50%	0.96%	0.50%	0.84%	0.01%	44.98%	3.46%	1.81%	3.03%
	C, B	0.00%	0.01%	0.01%	0.00%	0.01%	5.67%	0.01%	1.89%	3.84%	0.64%	2.03%	0.02%	3.33%	6.76%	1.12%	3.58%	0.06%	11.97%	24.33%	4.05%	12.89%
	C, C	0.00%	0.01%	0.00%	0.00%	0.02%	12.50%	0.00%	1.97%	0.71%	1.25%	4.48%	0.00%	3.47%	1.25%	2.19%	7.90%	0.02%	12.50%	4.48%	7.90%	28.41%
	C, Def	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.03%	21.69%	0.00%	0.34%	0.15%	0.14%	7.78%	0.00%	0.60%	0.26%	0.25%	13.71%	0.00%	2.17%	0.92%	0.89%	49.31%
	Def, AA	0.01%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.06%	1.34%	0.22%	0.12%	0.03%	0.03%	1.29%	0.21%	0.11%	0.03%	0.02%	71.61%	11.68%	6.34%	1.54%	1.36%
	Def, A	0.00%	0.01%	0.00%	0.00%	0.00%	0.23%	0.00%	1.46%	0.11%	0.06%	0.10%	0.00%	1.40%	0.11%	0.06%	0.09%	0.02%	78.09%	6.01%	3.15%	5.26%
	Def, B	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.99%	0.00%	0.39%	0.79%	0.13%	0.42%	0.00%	0.37%	0.76%	0.13%	0.40%	0.11%	20.78%	42.23%	7.03%	22.38%
	Def, C	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	2.17%	0.00%	0.41%	0.15%	0.26%	0.92%	0.00%	0.39%	0.14%	0.25%	0.89%	0.03%	21.69%	7.78%	13.71%	49.31%
Def, Def	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.01%	3.77%	0.00%	0.07%	0.03%	0.03%	1.60%	0.00%	0.07%	0.03%	0.03%	1.54%	0.01%	3.77%	1.60%	1.54%	85.60%	

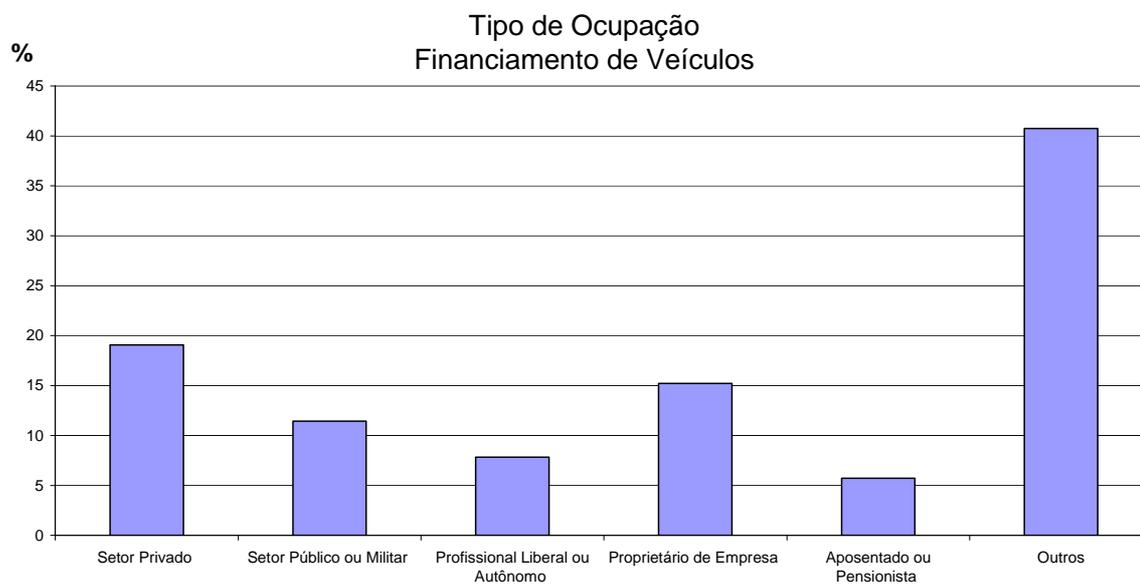
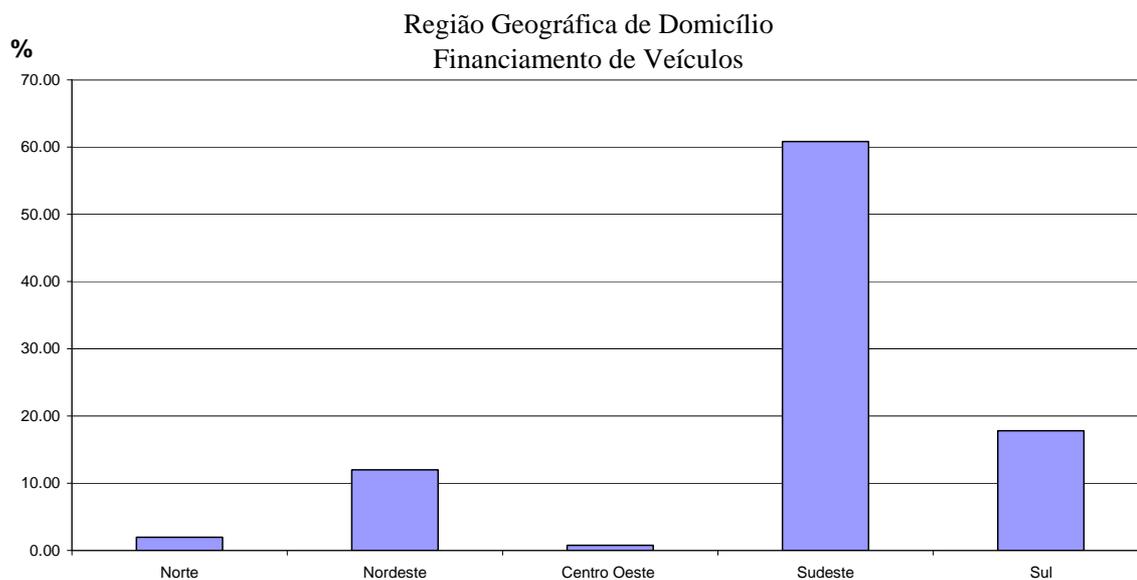
Apêndice B – Estatística Descritiva – Crédito Pessoal



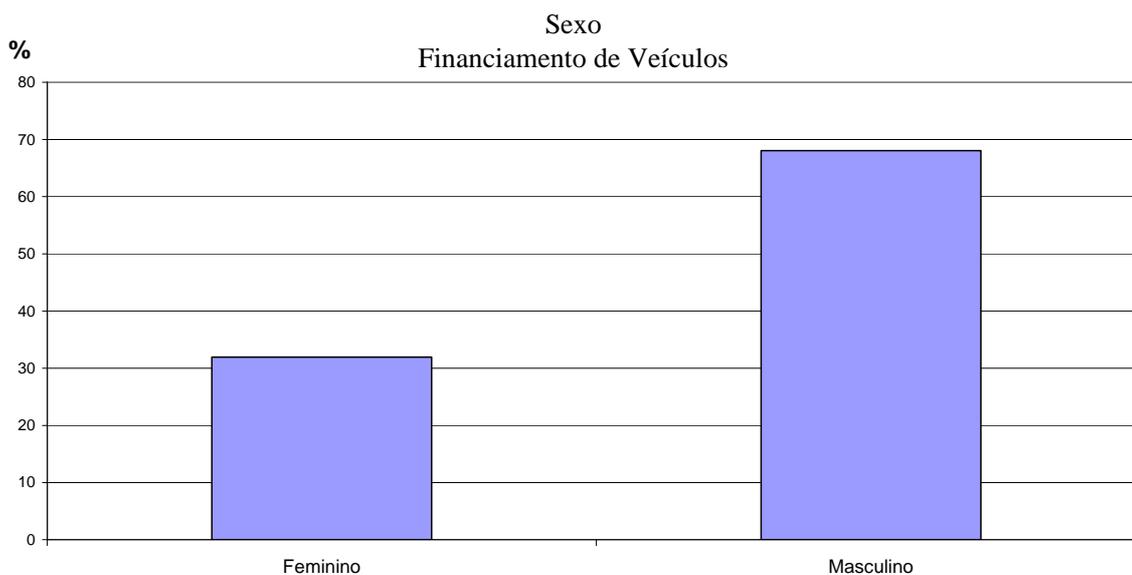
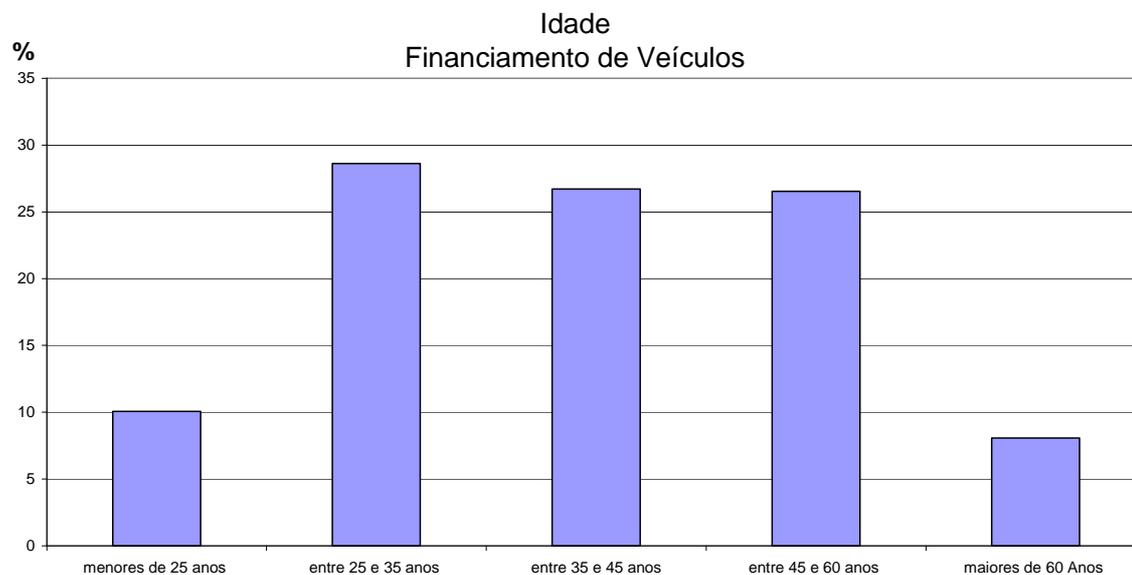
Apêndice B – Estatística Descritiva – Crédito Pessoal



Apêndice C – Estatística Descritiva – Financiamento de Veículos



Apêndice C – Estatística Descritiva – Financiamento de Veículos



Apêndice D – Modelo Probit – Crédito Pessoal – Por Classe de Rating

CLASSE AA

Ordered probit regression Number of obs = 25687
 LR chi2(19) = 133.96
 Prob > chi2 = 0.0000
 Log likelihood = -1445.1502 Pseudo R2 = 0.0443

default_aa	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]
taxa_defa~aa	-2.002226	6.080892	-0.33	0.742	-13.92056 9.916103
taxa_defa~a	19.43784	6.505833	2.99	0.003	6.68664 32.18904
taxa_defau~b	-5.77924	3.120092	-1.85	0.064	-11.89451 .3360287
taxa_defau~c	4.541252	1.318447	3.44	0.001	1.957143 7.125361
taxa_defau~f	-4.728235	1.448062	-3.27	0.001	-7.566384 -1.890085
sexo_4	-.0382301	.0504542	-0.76	0.449	-.1371185 .0606583
idade_2	-.0383076	.1496029	-0.26	0.798	-.3315239 .2549087
idade_3	-.0678427	.1472942	-0.46	0.645	-.3565339 .2208486
idade_4	-.1339653	.1467052	-0.91	0.361	-.4215022 .1535716
idade_5	-.2131784	.1593171	-1.34	0.181	-.5254343 .0990775
regiao_2	-.1522004	.1555298	-0.98	0.328	-.4570331 .1526324
regiao_3	-.1938984	.1680405	-1.15	0.249	-.5232518 .1354549
regiao_4	-.1188315	.1358844	-0.87	0.382	-.38516 .147497
regiao_5	-.2753017	.1520443	-1.81	0.070	-.5733031 .0226996
grupo_ocup_2	-.2019302	.0979633	-2.06	0.039	-.3939348 -.0099256
grupo_ocup_3	.1437705	.0752226	1.91	0.056	-.003663 .2912041
grupo_ocup_4	.0938237	.0655704	1.43	0.152	-.0346918 .2223393
grupo_ocup_5	.1667586	.0981675	1.70	0.089	-.0256462 .3591634
grupo_ocup_6	.3570046	.0805976	4.43	0.000	.1990362 .514973

CLASSE A

Ordered probit regression Number of obs = 618439
 LR chi2(19) = 3622.33
 Prob > chi2 = 0.0000
 Log likelihood = -123250.77 Pseudo R2 = 0.0145

default_a	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]
taxa_defa~aa	-6.571715	.7304973	-9.00	0.000	-8.003464 -5.139967
taxa_defa~a	5.175092	.9118085	5.68	0.000	3.38798 6.962204
taxa_defau~b	.1050109	.4795412	0.22	0.827	-.8348725 1.044894
taxa_defau~c	.222897	.2074071	1.07	0.283	-.1836135 .6294076
taxa_defau~f	-.8837735	.2138187	-4.13	0.000	-1.30285 -.4646965
sexo_4	-.0049162	.0056537	-0.87	0.385	-.0159973 .0061648
idade_2	.0319674	.0153447	2.08	0.037	.0018925 .0620424
idade_3	-.0463867	.0150679	-3.08	0.002	-.0759192 -.0168542
idade_4	-.1323775	.0149889	-8.83	0.000	-.1617552 -.1029999
idade_5	-.1732343	.0162144	-10.68	0.000	-.2050139 -.1414547
regiao_2	.0109906	.0192634	0.57	0.568	-.0267649 .048746
regiao_3	.0620354	.0198764	3.12	0.002	.0230783 .1009925
regiao_4	.0626526	.0175464	3.57	0.000	.0282623 .0970429
regiao_5	.0531628	.0190941	2.78	0.005	.015739 .0905866
grupo_ocup_2	.1509485	.0094916	15.90	0.000	.1323454 .1695517
grupo_ocup_3	.2166776	.0092911	23.32	0.000	.1984674 .2348877
grupo_ocup_4	.1685782	.0079211	21.28	0.000	.1530531 .1841033
grupo_ocup_5	.1488572	.0118979	12.51	0.000	.1255377 .1721766
grupo_ocup_6	.3707028	.0089626	41.36	0.000	.3531364 .3882693

Apêndice D – Modelo Probit – Crédito Pessoal – Por Classe de Rating

CLASSE B

Ordered probit regression Number of obs = 409113
 LR chi2(19) = 9375.14
 Prob > chi2 = 0.0000
 Log likelihood = -215785.05 Pseudo R2 = 0.0213

default_b	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]
taxa_defa~aa	-6.845511	.564172	-12.13	0.000	-7.951268 -5.739754
taxa_defa~a	9.249512	.6489019	14.25	0.000	7.977688 10.52134
taxa_defau~b	-1.714858	.3502138	-4.90	0.000	-2.401265 -1.028452
taxa_defau~c	1.814392	.163522	11.10	0.000	1.493895 2.134889
taxa_defau~f	-3.266715	.1693606	-19.29	0.000	-3.598656 -2.934774
sexo_4	.0338202	.0045084	7.50	0.000	.024984 .0426565
idade_2	.0855722	.0119897	7.14	0.000	.0620729 .1090716
idade_3	-.0096411	.0116568	-0.83	0.408	-.0324881 .0132059
idade_4	-.0895963	.0116103	-7.72	0.000	-.112352 -.0668406
idade_5	-.1559116	.0126877	-12.29	0.000	-.1807791 -.131044
regiao_2	-.0387069	.0176324	-2.20	0.028	-.0732658 -.0041479
regiao_3	-.0219324	.0164027	-1.34	0.181	-.0540812 .0102164
regiao_4	-.0626884	.0148143	-4.23	0.000	-.091724 -.0336529
regiao_5	-.0963551	.015932	-6.05	0.000	-.1275813 -.0651289
grupo_ocup_2	.3089495	.007155	43.18	0.000	.2949259 .322973
grupo_ocup_3	.2359543	.0082731	28.52	0.000	.2197393 .2521693
grupo_ocup_4	.1392501	.0067861	20.52	0.000	.1259496 .1525506
grupo_ocup_5	.2158387	.0095201	22.67	0.000	.1971796 .2344979
grupo_ocup_6	.3189159	.0070648	45.14	0.000	.3050693 .3327626

CLASSE C

Ordered probit regression Number of obs = 67881
 LR chi2(19) = 3159.49
 Prob > chi2 = 0.0000
 Log likelihood = -40204.655 Pseudo R2 = 0.0378

default_c	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]
taxa_defa~aa	-30.67607	1.198786	-25.59	0.000	-33.02564 -28.32649
taxa_defa~a	10.34346	1.476718	7.00	0.000	7.449143 13.23777
taxa_defau~b	-3.303898	.6831635	-4.84	0.000	-4.642874 -1.964922
taxa_defau~c	4.934814	.2634362	18.73	0.000	4.418489 5.45114
taxa_defau~f	-2.227161	.2343483	-9.50	0.000	-2.686475 -1.767847
sexo_4	.0469641	.0109471	4.29	0.000	.025508 .0684201
idade_2	.1061953	.0215371	4.93	0.000	.0639833 .1484073
idade_3	.0177283	.0207458	0.85	0.393	-.0229328 .0583894
idade_4	-.1048729	.0211245	-4.96	0.000	-.1462762 -.0634696
idade_5	-.1952126	.0261813	-7.46	0.000	-.2465271 -.1438982
regiao_2	-.0653718	.0314496	-2.08	0.038	-.1270118 -.0037318
regiao_3	.0282145	.0311041	0.91	0.364	-.0327485 .0891775
regiao_4	-.0048533	.026225	-0.19	0.853	-.0562534 .0465468
regiao_5	.0187777	.0292337	0.64	0.521	-.0385193 .0760747
grupo_ocup_2	-.0496587	.0205978	-2.41	0.016	-.0900296 -.0092879
grupo_ocup_3	.1977603	.0174816	11.31	0.000	.1634969 .2320236
grupo_ocup_4	.1004471	.0145196	6.92	0.000	.0719892 .1289051
grupo_ocup_5	.0359044	.0258656	1.39	0.165	-.0147912 .0865999
grupo_ocup_6	.2562651	.0163436	15.68	0.000	.2242321 .2882981

/cut1 | -.389637 .2187457 -.8183706 .0390966

Apêndice D – Modelo Probit – Crédito Pessoal – Por Classe de Rating

CLASSE DEFAULT

Ordered probit regression Number of obs = 433878
 LR chi2(19) = 10774.27
 Prob > chi2 = 0.0000
 Log likelihood = -96067.86 Pseudo R2 = 0.0531

default_def	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]
taxa_defa~aa	6.940489	.8291093	8.37	0.000	5.315465 8.565514
taxa_defa~a	-8.101415	1.022154	-7.93	0.000	-10.1048 -6.098029
taxa_defa~b	3.505913	.5571064	6.29	0.000	2.414005 4.597822
taxa_defa~c	.6211887	.2490386	2.49	0.013	.1330821 1.109295
taxa_defa~f	1.842011	.2615407	7.04	0.000	1.329401 2.354622
sexo_4	.0703087	.0063545	11.06	0.000	.0578541 .0827633
idade_2	-.0845529	.0181912	-4.65	0.000	-.120207 -.0488987
idade_3	-.1206036	.017716	-6.81	0.000	-.1553262 -.0858809
idade_4	-.1925374	.0176895	-10.88	0.000	-.2272082 -.1578666
idade_5	-.3122509	.0190427	-16.40	0.000	-.3495739 -.274928
regiao_2	-.0069773	.0242232	-0.29	0.773	-.054454 .0404994
regiao_3	.0238564	.0228558	1.04	0.297	-.0209401 .0686529
regiao_4	-.0535468	.0205507	-2.61	0.009	-.0938254 -.0132682
regiao_5	.0679553	.0221415	3.07	0.002	.0245586 .1113519
grupo_ocup_2	-.0584351	.0099269	-5.89	0.000	-.0778914 -.0389788
grupo_ocup_3	.2616416	.0115113	22.73	0.000	.2390798 .2842034
grupo_ocup_4	.2199161	.0095443	23.04	0.000	.2012096 .2386225
grupo_ocup_5	.0777066	.0133865	5.80	0.000	.0514695 .1039437
grupo_ocup_6	.395901	.0101278	39.09	0.000	.376051 .4157511

Apêndice E – Modelo Probit – Financiamento de Veículos – Por Classe de Rating

CLASSE AA

Ordered probit regression Number of obs = 2608243
 LR chi2(19) = 53248.34
 Prob > chi2 = 0.0000
 Log likelihood = -221373.03 Pseudo R2 = 0.1074

```
-----+-----
default_aa | Coef. Std. Err. z P>|z| [95% Conf. Interval]
-----+-----
taxa_defa~aa | -6.233142 .6664619 -9.35 0.000 -7.539383 -4.9269
taxa_defa~a | -188.686 3.223792 -58.53 0.000 -195.0045 -182.3675
taxa_defau~b | 99.93352 1.05484 94.74 0.000 97.86607 102.001
taxa_defau~c | -46.20707 .479087 -96.45 0.000 -47.14607 -45.26808
taxa_defau~f | -6.683979 .04461 -149.83 0.000 -6.771413 -6.596545
sexo_4 | .0466491 .0042632 10.94 0.000 .0382934 .0550048
idade_2 | .0021991 .005973 0.37 0.713 -.0095077 .0139058
idade_3 | -.0523646 .0063152 -8.29 0.000 -.0647421 -.0399871
idade_4 | -.130269 .006591 -19.76 0.000 -.1431871 -.1173509
idade_5 | -.214655 .010125 -21.20 0.000 -.2344996 -.1948105
regiao_2 | -.062504 .0153794 -4.06 0.000 -.0926472 -.0323609
regiao_3 | -.0299708 .0162546 -1.84 0.065 -.0618292 .0018877
regiao_4 | -.1440396 .0147457 -9.77 0.000 -.1729406 -.1151386
regiao_5 | -.1571663 .0151862 -10.35 0.000 -.1869306 -.1274019
grupo_ocup_2 | -.0146575 .0080504 -1.82 0.069 -.030436 .001121
grupo_ocup_3 | .2144283 .0083453 25.69 0.000 .1980719 .2307847
grupo_ocup_4 | .156512 .006924 22.60 0.000 .1429412 .1700829
grupo_ocup_5 | .043137 .0117591 3.67 0.000 .0200895 .0661845
grupo_ocup_6 | .2346563 .0054406 43.13 0.000 .2239929 .2453197
-----+-----
```

CLASSE A

Ordered probit regression Number of obs = 2620096
 LR chi2(19) = 7658.63
 Prob > chi2 = 0.0000
 Log likelihood = -270703.02 Pseudo R2 = 0.0139

```
-----+-----
default_a | Coef. Std. Err. z P>|z| [95% Conf. Interval]
-----+-----
taxa_defa~aa | .6942071 .2467187 2.81 0.005 .2106474 1.177767
taxa_defa~a | 8.724445 1.121608 7.78 0.000 6.526133 10.92276
taxa_defau~b | -2.998571 .4228055 -7.09 0.000 -3.827254 -2.169887
taxa_defau~c | 2.047702 .2274701 9.00 0.000 1.601869 2.493535
taxa_defau~f | -.0569622 .0375161 -1.52 0.129 -.1304925 .016568
sexo_4 | .0101301 .0037072 2.73 0.006 .002864 .0173961
idade_2 | -.0302706 .0051962 -5.83 0.000 -.0404549 -.0200863
idade_3 | -.0765953 .0054543 -14.04 0.000 -.0872855 -.0659051
idade_4 | -.1342161 .0056715 -23.66 0.000 -.1453321 -.1231001
idade_5 | -.1702862 .0084517 -20.15 0.000 -.1868512 -.1537211
regiao_2 | .0176398 .0114845 1.54 0.125 -.0048694 .0401489
regiao_3 | .0020592 .0118346 0.17 0.862 -.0211361 .0252546
regiao_4 | -.0834858 .010525 -7.93 0.000 -.1041145 -.0628571
regiao_5 | -.1369207 .0112315 -12.19 0.000 -.158934 -.1149075
grupo_ocup_2 | .0583017 .0074371 7.84 0.000 .0437254 .0728781
grupo_ocup_3 | .2086274 .0075693 27.56 0.000 .1937919 .2234629
grupo_ocup_4 | .1265308 .0064711 19.55 0.000 .1138478 .1392139
grupo_ocup_5 | .0664271 .0100859 6.59 0.000 .046659 .0861952
grupo_ocup_6 | .275103 .0051573 53.34 0.000 .2649949 .2852111
-----+-----
```

Apêndice E – Modelo Probit – Financiamento de Veículos – Por Classe de Rating

CLASSE B

Ordered probit regression Number of obs = 408456
 LR chi2(19) = 7453.81
 Prob > chi2 = 0.0000
 Log likelihood = -124937.29 Pseudo R2 = 0.0290

default_b	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]
taxa_defa~aa	-9.754467	.3974171	-24.54	0.000	-10.53339 -8.975544
taxa_defa~a	37.56429	1.78764	21.01	0.000	34.06058 41.068
taxa_defau~b	17.02805	.6165892	27.62	0.000	15.81955 18.23654
taxa_defau~c	-6.767755	.3315058	-20.42	0.000	-7.417495 -6.118016
taxa_defau~f	-2.566781	.0539577	-47.57	0.000	-2.672536 -2.461026
sexo_3	.0645771	.0058436	11.05	0.000	.0531238 .0760304
idade_2	.0457529	.0081432	5.62	0.000	.0297926 .0617132
idade_3	.001586	.00857	0.19	0.853	-.0152108 .0183828
idade_4	-.0329334	.008975	-3.67	0.000	-.050524 -.0153428
idade_5	-.0770214	.0136121	-5.66	0.000	-.1037007 -.0503421
regiao_2	-.0186576	.0178112	-1.05	0.295	-.0535668 .0162517
regiao_3	.0043575	.0184772	0.24	0.814	-.0318572 .0405721
regiao_4	-.1130943	.0163052	-6.94	0.000	-.1450519 -.0811367
regiao_5	-.0869042	.01729	-5.03	0.000	-.120792 -.0530164
grupo_ocup_2	.0728787	.0118314	6.16	0.000	.0496896 .0960678
grupo_ocup_3	.2221418	.0118483	18.75	0.000	.1989196 .2453639
grupo_ocup_4	.1621894	.0098697	16.43	0.000	.1428452 .1815336
grupo_ocup_5	.0902618	.0164072	5.50	0.000	.0581043 .1224193
grupo_ocup_6	.2909802	.0076619	37.98	0.000	.2759631 .3059973

CLASSE C

Ordered probit regression Number of obs = 249858
 LR chi2(19) = 13805.42
 Prob > chi2 = 0.0000
 Log likelihood = -122177.95 Pseudo R2 = 0.0535

default_c	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]
taxa_defa~aa	-13.83984	.4861102	-28.47	0.000	-14.7926 -12.88708
taxa_defa~a	43.94956	2.26522	19.40	0.000	39.50981 48.38931
taxa_defau~b	32.33112	.6473507	49.94	0.000	31.06234 33.59991
taxa_defau~c	-14.50111	.3435946	-42.20	0.000	-15.17454 -13.82768
taxa_defau~f	-4.205907	.0532918	-78.92	0.000	-4.310357 -4.101457
sexo_3	.0207187	.0061124	3.39	0.001	.0087386 .0326987
idade_2	-.0246459	.0086575	-2.85	0.004	-.0416142 -.0076775
idade_3	-.0344858	.0091385	-3.77	0.000	-.0523969 -.0165748
idade_4	-.0472493	.0095334	-4.96	0.000	-.0659345 -.0285641
idade_5	-.0977457	.0143519	-6.81	0.000	-.1258748 -.0696166
regiao_2	-.0018923	.0189299	-0.10	0.920	-.0389943 .0352097
regiao_3	.0369517	.0198508	1.86	0.063	-.001955 .0758585
regiao_4	-.0719943	.0174943	-4.12	0.000	-.1062825 -.0377061
regiao_5	-.0403954	.0185896	-2.17	0.030	-.0768303 -.0039606
grupo_ocup_2	.0233853	.0129825	1.80	0.072	-.00206 .0488306
grupo_ocup_3	.1774868	.0124272	14.28	0.000	.15313 .2018436
grupo_ocup_4	.126969	.0105809	12.00	0.000	.1062308 .1477072
grupo_ocup_5	.0758472	.018178	4.17	0.000	.0402189 .1114755
grupo_ocup_6	.205253	.0084098	24.41	0.000	.1887701 .2217359

Apêndice E – Modelo Probit – Financiamento de Veículos – Por Classe de Rating

CLASSE DEFAULT

Ordered probit regression Number of obs = 280538
 LR chi2(19) = 56653.85
 Prob > chi2 = 0.0000
 Log likelihood = -108079.67 Pseudo R2 = 0.2077

default_def	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]
taxa_defa~aa	27.99416	.4782741	58.53	0.000	27.05676 28.93156
taxa_defa~a	8.958342	2.149677	4.17	0.000	4.745053 13.17163
taxa_defau~b	-68.67254	.7217265	-95.15	0.000	-70.0871 -67.25798
taxa_defau~c	32.46825	.3881839	83.64	0.000	31.70742 33.22907
taxa_defau~f	7.423961	.0597557	124.24	0.000	7.306842 7.54108
sexo_3	.052037	.0064782	8.03	0.000	.0393399 .0647341
idade_2	-.034545	.0094207	-3.67	0.000	-.0530093 -.0160807
idade_3	-.0456191	.0098811	-4.62	0.000	-.0649857 -.0262524
idade_4	-.0488879	.0102777	-4.76	0.000	-.0690318 -.028744
idade_5	-.0955546	.015191	-6.29	0.000	-.1253284 -.0657808
regiao_2	.1543608	.0203763	7.58	0.000	.114424 .1942977
regiao_3	.1253549	.0211629	5.92	0.000	.0838764 .1668333
regiao_4	.1432914	.0189137	7.58	0.000	.1062212 .1803616
regiao_5	.1613688	.0200327	8.06	0.000	.1221054 .2006323
grupo_ocup_2	.0125365	.0130655	0.96	0.337	-.0130714 .0381444
grupo_ocup_3	.1192429	.0126243	9.45	0.000	.0944998 .143986
grupo_ocup_4	.0252029	.0107732	2.34	0.019	.0040879 .046318
grupo_ocup_5	.0672604	.0181437	3.71	0.000	.0316993 .1028214
grupo_ocup_6	.1203137	.0088097	13.66	0.000	.1030471 .1375803

Banco Central do Brasil

Trabalhos para Discussão

Os Trabalhos para Discussão podem ser acessados na internet, no formato PDF, no endereço: <http://www.bc.gov.br>

Working Paper Series

Working Papers in PDF format can be downloaded from: <http://www.bc.gov.br>

- | | | |
|----|---|----------|
| 1 | Implementing Inflation Targeting in Brazil
<i>Joel Bogdanski, Alexandre Antonio Tombini and Sérgio Ribeiro da Costa Werlang</i> | Jul/2000 |
| 2 | Política Monetária e Supervisão do Sistema Financeiro Nacional no Banco Central do Brasil
<i>Eduardo Lundberg</i> | Jul/2000 |
| | Monetary Policy and Banking Supervision Functions on the Central Bank
<i>Eduardo Lundberg</i> | Jul/2000 |
| 3 | Private Sector Participation: a Theoretical Justification of the Brazilian Position
<i>Sérgio Ribeiro da Costa Werlang</i> | Jul/2000 |
| 4 | An Information Theory Approach to the Aggregation of Log-Linear Models
<i>Pedro H. Albuquerque</i> | Jul/2000 |
| 5 | The Pass-Through from Depreciation to Inflation: a Panel Study
<i>Ilan Goldfajn and Sérgio Ribeiro da Costa Werlang</i> | Jul/2000 |
| 6 | Optimal Interest Rate Rules in Inflation Targeting Frameworks
<i>José Alvaro Rodrigues Neto, Fabio Araújo and Marta Baltar J. Moreira</i> | Jul/2000 |
| 7 | Leading Indicators of Inflation for Brazil
<i>Marcelle Chauvet</i> | Sep/2000 |
| 8 | The Correlation Matrix of the Brazilian Central Bank's Standard Model for Interest Rate Market Risk
<i>José Alvaro Rodrigues Neto</i> | Sep/2000 |
| 9 | Estimating Exchange Market Pressure and Intervention Activity
<i>Emanuel-Werner Kohlscheen</i> | Nov/2000 |
| 10 | Análise do Financiamento Externo a uma Pequena Economia
Aplicação da Teoria do Prêmio Monetário ao Caso Brasileiro: 1991–1998
<i>Carlos Hamilton Vasconcelos Araújo e Renato Galvão Flôres Júnior</i> | Mar/2001 |
| 11 | A Note on the Efficient Estimation of Inflation in Brazil
<i>Michael F. Bryan and Stephen G. Cecchetti</i> | Mar/2001 |
| 12 | A Test of Competition in Brazilian Banking
<i>Márcio I. Nakane</i> | Mar/2001 |

13	Modelos de Previsão de Insolvência Bancária no Brasil <i>Marcio Magalhães Janot</i>	Mar/2001
14	Evaluating Core Inflation Measures for Brazil <i>Francisco Marcos Rodrigues Figueiredo</i>	Mar/2001
15	Is It Worth Tracking Dollar/Real Implied Volatility? <i>Sandro Canesso de Andrade and Benjamin Miranda Tabak</i>	Mar/2001
16	Avaliação das Projeções do Modelo Estrutural do Banco Central do Brasil para a Taxa de Variação do IPCA <i>Sergio Afonso Lago Alves</i>	Mar/2001
	Evaluation of the Central Bank of Brazil Structural Model's Inflation Forecasts in an Inflation Targeting Framework <i>Sergio Afonso Lago Alves</i>	Jul/2001
17	Estimando o Produto Potencial Brasileiro: uma Abordagem de Função de Produção <i>Tito Nícias Teixeira da Silva Filho</i>	Abr/2001
	Estimating Brazilian Potential Output: a Production Function Approach <i>Tito Nícias Teixeira da Silva Filho</i>	Aug/2002
18	A Simple Model for Inflation Targeting in Brazil <i>Paulo Springer de Freitas and Marcelo Kfoury Muinhos</i>	Apr/2001
19	Uncovered Interest Parity with Fundamentals: a Brazilian Exchange Rate Forecast Model <i>Marcelo Kfoury Muinhos, Paulo Springer de Freitas and Fabio Araújo</i>	May/2001
20	Credit Channel without the LM Curve <i>Victorio Y. T. Chu and Márcio I. Nakane</i>	May/2001
21	Os Impactos Econômicos da CPMF: Teoria e Evidência <i>Pedro H. Albuquerque</i>	Jun/2001
22	Decentralized Portfolio Management <i>Paulo Coutinho and Benjamin Miranda Tabak</i>	Jun/2001
23	Os Efeitos da CPMF sobre a Intermediação Financeira <i>Sérgio Mikio Koyama e Márcio I. Nakane</i>	Jul/2001
24	Inflation Targeting in Brazil: Shocks, Backward-Looking Prices, and IMF Conditionality <i>Joel Bogdanski, Paulo Springer de Freitas, Ilan Goldfajn and Alexandre Antonio Tombini</i>	Aug/2001
25	Inflation Targeting in Brazil: Reviewing Two Years of Monetary Policy 1999/00 <i>Pedro Fachada</i>	Aug/2001
26	Inflation Targeting in an Open Financially Integrated Emerging Economy: the Case of Brazil <i>Marcelo Kfoury Muinhos</i>	Aug/2001
27	Complementaridade e Fungibilidade dos Fluxos de Capitais Internacionais <i>Carlos Hamilton Vasconcelos Araújo e Renato Galvão Flôres Júnior</i>	Set/2001

28	Regras Monetárias e Dinâmica Macroeconômica no Brasil: uma Abordagem de Expectativas Racionais <i>Marco Antonio Bonomo e Ricardo D. Brito</i>	Nov/2001
29	Using a Money Demand Model to Evaluate Monetary Policies in Brazil <i>Pedro H. Albuquerque and Solange Gouvêa</i>	Nov/2001
30	Testing the Expectations Hypothesis in the Brazilian Term Structure of Interest Rates <i>Benjamin Miranda Tabak and Sandro Canesso de Andrade</i>	Nov/2001
31	Algumas Considerações sobre a Sazonalidade no IPCA <i>Francisco Marcos R. Figueiredo e Roberta Blass Staub</i>	Nov/2001
32	Crises Cambiais e Ataques Especulativos no Brasil <i>Mauro Costa Miranda</i>	Nov/2001
33	Monetary Policy and Inflation in Brazil (1975-2000): a VAR Estimation <i>André Minella</i>	Nov/2001
34	Constrained Discretion and Collective Action Problems: Reflections on the Resolution of International Financial Crises <i>Arminio Fraga and Daniel Luiz Gleizer</i>	Nov/2001
35	Uma Definição Operacional de Estabilidade de Preços <i>Tio Nícias Teixeira da Silva Filho</i>	Dez/2001
36	Can Emerging Markets Float? Should They Inflation Target? <i>Barry Eichengreen</i>	Feb/2002
37	Monetary Policy in Brazil: Remarks on the Inflation Targeting Regime, Public Debt Management and Open Market Operations <i>Luiz Fernando Figueiredo, Pedro Fachada and Sérgio Goldenstein</i>	Mar/2002
38	Volatilidade Implícita e Antecipação de Eventos de Stress: um Teste para o Mercado Brasileiro <i>Frederico Pechir Gomes</i>	Mar/2002
39	Opções sobre Dólar Comercial e Expectativas a Respeito do Comportamento da Taxa de Câmbio <i>Paulo Castor de Castro</i>	Mar/2002
40	Speculative Attacks on Debts, Dollarization and Optimum Currency Areas <i>Aloisio Araujo and Márcia Leon</i>	Apr/2002
41	Mudanças de Regime no Câmbio Brasileiro <i>Carlos Hamilton V. Araújo e Getúlio B. da Silveira Filho</i>	Jun/2002
42	Modelo Estrutural com Setor Externo: Endogenização do Prêmio de Risco e do Câmbio <i>Marcelo Kfoury Muinhos, Sérgio Afonso Lago Alves e Gil Riella</i>	Jun/2002
43	The Effects of the Brazilian ADRs Program on Domestic Market Efficiency <i>Benjamin Miranda Tabak and Eduardo José Araújo Lima</i>	Jun/2002

44	Estrutura Competitiva, Produtividade Industrial e Liberação Comercial no Brasil <i>Pedro Cavalcanti Ferreira e Osmani Teixeira de Carvalho Guillén</i>	Jun/2002
45	Optimal Monetary Policy, Gains from Commitment, and Inflation Persistence <i>André Minella</i>	Aug/2002
46	The Determinants of Bank Interest Spread in Brazil <i>Tarsila Segalla Afanasieff, Priscilla Maria Villa Lhacer and Márcio I. Nakane</i>	Aug/2002
47	Indicadores Derivados de Agregados Monetários <i>Fernando de Aquino Fonseca Neto e José Albuquerque Júnior</i>	Set/2002
48	Should Government Smooth Exchange Rate Risk? <i>Ilan Goldfajn and Marcos Antonio Silveira</i>	Sep/2002
49	Desenvolvimento do Sistema Financeiro e Crescimento Econômico no Brasil: Evidências de Causalidade <i>Orlando Carneiro de Matos</i>	Set/2002
50	Macroeconomic Coordination and Inflation Targeting in a Two-Country Model <i>Eui Jung Chang, Marcelo Kfoury Muinhos and Joaúlio Rodolpho Teixeira</i>	Sep/2002
51	Credit Channel with Sovereign Credit Risk: an Empirical Test <i>Victorio Yi Tson Chu</i>	Sep/2002
52	Generalized Hyperbolic Distributions and Brazilian Data <i>José Fajardo and Aquiles Farias</i>	Sep/2002
53	Inflation Targeting in Brazil: Lessons and Challenges <i>André Minella, Paulo Springer de Freitas, Ilan Goldfajn and Marcelo Kfoury Muinhos</i>	Nov/2002
54	Stock Returns and Volatility <i>Benjamin Miranda Tabak and Solange Maria Guerra</i>	Nov/2002
55	Componentes de Curto e Longo Prazo das Taxas de Juros no Brasil <i>Carlos Hamilton Vasconcelos Araújo e Osmani Teixeira de Carvalho de Guillén</i>	Nov/2002
56	Causality and Cointegration in Stock Markets: the Case of Latin America <i>Benjamin Miranda Tabak and Eduardo José Araújo Lima</i>	Dec/2002
57	As Leis de Falência: uma Abordagem Econômica <i>Aloisio Araujo</i>	Dez/2002
58	The Random Walk Hypothesis and the Behavior of Foreign Capital Portfolio Flows: the Brazilian Stock Market Case <i>Benjamin Miranda Tabak</i>	Dec/2002
59	Os Preços Administrados e a Inflação no Brasil <i>Francisco Marcos R. Figueiredo e Thaís Porto Ferreira</i>	Dez/2002
60	Delegated Portfolio Management <i>Paulo Coutinho and Benjamin Miranda Tabak</i>	Dec/2002

61	O Uso de Dados de Alta Frequência na Estimação da Volatilidade e do Valor em Risco para o Ibovespa <i>João Maurício de Souza Moreira e Eduardo Facó Lemgruber</i>	Dez/2002
62	Taxa de Juros e Concentração Bancária no Brasil <i>Eduardo Kiyoshi Tonooka e Sérgio Mikio Koyama</i>	Fev/2003
63	Optimal Monetary Rules: the Case of Brazil <i>Charles Lima de Almeida, Marco Aurélio Peres, Geraldo da Silva e Souza and Benjamin Miranda Tabak</i>	Fev/2003
64	Medium-Size Macroeconomic Model for the Brazilian Economy <i>Marcelo Kfoury Muinhos and Sergio Afonso Lago Alves</i>	Fev/2003
65	On the Information Content of Oil Future Prices <i>Benjamin Miranda Tabak</i>	Fev/2003
66	A Taxa de Juros de Equilíbrio: uma Abordagem Múltipla <i>Pedro Calhman de Miranda e Marcelo Kfoury Muinhos</i>	Fev/2003
67	Avaliação de Métodos de Cálculo de Exigência de Capital para Risco de Mercado de Carteiras de Ações no Brasil <i>Gustavo S. Araújo, João Maurício S. Moreira e Ricardo S. Maia Clemente</i>	Fev/2003
68	Real Balances in the Utility Function: Evidence for Brazil <i>Leonardo Soriano de Alencar and Márcio I. Nakane</i>	Fev/2003
69	r-filters: a Hodrick-Prescott Filter Generalization <i>Fabio Araújo, Marta Baltar Moreira Areosa and José Alvaro Rodrigues Neto</i>	Fev/2003
70	Monetary Policy Surprises and the Brazilian Term Structure of Interest Rates <i>Benjamin Miranda Tabak</i>	Fev/2003
71	On Shadow-Prices of Banks in Real-Time Gross Settlement Systems <i>Rodrigo Penaloza</i>	Apr/2003
72	O Prêmio pela Maturidade na Estrutura a Termo das Taxas de Juros Brasileiras <i>Ricardo Dias de Oliveira Brito, Angelo J. Mont'Alverne Duarte e Osmani Teixeira de C. Guillen</i>	Maio/2003
73	Análise de Componentes Principais de Dados Funcionais – uma Aplicação às Estruturas a Termo de Taxas de Juros <i>Getúlio Borges da Silveira e Octavio Bessada</i>	Maio/2003
74	Aplicação do Modelo de Black, Derman & Toy à Precificação de Opções Sobre Títulos de Renda Fixa <i>Octavio Manuel Bessada Lion, Carlos Alberto Nunes Cosenza e César das Neves</i>	Maio/2003
75	Brazil's Financial System: Resilience to Shocks, no Currency Substitution, but Struggling to Promote Growth <i>Ilan Goldfajn, Katherine Hennings and Helio Mori</i>	Jun/2003

- 76 **Inflation Targeting in Emerging Market Economies** Jun/2003
Arminio Fraga, Ilan Goldfajn and André Minella
- 77 **Inflation Targeting in Brazil: Constructing Credibility under Exchange Rate Volatility** Jul/2003
André Minella, Paulo Springer de Freitas, Ilan Goldfajn and Marcelo Kfoury Muinhos
- 78 **Contornando os Pressupostos de Black & Scholes: Aplicação do Modelo de Precificação de Opções de Duan no Mercado Brasileiro** Out/2003
Gustavo Silva Araújo, Claudio Henrique da Silveira Barbedo, Antonio Carlos Figueiredo, Eduardo Facó Lemgruber
- 79 **Inclusão do Decaimento Temporal na Metodologia Delta-Gama para o Cálculo do VaR de Carteiras Compradas em Opções no Brasil** Out/2003
Claudio Henrique da Silveira Barbedo, Gustavo Silva Araújo, Eduardo Facó Lemgruber
- 80 **Diferenças e Semelhanças entre Países da América Latina: uma Análise de Markov Switching para os Ciclos Econômicos de Brasil e Argentina** Out/2003
Arnildo da Silva Correa
- 81 **Bank Competition, Agency Costs and the Performance of the Monetary Policy** Jan/2004
Leonardo Soriano de Alencar and Márcio I. Nakane
- 82 **Carteiras de Opções: Avaliação de Metodologias de Exigência de Capital no Mercado Brasileiro** Mar/2004
Cláudio Henrique da Silveira Barbedo e Gustavo Silva Araújo
- 83 **Does Inflation Targeting Reduce Inflation? An Analysis for the OECD Industrial Countries** May/2004
Thomas Y. Wu
- 84 **Speculative Attacks on Debts and Optimum Currency Area: a Welfare Analysis** May/2004
Aloisio Araujo and Marcia Leon
- 85 **Risk Premia for Emerging Markets Bonds: Evidence from Brazilian Government Debt, 1996-2002** May/2004
André Soares Loureiro and Fernando de Holanda Barbosa
- 86 **Identificação do Fator Estocástico de Descontos e Algumas Implicações sobre Testes de Modelos de Consumo** Maio/2004
Fabio Araujo e João Victor Issler
- 87 **Mercado de Crédito: uma Análise Econométrica dos Volumes de Crédito Total e Habitacional no Brasil** Dez/2004
Ana Carla Abrão Costa
- 88 **Ciclos Internacionais de Negócios: uma Análise de Mudança de Regime Markoviano para Brasil, Argentina e Estados Unidos** Dez/2004
Arnildo da Silva Correa e Ronald Otto Hillbrecht
- 89 **O Mercado de Hedge Cambial no Brasil: Reação das Instituições Financeiras a Intervenções do Banco Central** Dez/2004
Fernando N. de Oliveira

- 90 **Bank Privatization and Productivity: Evidence for Brazil** Dec/2004
Márcio I. Nakane and Daniela B. Weintraub
- 91 **Credit Risk Measurement and the Regulation of Bank Capital and Provision Requirements in Brazil – a Corporate Analysis** Dec/2004
Ricardo Schechtman, Valéria Salomão Garcia, Sergio Miki Koyama and Guilherme Cronemberger Parente
- 92 **Steady-State Analysis of an Open Economy General Equilibrium Model for Brazil** Apr/2005
Mirta Noemi Sataka Bugarin, Roberto de Goes Ellery Jr., Victor Gomes Silva, Marcelo Kfoury Muinhos
- 93 **Avaliação de Modelos de Cálculo de Exigência de Capital para Risco Cambial** Abr/2005
Claudio H. da S. Barbedo, Gustavo S. Araújo, João Maurício S. Moreira e Ricardo S. Maia Clemente
- 94 **Simulação Histórica Filtrada: Incorporação da Volatilidade ao Modelo Histórico de Cálculo de Risco para Ativos Não-Lineares** Abr/2005
Claudio Henrique da Silveira Barbedo, Gustavo Silva Araújo e Eduardo Facó Lemgruber
- 95 **Comment on Market Discipline and Monetary Policy by Carl Walsh** Apr/2005
Maurício S. Bugarin and Fábria A. de Carvalho
- 96 **O que É Estratégia: uma Abordagem Multiparadigmática para a Disciplina** Ago/2005
Anthero de Moraes Meirelles
- 97 **Finance and the Business Cycle: a Kalman Filter Approach with Markov Switching** Aug/2005
Ryan A. Compton and Jose Ricardo da Costa e Silva
- 98 **Capital Flows Cycle: Stylized Facts and Empirical Evidences for Emerging Market Economies** Aug/2005
Helio Mori e Marcelo Kfoury Muinhos
- 99 **Adequação das Medidas de Valor em Risco na Formulação da Exigência de Capital para Estratégias de Opções no Mercado Brasileiro** Set/2005
Gustavo Silva Araújo, Claudio Henrique da Silveira Barbedo, e Eduardo Facó Lemgruber
- 100 **Targets and Inflation Dynamics** Oct/2005
Sergio A. L. Alves and Waldyr D. Areosa
- 101 **Comparing Equilibrium Real Interest Rates: Different Approaches to Measure Brazilian Rates** Mar/2006
Marcelo Kfoury Muinhos and Márcio I. Nakane
- 102 **Judicial Risk and Credit Market Performance: Micro Evidence from Brazilian Payroll Loans** Apr/2006
Ana Carla A. Costa and João M. P. de Mello
- 103 **The Effect of Adverse Supply Shocks on Monetary Policy and Output** Apr/2006
Maria da Glória D. S. Araújo, Mirta Bugarin, Marcelo Kfoury Muinhos and Jose Ricardo C. Silva

- 104 Extração de Informação de Opções Cambiais no Brasil** Abr/2006
Eui Jung Chang e Benjamin Miranda Tabak
- 105 Representing Roommate's Preferences with Symmetric Utilities** Apr/2006
José Alvaro Rodrigues Neto
- 106 Testing Nonlinearities Between Brazilian Exchange Rates and Inflation Volatilities** May/2006
Cristiane R. Albuquerque and Marcelo Portugal
- 107 Demand for Bank Services and Market Power in Brazilian Banking** Jun/2006
Márcio I. Nakane, Leonardo S. Alencar and Fabio Kanczuk
- 108 O Efeito da Consignação em Folha nas Taxas de Juros dos Empréstimos Pessoais** Jun/2006
Eduardo A. S. Rodrigues, Victorio Chu, Leonardo S. Alencar e Tony Takeda
- 109 The Recent Brazilian Disinflation Process and Costs** Jun/2006
Alexandre A. Tombini and Sergio A. Lago Alves
- 110 Fatores de Risco e o Spread Bancário no Brasil** Jul/2006
Fernando G. Bignotto e Eduardo Augusto de Souza Rodrigues
- 111 Avaliação de Modelos de Exigência de Capital para Risco de Mercado do Cupom Cambial** Jul/2006
Alan Cosme Rodrigues da Silva, João Maurício de Souza Moreira e Myrian Beatriz Eiras das Neves
- 112 Interdependence and Contagion: an Analysis of Information Transmission in Latin America's Stock Markets** Jul/2006
Angelo Marsiglia Fasolo
- 113 Investigação da Memória de Longo Prazo da Taxa de Câmbio no Brasil** Ago/2006
Sergio Rubens Stancato de Souza, Benjamin Miranda Tabak e Daniel O. Cajueiro
- 114 The Inequality Channel of Monetary Transmission** Aug/2006
Marta Areosa and Waldyr Areosa
- 115 Myopic Loss Aversion and House-Money Effect Overseas: an Experimental Approach** Sep/2006
José L. B. Fernandes, Juan Ignacio Peña and Benjamin M. Tabak
- 116 Out-Of-The-Money Monte Carlo Simulation Option Pricing: the Joint Use of Importance Sampling and Descriptive Sampling** Sep/2006
Jaqueline Terra Moura Marins, Eduardo Saliby and Josete Florencio dos Santos
- 117 An Analysis of Off-Site Supervision of Banks' Profitability, Risk and Capital Adequacy: a Portfolio Simulation Approach Applied to Brazilian Banks** Sep/2006
Theodore M. Barnhill, Marcos R. Souto and Benjamin M. Tabak
- 118 Contagion, Bankruptcy and Social Welfare Analysis in a Financial Economy with Risk Regulation Constraint** Oct/2006
Aloísio P. Araújo and José Valentim M. Vicente

119	A Central de Risco de Crédito no Brasil: uma Análise de Utilidade de Informação <i>Ricardo Schechtman</i>	Out/2006
120	Forecasting Interest Rates: an Application for Brazil <i>Eduardo J. A. Lima, Felipe Luduvic and Benjamin M. Tabak</i>	Oct/2006
121	The Role of Consumer's Risk Aversion on Price Rigidity <i>Sergio A. Lago Alves and Mirta N. S. Bugarin</i>	Nov/2006
122	Nonlinear Mechanisms of the Exchange Rate Pass-Through: a Phillips Curve Model With Threshold for Brazil <i>Arnildo da Silva Correa and André Minella</i>	Nov/2006
123	A Neoclassical Analysis of the Brazilian "Lost-Decades" <i>Flávia Mourão Graminho</i>	Nov/2006
124	The Dynamic Relations between Stock Prices and Exchange Rates: Evidence for Brazil <i>Benjamin M. Tabak</i>	Nov/2006
125	Herding Behavior by Equity Foreign Investors on Emerging Markets <i>Barbara Alemanni and José Renato Haas Ornelas</i>	Dec/2006
126	Risk Premium: Insights over the Threshold <i>José L. B. Fernandes, Augusto Hasman and Juan Ignacio Peña</i>	Dec/2006
127	Uma Investigação Baseada em Reamostragem sobre Requerimentos de Capital para Risco de Crédito no Brasil <i>Ricardo Schechtman</i>	Dec/2006
128	Term Structure Movements Implicit in Option Prices <i>Caio Ibsen R. Almeida and José Valentim M. Vicente</i>	Dec/2006
129	Brazil: Taming Inflation Expectations <i>Afonso S. Bevilaqua, Mário Mesquita and André Minella</i>	Jan/2007
130	The Role of Banks in the Brazilian Interbank Market: Does Bank Type Matter? <i>Daniel O. Cajueiro and Benjamin M. Tabak</i>	Jan/2007
131	Long-Range Dependence in Exchange Rates: the Case of the European Monetary System <i>Sergio Rubens Stancato de Souza, Benjamin M. Tabak and Daniel O. Cajueiro</i>	Mar/2007
132	Credit Risk Monte Carlo Simulation Using Simplified Creditmetrics' Model: the Joint Use of Importance Sampling and Descriptive Sampling <i>Jaqueline Terra Moura Marins and Eduardo Saliby</i>	Mar/2007
133	A New Proposal for Collection and Generation of Information on Financial Institutions' Risk: the Case of Derivatives <i>Gilneu F. A. Vivan and Benjamin M. Tabak</i>	Mar/2007
134	Amostragem Descritiva no Apreçamento de Opções Europeias através de Simulação Monte Carlo: o Efeito da Dimensionalidade e da Probabilidade de Exercício no Ganho de Precisão <i>Eduardo Saliby, Sergio Luiz Medeiros Proença de Gouvêa e Jaqueline Terra Moura Marins</i>	Abr/2007

- 135 **Evaluation of Default Risk for the Brazilian Banking Sector** May/2007
Marcelo Y. Takami and Benjamin M. Tabak
- 136 **Identifying Volatility Risk Premium from Fixed Income Asian Options** May/2007
Caio Ibsen R. Almeida and José Valentim M. Vicente
- 137 **Monetary Policy Design under Competing Models of Inflation Persistence** May/2007
Solange Gouvea e Abhijit Sen Gupta
- 138 **Forecasting Exchange Rate Density Using Parametric Models: the Case of Brazil** May/2007
Marcos M. Abe, Eui J. Chang and Benjamin M. Tabak
- 139 **Selection of Optimal Lag Length in Cointegrated VAR Models with Weak Form of Common Cyclical Features** Jun/2007
Carlos Enrique Carrasco Gutiérrez, Reinaldo Castro Souza and Osmani Teixeira de Carvalho Guillén
- 140 **Inflation Targeting, Credibility and Confidence Crises** Aug/2007
Rafael Santos and Aloísio Araújo
- 141 **Forecasting Bonds Yields in the Brazilian Fixed income Market** Aug/2007
Jose Vicente and Benjamin M. Tabak
- 142 **Crises Análise da Coerência de Medidas de Risco no Mercado Brasileiro de Ações e Desenvolvimento de uma Metodologia Híbrida para o Expected Shortfall** Ago/2007
Alan Cosme Rodrigues da Silva, Eduardo Facó Lemgruber, José Alberto Rebello Baranowski e Renato da Silva Carvalho
- 143 **Price Rigidity in Brazil: Evidence from CPI Micro Data** Sep/2007
Solange Gouvea
- 144 **The Effect of Bid-Ask Prices on Brazilian Options Implied Volatility: a Case Study of Telemar Call Options** Oct/2007
Claudio Henrique da Silveira Barbedo and Eduardo Facó Lemgruber
- 145 **The Stability-Concentration Relationship in the Brazilian Banking System** Oct/2007
Benjamin Miranda Tabak, Solange Maria Guerra, Eduardo José Araújo Lima and Eui Jung Chang
- 146 **Movimentos da Estrutura a Termo e Critérios de Minimização do Erro de Previsão em um Modelo Paramétrico Exponencial** Out/2007
Caio Almeida, Romeu Gomes, André Leite e José Vicente
- 147 **Explaining Bank Failures in Brazil: Micro, Macro and Contagion Effects (1994-1998)** Oct/2007
Adriana Soares Sales and Maria Eduarda Tannuri-Pianto
- 148 **Um Modelo de Fatores Latentes com Variáveis Macroeconômicas para a Curva de Cupom Cambial** Out/2007
Felipe Pinheiro, Caio Almeida e José Vicente
- 149 **Joint Validation of Credit Rating PDs under Default Correlation** Oct/2007
Ricardo Schechtman

- 150 **A Probabilistic Approach for Assessing the Significance of Contextual Variables in Nonparametric Frontier Models: an Application for Brazilian Banks** Oct/2007
Roberta Blass Staub and Geraldo da Silva e Souza
- 151 **Building Confidence Intervals with Block Bootstraps for the Variance Ratio Test of Predictability** Nov/2007
Eduardo José Araújo Lima and Benjamin Miranda Tabak
- 152 **Demand for Foreign Exchange Derivatives in Brazil: Hedge or Speculation?** Dec/2007
Fernando N. de Oliveira and Walter Novaes
- 153 **Aplicação da Amostragem por Importância à Simulação de Opções Asiáticas Fora do Dinheiro** Dez/2007
Jaqueline Terra Moura Marins
- 154 **Identification of Monetary Policy Shocks in the Brazilian Market for Bank Reserves** Dec/2007
Adriana Soares Sales and Maria Tannuri-Pianto
- 155 **Does Curvature Enhance Forecasting?** Dec/2007
Caio Almeida, Romeu Gomes, André Leite and José Vicente
- 156 **Escolha do Banco e Demanda por Empréstimos: um Modelo de Decisão em Duas Etapas Aplicado para o Brasil** Dez/2007
Sérgio Mikio Koyama e Márcio I. Nakane
- 157 **Is the Investment-Uncertainty Link Really Elusive? The Harmful Effects of Inflation Uncertainty in Brazil** Jan/2008
Tito Nícias Teixeira da Silva Filho
- 158 **Characterizing the Brazilian Term Structure of Interest Rates** Feb/2008
Osmani T. Guillen and Benjamin M. Tabak
- 159 **Behavior and Effects of Equity Foreign Investors on Emerging Markets** Feb/2008
Barbara Alemanni and José Renato Haas Ornelas
- 160 **The Incidence of Reserve Requirements in Brazil: Do Bank Stockholders Share the Burden?** Feb/2008
Fábia A. de Carvalho and Cyntia F. Azevedo
- 161 **Evaluating Value-at-Risk Models via Quantile Regressions** Feb/2008
Wagner P. Gaglianone, Luiz Renato Lima and Oliver Linton
- 162 **Balance Sheet Effects in Currency Crises: Evidence from Brazil** Apr/2008
Marcio M. Janot, Márcio G. P. Garcia and Walter Novaes
- 163 **Searching for the Natural Rate of Unemployment in a Large Relative Price Shocks' Economy: the Brazilian Case** May/2008
Tito Nícias Teixeira da Silva Filho
- 164 **Foreign Banks' Entry and Departure: the recent Brazilian experience (1996-2006)** Jun/2008
Pedro Fachada
- 165 **Avaliação de Opções de Troca e Opções de Spread Europeias e Americanas** Jul/2008
Giuliano Carrozza Uzêda Iorio de Souza, Carlos Patrício Samanez e Gustavo Santos Raposo

166	Testing Hyperinflation Theories Using the Inflation Tax Curve: a case study <i>Fernando de Holanda Barbosa and Tito Nícias Teixeira da Silva Filho</i>	Jul/2008
167	O Poder Discriminante das Operações de Crédito das Instituições Financeiras Brasileiras <i>Clodoaldo Aparecido Annibal</i>	Jul/2008
168	An Integrated Model for Liquidity Management and Short-Term Asset Allocation in Commercial Banks <i>Wenersamy Ramos de Alcântara</i>	Jul/2008
169	Mensuração do Risco Sistêmico no Setor Bancário com Variáveis Contábeis e Econômicas <i>Lucio Rodrigues Capelletto, Eliseu Martins e Luiz João Corrar</i>	Jul/2008
170	Política de Fechamento de Bancos com Regulador Não-Benevolente: Resumo e Aplicação <i>Adriana Soares Sales</i>	Jul/2008
171	Modelos para a Utilização das Operações de Redesconto pelos Bancos com Carteira Comercial no Brasil <i>Sérgio Mikio Koyama e Márcio Issao Nakane</i>	Ago/2008
172	Combining Hodrick-Prescott Filtering with a Production Function Approach to Estimate Output Gap <i>Marta Areosa</i>	Aug/2008
173	Exchange Rate Dynamics and the Relationship between the Random Walk Hypothesis and Official Interventions <i>Eduardo José Araújo Lima and Benjamin Miranda Tabak</i>	Aug/2008
174	Foreign Exchange Market Volatility Information: an investigation of real-dollar exchange rate <i>Frederico Pechir Gomes, Marcelo Yoshio Takami and Vinicius Ratton Brandi</i>	Aug/2008
175	Evaluating Asset Pricing Models in a Fama-French Framework <i>Carlos Enrique Carrasco Gutierrez and Wagner Piazza Gaglianone</i>	Dec/2008
176	Fiat Money and the Value of Binding Portfolio Constraints <i>Mário R. Páscoa, Myrian Petrassi and Juan Pablo Torres-Martínez</i>	Dec/2008
177	Preference for Flexibility and Bayesian Updating <i>Gil Riella</i>	Dec/2008
178	An Econometric Contribution to the Intertemporal Approach of the Current Account <i>Wagner Piazza Gaglianone and João Victor Issler</i>	Dec/2008
179	Are Interest Rate Options Important for the Assessment of Interest Rate Risk? <i>Caio Almeida and José Vicente</i>	Dec/2008
180	A Class of Incomplete and Ambiguity Averse Preferences <i>Leandro Nascimento and Gil Riella</i>	Dec/2008
181	Monetary Channels in Brazil through the Lens of a Semi-Structural Model <i>André Minella and Nelson F. Souza-Sobrinho</i>	Apr/2009

182	Avaliação de Opções Americanas com Barreiras Monitoradas de Forma Discreta <i>Giuliano Carrozza Uzêda Iorio de Souza e Carlos Patrício Samanez</i>	Abr/2009
183	Ganhos da Globalização do Capital Acionário em Crises Cambiais <i>Marcio Janot e Walter Novaes</i>	Abr/2009
184	Behavior Finance and Estimation Risk in Stochastic Portfolio Optimization <i>José Luiz Barros Fernandes, Juan Ignacio Peña and Benjamin Miranda Tabak</i>	Apr/2009
185	Market Forecasts in Brazil: performance and determinants <i>Fabia A. de Carvalho and André Minella</i>	Apr/2009
186	Previsão da Curva de Juros: um modelo estatístico com variáveis macroeconômicas <i>André Luís Leite, Romeu Braz Pereira Gomes Filho e José Valentim Machado Vicente</i>	Maio/2009
187	The Influence of Collateral on Capital Requirements in the Brazilian Financial System: an approach through historical average and logistic regression on probability of default <i>Alan Cosme Rodrigues da Silva, Antônio Carlos Magalhães da Silva, Jaqueline Terra Moura Marins, Myrian Beatriz Eiras da Neves and Giovanni Antonio Silva Brito</i>	Jun/2009
188	Pricing Asian Interest Rate Options with a Three-Factor HJM Model <i>Claudio Henrique da Silveira Barbedo, José Valentim Machado Vicente and Octávio Manuel Bessada Lion</i>	Jun/2009
189	Linking Financial and Macroeconomic Factors to Credit Risk Indicators of Brazilian Banks <i>Marcos Souto, Benjamin M. Tabak and Francisco Vazquez</i>	Jul/2009
190	Concentração Bancária, Lucratividade e Risco Sistêmico: uma abordagem de contágio indireto <i>Bruno Silva Martins e Leonardo S. Alencar</i>	Set/2009
191	Concentração e Inadimplência nas Carteiras de Empréstimos dos Bancos Brasileiros <i>Patricia L. Tecles, Benjamin M. Tabak e Roberta B. Staub</i>	Set/2009
192	Inadimplência do Setor Bancário Brasileiro: uma avaliação de suas medidas <i>Clodoaldo Aparecido Annibal</i>	Set/2009
193	Loss Given Default: um estudo sobre perdas em operações prefixadas no mercado brasileiro <i>Antonio Carlos Magalhães da Silva, Jaqueline Terra Moura Marins e Myrian Beatriz Eiras das Neves</i>	Set/2009
194	Testes de Contágio entre Sistemas Bancários – A crise do <i>subprime</i> <i>Benjamin M. Tabak e Manuela M. de Souza</i>	Set/2009
195	From Default Rates to Default Matrices: a complete measurement of Brazilian banks' consumer credit delinquency <i>Ricardo Schechtman</i>	Oct/2009

- 196 The role of macroeconomic variables in sovereign risk** Oct/2009
Marco S. Matsumura and José Valentim Vicente
- 197 Forecasting the Yield Curve for Brazil** Nov/2009
Daniel O. Cajueiro, Jose A. Divino and Benjamin M. Tabak
- 198 Impacto dos Swaps Cambiais na Curva de Cupom Cambial: uma análise segundo a regressão de componentes principais** Nov/2009
Alessandra Pasqualina Viola, Margarida Sarmiento Gutierrez, Octávio Bessada Lion e Cláudio Henrique Barbedo
- 199 Delegated Portfolio Management and Risk Taking Behavior** Dec/2009
José Luiz Barros Fernandes, Juan Ignacio Peña and Benjamin Miranda Tabak
- 200 Evolution of Bank Efficiency in Brazil: A DEA Approach** Dec/2009
Roberta B. Staub, Geraldo Souza and Benjamin M. Tabak
- 201 Efeitos da Globalização na Inflação Brasileira** Jan/2010
Rafael Santos e Márcia S. Leon
- 202 Considerações sobre a Atuação do Banco Central na Crise de 2008** Mar/2010
Mário Mesquita e Mario Torós
- 203 Hiato do Produto e PIB no Brasil: uma Análise de Dados em Tempo Real** Abr/2010
Rafael Tiecher Cusinato, André Minella e Sabino da Silva Pôrto Júnior
- 204 Fiscal and monetary policy interaction: a simulation based analysis of a two-country New Keynesian DSGE model with heterogeneous households** Apr/2010
Marcos Valli and Fabia A. de Carvalho
- 205 Model selection, estimation and forecasting in VAR models with short-run and long-run restrictions** Apr/2010
George Athanasopoulos, Osmani Teixeira de Carvalho Guillén, João Victor Issler and Farshid Vahid
- 206 Fluctuation Dynamics in US interest rates and the role of monetary policy** Apr/2010
Daniel Oliveira Cajueiro and Benjamin M. Tabak
- 207 Brazilian Strategy for Managing the Risk of Foreign Exchange Rate Exposure During a Crisis** Apr/2010
Antonio Francisco A. Silva Jr.