

**UNIVERSIDADE DO VALE DO RIO DOS SINOS – UNISINOS
UNIDADE ACADÊMICA DE PESQUISA E PÓS-GRADUAÇÃO
CURSO DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ECONOMIA
NÍVEL MESTRADO**

ELISA OLIVEIRA BÜTTENBENDER

**MODELO LOGÍSTICO APLICADO A RISCO DE CRÉDITO DE UMA
COOPERATIVA DO SISTEMA FINANCEIRO**

SÃO LEOPOLDO

2013

ELISA OLIVEIRA BÜTTENBENDER

**MODELO LOGÍSTICO APLICADO A RISCO DE CRÉDITO DE UMA
COOPERATIVA DO SISTEMA FINANCEIRO**

Dissertação apresentada como requisito parcial para a obtenção do título de Mestre em Economia, pelo Programa de Pós-Graduação em Economia da Universidade do Vale do Rio dos Sinos – UNISINOS

Orientador: Prof. Dr. Igor Alexandre Clemente de Moraes

SÃO LEOPOLDO

2013

B988m Büttenbender, Elisa Oliveira
Modelo logístico aplicado a risco de crédito de uma cooperativa do sistema financeiro / por Elisa Oliveira Büttenbender. – São Leopoldo, 2013.

74 f. : il. ; 30 cm.

Dissertação (mestrado) – Universidade do Vale do Rio dos Sinos, Programa de Pós-Graduação em Economia, São Leopoldo, RS, 2013.

Orientação: Prof. Dr. Igor Alexandre Clemente de Moraes, Escola de Gestão e Negócios.

1.Sistemas de avaliação de risco de crédito (Finanças).
2.Cooperativas de crédito. 3.Inadimplência (Finanças).
I.Morais, Igor Alexandre Clemente de. II.Título.

CDU 658.88
334.732.2

Catálogo na publicação:
Bibliotecária Carla Maria Goulart de Moraes – CRB 10/1252

ELISA OLIVEIRA BÜTTENBENDER

**MODELO LOGÍSTICO APLICADO A RISCO DE CRÉDITO DE UMA
COOPERATIVA DO SISTEMA FINANCEIRO**

Dissertação apresentada como requisito parcial para a obtenção do título de Mestre em Economia, pelo Programa de Pós-Graduação em Economia da Universidade do Vale do Rio dos Sinos – UNISINOS

Aprovado em 21 de outubro de 2015

BANCA EXAMINADORA

José Roberto Iglesias – UNISINOS

Tiago Wickstrom Alves – UNISINOS

Guilherme Ribeiro de Macedo – UNISINOS

Ao Daniel, aos meus pais e a tantas outras pessoas que participaram dessa caminhada desafiadora, muitas vezes, repleta de obstáculos, por jamais deixarem de dar apoio, bem como entender as ausências e toda a angústia ao longo da trajetória.

AGRADECIMENTOS

Parte deste trabalho tornou-se viável pela atenção, auxílio e ajuda preciosa dos professores Tiago Wickstrom Alves e Marcos Tadeu Caputi Lélis, que, mesmo em sua rotina atribulada, sempre encontraram tempo para contribuir com os testes.

Por fim, agradeço ao meu orientador, pela paciência e dedicação, sem esquecer de todos aqueles que participaram desta jornada, seja de forma direta ou indireta.

“A interação entre fatos e ideias leva a novas formas de análise. Em contrapartida, esses avanços analíticos, por mais obscuros que possam parecer à primeira vista, acabam, em última instância, por desempenhar um papel importante nas políticas governamentais, nas negociações internacionais e na vida das pessoas.” (Paul Krugman e Maurice Obstfeld)

RESUMO

Este trabalho tem como tema a mensuração do risco de crédito do segmento pessoa física. Aborda as teorias atreladas ao risco, as medidas de risco, o acordo da Basileia e a crise financeira iniciada em 2007, nos Estados Unidos. Também procura explicar os modelos de risco tidos como tradicionais: análise discriminante e regressão logística. Aplica o modelo econométrico regressão logística para avaliar quais variáveis têm maior possibilidade de recorrer em inadimplência. Essas variáveis constavam numa amostra extraída de uma unidade de um banco de dados de uma cooperativa do sistema financeiro nacional de atuação na área da saúde e engenharias. Esta peculiaridade leva à análise de indivíduos com perfis semelhantes (formação, renda, escolaridade) que propiciam a insolvência do cliente.

Palavras-Chave: Inadimplência. Risco. Crédito. Previsão.

ABSTRACT

This paper has as its theme the measurement of the individual credit risk. It approaches the theories linked to risk, risk measures, the Basel agreement and the financial crisis started in 2007, in the United States. It also seeks to explain the risk models taken as traditional: discriminant analysis and logistic regression. It applies the logistic regression econometric model to assess which variables are more likely to appeal to default. These variables are contained in a sample extracted from a database unit of a cooperative of the national financial system in the experienced areas of healthcare and engineering. This peculiarity leads to the analysis of individuals with similar profiles (education, income, education) that allow the customer insolvency.

Keywords: Default. Risk. Credit. Forecast.

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Variáveis pelo p-valor ao nível de significância de 95%.....	39
Tabela 2 – Estruturação variável renda.....	66
Tabela 3 – Estruturação variável profissão	66
Tabela 4 - Testes com modelo de regressão logística, considerando 95% de significância.....	67
Tabela 5 – Variáveis pelo p-valor a 95% significância com aplicação do modelo de regressão logística	68

LISTA DE SIGLAS

BACEN	Banco Central do Brasil
BCBS	Basel Committee on Banking Supervision
BIS	Bank for International Settlements
IBGE	Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística
IRB	Internal Rating Base
PIB	Produto Interno Bruto

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO	11
1.1 DEFINIÇÃO DO PROBLEMA.....	11
1.2 OBJETIVOS	12
1.2.1 Objetivo geral	12
1.2.2 Objetivos específicos	12
1.3 JUSTIFICATIVA	12
1.4 DELIMITAÇÃO DO ESTUDO.....	13
1.5 ESTRUTURA DO TRABALHO.....	14
2 REFERENCIAL BIBLIOGRÁFICO	15
2.1 RISCO	15
2.1.1 Tipos de risco	16
2.1.2 Risco de crédito	17
2.2 ACORDO DA BASILEIA	22
3 METODOLOGIA	30
3.1 AMOSTRA.....	30
3.2 REGRESSÃO LOGÍSTICA.....	32
3.3 INTERPRETAÇÃO DOS RESULTADOS	36
4 CONSIDERAÇÕES FINAIS	40
REFERÊNCIAS	41
APÊNDICE A – DADOS CODIFICADOS EM NÍVEIS	66
APÊNDICE B – ORGANIZAÇÃO AMOSTRA E RESPECTIVOS RESULTADOS ...	67
APÊNDICE C – RESULTADOS EXTRAÍDOS DA APLICAÇÃO DO MODELO DE REGRESSÃO LOGÍSTICA	69

1 INTRODUÇÃO

A crise financeira mundial, iniciada em 2007, suscitou a necessidade de investigar o uso dos modelos para análise do risco de crédito e da liquidez das instituições financeiras. Isso porque é uma das principais formas de receita destas empresas, podendo a inadimplência levá-las à redução dos lucros e até à falência. Além disso, é um potencial desestabilizador da economia de diferentes países.

A investigação acerca do uso dos modelos para análise do risco, segmento crédito e da liquidez, das instituições financeiras, é feita com o objetivo de traçar um perfil do tomador de empréstimo, seja ele uma pessoa física ou jurídica, atribuindo-lhe escores e probabilidades relativas à chance de inadimplência. Esse tipo de estimativa contribui para amenizar o impacto das variações da economia na vida do tomador de empréstimo e das instituições financeiras (PEREIRA, 2006).

Devido ao crescimento desse segmento, no cenário internacional, os órgãos reguladores precisaram estabelecer regras mais criteriosas quanto ao fornecimento de empréstimo, concentração e valores a serem retidos¹.

Nesse contexto, autores que discutem essa questão, tais como: Dong, Lai e Yen (2012), Jackson e Perraudin (2000), Jarrow (2011), e García, Marqués, e Sánches (2012).

1.1 DEFINIÇÃO DO PROBLEMA

A política econômica adotada pelo Brasil, para fazer frente aos impactos negativos da crise financeira, iniciada em 2007, passou a ser a redução das taxas de juros, a facilitação do acesso ao crédito e a amplificação dos prazos de financiamento. Essa política acarretou a necessidade de uma regulação e de um

¹ O acordo da Basileia foi iniciado pelos representantes dos bancos centrais dos países industrializados membros do G-10 (Bélgica, Reino Unido e Estados Unidos, Canadá, Alemanha, França, Itália, Japão, Luxemburgo, Holanda, Espanha, Suécia, Suíça), em 1975. Em 1988, havia 25 princípios para estabelecer uma metodologia de avaliação de risco de crédito, e prazo de 4 anos para adequação dos participantes às regras. Em 1993, foi adaptado para alterações de mercado e, dentre suas medidas, propunham-se níveis mínimos de estoque de capital para os bancos, normas contábeis transparentes, maior segurança no sistema de dados. Em todo o tempo de sua existência, foram estabelecidos o Acordo da Basileia I, II, 2,5 e III. (BANK FOR INTERNATIONAL SETTLEMENTS - BIS, tradução BACEN - Banco Central do Brasil, 2006).

controle mais efetivo, por parte dos órgãos reguladores e das instituições financeiras, na decisão de a quem emprestar, para reduzir o risco de insolvência.

Para tal, as instituições financeiras passaram a utilizar os modelos de previsão de risco como método auxiliar, para a tomada de decisão. Esse fato trouxe a necessidade de estimar e de avaliar a sua eficiência, a fim de averiguar se eles atingem os objetivos aos quais se propõem no sistema financeiro. Em outras palavras, verificar se eles conseguem responder o seguinte questionamento: O modelo de regressão logística é eficiente quanto à identificação das características dos clientes que podem se tornar inadimplentes?

1.2 OBJETIVOS

1.2.1 Objetivo geral

O presente trabalho tem como objetivo geral testar o modelo de regressão logística na concessão de crédito à pessoa física, para avaliar se as características socioeconômicas são capazes de discriminar e prevenir a inadimplência dos tomadores de crédito.

1.2.2 Objetivos específicos

São objetivos específicos deste trabalho:

- a) Abordar os riscos, seus tipos, o Acordo da Basileia, a crise financeira e as diferentes medidas estatísticas dos modelos de previsão de risco de crédito;
- b) Aplicar o modelo de regressão logística para buscar identificar quais as variáveis socioeconômicas que dão indício da possibilidade de presença da inadimplência no comportamento do indivíduo.

1.3 JUSTIFICATIVA

A pesquisa mostra-se relevante pelo fato de abordar a capacidade dos modelos de previsão de risco em prever probabilidade de inadimplência, tema

importante para as instituições financeiras e para a sociedade. Além disso, a presente investigação visa a contribuir para as discussões acadêmicas sobre o tema.

A importância da pesquisa está atrelada aos benefícios que a concessão de crédito, seguida pela medida de risco, traz para a economia, conforme Ali e Daly (2010), Silva e Divino (2013), Zdzienicka (2011) e Ziesemer (2010).

Além disso, a crise iniciada em 2007, nos EUA, envolvendo os *shadow bankings* (CINTRA; FARHI, 2008; POL, 2012; BENGTSSON, 2013; SWAN, 2009). Esse evento enfatiza que a evolução da tecnologia, com a integração em tempo real nos mercados, torna impossível ficar imune aos efeitos negativos de uma postura de risco em um determinado sistema financeiro de um país (CAUOUTTE; et al., 2009; AGUR, 2013; MASCIANDARO; PANSINI; QUINTYN, 2012).

Diante desses fatos, fortalece e amplifica as propostas do Acordo da Basileia que enfoca a padronização de procedimentos, organização, segurança, supervisão, gerenciamento de risco, transparência de informações sobre saúde financeira das instituições do setor, retenção de recursos proporcional ao risco ao qual estão expondo, manutenção de ativos líquidos, entre outras propostas estabelecidas em I, II, 2.5 e III (em fase de implantação) (SOBREIRA, 2011; AMARAL, 2013; WAHLSTRÖM, 2009; BIS, 2009; BIS, 2010).

Nesse contexto, os modelos de previsão de risco de crédito são mecanismos quantitativos embasados nos dados cadastrais do proponente que, com agilidade, possibilitam a identificação das propostas de crédito que são consideradas arriscadas, através da previsão do provável comportamento do cliente, para tentar evitar aqueles que gerariam eventuais perdas, como abordam Vasconcelos (2002), Gürtler e Hibbeln (2013), Milne (2013) e Silva (2003). Essa possibilidade estimula uma investigação mais profunda sobre o quanto são, de fato, eficientes tais modelos em prever a insolvência, como ressaltam Markose, Giansante e Shaghghi (2012), Battaglia e Gallo (2013) e Khandani, Kim e Lo (2010).

1.4 DELIMITAÇÃO DO ESTUDO

A pesquisa abrange a descrição e a aplicação do modelo de regressão logística na previsão de risco para a concessão do crédito à pessoa física,

complementada pela abordagem de outras teorias relevantes para a análise de risco de crédito.

Os dados para teste contemplam clientes de uma empresa do sistema cooperativista, atuante na área da saúde e engenharias, no período do mês de outubro de 2012, englobando financiamentos e empréstimos, em sua maioria de curto e médio prazo (o prazo máximo é 10 anos), para uso pessoal, podendo ter garantias ou não.

1.5 ESTRUTURA DO TRABALHO

Além da introdução, esse trabalho contempla no segundo capítulo, um breve referencial teórico sobre o risco, especificando os tipos, o risco de crédito, o Acordo da Basileia, a crise financeira, iniciada em 2007, nos Estados Unidos e contextualizam-se algumas medidas de risco de crédito e a sua aplicação. E, por fim, apresenta-se a metodologia com descrição do modelo de regressão logística, interpretação dos resultados e as considerações finais.

2 REFERENCIAL BIBLIOGRÁFICO

Neste capítulo, é feita uma rápida referência aos riscos atrelados ao mercado de crédito, com suas medidas e peculiaridades, e ao Acordo da Basileia, com suas medidas de proteção ao sistema financeiro.

2.1 RISCO

De acordo com Ross, Westerfield e Jaffe (2002), o risco pode ser visualizado como sistemático e não sistemático. O primeiro, afeta em menor ou maior grau, não precisando estar diretamente envolvido.

Um exemplo são as alterações dos cenários macroeconômicos em relação ao fornecimento de créditos. Esse evento traz instabilidade quanto ao recebimento dos recursos fornecidos na forma de crédito, como explicam Bangia, et al. (2002), Carperter, Whitesell e Zakrasek (2001) e Kavvathas (2001).

O segundo faz referência a evento que atinge um grupo específico, está diretamente envolvido.

Mas é pela mensuração de risco que se procura prever, nos períodos de recessão, se existe uma probabilidade em relação ao default, o que leva à elevação do custo dos recursos disponibilizados para o crédito, ocasionando a redução da oferta. Um dos motivos dessa redução está na necessidade de uma maior retenção de recursos por parte das instituições financeiras bancárias para cobrir as eventuais perdas e possíveis situações de insolvência. Esse é discutido em Ross, Westerfield, e Jaffe (2000) e Securato (1996).

Partindo do panorama do Acordo da Basileia III, o risco não se restringe somente ao crédito, mas também à reputação (imagem), à legalidade (alterações nas leis vigentes), ao contrato (ações judiciais), à liquidez (transformar investimento em dinheiro), à taxa de juros (variações que incidem sobre seus ativos), ao mercado (perdas decorrentes de oscilações nos agregados macroeconômicos e financeiros), à operacionalidade (falhas e erros) (BIS, set/2010; BIS, out/2010; BIS, out/2011).

2.1.1 Tipos de risco

Há vários tipos de riscos apontados na literatura nacional e internacional, dentre estes está o de mercado, liquidez e crédito quando a preocupação é atrelada a possibilidade de inadimplência. Autores como Corrar e Capelletto (2008) apresentam o risco de mercado, relacionado à influência que traz as alterações de taxas de juros, câmbio, preços de ações e *commodities* na vida financeira dos atores tomadores de recursos. Sobre esse tema, Braga (2009), Freitas (2009) e Resende (2009) enfocam o quanto uma crise pode afetar a todos os agentes em níveis diversificados de intensidade. Outros autores que também abordam o assunto são Esqueda, Assefa e Mollick (2012), Fukuda (2012) e Amidu (2013).

Quanto ao risco de liquidez, está atrelado a prazo, moedas, indexador e fluxo de caixa. Também contribui para a desconfiança em relação à credibilidade da instituição e à capacidade de honrar seus compromissos. Ocasiona insegurança entre os depositantes, levando à situação conhecida como *corrida bancária* (sacar recursos). Vários estudos abordam o tema: Pereira (2010), Cintra e Farhi (2008), Farhi e Cintra (2009), Freitas (2009), Varotto (2011), Appendini e Garriga (2013), Friewald, Jankowitsch e Subrahmanyam (2012), Rösch e Kaserer (2013), Gefang, Koop e Potter (2011) e Ratnovski (2013).

O risco de crédito será descrito na seção seguinte por se tratar de considerável relevância para o estudo.

Entretanto, seja qual for a sua forma de risco, a preocupação em conter está na possibilidade de apresentar características sistêmicas. Portanto, está entre os eventos que causam preocupação nos órgãos reguladores e fiscalizadores do sistema financeiro, como esclarecem Corrar e Capelletto (2008), Kashyap, Rajan e Stein (2008) e Taylor (2010). Diversos estudos procuram avaliar os impactos dos riscos na sua forma sistêmica, no cenário internacional, como os de Anand, Gai e Marsili (2012), Brunnermeier e Oehmke (2013) e Nijskens (2011), e também, no Brasil, os de Corsii e Alves (2009) e Martelanc e Ghani (2008). Além disso, há uma série de outros trabalhos que procuram relacionar a importância da enumeração das características que levam ao formato sistêmico para a formação de regras, tais como: Cerutti, Claessens e Mcguire (2012), Drehmann e Tarashev (2011), Huang, Zhou e Zhu (2012) e Khandani, Kim e Lo (2010).

As sugestões preventivas incluem a capacidade preditiva dos modelos de aprendizagem como ferramenta que permite antever a inadimplência de 3 a 12 meses de antecedência pela capacidade adaptativa às mudanças ao longo do tempo, como em Khandani, Kim e Lo (2010). Jobst (2013) estuda a possibilidade de existirem indícios que permitiriam prever o início da crise sistêmica. De acordo com Billio et al (2012), as empresas como as de fundos de hedge, bancos, corretores e companhias de seguros se aproximaram muito, passando há ter uma interligação entre si, o que contribuiu para a propagação das crises tendo os bancos como principal meio propagador. Huang, Zhou e Zhu (2012) propõem-se a medir o risco sistêmico no sistema financeiro pela identificação das instituições financeiras sistemicamente importantes, e como ele está distribuído a este percentual de influência sistêmica nos bancos individualmente.

2.1.2 Risco de crédito

Trata-se de uma tentativa de mensurar o risco a que uma instituição financeira está sendo exposta ao fornecer recursos na forma de crédito, parte essencial na decisão da gestão dos mecanismos de avaliação de risco e precificação dos produtos ofertados. Ao longo dos anos, para conseguir atender às suas demandas, a avaliação do risco do crédito passou de uma forma subjetiva para uma forma que está associada a uma modelagem quantitativa. O que levou a esse comportamento foi o fato de permitir avaliar um maior número de propostas em menor tempo, numa forma padronizada e sistemática, dando mais segurança e agilidade às decisões, possibilitando amenizar perdas, reduzir insegurança, dentre tantos outros benefícios, segundo Lopez e Saidenberg (2000), Rosen e Saunders (2010), Saunders (2002) e Malik e Thomas (2012).

Outra razão que contribuiu para essa preocupação é o Acordo da Basileia, que traz, entre suas premissas, a previsão de penalização de instituições financeiras que assumem riscos demasiadamente elevados, através da determinação de retenção de recursos proporcionais aos riscos adquiridos. Esta medida buscou propiciar o comportamento de prudência nas decisões de quem fornece recursos na forma de empréstimo, impondo a ponderação do risco a que se está expondo, o

retorno esperado e a precificação dos seus produtos (BIS, jul/2011; BIS, set/2013; BIS, aug/2010; BIS, out/2011; CHAMI; COSIMANO, 2010; ALLEN, et al, 2012).

Afinal, qualquer proposta de crédito traz consigo a possibilidade de inadimplência por parte do tomador por inúmeros fatores, tais como: degradação de garantia, concentração de crédito, imposição de restrições, riscos conjunturais do país e das demais economias de outros países. As afirmações acima estão baseadas nas abordagens de Pereira-Bresser (2010), Corrar e Capelletto (2008), Cintra e Gagnin (2007), Duarte (2005), Guimarães e Lima (2010), Pu e Zhao (2012), Rosen e Saunders (2010), Securato (2012), Santos e Famá (2007) e Uberti e Figini, (2010).

A análise subjetiva baseia-se na experiência adquirida pelo analista de crédito que faz uso de informações internas da instituição financeira, como o cadastro, de meios externos, de instituições especializadas nesse tipo de avaliação², de seu conhecimento técnico e de seu discernimento adquirido com experiência e conhecimento empírico no ramo. Capotorti e Barbanera (2012) realizam uma pesquisa na qual analisam se o uso da análise subjetiva, baseada no *credit score*, seria um dos motivos da crise financeira. Mas há estudos como de Chang e Yeh (2012), que afirmam que o uso da análise subjetiva, quando associado a um método quantitativo, auxilia de forma positiva na detecção da inadimplência.

Já a análise objetiva de crédito inclui ferramentas para formar pareceres de decisão, com o uso de métodos estatísticos de mensuração do risco capazes de mapear a capacidade de pagamento dos tomadores de empréstimo. Autores como Gonçalves (2005) aplicam os modelos de redes neurais, regressão logística, algoritmos genéticos em uma instituição financeira para descobrir qual o mais adequado aos dados e com melhor resultado. You (2012) propõe a viabilidade de mensurar possíveis inadimplências por uma modelagem estatística.

As duas metodologias são formadas com o uso de indicadores que demonstram a decomposição do perfil do tomador de recursos e, por consequência, traçam a composição da instituição financeira responsável pelo fornecimento do crédito. Esse perfil tem como foco detectar as características de comportamento que contribuem para a inadimplência e que são relevantes para prever o comportamento da instituição diante das mudanças nos cenários macroeconômicos.

² No Brasil, há o Serasa Experian.

Lowenko (2010) faz referência à relevância dos modelos de gestão de risco, quanto a agregar conhecimento para formulação de decisões, mas defende que são apenas ferramentas auxiliares na tomada de decisão, por necessitarem de ajustes, aprimoramentos de forma contínua, para poderem apresentar resultados mais coerentes. Para justificar, cita as recentes crises do sistema financeiro e como os modelos foram um tanto ineficazes em prevê-la.

Na área, sobre os métodos tradicionais de avaliação de crédito, Securato propõe como sendo especialista, *ratings* e escores de crédito (SECURATO, 2012).

O sistema especialista tem como figura principal um parecer emitido por uma pessoa ou equipe com amplo conhecimento sobre o segmento de fornecimento de recursos na forma de crédito, a partir de avaliação da proposta. Esses profissionais podem ser chamados de especialistas, *experts* ou, simplesmente, analistas de crédito, como se pode ver em Caouette, Altman e Narayanam (1998) e Securato (2012). Waagepetersen (2010) traz a importância do sistema especialista para estabelecer os pesos para cada variável extraída do cadastro e histórico do cliente, com o uso da regressão logística.

As modelagens que incluem este método tentam reproduzir um conjunto de procedimentos de decisão utilizados pelos analistas de crédito³, agregando essas informações ao modelo que simula as decisões desses profissionais.

Para tal, fazem uso dos parâmetros conhecidos como C's de crédito que estão divididos em cinco características⁴, segundo Securato (2007), para formular a análise, quanto ao fornecimento do crédito ou não. Uma das principais críticas a esse modelo diz respeito à consistência das informações e à subjetividade (SAUNDERS, 1999).

Stell (2009) traz a ideia de que existe outro "C", na análise tradicional, Change, que representaria a mudança do ambiente econômico em geral.

³ Tais como: dados cadastrais do tomador de crédito, informações financeiras: conjunto de indicadores financeiros obtidos por balanço, declaração de Imposto de Renda ou relatórios gerenciais, e, ainda, outras informações características, de acordo com o tipo de cliente. (SECURATO, 2007).

⁴ Esses são: caráter (comprometimento em pagar), podendo ser formado pela base de banco de dados do Serasa Experian e do SPC Brasil; capacidade (liquidar as obrigações assumidas); capital (patrimônio capaz de tornar líquido para sanar as dívidas); colateral (capacidade de execução da garantia- bens imóveis e móveis, garantia fidejussória ou fiança, em caso do não cumprimento com as obrigações pecuniárias); condições (estabelece a influência exercida pelas variáveis macroeconômicas na economia, nos setores, nos rendimentos, que podem fazer influência sobre capacidade de pagamento).

Essa abordagem dos C's é qualitativa e simplista, necessita ser associada a outras informações de relevância, adquiridas com histórico de inadimplência. E, ainda, faz-se necessário avaliar o mercado e o setor em que o tomador atua.

É relevante esse sistema, porque auxilia na escolha das variáveis independentes a serem testadas em modelos econométricos de previsão em relação ao crédito, permitindo estabelecer um perfil de comportamento.

Outro sistema de avaliação é o *Rating*. Este método divide os empréstimos em classes diferentes de modo que sejam atribuídas provisões de acordo com o grau de risco. O responsável por esta divisão é a própria instituição financeira, seguindo sua política de crédito. Quanto melhor o *rating* do empréstimo, menor é a porcentagem de provisão a ser retida.

A crítica a esse modelo, segundo Saunders (1999) e Santos (2009), fundamenta-se em o sistema não levar em consideração a diversificação da carteira, para amenizar o risco de inadimplência. Por isso, a cada nível é atrelado um risco e, em relação a esse risco, é estabelecido um provisionamento de valor. O *rating* é abordado em Duan e Laere (2012) que têm sua pesquisa nos CRI; Becker e Milbourn (2011), no mercado de títulos e agências reguladoras; Ponce (2012), nas agências reguladoras, em relação à qualidade de informação fornecida.

E, por fim, há o *Credit Scoring* (escore de crédito) que usa um sistema de pontuação estabelecido a partir de variáveis escolhidas, que incluem informações quantitativas e qualitativas, conforme Sicsú (2010).

O mesmo engloba um conjunto de técnicas estatísticas e de decisão estruturada, a partir de uma fórmula baseada nas informações dos clientes e ponderada por seus dados (financeiros, patrimoniais, setoriais, conjunturais e de idoneidade), que propiciam aos fornecedores de crédito discriminar os que honrarão os compromissos assumidos dos que não o efetivarão. Este modelo mostra o risco do crédito, porém, não o explica, como apontam Santos (2009), Santos (2003) e Thomas (2002). Finlay (2011) aborda a hipótese de possíveis falhas com o uso do *credit score* na previsão de risco de crédito, em determinados anos, no Reino Unido.

O modelo é empírico⁵, porque inclui qualquer característica para tentar prever a inadimplência⁶. Dentre as mais usadas estão: estabilidade (residência, emprego), vida financeira (cartão de crédito, relacionamento com o banco), capacidade financeira (renda, profissão, emprego do cônjuge) e despesas que possui (dependentes, empréstimos no sistema financeiro) (THOMAS; EDELMAN; CROOK, 2002).

Para amenizar essa subjetividade, é feita uma associação de alguns métodos quantitativos com os qualitativos, já aplicados como critério de decisão. Inicialmente, estabelecem-se as variáveis e seus respectivos critérios de pontuação para avaliação do risco de inadimplência.

Santos e Famá (2007) realizaram uma pesquisa em relação à concessão de crédito rotativo às pessoas físicas, composta por variáveis sistêmicas e não sistêmicas, no Brasil, e do modelo de *credit scoring*. Um outro estudo verificou se a segmentação proporcionaria uma melhor avaliação aos riscos. Para tal, fez uso da associação de dois modelos: a regressão logística e a árvore de decisão, a um *scoring de credit* (BIJAK; THOMAS, 2012).

Uma variação do modelo *credit scoring* é o *behaviour scoring*, trata-se de um sistema de pontuação, com base em análise comportamental, que tem correlação com variáveis conjunturais. Tal modelo inclui, na sua avaliação, os hábitos de consumo, lazer, viagens, tipo de aplicação financeira, entre outras características, para constatar o tipo de risco que se está disposto a correr. Além disso, objetiva verificar se a renda e o patrimônio estão de acordo com seus hábitos, e se as obrigações assumidas pelo indivíduo estão de acordo com sua saúde financeira.

Essas informações são difíceis de serem conseguidas. No entanto, as administradoras de cartão de crédito, normalmente, conseguem ter acesso a essas informações, conforme Securato (2012). Também Singh, Murthi e Steffes (2013), Nie et al (2011) e Ha e Krishnan (2012) abordam o assunto.

Normalmente, essas informações são úteis para aplicação de vários modelos de previsão, como nos testes realizados com o modelo de cadeias de *Markov*, com a agregação das variáveis econômicas, idade, empréstimos, de uma carteira de cartão

⁵ O critério de escolha das variáveis, nesse método, termina sendo subjetivo porque é difícil justificar a sua relevância para a escolha de determinadas variáveis em detrimento de outras para mensurar o risco atrelado ao fornecimento de recursos a um determinado tomador.

⁶ Crone e Finlay (2012) ressaltam que, para conseguir melhores resultados com o uso do *credit score*, é necessário amplificar o tamanho da amostra para corrigir imperfeições.

de crédito do Reino Unido, de acordo com Malik e Thomas (2012). Chi e Hsu (2012) fazem disso sua metodologia de pesquisa, para selecionar as variáveis pelo algoritmo associado com comportamento, a fim de construir um modelo bidimensional (*credit behavior* com *bureau scoring*), para aprimorar a precisão na avaliação do risco.

Marqués, García e Sánches (2012), por sua vez, propõem o uso da classificação *behavior*, com associação do *credit scoring*, para estabelecer as variáveis que permitem testar a eficiência de alguns modelos de previsão como a árvore de decisão, as redes neurais e a regressão logística.

O *credit score*, assim como *behavior*, são ferramentas de auxílio para a escolha das variáveis relevantes para investigar possível inadimplência juntamente com os modelos de previsão, com um sistema de aprendizagem ou não, paramétrico ou não, como abordam Kao, Chiu e Chiu (2012) e Kruppa et al. (2013).

2.2 ACORDO DA BASILEIA

A interligação entre as economias de diferentes países, seja pelo comércio, comunicação, entre outras formas, levantou o interesse de uma padronização dos sistemas de segurança para evitar problemas com características sistêmicas. Para tal, a forma encontrada pelas instituições reguladoras foi padronizar as formas de organização e supervisão. Surge, então, o Acordo da Basileia.

A instituição na qual essa proposta foi gerida é o BIS (*Bank for International Settlements*), com o Comitê de Supervisão Bancária da Basileia (*Basel Committee on Banking Supervision* - BCBS), criado em 1975. Ele propunha regras que fortalecessem a regulação, a supervisão e a prática, e que poderiam conter a alavancagem nas instituições financeiras. Para instituições de atuação internacional, previa medidas de orientação e supervisão que atentavam para a governança cooperativa, gestão de risco de liquidez cambial e operacional, assim como amplificação dos controles e auditoria interna e externa, teste de estresse e instituições supervisoras (KASHYAP; STEIN, 2004), (SOBREIRA, 2011), (BIS, 2006).

O Acordo de Capital da Basileia (*International Convergence of Capital Measurement and Capital Standards*), na sua primeira versão, dentre outros

objetivos, propôs quantias mínimas de capital a serem mantidas pelas instituições financeiras, de acordo com o risco assumido em suas atividades, como se pode ver em Sobreira (2011), Alexander, Baptista e Yan (2013), Mcaleer, Martin e Amaral (2013) e BIS (aug/2009). No Brasil, a implementação deu-se com a Resolução 2.0099/1994, emitida pelo Banco Central.

O Acordo da Basileia II, de 2004, publicado em 2006, apresentava, entre suas diretrizes, o reforço e o aprimoramento dos temas abordados, no acordo anterior, privilegiando a busca por um sistema financeiro internacional estável e seguro. Ressaltou a necessidade de uma supervisão bancária eficaz, com o disciplinamento do mercado, a supervisão do processo de adequação das instituições financeiras (BIS, jul/2004, jun/2006), (WAHLSTRÖM, 2009), (BACEN, jul/229), (REPULLO; SUAREZ, 2008), (REPULLO; SAURINA; TRUCHARTE, 2009), (SAURINA; TRUCHARTE, 2007). No Brasil, a implantação do acordo da Basileia II ocorreu, gradualmente, com o comunicado 12.746, de dezembro de 2004 (BACEN, 2013).

O Acordo da Basileia 2.5, entre outras medidas, sugere para os bancos a manutenção de um percentual de capital como para a manutenção de liquidez para saldar compromissos, contribuiu com medida referente às cooperativas de crédito e revisava os pilares do acordo anterior. A justificativa para a inclusão deste item reside na existência da possibilidade de não se conseguir transformar ativos, para sanar possíveis faltas de recurso e liquidez (BIS, 2009).

Por fim, tem-se o acordo da Basileia III, ainda em fase de implementação em vários países, cujo foco principal está em propor parâmetros de comportamento para fortalecer a resistência, em períodos de estresse, em relação ao risco de insolvência, para tentar impedir que ocorra de forma cíclica, e amplificar a capacidade de absorver problemas nas economias e no sistema financeiro de diferentes países (BACEN, 2013; BIS, 2010; SHARMA, 2012).

Essas medidas trouxeram inúmeras mudanças no comportamento do sistema financeiro, o que pode ser observado em inúmeros países, como na Alemanha (LIEBIG; et al., 2007) e em Portugal, Grécia, Itália, Espanha (ROSSIGNOLO; FETHI; SHABAN, 2013). Ainda, conforme Yan; Hall e Turner (2012), no Reino Unido, e, segundo Jayadev (2013), na Índia. Algumas pesquisas, como de Antão e Lacerda (2011) abordam a hipótese estabelecida nos Acordos da Basileia I e II, avaliando o impacto gerado pelas medidas de retenção de capital para fazer frente aos riscos

assumidos em relação ao crédito fornecido. Distinguin, Roulet e Tarazi (2013), nos Estados Unidos e na Europa, com o uso das posições de balanço, verificaram o impacto na liquidez da Basileia II. Lang et al. (2008) analisaram o impacto nos Estados Unidos em relação ao empréstimo pelo cartão de crédito, de acordo com as regras da Basileia II, em comparação com a I. Guidara et al. (2013) analisaram os bancos do Canadá, com o uso da análise micro e macro de previsão de risco e possíveis reflexos da Basileia III, diante de nuances cíclicas de transações financeiras.

No Brasil, Almeida et al. (2012), pela abordagem comparativa, analisaram a influência da crise financeira mundial na estrutura econômica das instituições financeiras bancárias brasileiras, para entender as variáveis envolvidas e seus reflexos no balanço patrimonial, com a influência das regras propostas pelo Acordo da Basileia. Para tal, analisaram, em três recortes de tempo: antes da crise (2006-2007); durante a crise (2008-2009); e depois da crise (2010-2011). Andrade e Thomas (2007), com informações de um banco de varejo, testaram e compararam seus resultados com a abordagem proposta pela Basileia II. Abordam também o assunto Bertucci, Amaral e Souza (2004), e Tombini (2012) e Cabral (2013).

Como pode ser visto na literatura da área, os acordos propostos, em sua essência, procuram amenizar o impacto de crises do sistema financeiro pela padronização de comportamento. Esse precisou ser proativo, para tentar evitar e reduzir possíveis perdas provenientes de recursos empregados de forma inadequada, na forma de crédito. Para tal, estabeleceram regras, a fim de ponderar o risco assumido com o volume de capital a ser retido para sanar eventuais perdas de recursos, conforme BIS (aug/2009), BIS (out/2011), Allen, et al. (2012), Alexander, Baptista e Yan (2013), Demirgüç-Kunt e Detragiache (2011), e Ayadi (2013).

2.3 CRISE E CRÉDITO

O cenário econômico no Brasil, a partir do Plano Real, contribuiu para uma expansão da modalidade de crédito da pessoa física, trazendo a necessidade de agilidade na aprovação das propostas por parte dos bancos.

Ao mesmo tempo, nesse período, no cenário internacional, aparentemente, as instituições que trabalham com o fornecimento de crédito são as mais expostas a crises sistêmicas e, até mesmo, as responsáveis por elas. Enfatizando a necessidade de avaliação criteriosa para efetivar a concessão de recursos.

Um exemplo foi a crise financeira, iniciada em 2007, com hipotecas oferecidas a clientes de qualidade de crédito inferior na carteira dos *shadow banking system* (“sistema bancário global que atuava na sombra”) e que funcionavam como um banco, captando recursos, no curto prazo, através de operações alavancadas, investindo em ativos de longo prazo ilíquidos, mas não eram regulados ou fiscalizados. Esse assunto é abordado por Pereira-Bresser (2010), Gefang, Koop e Potter (2011), Cintra e Farhi (2008), Braga (2009), Farhi e Cintra (2009), Ipea (2010), Bengtsson (2013), Lewis (2009), Demyanyk e Hasan (2010) e Buitter (2008).

Mas, quando se faz referência às motivações que levam a uma crise que envolve as instituições financeiras, algumas questões surgem, como a abordada por Klomp (2010) que analisou 110 países, no período de 1970 a 2007, para procurar quais as causas que proporcionariam indícios de crise, dentre as variáveis macroeconômicas. Pode-se consultar Büyükkarabacak e Valev (2010), para uma análise das expansões do volume de recursos em crédito fornecido; Connor, Flavin e O’Kelly (2012) que detectaram quatro características presentes em diferentes países, quando o tema é crise e crédito; e Beltratti e Stulz (2012) pelos reflexos sentidos pelas ações, tendo buscado identificar que comportamento de tomada decisão contribuiu para ser mais ou menos afetado pela crise em relação ao crédito. Gagnon e Gimet (2013) analisaram impactos nacionais e internacionais com a implementação de medidas de redução de taxa de juros de curto prazo, elevação de gastos do governo, nos Estados Unidos, Zona do Euro e Canadá, no período de 2003 a 2011.

Como forma de enfrentar os problemas de liquidez, no início da crise financeira de 2007, num primeiro momento, para estancar os sinais de perdas das instituições bancárias, os bancos centrais de Estados Unidos, Inglaterra, Japão, União Europeia, Suíça, Suécia e Canadá injetaram recursos para amplificar a liquidez, mas isso se mostrou insuficiente. Uma forma para contornar o problema americano, além de realizar aporte de capital para as instituições financeiras, foi alinhar um conjunto de políticas econômicas e de finanças públicas. Farhi et al.

(2009), Gagnon e Gimet (2013), Cornett et al. (2011) e Beirne (2012) abordam o tema.

Isso trouxe a necessidade de estabelecer outras formas de medidas prudenciais para evitar crises financeiras, sendo uma delas a revisão do Acordo da Basileia. Esse, além de propor uma maior liquidez, também passou a priorizar a transparência e a padronização de procedimentos por meio de uma supervisão mais eficiente, como explicam Minsky (2010), Bernanke (2009) e Dominguez, Hashimoto e Ito (2012).

O comportamento efetuado para procurar amenizar as crises seguiu as linhas de presença de um Banco Central atuante pelo fornecimento de empréstimo, em última instância, para manter a liquidez das instituições financeiras, bem como a busca na forma de intervenção governamental para a manutenção e estímulo do investimento e da produção, para minimizar os impactos ocasionados por crises, como possíveis déficits fiscais e recessões, dentre outras medidas.

No Brasil, para suprir eventuais e prováveis nuances da crise que poderiam atingir a economia, o governo adotou medidas fiscais e de crédito. A outra razão pela qual a economia brasileira sofreu de forma mais amena está na estrutura do sistema financeiro com um Banco Central atuante (NOZAKI, 2011), (FREITAS, 2009), (BELTRATTI; STULZ, 2012).

Outra pauta de proposta internacional, para conter possíveis crises, está no compartilhamento de informações de crédito para auxiliar na redução da probabilidade de crises financeiras, como o estudado por Buyukkarabacak e Valev (2012) e Mendonça, Galvão e Loures (2013).

A lição de aproveitamento dessa situação está em que a informação clara e transparente da saúde financeira das instituições, assim como um governo e um Banco Central atuantes e presentes, auxiliam a evitar, amenizar e conter os reflexos de desequilíbrios que têm características sistêmicas.

2.4 MEDIDAS DE RISCO

Os modelos de previsão de risco procuram indicar apenas o perfil do cliente quanto à capacidade de pagamentos, segundo Kimura et al. (2005). Por este fato, podem ser vistos como uma ferramenta de auxílio ao crédito massificado, pois

possibilitam a avaliação de um grande número de solicitações de valores baixos, através de estatísticas estabelecidas na construção dos modelos, os quais consideram, na sua avaliação, o histórico do cliente com as instituições, para diferenciar quem honrará os compromissos assumidos de quem não o fará, permitindo chegar às decisões de fornecer ou não o crédito, com mais agilidade e segurança, de acordo com Silva (2006).

Nesse contexto, vários autores abordam, em suas pesquisas, a combinação de modelos de previsão de risco no crédito com o intuito de descrever e comparar seus resultados, como Selau e Ribeiro (2009), Gonçalves (2005), Silva (2003), Cauette et al. (2009), Minussi, Damacena e Ness (2002), Virgilito (2008), Guimarães e Neto (2002), Rosenberg e Glein (1994), Malhotra e Malhotra (2002).

A mensuração do risco é sempre com o intuito de prever a exposição a possibilidade de inadimplência pelas instituições financeiras ao fornecer recursos aos seus clientes na forma de empréstimo, face o uso de inúmeros métodos de teste de pesquisa. Para tal, em um primeiro momento, capta as informações básicas num cadastro feito em cada instituição financeira. Tratam-se de informações qualitativas e quantitativas, para procurar decifrar quais características recaem mais frequentemente em falta de capacidade de pagamento. Para realizar esses testes, podem ser usadas inúmeras modalidades de ferramentas, tais como mostradas em Dong, Lai e Yen (2012), Crook, Edelman e Thomaz (2007), Saunders (2000) e Gutiérrez et al. (2010).

As mensurações de crédito mais aplicadas são os modelos estatísticos e econométricos, sistemas operacionais, inteligência artificial, abordagem híbrida, conjunto de modelos, sistemas especialistas e modelos de otimização. Assim, as técnicas de modelagem mais vistas em estudos são análise discriminante (ROSENBERG; GLEIT, 1994; SUSTERSIC; MRAMOR; ZUPAN, 2009), regressão logística (DONG; LAI; YEN, 2012; THOMAS, 2009), árvore de decisão (ZHANG, et al. 2010, MANDALA, NAWANGPALUPI; PRAKTIKTO, 2012); redes neurais (BARTH, 2004; KHASHMAN, 2010; KHASHMAN, 2011; YU; WANG; LAI, 2008; BUSCEMA; SACCO, 2002), máquina vetor (GALINDO; TAMAYO, 2000; PALEOLOGO; ELISSEEFF; ANTONINI, 2010; SÀNCHEZ, 2003); *algoritmo genético* (ORESKI; ORESKI, 2012), modelo *fuzzy* (CEZAR; MACHADO; OLIVEIRA, 2006; MALHOTA; MALHOTA, 2002), e máquina vetor de suporte (GEVERT et al., 2010;

HUANG et al., 2004); curvas de regressão multivariada de adaptação (LEE; CHEN, 2005); e cadeia de *markov* (MALIK; THOMAS, 2012; SO; THOMAS, 2011); Quando a aplicação é de sistemas operacionais, normalmente, usa-se: programação linear e quadrática (DONG; LAI; YEN, 2010).

A forma de serem aplicados varia de acordo com seu objetivo. Entretanto, em parte, os estudos procuram efetuar uma comparação de resultado para descobrir qual é mais satisfatório quanto à previsão, como: Malhotra e Malhotra (2002), que comparou o modelo *fuzzy* com a análise discriminante; Gouvêa, Gonçalves e Mantovani (2012), usando regressão logística e algoritmo genético e Bellotti e Crook (2009), que testou regressão logística, análise discriminante e máquina de suporte vetor.

O *credit score*, por medir o risco com o uso de informações anteriores e cadastrais dos clientes, está presente em inúmeros testes como ferramenta de auxílio na escolha, como em Brown e Mues (2012), em que analisa os resultados obtidos com o uso de regressão logística, redes neurais e árvore de decisão. Yu, Wang e Lai (2009) aplicam o modelo *fuzzy* para auxiliar na decisão para um banco comercial de multicrédito para cartão de crédito. Lee e Chen (2005) usam o *credit score* auxiliar, na escolha dos nós de entrada, por um processo de modelagem híbrida com redes neurais e regressão multivariada adaptativa. Bijak e Thomas (2012) usam a regressão logística e Yap, Ong e Husain (2011) aplicam a análise discriminante.

Yu et al. (2010) usam máquina suporte vetor, estabelecendo quatro estágios para aplicar o modelo no cenário de risco de crédito para avaliar modalidade de cartões de crédito. Já Yu, et al. (2011) aplicam a modelagem associada à média ponderada dos mínimos quadrados.

Dentre as medidas risco referidas como tradicionais (aplicadas há bastante tempo), temos análise discriminante e regressão logística. Essas duas formas de abordagem primam por uma interpretação acessível e objetiva.

A análise Discriminante trata de uma combinação linear de variáveis independentes, definidas *a priori*, estabelecidas em grupos, com a aplicação de técnica da estatística multivariada (HAIR et al., 2005). Quando referida em modelos de análise de crédito, costumeiramente, está associada a outras técnicas, como

credit score, para escolha das variáveis a serem testadas, a fim de traçar o perfil do possível cliente que pode ser devedor da empresa fornecedora do crédito.

De acordo com Sá (2004), permite verificar se determinado elemento está contido em um grupo, pela comparação das curvas de distribuição, para estabelecer a relação entre elas. É valiosa para rastrear as características impactantes no comportamento para prever risco de crédito.

Autores como Bellotti e Crook (2009) avaliaram dados de uma grande administradora de cartão de crédito. Wiginton (1980) propõe medir o comportamento através da atribuição de pesos atrelados às variáveis com coeficientes considerados estatisticamente significantes. Isso pode ser visto em Serrano-Cinca e Gutiérrez-Nieto (2013), Stepanova e Thomaz (2002), e Ulas et al. (2009).

A regressão logística será descrita na seção seguinte porque é o modelo usado nos testes aplicados na amostra para descobrir que variáveis tendem a recorrer em inadimplência.

3 METODOLOGIA

A abordagem dessa pesquisa é essencialmente quantitativa e a escolha dos modelos para testar as variáveis para a previsão do risco de crédito objetiva investigar qual perfil contribui para a inadimplência. Além disso, trata-se de uma pesquisa explicativa, porque visa a descobrir as características dos clientes que são determinantes ou que favorecem a ocorrência da inadimplência.

A variável dependente é categórica, determina se este é inadimplente ou não, e as demais variáveis independentes são contínuas ou categóricas. A escolha das variáveis explicativas depende das características da população que caracterizam o grupo que está disponível em seu cadastro de conta pessoa física.

A pesquisa segue as seguintes etapas:

- a) apurar quais as informações são relevantes para identificar o comportamento que contribua para inadimplência;
- b) aplicar o modelo de regressão logística;
- c) apurar e efetuar interpretação sobre os resultados.

A amostra inicial disponibilizava 1085 observações, com 15 opções de variáveis, referente a informações extraídas de um corte, na data de 25 de outubro de 2012.

3.1 AMOSTRA

Do total da amostra, o número de inadimplentes era de 146, ou seja, apenas 13,45%. Para chegar a este percentual, foi considerado devedor qualquer pessoa que tenha ficado em atraso por mais de 15 dias, ou duas vezes, em 30 dias. Essa decisão está atrelada às características do público da empresa que raramente apresenta casos significativos de inadimplência, e por após 15 dias de atraso pode ser acionado o registro nos cadastros de devedores. Na situação de escolha de períodos superiores de atraso, como em Selau e Ribeiro (2009), consideraram-se inadimplentes aqueles que ficavam sem pagar pelo menos uma vez por ano e/ou por 60 dias consecutivos. No contexto da amostra usada, nesta pesquisa, esse critério resultaria em percentual de inadimplência inferior a 2%, dificultando a realização dos

testes de previsão. As variáveis disponíveis sobre os tomadores de crédito para a realização das avaliações e para averiguação das características que podem contribuir para *default*, são:

Quantitativa (contínua): aplicação financeira (semelhante a poupança), renda, valor da dívida com instituição financeira, número de dependentes, idade, anos de conta, números de contratos de empréstimo, valor do patrimônio;

Qualitativa: profissão, escolaridade, sexo, estado civil, casa própria, bens alienados, renda⁷.

As variáveis apresentadas como as escolhidas para teste estão entre as que de uma forma geral são encontradas em outros estudos como Yap (2011), Mavri (2008), Sustersic et al (2009), Gôuvea, Gonçalves e Montavani (2012) e Securato (2012).

A fim de aprimorar resultados, foram organizados os dados em inúmeras estruturas de amostra, descritas abaixo:

.....Com a aplicação dos testes, na amostra, na sua totalidade, o máximo de Acerto ficou aquém do almejado. Na sequência, a variável renda foi dividida por níveis de renda para reduzir o desvio padrão; agregou ajustes da curva normal para deixar o formato mais semelhante; a terceira tentativa foi de reduzir a quantidade de observações, para que apresentasse no mínimo 30% de inadimplência (com a exclusão das observações que não recorriam em inadimplência pelo uso da ferramenta excel); o quarto passo foi ajustar a curva normal, isso resultou em melhores resultados, porém, viabilizou a análise de apenas poucas observações; ainda houve a tentativa de juntar os níveis de renda para estruturar em apenas três níveis de renda e não mais em seis (para elevar o número de observações), no formato de estruturação anterior, mas seus resultados não conseguiram superar os obtidos, assim como também com o ajuste da curva normal. Houve inúmeras outras tentativas de estruturação da amostra, que não decorreram em resultados aceitáveis para continuar-se com os testes⁸

Comprovou-se que a renda estruturada em níveis impactava nos resultados. Assim como conter um mínimo de 30% de inadimplentes, aproximadamente,

⁷ A escala de nível salarial seguiu o praticado pelo IBGE (Instituto Brasileiro Geográfico e de Estatística), em suas publicações, que se referem à renda, conforme Tabela 2.

⁸ Para tornar claras todas as tentativas de organização da amostra, foi feita uma tabela resumo com os principais resultados dos testes que está em anexo na Tabela 4.

propicia amplificar o acerto de previsão. Esse formato da amostra partiu da observação de artigos como o de Louzada, Silva e Diniz (2012), que propõem dois tipos de amostra, uma com 10%, e outra, com 25% de inadimplentes. Selau e Ribeiro (2009) faziam uso da amostra nas proporções de 30% ao menos de inadimplência; Garcia et al. (2013) testaram uma amostra reduzida, a qual estabelecia um mínimo de inadimplentes selecionados de forma aleatória.

Autores como Garcia, Marques e Sanchez (2012) afirmam que, para se obter melhores resultados, é necessário trabalhar a amostra para adequá-la ao modelo. Tsai e Cheng (2012) retiraram de sua amostra valores atípicos, os chamados *outliers*. Brown e Mues (2012) investigaram se a disparidade entre inadimplentes e adimplentes interfere nos resultados obtidos. Crone e Finlay (2012) sugeriram que o tamanho da amostra e a disparidade entre as variáveis quanto à proporção presente na amostra podem, em certas situações, interferir nos resultados.

Portanto, tendo por base esses autores e os resultados obtidos, conclui-se que as análises das informações disponíveis para teste permitiram a organização da amostra com exclusão dos que não apresentam inadimplência, até atingir um mínimo de 30% e a retirada dos *outliers* leva a resultados satisfatórios, com maior poder de acerto em relação à previsão de risco de crédito. Isso mesmo no cenário de uma cooperativa de crédito direcionada a duas áreas de atividade atreladas à área de saúde e engenharia.

3.2 REGRESSÃO LOGÍSTICA

A escolha do modelo de regressão logística para aplicação nos dados com intuito de identificar quais variáveis supõe na sua presença de indicio de ocorrência de inadimplência é por ser vista como uma modelagem ampla utilização e por este motivo tido como referência, neste segmento. Pode ser contatado em estudo de autores como: Dong, Lai e Yen (2010), Minussi, Damacena e Ness (2002), Bijak e Thomas (2012) e Twala (2010).

A busca pela probabilidade de inadimplência trabalha com corte de dados (retira amostra de um período), com a aplicação da ferramenta logit para testar as informações da amostra.

A escolha do logit é por este estar entre os modelos de previsão para risco mais populares, seja pelo seu funcionamento e interpretação de seus resultados acessível, como explicitam Gonçalves, Gouvêa e Mantovani (2013), e Palmuti e Picchiali, (2012), dentre outros autores.

Inicialmente, foi aplicada na área da saúde, nos trabalhos de doenças do coração, mas se estendeu para estudos em administração, educação e economia. Em um primeiro momento, a estimação era feita sob as perspectivas de uma suposição de normalidade, necessária quando a estimação é feita por máxima verossimilhança.

Este método tem a priori a característica de possibilitar a análise de uma variável dependente com as variáveis independentes. A variável dependente é dicotômica (o zero faz referência à ausência e o valor um infere presença da variável), e as variáveis independentes podem ser contínuas ou binárias, segundo Hosmer e Lemeshow (1989).

Uma razão que contribui para a escolha desta modelagem está em possibilitar contornar as restrições encontradas na aplicação de outros modelos multivariados, mas é sensível à colinearidade entre as variáveis, com baixa correlação entre variáveis independentes, de acordo com Hair et al (2005).

No caso da aplicação a risco de crédito, essas informações são extraídas de um cadastro atualizado com dados do interessado a adquirir empréstimo. As informações possibilitam a aplicação de modelagem estatística na tentativa de estabelecer previamente quem tende a entrar em inadimplência. Esse tipo de abordagem pode ser utilizado para vários segmentos, na mesma área, como cartão de crédito (GUIMARÃES; NETO, 2002), insolvência de empresas do setor industrial (MINUSSI; DAMACENO; NESS, 2002), micro e pequenas empresas (CAMARGOS; et al. 2010), empresas com uso de variáveis contábeis (MARQUES; LIMA, 2002), empresas (MINUSSI, 2001), clientes de crédito de uma rede de farmácia (SELAU; RIBEIRO, 2009), agronegócio numa cooperativa de crédito (GONÇALVES; et al., 2009), pessoa física (LOUZADA; SILVA; DINIZ, 2012), dentre outros temas.

Neste estudo, foi escolhido o modelo logit, porque se trata de um dos mais usados por instituições financeiras, de entendimento acessível e robustez. Destaca-se que este modelo trabalha com probabilidade cumulativa de perda de crédito e está logisticamente distribuído. Já o probit é semelhante ao logit, mas difere dele por

considerar que a possibilidade de perda tem uma distribuição acumulada (MINUSSI; DAMACENO; NESS, 2002), (GONEN; GONEN; GURGEN, 2012).⁹

Na sua forma tradicional, o modelo de regressão logística relaciona um conjunto de p variáveis independente x_1, x_2, \dots, x_p ; com a variável dependente binária. Para estimar a probabilidade direta de ocorrência de um evento ($Y=1$), usa-se:

$$P(Y=1) = \frac{\exp(\beta_0 + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_p x_p)}{1 + \exp(-\beta_0 + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_p x_p)} \quad (3.1)$$

No qual o Y tem valores em função de x_i e β_i , e aplica-se o método da máxima verossimilhança como meio de ajustar o modelo. Nesse caso, do $P(Y=1)$, podemos encontrar $P(Y=0)$ a partir de:

$$P(Y=0) = 1 - P(Y=1) = \frac{1}{1 + \exp(\beta_0 + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_p x_p)} \quad (3.2)$$

Logo,

$$\text{logit}(x) = g(x) = \ln \left[\frac{P(Y=1)}{1 - P(Y=1)} \right] = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_p x_p \quad (3.3)$$

O valor esperado de Y , com parâmetros ajustados com o método de estimação de máxima verossimilhança para descrever os valores de x_j e de β_j , é dado por:

$$E(Y) = \frac{1}{1 + \exp[-(\beta_0 + \sum_{j=1}^k \beta_j x_j)]} \quad (3.4)$$

Ou então:

$$f(z) = \frac{1}{1 + e^{-z}} \quad \text{e} \quad z = -\beta_0 + \sum_{j=1}^k \beta_j x_j \quad (3.5)$$

⁹ Outras técnicas também são usadas, entre elas, podem-se citar as redes neurais, as quais tentam simular o funcionamento do cérebro humano com uso de uma rede de neurônios abastecidos de informações do cadastro dos clientes, ver Minussi (2001).

Hair et al (2005) utiliza a medida conhecida como “Razão de Chance” que relaciona a probabilidade de um evento ocorrer com a de não ocorrer, pela fórmula:

$$\frac{\text{Prob (evento ocorrer)}}{\text{Prob (evento não ocorrer)}} = e^{\beta_0 + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_p x_p} \quad (5.6)$$

A distribuição logística lembra uma sigmoide, ficando entre 0 e 1, com uma curva em formato de ‘s’, conforme Corrar, Paulo e Dias (2007).

Vasconcellos (2004) faz uma comparação entre duas metodologias estatísticas, análise de regressão linear múltipla e análise de regressão probit, para operações de empréstimos pessoais com pagamentos em cheques, através de modelos de *scoring* de crédito. Araújo e Carmona (2007) usam como ferramenta o modelo logit para testar o modelo de *credit scoring* e *behavioural scoring* (escoragem comportamental). Corrar e Capelleto (2008) procuram estabelecer indicadores de volatilidade de inadimplência e da taxa de juros, e a média da rentabilidade e do risco do crédito, que representem significância estatística do nível de risco do sistema bancário. Apresentam indicadores da crise e a mensuração do risco bancário nas crises sistêmicas. Nie et al. (2011) inseriram no modelo de regressão logística informações pessoais dos clientes e, na sequência, dados retirados das informações registradas no cartão de crédito. Gouvea, Gonçalves e Mantovani (2013) compararam resultados da regressão logística com algoritmo genético para risco de crédito.

Dong, Lai e Yen (2012) afirmam que a regressão logística está entre as modelagens de previsão mais usadas pelas instituições financeiras, tanto pela sua transparência, quanto pela procura por prever inadimplência, período fixo, geralmente, de um ano. Louzada, Silva e Diniz (2012) comparam os resultados da aplicação de um modelo simples de regressão logística de Hosmer e Lemeshow (1989) com outro modelo de regressão logística de Cramer (2004), com uma amostra reduzida, escolhida de forma aleatória e de acordo com a relevância para o estudo. A simulação evidencia que não há diferenças significativas na predição dos modelos, mas que a organização dos dados com finalidade de adaptar ao modelo contribui para resultados adequados.

O modelo de regressão logística é comparado a seus resultados com inúmeros modelos como: árvore de decisão (NIE; et al., 2011), fuzzy, rede neural,

análise discriminante (AKKOÇ, 2012), combinação com redes neurais (TSAI; CHEN, 2010), suporte vetor máquina (SWIDERSKI; KUREK; OSOWSKI, 2012), híbrido (LI; SUN, 2011) e algoritmos (PENG; et al., 2011).

Existem inúmeros trabalhos de investigação quanto à modelagem de previsão com a aplicação de modelos econométricos variados, que permitem avaliar a eficiência dos resultados de predição de um contra os de outros modelos. Nestas comparações, tanto a análise discriminante quanto a regressão logística costumam apresentar resultados satisfatórios. Mas a regressão logística aparece como a mais transparente e clara quanto ao peso que cada uma das variáveis independentes tem no modelo em termos de significância. Assim como também o entendimento do processo que leva a conseguir os resultados e sua interpretação para avaliar que variáveis tem maior incidência de inadimplência em sua presença.

3.3 INTERPRETAÇÃO DOS RESULTADOS

Na estruturação de amostra, escolhida para aplicação do modelo logit, mostrou prever de forma assertiva, ficando com melhores resultados os níveis: de 3 a 5 salários mínimos, de 5 a 10 salários mínimos e os que recebem acima de 20 salários mínimos. Ao avaliar a ocorrência do evento ($y=1$) representou nessas faixas de salários, ganhos na ordem de 86,21%, 82,98% e 90,32%, respectivamente, em relação ao modelo simples. Fato que resultou em uma melhora na previsão de probabilidade, respectivamente, 34,48%, 29,72% e 35,48%. Entretanto, o ganho percentual da mudança do modelo simples para o completo, considerando o percentual de erros, ficou em 71,43% (nível de renda 3); 63,64% (nível de renda 4) e 78,57% (nível de renda 6).

Partindo das informações extraídas das tabelas em anexo, também podem-se enumerar, algumas características que não entram em *default*, como: estar com mais de 50 anos, ter concluído pós-graduação (especialização, mestrado, doutorado), ser cliente com nível de renda acima de 20 salários mínimos com aplicação (tipo poupança). De uma forma geral, quem tem aplicação não tende a entrar em *default*. Em Garcia et al (2013), a idade que não teria tendência à inadimplência é a de 45 anos a 60 anos.

As características que contribuem para o não recebimento das parcelas contratadas, na data estipulada em contrato, ao fornecer empréstimo, estão diretamente relacionadas ao nível de endividamento e à renda, porque quanto menor os ganhos, em número de salários, maior o risco de não conseguir pagar, em dia, os compromissos assumidos. Além disso, o nível de endividamento também influencia no comportamento. Isso é observado num formato mais acentuado para os níveis de renda mais baixo, assim como para aqueles cuja escolaridade é menor em número de anos, ou seja, os que não concluíram o terceiro grau. Por fim, a idade interfere no comportamento, mas varia de acordo com nível de renda.

Num primeiro momento, procurou-se afastar a hipótese de multicolinearidade. Com os resultados das regressões, pode-se afirmar que o modelo proposto pelo estudo foi superior ao simples. Entretanto, é válido salientar que, ajustando a curva normal com a amostra reduzida a um percentual de no mínimo 30% de inadimplência, obtiveram-se resultados satisfatórios. Somente não foi escolhida porque demonstra a realidade de um número pequeno de observações, o que inviabiliza ter-se certeza do quanto isso afeta a eficácia do modelo. Isso leva à sugestão de aplicar esse formato de estruturação dos dados para um número de observações maior em futuras pesquisas, para verificar se os resultados manter-se-iam.

O modelo escolhido, mínimo de 30% de inadimplência no número de observações, a fim de apurar os resultados, manteve a expectativa de acerto, oscilando de 66,67% a 87,37% de acerto em relação ao modelo simples para cada nível de renda. Ficando com 65% de acerto, assim, no mínimo. Esse percentual é considerado como aceitável, segundo estudos de Selau e Ribeiro (2009) e Piccine, Oliveira e Montele (2003).

Quanto às variáveis, o total de empréstimo está presente em todos os níveis de renda. Assim, mostra estar diretamente relacionado à inadimplência, ou seja, quanto maior o valor tomado que comprometa consideravelmente a renda, maior a tendência de não honrar os compromissos na data contratada.

Outra variável que se destaca é a profissão, com a peculiaridade, no nível de renda 01, de analisar a existência de uma profissão dominante em todos e tem presença inadimplente, o que ocorre, ao contrário, no último nível de renda. Nos

níveis de rendas intermediárias, prevalece a diversificação de profissões em duas áreas de atuação (saúde e engenharia).

Já a informação renda não tem importância significativa para os que ganham acima de R\$ 20 mil, neste contexto, não é o nível de endividamento em relação à renda que aparenta determinar os atrasos na parcela. Entretanto, nos outros níveis, essa característica é bem relevante. Garcia et al. (2013), que testa uma amostra retirada da mesma cooperativa de crédito, sugere que a renda de 10 mil até 20 mil tende a ter inadimplência. Gôuvea, Gonçalves e Montavani (2012) previu que pessoas que estão contraindo seu primeiro empréstimo, concomitante à idade, podem ter indícios de inadimplência. O que neste estudo também é constatado.

Outras variáveis, como número de contratos que possui, ter ou não dependentes, a sua casa ser própria ou não, também tendem a impactar no cumprimento do acordo de devolução do dinheiro tomado em empréstimo.

Nos dois primeiros níveis de renda, estar casado, a faixa etária, ter bens alienados, e a presença de filhos, podem influenciar no comportamento de pagamento. Em relação à idade, foi identificado que quanto menor, maior o risco de endividamento, sendo que os casados e com baixa escolaridade e renda menor sofrem mais esse risco.

No último nível de renda, na presença de aplicação financeira (poupança), o tomador de recursos não tende a atrasar pagamentos. Nos outros níveis de renda, quem tem aplicação (poupança) apresenta um risco menor de atrasar pagamentos de parcelas, porque tem a possibilidade de resgatar os recursos para quitar os compromissos assumidos.

Nos níveis de renda 4 e 5, as características que impactam em inadimplência estão atreladas ao total assumido na forma empréstimo, a sua renda e a profissão. Além dessas informações, são indícios: o sexo ser masculino, ter casa própria, número de contratos assumidos, e anos de conta.

Ao intervalo de confiança a 95% as variáveis relevantes a serem incluídas no modelo, sendo em primeiro o total tomado em empréstimo, pois seu p-valor varia de 0,00 a 0,47 entre os níveis de renda. A variável profissão é necessária para o nível de renda 2, 3, 4 e 6. Apenas não é significativa no nível de renda 1, um dos motivos se deve à pouca escolaridade em média nesta faixa de renda. No nível de renda 6, o público está concentrado mais em uma profissão, entretanto, não é esta que mais

incide em inadimplência, indica pouca importância para o modelo. A renda acaba por ser pouco significativa, assim como a sua influência para detectar os inadimplentes, para os que têm renda de até 2 salários mínimos e acima de 10 salários mínimos.

A tabela 1 sinaliza quais variáveis precisam ser observadas no processo de decisão de fornecer recursos ao requerente.

Tabela 1 – Variáveis pelo p-valor ao nível de significância de 95%

Amostra (p-valor)	NÍVEL RENDA 1 (1 a 2 salários mínimos)	NÍVEL RENDA 2 (acima de 2 a 3 salários mínimos)	NÍVEL RENDA 3 (acima de 3 a 5 salários mínimos)	NÍVEL RENDA 4 (acima de 5 a 10 salários mínimos)	NÍVEL RENDA 5 (acima de 10 a 20 salários mínimos)	NÍVEL RENDA 6 (acima de 20 salários mínimos)
Total tomado empréstado	0,23	0,28	0,36	0,00	0,47	0,00
Número contrato empréstimo	0,38	0,15			0,09	
Aplicação (R\$)						
Sexo masculino	0,68	0,91			0,12	
Dependentes	0,28	0,42			0,18	0,15
Casado	0,51	0,04				
Idade (anos)	0,87	0,12				
Renda mensal (R\$)	0,86	0,39	0,53	0,41	0,99	
Casa própria	0,97	0,37			0,35	0,28
Patrimônio (R\$)						
Bens alienados		0,08		0,03		
Profissão	0,70	0,70	0,03	0,38	0,55	0,03
Escolaridade (níveis)						
Anos conta	0,51	0,50			0,40	

Fonte: Resultados extraídos Eviews 7.0, ao nível de significância de 95%.
Elaborada pelo autor.

A partir do p-valor, a estruturação do modelo para cada nível de renda, a 95% intervalo de confiança, seria: o total emprestado na forma de recursos está presente em todos os níveis de renda; o número de contratos de empréstimo é relevante para quem ganha nível de renda 1, 2 e 5; nesta mesma faixa 5, ter o sexo masculino pode indicar uma maior chance de não honrar os compromissos; o número de dependentes interfere nos dois níveis de renda mais baixos e nos dois mais elevados; ser casado, idade, renda, bens em garantia do financiamento, a profissão, tempo de conta, é impactante para quem ganha entre 2 a 3 salários mínimos; a renda e bens alienados, tempo de conta interfere nos que estão no nível 3 de renda; a variável casa própria impacta no comportamento nos que estão em nível de renda 5; a profissão para quem ganha acima de 2 até 10 e acima de 20 salários mínimos; o tempo de conta dá indícios de como agirá quem ganha de 10 até 20 salários mínimos.

4 CONSIDERAÇÕES FINAIS

A aplicação de um modelo logit para prever a probabilidade de ocorrência de inadimplência em dados de uma cooperativa sinalizou aspectos interessantes. O primeiro ponto é que ao ter como objetivo esse tipo de análise é importante fazer uma boa avaliação das características estatísticas dos dados da amostra.

Ficou comprovado que a separação dos clientes por nível de renda diminui o desvio padrão entre os valores de renda, propiciando uma análise com probabilidade de sucesso superior ao da amostra na sua forma integral. Outros ajustes, que amplificam os resultados de previsão, são os ajustes no formato da curva normal para que se assemelhem. Esse formato é adquirido com a eliminação dos valores extremos, das observações e características que não ocorrem em *default*, até atingir um mínimo de 30 por cento de pessoas que ficam inadimplentes. Entretanto, estes ajustes propiciaram resultados com a análise de um número pequeno de indivíduos. Isso levou, na pesquisa, à escolha da estruturação da amostra que obteve resultados semelhantes, porém, analisando um número superior de observações, ou seja, optou-se, pelos resultados por nível de renda com ajuste da curva normal.

As variáveis que mais apresentam incidência de inadimplência dependem do volume tomado emprestado, idade (inferior a 48 anos), renda (inferior a R\$ 20 salários mínimos), ausência de aplicação financeira. Entretanto, em cada nível de renda, surgem peculiaridades em relação às variáveis impactantes. Para exemplificar, no nível de renda menor, a profissão não ser definida indica possibilidade de *default*, já nos últimos níveis de renda, a profissão que é definida não é relevante porque pessoas com mesma formação estão em *default*.

Sugere-se, para pesquisas futuras, o uso de uma amostra com maior número de observações, agregando informações do uso de cartão de crédito, para conhecer os hábitos, de variáveis macroeconômicas (taxa de juros, Produto Interno Bruto - PIB, inflação) e a aplicação de outros modelos de previsão como análise discriminante, redes neurais, árvore decisão, entre outros. Isso no mesmo formato de estruturação de dados que mostrou resultados satisfatórios, para verificar se eles se mantêm.

REFERÊNCIAS

- AGUR, I. Multiple bank regulators and risk taking. **Journal of Financial Stability**, v. 9, n. 3, p. 259–268, 3 set. 2013. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1572308913000272>>. Acesso em: 26 dez. 2013.
- AKKOÇ, S. An empirical comparison of conventional techniques, neural networks and the three stage hybrid adaptive neuro fuzzy Inference system (ANFIS) model for credit scoring analysis: the case of Turkish credit card data. **European Journal of Operational Research**, v. 222, n. 1, p. 168–178, out. 2012. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0377221712002858>>. Acesso em: 23 jan. 2013.
- ALEXANDER, G. J.; BAPTISTA, A.M.; YAN, S. A comparison of the original and revised Basel market risk frameworks for regulating bank capital. **Journal of Economic Behavior & Organization**, v. 85, p. 249–268, jan. 2013. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S016726811200087X>>. Acesso em: 23 abr. 2013.
- ALI, A., DALY, K. Macroeconomic determinants of credit risk: recent evidence from a cross country study. **International Review of Financial Analysis**, v. 19, n. 3, p. 165–171, jun. 2010. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1057521910000268>>. Acesso em: 17 fev. 2012.
- ALLEN, B.; CHAN, K. K.; MILNE, A.; THOMAS, S. Basel III: is the cure worse than the disease? **International Review of Financial Analysis**, v. 25, p. 159–166, dez. 2012. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1057521912000762>>. Acesso em: 15 jan. 2013.
- ALMEIDA, M. S.; BERTUCCI, L. A.; FRANCISCO, J. R. de S., AMARAL, H. F. Influência da crise financeira mundial na estrutura econômica das instituições financeiras bancárias brasileiras e seus reflexos no índice de Basiléia: uma abordagem comparativa. **Revista de Contabilidade e Organizações**, v. 6, n. 16, p. 73-94, 2012. Disponível em: <www.rco.usp>. Acesso em: 20 nov. 2012.
- AMIDU, M. The effects of the structure of banking market and funding strategy on risk and return. **International Review of Financial Analysis**, v. 28, p. 143–155, 2013. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1057521913000331#>>. Acesso em: 08 mar. 2013.
- ANAND, K.; GAI, P.; MARSILI, M. Rollover risk, network structure and systemic financial crises. **Journal of Economic Dynamics and Control**, v. 36, n. 8, p. 1088–1100, 2012. Disponível em:

<<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0165188912000760>>. Acesso em: 20 jan. 2013.

ANDRADE, W. M.; THOMAS, L. Structural models in consumer credit. **European Journal of Operational Research**, v. 183, n.3, p. 1569–1581, 2007. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0377221706011957#>>. Acesso em: 15 jan. 2012.

ANTÃO, P.; LACERDA, A. Capital requirements under the credit risk-based framework. **Journal of Banking & Finance**, n. 35, n. 6, p. 1380–1390, 2011.

Disponível em:

<<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0378426610003845>>. Acesso em: 18 abr. 2012.

APPENDINI, E. G.; GARRIGA, J. M. Firms as liquidity providers: evidence from the 2007–2008 financial crisis. **Journal of Financial Economics**, v. 109, n. 1, p. 272–291, jul. 2013. Disponível em:

<<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0304405X13000536>>. Acesso em: 01 ago. 2013.

ARAÚJO, E. A.; CARMONA, C. U. M. Desenvolvimento de modelos credit scoring com abordagem de regressão logística para a gestão da inadimplência de uma instituição de microcrédito. **Contabilidade Vista & Revista**, Belo Horizonte, v. 18, n. 3, p. 107-131, jul./set. 2007. Disponível em:

<<http://web.face.ufmg.br/face/revista/index.php/contabilidadevistaerevista/article/view/335/328>>. Acesso em: 20 abr. 2013.

AYADI, R. Chapter 39 – On the role of the basel committee, the basel rules, and banks incentives. **Handbook of Safeguarding Global Financial Stability**, p. 403–417, 2013. Disponível em:

<<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/B9780123978752001276>>. Acesso em: 25 abr. 2013.

BANCO CENTRAL DO BRASIL (BACEN), **Manual da supervisão, sistema de gerência de manuais**, 25 ago. 2013. Disponível em:

<<https://www3.bcb.gov.br/gmn/visualizacao/listarDocumentosManualPublico.do?met hod=listarDocumentosManualPublico&idManual=1#fix>>. Acesso em: 25 ago. 2013.

BANCO CENTRAL DO BRASIL (BACEN), Comunicado 12.746. Procedimentos para a implementação da nova estrutura de capital – Basiléia II. Brasília, dez. 2004.

Disponível em:

<<https://www3.bcb.gov.br/normativo/detalharNormativo.do?N=104206982&method=d etalharNormativo>>. Acessado em: 02 jun 2013.

BANCO CENTRAL DO BRASIL (BACEN), Resolução 3.380. Implementação de estrutura de gerenciamento de risco operacional, Brasília, jun. 2006. Disponível em:

<<https://www3.bcb.gov.br/normativo/detalharNormativo.do?method=detalharNormati vo&N=106196825>>. Acesso em: 02 jun. 2013.

BANGIA, A.; DIEBOLD, F.; KRONIMUS, A. ; SCHAGEN, C.; SCHUERMAN, T. Ratings migration and the business cycle with applications to credit portfolio stress testing. **Journal of Banking and Finance**, v. 26, n. 2-3, p. 445-474, 2002.

Disponível em:

<<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0378426601002291>>. Acesso em: 01 fev. 2012.

BANK FOR INTERNACIONAL SETTLEMENTS (BIS), Basel Committee on Banking Supervision, Risk Management and Regulation in Banking , **Announcement/Call for Papers /Journal of Financial Intermediation** v. 15, p. 162–163, 2006. A joint workshop by the Basel Committee on Banking Supervision, the Centre for Economic Policy Research (London), and the Journal of Financial Intermediation Bank for International Settlements, Basel, Switzerland, 29–30 jun. 2006. Disponível em: <www.elsevier.com/locate/jfi>. Acesso em: 12 ago. 2013.

BANK FOR INTERNACIONAL SETTLEMENTS (BIS), Basel Committee on Banking Supervision, Core principles for effective banking supervision, princípios fundamentais para uma supervisão bancária efetiva, Tradução livre efetuada por Thais Scattolini Lorena Lungov, baseada em tradução anterior dos 25 Princípios (1997) efetuada pelo servidor Jorge R. Carvalheira, ambos analistas do Banco Central do Brasil, out. 2006. Disponível em:

<http://www.bcb.gov.br/fis/supervisao/docs/core_principles_traducao2006.pdf>. Acesso em: 01 fev. 2012.

BANK FOR INTERNACIONAL SETTLEMENTS (BIS), Basel Committee on Banking Supervision. **History of the Basel Committee and its membership**, p. 1-8, aug. 2009. Disponível em: <<http://www.bis.org/bcbs/history.pdf>>. Acesso em: 01 abr. 2012.

BANK FOR INTERNACIONAL SETTLEMENTS (BIS), Basel Committee on Banking Supervision. **Enhancements to the Basel II framework**, jul. 2009. Disponível em: <<http://www.bis.org/publ/bcbs157.htm>>. Acesso em: 10 jan. 2012.

BANK FOR INTERNACIONAL SETTLEMENTS (BIS), Basel Committee on Banking Supervision. **Group of governors and heads of supervision announces higher global minimum capital standards**, ref. no: 35/2010, 12 set. 2010. Disponível em: <<http://www.bis.org/press/p100912.pdf>>. Acesso em: 08 jan. 2012.

BANK FOR INTERNACIONAL SETTLEMENTS (BIS), Basel Committee on Banking Supervision International Convergence of Capital Measurement and Capital Standards, jun. 2006. Disponível em: <<http://www.bis.org/publ/bcbs128.htm>>. Acesso em: 14 abr. 2013.

BANK FOR INTERNACIONAL SETTLEMENTS (BIS), Basel Committee on Banking. **Supervision implementation of Basel II: practical considerations**, jul. 2004. Disponível em: <<http://www.bddk.org.tr/WebSitesi/turkce/Basel/1234bcbs109.pdf>>. Acesso em: 13 abr. 2013.

BANK FOR INTERNACIONAL SETTLEMENTS (BIS), BASEL COMMITTEE ON BANKING SUPERVISION, Group of Governors and Heads of Supervision announces higher global minimum capital standards, Ref no: 35/2010, 12 Set. 2010. Disponível em: <<http://www.bis.org/press/p100912.pdf>>. Acesso em: 12 jun. 2012.

BANK FOR INTERNACIONAL SETTLEMENTS (BIS), BASEL COMMITTEE ON BANKING SUPERVISION, The Basel Committee's response to the financial crisis: report to the G20, October 2010, ISBN 92-9197-851-5. Disponível em: <<http://www.bis.org/publ/bcbs179.pdf>>. Acesso em: 08 nov. 2012.

BANK FOR INTERNACIONAL SETTLEMENTS (BIS), BASEL COMMITTEE ON BANKING SUPERVISION, Progress report on Basel III implementation, October 2011, ISBN web: 92-9197-887-6. Disponível em: <<http://www.bis.org/publ/bcbs203.pdf>>. Acesso em: 08 jul. 2013.

BANK FOR INTERNACIONAL SETTLEMENTS (BIS), BASEL COMMITTEE ON BANKING SUPERVISION. An assessment of the long-term economic impact of stronger capital and liquidity requirements, august/2010, ISBN 92-9197-836-1 (online). Disponível: < <http://www.bis.org/publ/bcbs173.pdf>>. Acesso em: 08 jul. 2013.

BANK FOR INTERNACIONAL SETTLEMENTS (BIS), BASEL COMMITTEE ON BANKING SUPERVISION, Basel III definition of capital - Frequently asked questions, October 2011 (update of FAQs published in July 2011), ISBN web: 92-9197-874-4. Disponível: <http://www.bis.org/publ/bcbs204.pdf> >. Acesso em: 08 jul. 2013.

BANK FOR INTERNACIONAL SETTLEMENTS (BIS), BASEL COMMITTEE ON BANKING SUPERVISION, Enhancements to the Basel II framework, Jul/2009, ISBN web: 92-9197-781-0. Disponível em: < <http://www.bis.org/publ/bcbs157.htm>>. Acesso em: 23 jun.2013.

BANK FOR INTERNACIONAL SETTLEMENTS (BIS), BASEL COMMITTEE ON BANKING SUPERVISION, History of the Basel Committee and its Membership, (August 2009). Disponível em: < <http://www.bis.org/bcbs/history.pdf>>. Acesso em: 23 abr. 2013.

BANK FOR INTERNACIONAL SETTLEMENTS (BIS), BASEL COMMITTEE ON BANKING SUPERVISION, Progress report on Basel III implementation, out/2011, ISBN web: 92-9197-887-6. Disponível em: < <http://www.bis.org/publ/bcbs203.pdf>>. Acesso em: 14 abr. 2013.

BANK FOR INTERNACIONAL SETTLEMENTS (BIS), BASLE COMMITTEE ON BANKING SUPERVISION. **Internacional Convergencia of Capital Measurements and Capital Standards**. Disponível em: Disponível em: <www.bis.org/bcbs/base/3.htm>. Acesso em: 06 ago. 2012.

BARTH, N. L. **Inadimplência**: Construção de Modelos de Previsão. São Paulo: Nobel, 2004.

BATTAGLIA, F.; GALLO, A. Securitization and systemic risk: an empirical investigation on Italian banks over the financial crisis. **International Review of Financial Analysis**, xxx (2013) xxx–xxx, FINANA-00579; No of p. 13. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1057521913000343#>>. Acesso em: 22 jun. 2013.

BECKER, B.; MILBOURN, T. How did increased competition affect credit ratings? **Journal of Financial Economics**, v. 101, n. 3, p. 493–514, 2011. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0304405X11000778>>. Acesso em: 02 abr. 2012.

BEIRNE, J. The EONIA spread before and during the crisis of 2007–2009: the role of liquidity and credit risk. **Journal of International Money and Finance**, v. 31, n. 3, p. 534–551, abr. 2012. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0261560611001471>>. Acesso em: 17 jun. 2013.

BELLOTTI, T.; CROOK, J. Support vector machines for credit scoring and discovery of significant features. **Expert Systems with Applications**, n. 36, n. 2, p. 3302–3308, 2009. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0957417408000857>>. Acesso em: 02 abr. 2012.

BELTRATTI, A. ; STULZ, R. M. The credit crisis around the globe: why did some banks perform better? **Journal of Financial Economics**, v. 105, n. 1, p. 1–17, jul. 2012. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0304405X11002790>>. Acesso em: 25 mar. 2013.

BENGTSSON, E. Shadow banking and financial stability: European money market funds in the global financial crisis. **Journal of International Money and Finance**, v. 32, p. 579–594, fev. 2013. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0261560612001362>>. Acesso em: 23 abr. 2013.

BERNANKE, B. Federal reserve programs to strengthen credit markets and the economy, testimony before the committee on financial services. **U.S. House of Representatives**, 10 fev. 2009. Disponível em: <<http://www.federalreserve.gov/newsevents/testimony/bernanke20100210a.htm>>. Acesso em: 3 mar. 2012.

BERTUCCI, L. A.; AMARAL, H. F.; SOUZA, F. H. R. O impacto do acordo da Basileia sobre instituições financeiras brasileiras. **RAE revista de administração de empresas**. v. 44, Edição Especial, 2004 Seção: FINANÇAS. Disponível em: <http://rae.fgv.br/sites/rae.fgv.br/files/artigos/10.1590_S0034-75902004000000007.pdf>. Acesso em: 28 fev. 2012.

BIJAK, K.; THOMAS, L. C. Does segmentation always improve model performance in credit scoring? **Expert Systems with Applications**, v. 39, n. 3, p. 2433–2442, 2012.

Disponível em:

<<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0957417411012243>>. Acesso em: 20 dez. 2012.

BILLIO, M.; GETMANSKY, M.; LO, A. W., PELIZZON, L. Econometric measures of connectedness and systemic risk in the finance and insurance sectors. **Journal of Financial Economics**, v. 104, n. 3, p. 535–559, jun. 2012. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0304405X11002868>>. Acesso em: 25 jul. 2013.

BRESSER-PEREIRA, L. C. A crise financeira global e depois: um novo capitalismo? **Novos Estudos Cebrap**, n. 86, p. 51-72, mar. 2010. Disponível em: <http://www.bresserpereira.org.br/papers/2010/10.08.A_Crise_Financeira_Global_e_Depois-CEBRAP.pdf>. Acesso em: 20 abr. 2012.

BROWN, L.; MUES, C. An experimental comparison of classification algorithms for imbalanced credit scoring data sets. **Expert Systems with Applications**, v. 39, n. 3, p. 3446–3453, 2012. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S095741741101342X>>. Acesso em: 10 nov. 2013.

BRUNNERMEIER, M.; OEHMKE, M. Chapter 18 – Bubbles, financial crises, and systemic risk. **Handbook of the Economics of Finance**, v. 2, Part B, p. 1221–1288, 2013. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/B9780444594068000184>>. Acesso em: 18 abr. 2013.

BUITTER, W. H. Lessons from the north atlantic financial crisis. **Congresso The Role of Money Markets**, 28 mai. 2008. Disponível em: <<http://newyorkfed.org/research/conference/2008/rmm/buiter.pdf>>. Acesso em: 15 abr. 2012.

BUSCEMA, M.; SACCO, P. L. Feedforward networks in financial predictions: the future that modifies the present. **Expert Systems**, v. 17, n. 3, jul. 2000. Disponível em: <<http://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1111/1468-0394.00137/pdf>>. Acesso em: 8 jan. 2012.

BÜYÜKKARABACAK, B.; VALEV, N. T. The role of household and business credit in banking crises. **Journal of Banking & Finance**, v. 34, n. 6, p. 1247–1256, jun. 2010. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0378426609003197>>. Acesso em: 23 nov. 2012.

CABRAL, R. A perspective on the symptoms and causes of the financial crisis. **Journal of Banking & Finance**, v. 37, n. 1, p. 103–117, jan. 2013. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0378426612002270>>. Acesso em: 05 fev. 2013.

CAMARGOS, M. A.; CAMARGOS, M. C. S.; SILVA, F. W.; SANTOS, F. S.; RODRIGUES, P. J. Fatores condicionantes de inadimplência em processos de concessão de crédito a micro e pequenas empresas do estado de minas gerais, **RAC**, Curitiba, v. 14, n. 2, art. 8, p. 333-352, mar./abr. 2010. Disponível em <<http://www.anpad.org.br/rac>>. Acesso em: 15 mar. 2012.

CAOQUETTE, J. B. ; ALTMAN, E. I.; NARAYANAN, P.; NIMMO, R. W. J. **Gestão de risco de crédito**: o grande desafio dos mercados financeiros globais. 2. ed. Rio de Janeiro: Qualitymark: Serasa, 2009.

CAOQUETTE, J. B.; ALTMAN, E. I.; NARAYANAN, P. **Managing credit risk**. New York: John Wiley & Sons, 1998.

CAPOTORTI, A.; BARBANERA, E. Credit scoring analysis using a fuzzy probabilistic rough set model. **Computational Statistics & Data Analysis** v. 56, n. 4, 1 abr. 2012, p. 981–994. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0167947311002532>>. Acesso em: 28 set 2012.

CARPENTER, S.; WHITESELL, W.; ZAKRAJSEK, E. Capital requirements, business loans, and business cycles: an empirical analysis of the standardized approach in the new basel capital accord. **The Federal Reserve Board, Finance and Economics Discussion Series, Technical report, Board of Governors Federal Reserve System**, 2001. Disponível em: <<http://www.federalreserve.gov/pubs/feds/2001/200148/200148pap.pdf>>. Acesso em: 01 mar. 2012.

CERUTTI, E.; CLAESSENS, S.; MCGUIRE, P. Systemic risks in global banking: what can available data tell us and what more data are needed? **Monetary and Economic Department, BIS Working Papers**, n. 376, abr. 2012, JEL classification: F21, F34, G15, G18, Y1, ISSN 1682-7678 (online). Disponível em: <<http://www.bis.org/publ/work376.pdf>>. Acesso em: 20 maio 2012.

CEZAR, B. L.; MACHADO, M. A. S.; OLIVEIRA, H. A. sistema de apoio à decisão na concessão de crédito pessoal usando lógica fuzzy. **Anais do Simpósio de Excelência em Gestão e Tecnologia (SEGET)**, Rio de Janeiro, 2006. Disponível em: <http://www.aedb.br/seget/artigos06/403_SEGET-Breno-Formatado.pdf>. Acesso em: 8 abr. 2012.

CHAMI, R.; COSIMANO, T. F. Monetary policy with a touch of basel. **Journal of Economics and Business**, v. 62, n. 3, p. 161–175, maio-jun. 2010. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0148619509000733>>. Acesso em: 25 out. 2012.

CHANG, S.-Y.; YEH, T.-Y. An artificial immune classifier for credit scoring analysis. **Applied Soft Computing**, v. 12, n. 2, fev. 2012, p. 611–618. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1568494611004261>>. Acesso em: 8 abr. 2012.

CHI, B.-W.; HSU, C.C. A hybrid approach to integrate genetic algorithm into dual scoring model in enhancing the performance of credit scoring model. **Expert Systems with Applications**, v. 39, p. 2650–2661, 2012. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0957417411012516>>. Acesso em: 9 dez. 2012.

CINTRA, M. A. M.; CAGNIN, R. F. Evolução da estrutura e da dinâmica das finanças norte-americanas. **Revista Econômica. Rio de Janeiro**, v. 9, n. 2, p. 296-338, dez. 2007. Disponível em: <<http://www.uff.br/revistaeconomica/v9n2/cintra92.pdf>> . Acesso em: 17 jan. 2012.

CINTRA, M. A. M.; FARHI, M. A crise financeira e o global shadow banking system. **Novos Estudos Cebrap**, n. 82 p. 35-55, nov. 2008. Disponível em: <<http://www.scielo.br/pdf/nec/n82/02.pdf>>. Acesso em: 18 fev. 2012.

CONNOR, G.; FLAVIN, T.; O'KELLY, B. The U.S. and Irish credit crises: their distinctive differences and common features. **Journal of International Money and Finance**, v. 31, n. 1, p. 60–79, fev. 2012. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0261560611001586>>. Acesso em: 15 mar. 2013.

CORNETT, M. M. ; MCNUTT, J. J. ; STRAHAN, P. E. ; TEHRANIAN, H. Liquidity risk management and credit supply in the financial crisis. **Journal of Financial Economics**, v. 101, n. 2, p. 297–312, ago. 2011. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0304405X11000663>>. Acesso em: 23 dez. 2012.

CORRAR, L. J.; CAPELLETTO, L. R. Índices de risco sistêmico para o setor bancário. **R. Cont. Fin., USP**, São Paulo, v. 19, n. 47, p. 6 – 18, maio/ago. 2008 - Artigo originalmente apresentado no 30º ENANPAD, em Salvador-BA, de 23 a 27 de set./2006. Disponível em: <<http://www.eac.fea.usp.br/cadernos/completos/47/lucio-luiz-pg6a18.pdf>>. Acesso em: 28 jan. 2012.

CORRAR, L. J.; PAULO, E.; DIAS FILHO, J. M. **Análise Multivariada**: para cursos de Administração, Ciências Contábeis e Economia. São Paulo: Atlas, 2007.

CORSII, F. L.; ALVES, G. Século XXI – uma perspectiva crítica crise financeira global e o capitalismo do. **Revista HISTEDBR On-line**, Campinas, n. Especial, p.16-25, mai. 2009 - ISSN: 1676-2584. Disponível em: <http://www.histedbr.fae.unicamp.br/revista/edicoes/33e/art02_33esp.pdf>. Acesso em: 18 jan. 2012.

CRAMER, J. S. Scoring bank loans that may go wrong: a case study. **Statistica Neerlandica**, n. 58, v. 3, p. 365–380, 2004. Disponível em: <<http://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1111/j.1467-9574.2004.00127.x/full>>. Acesso em: 9 abr. 2012.

CRONE, S. F.; FINLAY, S. Instance sampling in credit scoring: an empirical study of sample size and balancing. **International Journal of Forecasting**, v. 28, n. 1, p.

224–238, jan.-mar. 2012. Disponível em:

<<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0169207011001403>>. Acesso em: 01 ago. 2012.

CROOK, J. N.; EDELMAN, D. B.; THOMAS, L. C. Recent developments i consumer credit risk assessment. **European Journal of Operational Research**, n. 183, v. 3, p. 1447–1465, 2007. Disponível em:

<<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0377221706011866>>. Acesso em: 25 fev. 2012.

DEMIRGÜÇ-KUNT, A. ; DETRAGIACHE, E. Basel core principles and bank soundness: does compliance matter? **Journal of Financial Stability**, v. 7, N. 4, p. 179–190, 2011. Disponível em:

<<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S157230891000032X>>. Acesso em: 18 dev. 2012.

DEMYANYK, Y.; HASAN, I. Financial crises and bank failures: a review of prediction methods. **Omega** v. 38, n. 5, p. 315–324, out. 2010. Disponível em:<

<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0305048309000784>>. Acesso em: 10 set. 2013.

DISTINGUIN, I.; ROULET, C.; TARAZI, A. Bank regulatory capital and liquidity: evidence from US and European publicly traded banks. **Journal of Banking & Finance** n. 37, n. 9, p. 3295–3317, 2013. Disponível em:

<<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0378426613002100>>. Acesso em: 20 jun 2013.

DOMINGUES, K. M. E.; HASHIMOTO, Y.; ITO, T. International reserves and the global financial crisis. **Journal of International Economics**, n. 88, p. 388–406, 2012. Disponível em:

<<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0022199612000530>>. Acesso em: 29 dez. 2012.

DONG, G.; LAI K. ; YEN, J. Credit scorecard based on logistic regression with random coefficients, International Conference on Computational Science, ICCS 2010. **Procedia Computer Science** v. 1, n. 1, p. 2463–2468, 2012. Disponível em:

<<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1877050910002796>>. Acesso em: 09 nov. 2012.

DREHMANN, M.; TARASHEV, N. Measuring the systemic importance of interconnected banks, monetary and Economic Department, mar. 2011. **BIS Working Papers**, n. 342, JEL classification: C15, G20, G28, L14. Disponível em:

<http://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=1859244>. Acesso em: 29 jun. 2012.

DUAN, J.-C.; LAERE, E. V. A public good approach to credit ratings – from concept to reality. **Journal of Banking & Finance**, v. 36, n. 12, p. 3239–3247, 2012.

Disponível em:

<<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S037842661200074X>>. Acesso em: 24 nov. 2012.

DUARTE, A. M. **Gestão de risco para fundos de investimento**. São Paulo: Prentice Hall, 2005.

EIFERT, D. S. Análise quantitativa na concessão de crédito versus Inadimplência: estudo empírico. Porto Alegre: UFRGS, 2003. Dissertação (Mestrado em Administração, área de concentração de Contabilidade e Finanças), Faculdade de Administração, Universidade Federal do Rio Grande do Sul, 2003.

ESQUEDA, O. A.; ASSEFA, T. A.; MOLLICK, A. V. Financial globalization and stock market risk. **Int. Fin. Markets, Inst. and Money**, v. 22, n. 1, p. 87–102, fev. 2012. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1042443111000473>>. Acesso em: 03 mar. 2013.

FARHI, M.; CINTRA, M. A. M. A arquitetura do sistema financeiro internacional contemporâneo. **Revista de Economia Política**, v. 29, n. 3 (115), p. 274-294, jul./set. 2009. Disponível em: <<http://www.scielo.br/pdf/rep/v29n3/a17v29n3.pdf>>. Acesso em: 18 jun 2012.

FARHI, M.; PRATES, D. M.; FREITAS, M. C. P.; CINTRA, M. A. M. A crise e os desafios para a nova arquitetura financeira internacional. **Revista de Economia Política**, n. 29, v. 1, 2009. Disponível em: <<http://iececon.net/farhi/FarhiFreitasPratesCintra6.pdf>>. Acesso em: 29 jan. 2012.

FINLAY, S. Multiple classifier architectures and their application to credit risk assessment. **European Journal of Operational Research**, v. 210, n. 2, p. 368–378, 16 abr. 2011. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0377221710006272>>. Acesso em: 05 dez. 2012.

FREITAS, M. C. P. Os efeitos da crise global no Brasil: aversão ao risco e preferência pela liquidez no mercado de crédito. **Estudos Avançados**, v. 23, n.66, p. 125-145, 2009. USP, São Paulo, ISSN – 0103-4014. Disponível em: <<http://www.scielo.br/pdf/ea/v23n66/a11v2366.pdf>>. Acesso em: 29 jun 2012.

FRIEWALD, N.; JANKOWITSCH, R.; SUBRAHMANYAM, M. G. Illiquidity or credit deterioration: a study of liquidity in the US corporate bond market during financial crises. **Journal of Financial Economics**, v. 105, n. 1, p. 18–36, jul. 2012. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0304405X12000190>>. Acesso em: 25 mar. 2013.

FUKUDA, S. I. Market-specific and currency-specific risk during the global financial crisis: evidence from the interbank markets in Tokyo and London. **Journal of Banking & Finance**, v. 36, n. 12, p. 3185–3196, dez. 2012. Disponível em:

<<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0378426612000040>>. Acesso em: 26 jan. 2013.

GAGNON, M.-H.; GIMET, C. The impacts of standard monetary and budgetary policies on liquidity and financial markets: International evidence from the credit freeze crisis. **Journal of Banking & Finance**, Available online 2 maio 2013, In Press, Corrected Proof — Note to users. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0378426613001866>>. Acesso em: 03 abr. 2013.

GALINDO, J.; TAMAYO, P. Credit risk assessment using statistical and machine learning: basic methodology and risk modeling applications. **Journal Computational Economics**, v. 15, n. 1-2, p 107-143, abr. 2000. Disponível em: <<http://link.springer.com/article/10.1023%2FA%3A1008699112516>>. Acesso em: 29 jun 2012.

GARCIA, F. T.; LOPES, M. G. L.; GARCIA, C. B.; LOPES, L. F. D. Proposta de um modelo probabilístico de risco de crédito com a aplicação da técnica de regressão logística. **Gestão & Conhecimento, on-line**, v. 7, n.1, p. 175-207 jan./jun. 2013. Disponível em: <<http://gc.facet.br/artigos/resumo.php?artigo=55>>. Acesso em: 15 ago. 2012.

GARCÍA, V.; MARQUÉS, A. I.; SÁNCHEZ, J. S. On the use of data filtering techniques for credit risk prediction with instance-based models. **Expert Systems with Applications**, v. 39, n. 18, p. 13267–13276, 15 dez. 2012. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0957417412007919>>. Acesso em: 23 jun. 2013.

GEFANG, D.; KOOP, G.; POTTER, S. M. Understanding liquidity and credit risks in the financial crisis, **Journal of Empirical Finance** v. 18, p. 903–914, 2011. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0927539811000508>>. Acesso em: 17 set. 2013.

GEVERT, V. G. ; SILVA, A. C. L. ; GEVERT, F. ; ALES, V. T. Modelos de regressão logística, redes neurais e support vector machine (svms) na análise de crédito a pessoas jurídicas. **Revista Ciências Exatas e Naturais**, v. 12, n. 2, p. 269 – 293, jul./dez. 2010. Disponível em: <<http://revistas.unicentro.br/index.php/RECEN/article/view/1089/1309>>. Acesso em: 08 jun. 2012.

GONÇALVES, C. A. ; OPAZO, M. A. U. ; ROCHA, W. F. ; GIMENES, R. M. T. Estimativa de inadimplência na concessão de crédito agrícola pela utilização do modelo de regressão logística: o caso de uma cooperativa de crédito. **Santa Cruz do Sul**, v. 14, n. 2, p. 80 - 102, mai./ago. 2009. Disponível em: <<http://online.unisc.br/seer/index.php/redes/article/view/934/1441>>. Acesso em: 18 jan. 2012.

GONÇALVES, E. B. ; GOUVÊA, M. A. ; MANTOVANI, D. M. N. Análise de risco de crédito com o uso de regressão logística. **Revista Contemporânea de Contabilidade**, v. 10, n. 20, p. 139-160, mai./ago. 2013, UFSC, Florianópolis , ISSN 2175-8069. Disponível em:

<<http://proxy.furb.br/ojs/index.php/universocontabil/article/view/2374/1946>>. Acesso em: 20 ago. 2013.

GONÇALVES, E. B. Análise de risco de crédito com o uso de modelos de regressão logística, redes neurais, algoritmo genético. São Paulo: USP, 2005. Dissertação (Mestrado em Administração), Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade, Universidade de São Paulo, 2005.

GONEN, G. B.; GONEN, M.; GURGEN, F. Probabilistic and discriminative group-wise feature selection methods for credit risk analysis, **Expert Systems with Applications**, v. 39, n. 14, p. 11709–11717, 2012. Disponível em:

<<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0957417412006471>>. Acesso em 17 set. 2013.

GOUVÊA, M. A.; GONÇALVES, E. B.; MANTOVANI, D. N. M. Aplicação de regressão logística e algoritmos genéticos na análise de risco de crédito. **Revista Universo Contábil**, ISSN 1809-3337, Blumenau, v. 8, n. 2, p. 84-102, abr./jun. 2012, doi:10.4270/ruc.2012214. Disponível em: <www.furb.br/universocontabil>. Acesso em: 22 ago. 2012.

GUIDARA, A.; LAI, V. S.; SOUMARÉ, I.; TCHANA, F. T. Banks capital buffer, risk and performance in the Canadian banking system: impact of business cycles and regulatory changes. **Journal of Banking & Finance**, v. 37, n. 9, p. 3373–3387, set. 2013. Disponível em:

<<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0378426613002306>>. Acesso em: 08 jun. 2013.

GUIMARÃES, A. L. S.; LIMA, J. C. C. O. Avaliação do risco de crédito no Brasil, **Risco e Regulação**, 3ª edição, ed. Elsevier, p. 207–222, 2010. Disponível em:

<<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/B9788535235449500234>>. Acesso em: 3 jun. 2012.

GUIMARÃES, I. A.; NETO, A. C. Reconhecimento de padrões: metodologias estatísticas em crédito ao consumidor. **RAE-eletrônica**, v. 1, n. 2, jul.-dez. 2002. Disponível em:

<<http://www.rae.com.br/electronica/index.cfm?FuseAction=Artigo&ID=1215&Secao=FINANÇAS2&Volume=1&Numero=2&Ano=2002>>. Acesso em: 03 jan. 2012.

GURTLER, M.; HIBBELN, M. Improvements in loss given default forecasts for bank loans. **Journal of Banking & Finance**, v. 37, n. 7, p. 2354–2366, jul. 2013.

Disponível em:

<<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0378426613000563>>. Acesso em: 01 ago. 2013.

GUTIÉRREZ, P. A.; VARGAS, M. J. S.; SANZ, S. S.; MARTÍNEZ, C. H.; SANCHIS, A.; FIGUERAS, J. A. P.; NAVARRO, F. F. Hybridizing logistic regression with product unit and rbf networks for accurate detection and prediction of banking crises. **Omega**, v. 38, n. 5, p. 333-344, out. 2010. Disponível em:

<<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S030504830900084X>>. Acesso em: 10 set. 2013.

HA, S. H. ; KRISHNAN, R. Predicting repayment of the credit card debt. **Computers & Operations Research**, v. 39, n. 4, p. 765–773, abr. 2012. Disponível em:

<<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S030505481000290X>>. Acesso em: 03 jul. 2012.

HAIR, J. F. ; TATHAM, R. L. ; ANDERSON, R. E. ; BLACK, W. **Análise multivariada de dados**. 5 ed. Porto Alegre, Porto Alegre, 2005.

HOSMER, D. W.; LEMESHOW, S. **Applied logistic regression**. New York: John Wiley & Sons, 1989

HUANG, X.; ZHOU, H.; ZHU, H. Assessing the systemic risk of a heterogeneous portfolio of banks during the recent financial crisis. **Journal of Financial Stability**, v. 8, n. 3, p. 193–205, set 2012. Disponível em:

<<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1572308911000544>>. Acesso em: 08 nov.. 2012.

HUANG, Z.; CHEN, H. C.; HSU, C. J.; CHEN, W. H.; WU, S. S. Credit rating analysis with support vector machines and neural networks: a market comparative study. **Decision Support Systems**, v. 37, n. 4, p. 543–558, set. 2004. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0167923603000861>>.

Acesso em: 08 mar. 2012.

INSTITUTO de Pesquisa Econômica Aplicada Inserção internacional brasileira: temas de economia internacional. Brasília: Ipea, 2010. v.2, p. 516 p.: grafos., mapas, tabs. (Série Eixos Estratégicos do Desenvolvimento Brasileiro; Inserção Internacional Brasileira Soberana; Livro 3).

JACKSON, P.; PERRAUDIN, W. Regulatory implications of credit risk modeling. **Journal of Banking & Finance**, v. 24, n. 1–2, p. 1–14, jan. 2000. Disponível em:

<<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0378426699000503>>. Acesso em: 08 mar. 2012.

JARROW, R. A. Credit market equilibrium theory and evidence: Revisiting the structural versus reduced form credit risk model debate. **Finance Research Letters**, v. 8, n. 1, p. 2–7, mar. 2011. Disponível em:

<<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1544612310000486>>. Acesso em: 08 fev. 2012.

JAYADEV, M. Basel III implementation: issues and challenges for Indian banks. **IIMB Management Review**, v. 25, n. 2, p. 115-130, jun. 2013. Disponível em:

<<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0970389613000293>>. Acesso em: 12 ago. 2013.

JOBST, A. A. Multivariate dependence of implied volatilities from equity options as measure of systemic risk. **International Review of Financial Analysis**, v. 28, p. 112–129, jun. 2013. Disponível em:

<<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1057521913000069>>. Acesso em: 02 ago. 2013.

KAO, L. J.; CHIU, C.-C.; CHIU, F.-Y. A Bayesian latent variable model with classification and regression tree approach for behavior and credit scoring.

Knowledge-Based Systems, v. 36, p. 245–252, dez. 2012. Disponível em:

<<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S095070511200192X>>. Acesso em: 03 ago. 2013.

KASHYAP, A. K.; RAJAN, R. G.; STEIN, J. C. Rethinking capital regulation. Artigo: **Simpósio “Maintaining Stability in a Changing Financial System”**, Jackson Hole, Wyoming, ago. 21-23, 2008. Disponível em:

<<http://www.kc.frb.org/publicat/sympos/2008/KashyapRajanStein.08.08.08.pdf>>. Acesso em: 23 mar. 2012.

KASHYAP, A.; STEIN, J. C. Cyclical implications of basel II capital standards. federal reserve bank of Chicago. **Economic Perspectives**, 1 st Quarter: 18-31, 2004.

Disponível em:

<http://www.chicagofed.org/digital_assets/publications/economic_perspectives/2004/ep_1qtr2004_part2_kashyap_stein.pdf>. Acesso em: 23 jun. 2012.

KAVVATHAS, D. **Estimating credit rating transition probabilities for corporate bonds**, Ed. University of Chicago, Department of Economics, 2001.

KHANDANI, A. E.; KIM, A. J.; LO, A. W. Consumer credit-risk models via machine-learning algorithms. **Journal of Banking & Finance**, v. 34, n. 1, p. 2767–2787, nov. 2010. Disponível em:

<<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0378426610002372>>. Acesso em: 13 nov. 2012.

KHASHMAN, A., Credit risk evaluation using neural networks: emotional versus conventional Models. **Applied Soft Computing**, v. 11, n. 8, p. 5477–5484, 2011. Disponível em:

<<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1568494611001700#>>. Acesso em: 16 set. 2013.

KHASHMAN, A., Neural networks for credit risk evaluation: investigation of different neural models and learning schemes. **Expert Systems with Applications**, v. 37, n. 9, p. 6233–6239, set. 2010. Disponível em:

<<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0957417410001405>>. Acesso em: 08 jan. 2012.

KIMURA, H. ; PERERA, L. C. J. ; DONZELLI, C. R. ; SILVA, A. C. ; LIMA, F. G. Aplicação de redes neurais na análise e da concessão de crédito ao consumidor. In: **XXXIX ENANPAD – Encontro da Associação Nacional dos Programas de Pós-graduação em Administração**, 2005. Disponível em: <http://www.anpad.org.br/diversos/trabalhos/EnANPAD/enanpad_2005/FIC/2005_FI CC2376.pdf>. Acesso em: 14 jan. 2012.

KLOMP, J. Causes of banking crises revisited, North American. **Journal of Economics and Finance**, v. 21, n. 1, p. 72–87, mar. 2010. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S106294080900045X>>. Acesso em: 20 mar. 2012.

KRUGMAN, P.; OBSTFELD, M. **Economia Internacional: teoria e política**, ed. 8, Pearson Prentice Hall, São Paulo, 2010.

KRUPPA, J.; SCHWARZ, A.; ARMINGER, G.; ZIEGLER, A. Consumer credit risk: individual probability estimates using machine learning. **Expert Systems with Applications**, v. 40, n. 13, p. 5125–5131, 1 out. 2013. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0957417413001693>>. Acesso em: 03 ago. 2013.

LANG, W. W.; LORETTA J. MESTER, L. J.; VERMILYEA, T. A. Competitive effects of Basel II on us bank credit card lending. **J. Finan. Intermediation**, v. 17, n. 5, p. 478–508, 2008. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1042957307000575>>. Acesso em: 23 abr. 2013.

LEE, T.-S.; CHEN I.-F. A two-stage hybrid credit scoring model using artificial neural networks and multivariate adaptive regression splines. **Expert Systems with Applications**, v. 28, n. 4, p. 743–752, maio 2005. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0957417404001782>>. Acesso em: 23 jun. 2012.

LEWIS, M. The origins of the sub-prime crisis: inappropriate policies, regulations, or both? **Accounting Forum**, v. 33, n. 2, p. 114–126, jun. 2009. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0155998209000088>>. Acesso em: 23 mar. 2012.

LI, H. ; SUN, J. Empirical research of hybridizing principal component analysis with multivariate discriminant analysis and logistic regression for business failure prediction. **Expert Systems with Applications**, v. 38, n. 5, p. 6244–6253, maio 2011. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0957417410012819>>. Acesso em: 05 abr. 2013.

LIEBIG, T; PORATH, D.; WEDER, B.; WEDOW, M. Basel II and bank lending to emerging markets: evidence from the German banking sector. **Journal of Banking & Finance**, v.31, n. 2, p. 401–418, 2007. Disponível em:

<<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0378426606001646>>. Acesso em: 12 ago. 2012.

LOPEZ, J. A.; SAIDENBERG, M. R. Evaluating credit risk models. **Journal of Banking & Finance**, v. 24, n. 1-2, p. 151-165, 2000. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0378426699000552>>. Acesso em: 21 dez. 2012.

LOUZADA, F.; SILVA, P. F.; DINIZ, C. A. R. On the impact of disproportional samples in credit scoring models: an application to a Brazilian bank data. **Expert Systems with Applications**, v. 39, n. 9, p. 8071–8078, 2012. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0957417412001522>>. Acesso em: 03 dez. 2012.

LOWENKRON, A. As falhas nos modelos de gestão de risco durante a crise. **Risco e Regulação**, 3º Ed., cap. 9, Ed. Elsevier, p. 125-141, 2010. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/B9788535235449500180>>. Acesso em: 02 jun. 2012.

MALHOTRA R.; MALHOTRA D.K, Differentiating between good credits and bad credits using neuro-fuzzy systems. **European Journal of Operational**, v. 136, n. 1, p. 190-211, 1 jan. 2002. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0377221701000522>>. Acesso em: 08 jan. 2012.

MALIK, M.; THOMAS, L. C. Transition matrix models of consumer credit ratings. **International Journal of Forecasting**, v. 28, n. 1, p. 261–272, 2012. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0169207011000562>>. Acesso em: 29 ago. 2013.

MANDALA, I G. N. N. NAWANGPALUPI, C. B.; PRAKTIKTO, R. F. Assessing credit risk: an application of data mining in a rural bank, **Procedia Economics and Finance**, v. 4, p. 406–412, 2012. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2212567112003553>>. Acesso em: 17 set. 2013.

MARKOSE, S.; GIANANTE, S.; SHAGHAGHI, A. R. ‘Too interconnected to fail’ financial network of US CDS market: topological fragility and systemic risk. **Journal of Economic Behavior & Organization**, v. 83, n. 3, p. 627– 646, ago. 2012. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0167268112001254>>. Acesso em: 29 mar. 2013.

MARQUÉS, A. I.; GARCÍA, V.; SÁNCHEZ, J. S. Exploring the behaviour of base classifiers in credit scoring ensembles. **Expert Systems with Applications**, v. 39, n. 11, p. 10244–10250, 1 set. 2012. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0957417412003363>>. Acesso em: 27 nov. 2012.

MARQUES, J. M.; LIMA, J. D. A estatística multivariada na análise econômico-financeira de empresas. **Rev. FAE**, Curitiba, v.5, n.3, p.51-59, set./dez. 2002.

Disponível em:

<http://www.unifae.br/publicacoes/pdf/revista_da_fae/fae_v5_n3/a_estatistica_multivariada.pdf>. Acesso em: 08 jun. 2013.

MARTELANC, R.; GHANI, A. N. A. Crises de crédito: causas e medidas mitigadoras. **FACEF Pesquisa**, v. 11, n. 3, 2008, recebido em 09/2008 – aprovado em 09/2008.

Disponível em:

<<http://periodicos.unifacef.com.br/index.php/facefpesquisa/article/view/125/189>>. Acesso em: 30 jun. 2012.

MASCIANDARO, D.; PANSINI, R. V.; QUINTYN, M. The economic crisis: did supervision architecture and governance matter? **Journal of Financial Stability**, Available online 5 nov. 2012. Disponível em:

<<http://www.imf.org/external/pubs/ft/wp/2011/wp11261.pdf>>. Acesso em: 23 dez. 2012.

MAVRI, M.; ANGELIS, V.; IOANNOU, G.; GAKI, E.; KOUFODONTIS, I. A two-stage dynamic credit scoring model, based on customers' profile and time horizon. **Journal of Financial Services Marketing**, v. 13, n. 1, p. 17-27, maio, 2008. Disponível em: <http://dx.doi.org/10.1057/fsm.2008.2>. Acesso em: 20 set 2013.

MCALÉER, M.; JIMENEZ-MARTIN, J.-A.; PEREZ-AMARAL, T. GFC-robust risk management strategies under the Basel Accord. **International Review of Economics and Finance**, v. 27, p. 97–111, 2013. Disponível em:

<<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1059056012000962>>. Acesso em: 01 ago. 2013.

MENDONÇA, H. F. ; GALVÃO, D. J. C. ; LOURES, R. F. V. Credit and bank opaqueness: how to avoid financial crises? **Economic Modelling**, v. 33, p. 605–612, jul. 2013. Disponível em:

<<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0264999313001934>>. Acesso em: 03 ago. 2013.

MILNE, A. Distance to default and the financial crisis. **Journal of Financial Stability**, Available online 17 jun. 2013. Disponível em:

<<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1572308913000442>>. Acesso em: 11 jul. 2013.

MINSKY, H. **Estabilizando uma economia instável**. São Paulo: Novo Século, 2010.

MINUSSI, J. A. Um modelo preditivo de solvência utilizando regressão logística. São Leopoldo, 2001. Dissertação (Mestrado em Administração) - Centro de Ciências Econômicas, PUC-Rio/ Unisinos.

MINUSSI, J. A.; DAMACENA, C.; NESS, W. L. Um modelo preditivo de solvência utilizando regressão logística. **Revista de Administração Contemporânea**, v. 6, n.

3, p. 109-128, set./dez. 2002. Disponível em:
<<http://www.scielo.br/pdf/rac/v6n3/v6n3a07.pdf>>. Acesso em: 23 jan. 2012.

NIE, G.; ROWE, W.; ZHANG, L.; TIAN, Y.; SHI, Y. Credit card churn forecasting by logistic regression and decision tree. **Expert Systems with Applications**, n. 38, n. 12, p. 15273–15285, nov./dez. 2011. Disponível em:
<<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0957417411009237>>. Acesso em: 15 fev. 2012.

NIJSKENS, R., WAGNER, W. Credit risk transfer activities and systemic risk: how banks became less risky individually but posed greater risks to the financial system at the same time. **Journal of Banking & Finance**, v. 35, n. 6, p. 1391–1398, jun. 2011. Disponível em:
<<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0378426610003821>>. Acesso em: 03 jun. 2012.

NOZARKI, W. V. A crise financeira internacional e a atuação do estado nacional: a originalidade do caso brasileiro. **OIKOS**, v. 10, n. 1, 2011, p. 38 – 57, Rio de Janeiro. Disponível em:
<<http://www.revistaoikos.org/seer/index.php/oikos/article/viewFile/250/148>>. Acesso em: 02 mar. 2012.

ORESKI, S. ; ORESKI, D. ; ORESKI, G. Hybrid system with genetic algorithm and artificial neural networks and its application to retail credit risk assessment. **Expert Systems with Applications**, v. 39, n. 16, p. 12605-12617 15, nov. 2012. Disponível em: < <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S095741741200721X>>. Acesso em: 29 ago. 2013.

PALEOLOGO, G., ELISSEEFF, A. ANTONINI, G. Subagging for credit scoring models. **European Journal of Operational Research**, v. 201, n. 2, p. 490–499, 1 mar. 2010. Disponível em:
<<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0377221709001532>>. Acesso em: 13 jun. 2012.

PALMUTI, C. S. ; PICCHIAI, D. Mensuração do risco de crédito por meio de análise estatística multivariada, **Revista Economia Ensaios**, v. 26, n. 2, p. 7-22, jan./jun. 2012, Uberlândia (MG). Disponível em:
<<http://www.seer.ufu.br/index.php/revistaeconomiaensaios/article/view/14808/12192>>. Acesso em: 01 set. 2013.

PENG, Y. ; WANG, G. ; KOU, G. ; SHI, Y. An empirical study of classification algorithm evaluation for financial risk prediction. **Applied Soft Computing**, v. 11, n. 2, p. 2906–2915, 2011. Disponível em:
<<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1568494610003054>>. Acesso em: 26 jan. 2013.

PEREIRA. S. L. G. Na mira do crédito. **Gv Executivos**, v. 5, n. 1, p. 31-36, fev./abr. 2006. Disponível em: <<http://rae.fgv.br/gv-executivo/vol5-num1-2006>>. Acesso em: 25 jan. 2012.

POL, E., The preponderant causes of the USA banking crisis 2007–08. **The Journal of Socio-Economics**, v. 41, n. 5, p. 519–528, out. 2012. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1053535712000480>>. Acesso em: 17 nov. 2013.

PONCE, J. The quality of credit ratings: a two-sided market perspective. **Economic Systems**, v. 36, n. 2, p. 294–306, jun. 2012. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0939362511000963>>. Acesso em: 30 jun. 2012.

PU, X.; ZHAO, X. Correlation in credit risk changes. **Journal of Banking & Finance**, v. 36, n. 4, p. 1093–1106, abr. 2012, Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S037842661100313X>>. Acesso em: 03 jun. 2013.

RATNOVSKI, L. Liquidity and transparency in bank risk management. **J. Finan. Intermediation**, v. 22, n. 3, p. 422–439, jul. 2013. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S104295731300003X>>. Acesso em: 05 ago. 2013.

REPULLO, R.; SAURINA, J.; TRUCHARTE, C. Mitigating the procyclicalit of basel II. **Vox Centre for Economic Policy Research - discussion paper**, 7382, 24 set. 2009. Disponível em: <<http://www.voxeu.org/article/mitigating-procyclical-effects-bank-capital-regulation>>. Acesso em: 08 mar. 2012.

REPULLO, R.; SUAREZ, J. The procyclical effects of basel II. **Vox Centre for Economic Policy Research - discussion paper**, n. 6862, 14 jul. 2008. Disponível em: <<http://www.voxeu.org/article/procyclical-effects-basel-ii>>. Acesso em: 08 jan. 2012.

RESENDE, A. L. Em plena crise: uma tentativa de recomposição analítica. **Estudos Avançados**, v. 23, n. 65, p. 73-87, USP, São Paulo, 2009. Disponível em: <<http://www.scielo.br/pdf/ea/v23n65/a05v2365.pdf>>. Acesso em: 25 jun. 2012.

RÖSCH, C. G.; KASERER, C. Market liquidity in the financial crisis: the role of liquidity commonality and flight-to-quality. **Journal of Banking & Finance**, v. 37, n. 7, p. 2284–2302, jul. 2013. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0378426613000344>>. Acesso em: 03 ago. 2013.

ROSEN, D.; SAUNDERS, D. Risk factor contributions in portfolio credit risk models. **Journal of Banking & Finance**, v. 34, n. 2, p. 336–349, fev. 2010. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0378426609001964>>. Acesso em: 12 jul. 2013.

ROSENBERG, E., GLEIT, A. Quantitative methods in credit management: a survey. **Operation Research**, v. 42, n. 4, jul./aug. 1994, p. 589-613. Disponível em: <<http://socsci2.ucsd.edu/~aronatas/project/academic/quantitative%20methods%20in>>

%20credit%20management%20rosenberg%20and%20gleit.pdf>. Acesso em: 25 abr. 2012.

ROSS, S. A.; WESTERFIELD, R. W.; JAFFE, J. F. **Administração financeira: corporate finance**. São Paulo: Atlas, 2002.

ROSSIGNOLO, A. F.; FETHI, M. D.; SHABAN, M. Market crises and basel capital requirements: could basel III have been different? evidence from Portugal, Ireland, Greece and Spain (PIGS). **Journal of Banking & Finance**, v. 37, n. 5, p. 1323–1339, maio 2013. Disponível em: <www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0378426612002580>. Acesso em: 17 ago. 2013.

SÁ, C. A. **Estabelecimento de Limite de Crédito: uma nova abordagem para um velho problema**. Rio de Janeiro: Qualitymarck, 2004.

SÁNCHEZ, V. D. A. Advanced support vector machines and kernel methods. **Neurocomputing**, v. 55, n. 1–2, p. 5–20, set. 2003. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0925231203003734>>. Acesso em: 08 jun. 2012.

SANTOS, J. O.; FAMÁ, R. Avaliação da aplicação de um modelo de credit scoring com variáveis sistêmicas e não-sistêmicas em carteiras de crédito bancário rotativo de pessoas físicas. **R. Cont. Fin.**, USP, São Paulo, v. 18, n. 44, p. 105-117, maio/ago. 2007. Disponível em: <<http://www.scielo.br/pdf/rcf/v18n44/a09v1844.pdf>>. Acesso em: 28 jan. 2012.

SAUNDERS, A. **Credit risk measurement: news approaches to value at risk and other paradigms**. New York: John Wiley & Sons, Inc., 1999.

SAUNDERS, A. **Medindo o risco de crédito**. São Paulo: Qualitymark, 2000.

SAUNDERS, A. **Medindo o risco de crédito: novas abordagens para value at risk e outros paradigmas**. Rio de Janeiro: Qualitymark, 2002.

SAURINA, J.; TRUCHARTE, C. An assessment of basel II procyclicality in mortgage portfolios. **Journal of Financial Services Research**, v. 32, p. 81 – 101, 2007, DOI 10.1007/s10693-007-0008-1. Disponível em: <<http://link.springer.com/content/pdf/10.1007%2Fs10693-007-0008-1.pdf>>. Acesso em: 27 jun. 2012.

SECURATO, J. R. (coord.). **Crédito: análise e avaliação do risco**. 1. ed. São Paulo: Saint Paul, 2007.

SECURATO, J. R. (coord.). **Crédito: análise e avaliação do risco**. 2. ed. São Paulo: Saint Paul, 2012.

SELAU, L. P. R; RIBEIRO, J. L. D.; Uma sistemática para construção e escolha de modelos de previsão de risco de crédito. **Gest. Prod.**, São Carlos, v. 16, n. 3, p. 398-

413, jul./set. 2009. Disponível em: <<http://www.scielo.br/pdf/gp/v16n3/v16n3a07>>. Acesso em: 08 fev. 2012.

SERRANO-CINCA, C. ; GUTIÉRREZ-NIETO, B. Partial least square discriminant analysis for bankruptcy prediction. **Decision Support Systems**, v. 54, n. 3, p.1245–1255, fev. 2013. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0167923612003478>>. Acesso em: 02 jul. 2013.

SHARMA, M. Evaluation of basel III revision of quantitative standards for implementation of internal models for market risk, **IIMB Management Review**, v. 24, n. 4, p. 234-244, 2012. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0970389612000778>>. Acesso em: 03 set. 2013.

SICSÚ, A. L. **Credit scoring**: desenvolvimento – implantação – acompanhamento. 1. ed. São Paulo: Blucher, 2010.

SILVA, J. P. **Gestão e análise de risco de crédito**. 4. ed. São Paulo: Atlas, 2003.

SILVA, J. P. **Gestão e análise de risco de crédito**. 5. ed. São Paulo: Atlas, 2006.

SILVA, M. A. **Elaboração de um modelo de análise e concessão de crédito para pessoas físicas em um banco**. 2003. Dissertação (Mestrado em Engenharia de Produção) - Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção. Florianópolis; Universidade Federal de Santa Catarina, 2003.

SILVA, M. S.; DIVINO, J. A. The role of banking regulation in an economy under credit risk and liquidity shock. **The North American Journal of Economics and Finance**, Available online 28 fev. 2013. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S106294081300020X>>. Acesso em: 24 jun. 2013.

SINGH, S.; MURTHI, B. P. S.; STEFFES, E. Developing a measure of risk adjusted revenue (RAR) in credit cards market: implications for customer relationship management. **European Journal of Operational Research**, v. 224, n. 2, p. 425–434, 2013. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0377221712006078>>. Acesso em: 19 jun. 2013.

SO, M. M.C., THOMAS, L. C. Modelling the profitability of credit cards by markov decision processes. **European Journal of Operational Research**, v. 212, n. 1, p. 123–130, 2011. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0377221711000518>>. Acesso em: 19 jun. 2012.

Sobreira, R.; Martins, N. M. Os acordos de basileia e bancos de desenvolvimento no brasil: uma avaliação do BNDES e do BNB. **rap - Revista de Administração Pública**, v. 45, n. 2, p. 349-76, mar./abr. 2011, *PRINT VERSION* issn 0034-7612.

Disponível em: <http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci_arttext&pid=s0034-76122011000200004>. Acesso em: 03 ago. 2013.

STELL, W., Change: the sixth c of credit. **The RMA Journal**, v. 92, n. 1, p.58-60, set. 2009, Philadelphia. Disponível em: <<http://www.rmahq.org/home/search?k=Change:%20The%20Sixth%20C%20of%20Credit>>. Acesso em: 23 jan. 2012.

STEPANOVA, M., THOMAS L. Survival analysis methods for personal loan data. **Operations Research**, v. 50, n. 2, p. 277-289, mar.-abr. 2002. Disponível em: <<http://teaching.ust.hk/~ismt253w/cox.pdf>>. Acesso em: 29 dez. 2012.

SUSTERSIC, M., MRAMOR, D., ZUPAN, J. Consumer credit scoring models with limited data. **Expert Systems with Applications**, v. 36, n. 3, p. 4736–4744, part 1, apr. 2009. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0957417408002996>>. Acesso em: 23 fev. 2012.

SWAN, P. L. The political economy of the subprime crisis: why subprime was so attractive to its creators. **European Journal of Political Economy**, v. 25, n. 1, p. 124–132, mar. 2009. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0176268009000056>>. Acesso em: 20 jan. 2013.

SWIDERSKI, B. ; KUREK, J. ; OSOWSKI, S. Multistage classification by using logistic regression and neural networks for assessment of financial condition of company. **Decision Support Systems**, v. 52, n. 2, p. 539–547, 2012. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0167923611001989>>. Acesso em: 20 jun. 2013.

TAYLOR, J. Risco sistêmico e o papel do governo, cap. 2, **Risco E Regulação**, Ed. Elsevier, 3.ed, p. 19-27, 2010. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/B9788535235449500118>>. Acesso em: 29 ago. 2013.

THOMAS, L. C. et al. **Credit scoring and its applications Philadelphia**: SIAM – Monographs on mathematical modeling and computation, 2002.

THOMAS, L. C. Modelling the credit risk for portfolios of consumer loans: analogies with corporate loan models. **Mathematics and Computers in Simulation**, v. 79, n. 8, p. 2525-2534, abr. 2009. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0378475408004199>>. Acesso em: 02 mar. 2013.

THOMAS, L. C., EDELMAN, D. B., CROOK, J. N. **Credit scoring and its applications**. Philadelphia: Society for Industrial and Applied Mathematics, 2002.

TOMBINI, A. Universal banking: the view from Brazil. **The Quarterly Review of Economics and Finance**, v. 52, n. 2, p. 154– 157, maio 2012. Disponível em:

<<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1062976912000026>>. Acesso em: 25 nov. 2012.

TSAI, C.- F.; CHENG, K.-C. Simple instance selection for bankruptcy prediction. **Knowledge-Based Systems**, v. 27, p. 333–342, mar. 2012. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0950705111002188>>. Acesso em: 10 ago. 2012.

TSAI, C. F. ; CHEN, M.-L. Credit rating by hybrid machine learning techniques. **Applied Soft Computing**, v. 10, n. 2, p. 374–380, mar. 2010. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1568494609001215>>. Acesso em: 20 out. 2012.

TWALA, B. Multiple classifier application to credit risk assessment. **Expert Systems with Applications**. v. 37, n. 4, abr. 2010, p. 3326–3336, abr. 2010. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0957417409008847>>. Acesso em: 16 set. 2013.

UBERTI, P.; FIGINI, S. How to measure single-name credit risk concentrations. **European Journal of Operational Research**, v. 202, n. 1, p. 232–238, 1 abr. 2010. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0377221709003142>>. Acesso em: 29 jun. 2012.

ULAS, A. ; SEMERCI, M. ; YILDIZ, O. T. ; ALPAYDIN, E. Incremental construction of classifier and discriminant ensembles. **Information Sciences**, v. 179, n. 9, p. 1298–1318, abr. 2009. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0020025509000061>>. Acesso em: 13 out. 2012.

VAROTTO, S. Liquidity risk, credit risk, market risk and bank capital international. **Journal of Managerial Finance**, v.7, n. 2, p. 134-152, 2011, Emerald Group Publishing Limited 1743-9132, DOI 10.1108/17439131111122139. Disponível em: <<http://www.emeraldinsight.com/1743-9132.htm>>. Acesso em: 20 ago. 2013.

VASCONCELLOS, M. S. **Proposta de método para análise de concessão de crédito a pessoas físicas**. 2002. Dissertação (Mestrado em Economia), Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade, São Paulo: Universidade de São Paulo, 2002.

VIRGILLITO, S. B. **A Análise Estatística Multivariada na Previsão de Insolvência de Empresas**. Dissertação (Mestrado), São Paulo: Universidade de São Paulo, 2008.

WAAGEPETERSEN, R. A statistical modeling approach to building an expert credit risk rating system. **The Journal of Credit Risk**, v. 6, n. 2, p. 81–94, 2010. Disponível em: <http://www.risk.net/digital_assets/4569/v6n2a3.pdf>. Acesso em: 01 mar. 2013.

WAHLSTRÖM, G. Risk management versus operational action: basel II in a swedish context. **Management Accounting Research**, v. 20, n. 1, p. 53–68, mar. 2009.

Disponível em:

<<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1044500508000425>>. Acesso em: 13 ago. 2013.

WIGINTON, J. C. A note on the comparison of logit and discriminant models of consumer credit behavior. **Journal of Financial and Quantitative Analysis**, v. 15, n. 3, p. 757-770, 1980. Disponível em: <<http://www.jstor.org/stable/2330408>>.

Acesso em: 13 jan. 2012.

YAN, M.; HALL, M. J. B.; TURNER, P. A cost–benefit analysis of basel III: some evidence from the UK. **International Review of Financial Analysis**, v. 25, p. 73–82, dez. 2012. Disponível em:

<<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1057521912000622>>. Acesso em: 23 dez. 2012.

YAP, B. W.; ONG, S. H.; HUSAIN, N. H. M. Using data mining to improve assessment of credit worthiness via credit scoring models. **Expert Systems with Applications**, v. 38, n. 10, p. 13274-13283, set. 2011. Disponível em:

<<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0957417411006749>>. Acesso em: 09 set. 2012.

YOU, J.; ANDO, T. Bayesian dynamic linear modeling for exploring the impact of recent financial crisis on Japan credit default swap market. **Expert Systems with Applications**, v. 39, n. 10, p. 8718–8725, aug. 2012. Disponível em:

<<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0957417412002370>>. Acesso em: 23 dez. 2012.

YU, L.; WANG, S.; LAI, K. K., An intelligent-agent-based fuzzy group decision making model for financial multicriteria decision support: the case of credit scoring.

European Journal of Operational Research, v. 195, n. 3, p. 942–959, 16 jun. 2009.

Disponível em:

<<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0377221707011174>>. Acesso em: 23 jun. 2012.

YU, L.; WANG, S.; LAI, K. K., Credit risk assessment with a multistage neural network ensemble learning approach. **Expert Systems with Applications**, v. 34, n. 2, p. 1434–1444, fev. 2008. Disponível em:

<<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0957417407000206>>. Acesso em: 08 jun. 2013.

YU, L.; YAO, X.; WANG, S.; LAI, K. K. Credit risk evaluation using a weighted least squares svm classifier with design of experiment for parameter selection. **Expert Systems with Applications**, v. 38, n. 12, nov./dez. 2011, p. 15392–15399,

Disponível em:

<<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0957417411009183>>. Acesso em: 02 jan. 2012.

YU, L.; YUE, W.; WANG, S.; LAI, K. K., Support vector machine based multiagent ensemble learning for credit risk evaluation. **Expert Systems with Applications**, v. 37, n. 2, p. 1351–1360, mar. 2010. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0957417409006617>>. Acesso em: 23 jun. 2012.

ZDZIENICKA, A. A re-assessment of credit development in European transition economies. **International Economics**, v. 128, p. 33–51, abr. 2011. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2110701713600025>>. Acesso em: 26 jun. 2012.

ZHANG, D. ; ZHOU, X. ; LEUNG, S. C. H. ; ZHENG, J. Vertical bagging decision trees model for credit scoring. **Expert Systems with Applications**, v. 37, n. 12, p. 7838-7843, dez. 2012. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0957417410003544>>. Acesso em: 29 ago. 2013.

ZIESEMER, T. H. W. The impact of the credit crisis on poor developing countries: growth, worker remittances, accumulation and migration. **Economic Modelling**, v. 27, n. 5, p. 1230–1245, set. 2010. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0264999310000404>>. Acesso em: 27 out. 2012.

APÊNDICE A – DADOS CODIFICADOS EM NÍVEIS

Tabela 2 – Estruturação variável renda

Nível Renda	Salário Mínimo
1	1 a 2
2	2 a 3
3	3 a 5
4	5 a 10
5	10 a 20
6	acima de 20

Fonte: IBGE organização em faixas de renda de salário mínimo brasileiro.
Elaborada pelo autor.

Tabela 3 – Estruturação variável profissão
Escala de identificação

Número	Profissão
1	Médico
2	Dentista
3	Fisioterapeuta
4	Professor
5	contador
6	advogado
7	servidor público
8	jornalista
9	administrador
10	aposentado
11	outro/assistente administrativo
12	veterinário
13	psicólogo
14	engenheiro agrônomo
15	técnico enfermagem
16	engenheiro civil
17	farmacêutico
18	economista
19	enfermeira
20	arquiteto
21	nutricionista
22	engenheiro mecânico
23	técnico edificações
24	técnico agropecuário
25	físico
26	assistente social
27	engenheiro elétrico
28	pedagogo
29	publicitário
30	técnico radiologia
31	engenheiro químico
32	analista de sistema

Fonte:Elaborada pelo autor.

APÊNDICE B – ORGANIZAÇÃO AMOSTRA E RESPECTIVOS RESULTADOS

Tabela 4 – Testes com modelo de regressão logística, considerando 95% de significância

TIPOS AMOSTRA	R ² (%)	AIC	SBC	HQ	HL	EXP=PREV acerto modelo(%)				RMSE	MAE	MAP	T FUL	BIAS	VAR
						completo	simples	Total Gain	Total Percent Gain						
total (eq 17)	2,76	0,78	0,81	0,79	13,65[0,09]	86,27	86,54	(0,28)	(2,05)	0,33	0,22	11,39	0,65	0,00	0,72
nível renda 1 (eq 2)	5,80	0,86	1,11	0,96	30,26 [0,00]	66,67	66,67	0	0	0,49	0,34	28,30	0,70	0,19	0,67
nível renda 2 (eq 7)	21,55	0,86	1,17	0,98	4,77 [0,78]	85,71	88,57	(2,86)	(25,00)	0,27	0,17	7,04	0,49	0,01	0,28
nível renda 3 (eq 9)	4,66	0,90	0,97	0,93	2,86 [0,94]	83,80	83,24	0,56	3,33	0,36	0,26	13,21	0,60	0,00	0,65
nível renda 4 (eq 10)	12,36	0,90	1,18	1,01	8,75[0,36]	87,37	85,35	2,02	13,79	0,33	0,21	10,96	0,57	0,00	0,48
nível renda 5 (eq 8)	6,10	0,82	0,97	0,88	9,59[0,20]	86,21	86,70	(0,49)	(3,70)	0,33	0,22	11,02	0,64	0,00	0,61
nível renda 6 (eq 10)	10,08	0,71	0,79	0,74	7,95[0,43]	86,75	87,61	(0,85)	(6,90)	0,31	0,20	10,02	0,62	0,00	0,51
nível renda 1 ajustada curva normal(eq 2)	17,00	1,82	2,34	1,99	10,43[0,23]	68,97	65,52	3,45	10,00	0,42	0,35	17,76	0,42	0,00	0,37
nível renda 2 ajustada curva normal(eq 1)	13,83	1,39	1,72	1,52	20,82[0,00]	79,25	69,81	9,43	31,25	0,40	0,34	17,21	0,45	0,00	0,44
nível renda 3 ajustada curva normal(eq 5)	9,30	1,28	1,52	1,38	7,32[0,50]	72,45	70,41	2,04	6,90	0,42	0,37	18,50	0,49	0,00	0,50
nível renda 4 ajustada curva normal(eq 6)	20,14	1,18	1,42	1,28	5,44[0,70]	76,34	68,82	7,53	24,14	0,40	0,32	16,36	0,42	0,00	0,34
nível renda 5 ajustada curva normal(eq 6)	10,16	1,30	1,55	1,40	9,89[0,27]	75,28	69,66	5,62	18,52	0,43	0,37	18,53	0,48	0,00	0,47
nível renda 6 ajustada curva normal(eq 4)	37,48	1,01	1,32	1,14	8,51[0,38]	85,56	68,89	16,67	53,57	0,33	0,23	11,90	0,34	0,00	0,22
reduzida total aleatória (eq 4)	6,65	1,18	1,26	1,21	7,08[0,52]	70,70	70,08	0,61	2,05	0,44	0,38	19,39	0,50	0,00	0,56
reduzida(30%inad) nível renda 1 (eq 6)	53,86	1,33	1,77	1,45	3,61[0,88]	83,33	66,67	16,67	50	0,31	0,19	9,51	0,29	0,00	0,13
reduzida(30%inad) nível renda 2 (eq 1)	62,81	1,19	1,76	1,39	8,67[0,37]	84,24	68,42	15,79	50	0,32	0,17	9,79	0,31	0,00	0,09
reduzida(30%inad) nível renda 3 (eq 1)	42,10	1,69	2,31	1,89	7,60[0,47]	86,21	51,72	34,48	71,43	0,33	0,24	12,10	0,26	0,00	0,20
reduzida(30%inad) nível renda 4 (eq 2)	42,12	1,43	2,02	1,66	1,79[0,98]	82,98	53,19	29,72	63,64	0,36	0,25	12,90	0,28	0,00	0,17
reduzida(30%inad) nível renda 5 (eq 7)	43,98	1,35	1,86	1,53	10,35[0,24]	77,78	55,56	22,22	50,00	0,37	0,26	13,87	0,30	0,00	0,16
reduzida(30%inad) nível renda 6 (eq 2)	59,49	1,46	2,10	1,67	7,31[0,50]	90,32	54,84	35,48	78,57	0,28	0,16	8,45	0,22	0,00	0,12
reduzida(30%inad) nível renda total(eq 2)	4,62	1,20	1,28	1,23	8,15[0,41]	70,41	69,98	0,43	1,44	0,44	0,39	19,31	0,51	0,00	0,68
nível renda 1 e 2 (eq 4)	2,31	0,75	0,86	0,79	5,36[0,71]	85,56	88,56	0,00	0,00	0,31	0,19	9,98	0,68	0,00	0,76
nível renda 3 e 4 (eq 3)	2,97	0,87	0,93	0,89	5,65[0,68]	84,62	84,35	0,27	1,69	0,35	0,25	12,81	0,63	0,00	0,71
nível renda 5 e 6 (eq 4)	5,04	0,76	0,83	0,79	9,10[0,33]	86,96	87,19	(0,23)	(1,79)	0,32	0,21	10,73	0,65	0,00	0,63
reduzida nível renda 1 a 2 (eq 1)	7,67	1,26	1,49	1,35	5,15[0,74]	76,67	72,22	4,44	16,00	0,42	0,36	18,21	0,51	0,00	0,53
reduzida nível renda 3 a 4 (eq 2)	6,24	1,31	1,50	1,39	3,89[0,86]	67,90	66,67	1,23	3,70	0,45	0,40	20,46	0,48	0,00	0,56
reduzida nível renda 5 a 6 (eq 2)	13,76	1,22	1,37	1,28	6,11[0,63]	73,13	64,93	8,21	23,40	0,43	0,37	18,82	0,43	0,00	0,40
amostra retirada valores extremos (eq5)	2,80	0,88	0,93	0,90	8,38[0,39]	83,29	83,69	(0,40)	(2,46)	0,36	0,26	13,27	0,63	0,00	0,71

Fonte: Resultados extraídos Eviews 7.0, ao nível de significância de 95%. Elaborada pelo autor.

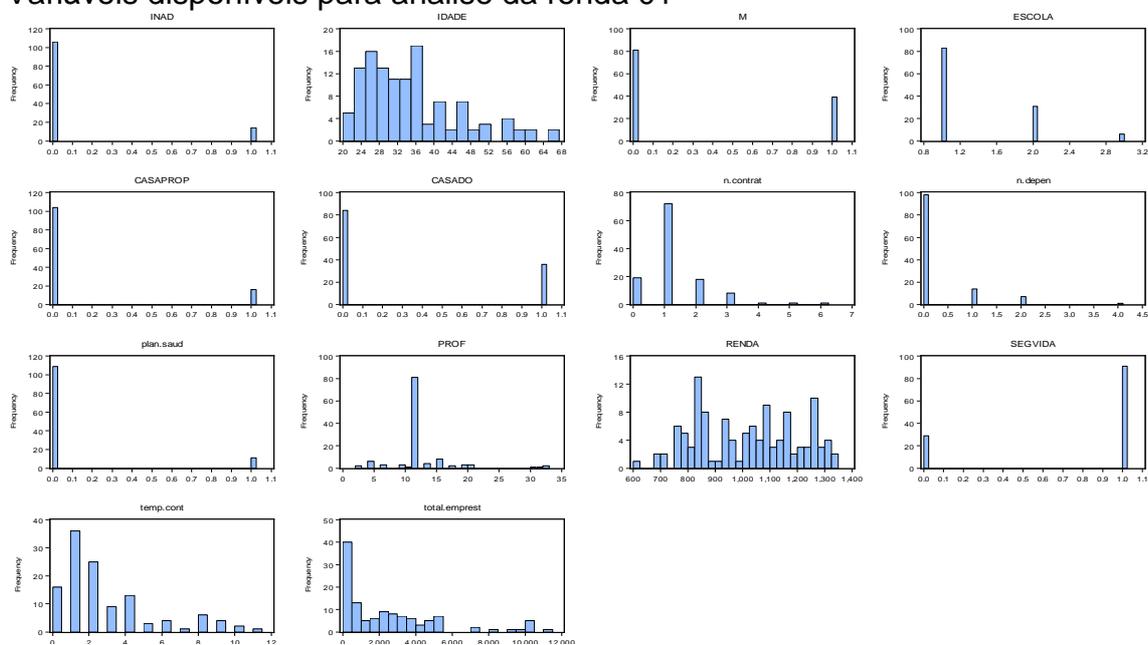
Tabela 5 – Variáveis pelo p-valor a 95% significância com aplicação do modelo de regressão logística

Número observações	DEP=0	DEP=1	% Inadimplêntes	Organização amostra	Total tomado emprestado	Número contra emprestimo	Aplicação (R\$)	Sexo masculino	Dependente	Casado	Idade (anos)	Renda mensal (R\$)	Casa própria	Patrimônio (R\$)	Bens alienados	Profissão	Escolaridade (níveis)	Anos conta
1085	939	146	13.46	total (eq 15)	0,00							0,00						
120	106	14	11.67	nível renda 1 (eq 3)	0,23	0,38		0,68	0,28	0,51	0,87	0,86	0,94			0,70		0,51
102	88	14	13.73	nível renda 2 (eq 7)	0,28	0,15		0,91	0,42	0,04	0,12	0,39	0,37		0,08	0,26		0,50
179	149	30	16.76	nível renda 3 (eq 9)	0,36							0,53				0,03		
198	169	29	14.65	nível renda 4 (eq 10)	0,00				0,15			0,41			0,03	0,38		
203	176	27	13.30	nível renda 5 (eq 8)	0,47	0,09		0,12	0,18			0,99	0,35			0,55		0,40
234	205	29	12.39	nível renda 6 (eq 10)	0,00								0,02			0,03		
29	19	10	34.48	nível renda 1 ajustada (eq2)	0,17	0,73		0,35	0,56	0,53	0,21	0,56		0,64				0,95
53	37	16	30.19	nível renda 2 ajustada (eq 1)	0,31	0,13		0,81	0,82	0,07	0,38	0,61				0,69		
98	69	29	29.59	nível renda 3 ajustada (eq 5)	0,91	0,24		0,42	0,08			0,31				0,03	0,16	
93	64	29	31.18	nível renda 4 ajustada (eq 6)	0,09			0,01			0,47	0,36	0,28		0,06	0,10		0,01
89	62	27	30.34	nível renda 5 ajustada (eq 6)	0,02	0,45		0,35			0,28	0,62				0,34	0,34	0,15
90	62	28	31.11	nível renda 6 ajustada (eq 4)	0,02	0,45		0,20	0,49		0,39	0,03	0,00		0,13	0,00	0,12	
488	342	146	29.92	reduzida aleatória total	0,00	0,22	0,11				0,35	0,01	0,06		0,03	0,42	0,17	
24	16	8	33.33	reduzida(30%inad) nível renda 1 (eq 6)	0,23	0,38		0,68	0,28	0,51	0,87	0,86	0,97			0,70		0,51
36	24	12	33.33	reduzida(30%inad) nível renda 2 (eq 1)	0,28	0,15		0,91	0,42	0,04	0,12	0,39	0,37		0,08	0,26		0,50
29	15	14	48.28	reduzida(30%inad) nível renda 3 (eq 1)	0,36							0,53				0,03		
47	25	22	46.81	reduzida(30%inad) nível renda 4 (eq 2)	0,00							0,41			0,03	0,38		
40	24	16	40.00	reduzida(30%inad) nível renda 5 (eq 7)	0,47	0,09		0,12	0,18			0,99	0,35			0,55		0,40
31	17	14	45.16	reduzida(30%inad) nível renda 6 (eq 2)	0,00				0,15				0,28			0,03		
463	324	139	30.02	reduzida(30%inad) nível renda total (eq 2)	0,00	0,66		0,64			0,56		0,34		0,15	0,07		
271	240	31	11.44	nível renda 1 e 2 (eq 4)	0,62	0,37			0,26		0,65	0,84				0,30	0,35	
377	318	59	15.65	nível renda 3 e 4 (eq 3)	0,00						0,43	0,23				0,41	0,49	
437	381	56	12.81	nível renda 5 e 6 (eq 4)	0,00				0,16	0,29	0,73	0,13				0,27	0,30	
90	65	25	27.78	reduzida nível renda 1 a 2 (eq 1)	0,40	0,14				0,08	0,29	0,91				0,67	0,55	
162	108	54	33.33	reduzida nível renda 3 a 4 (eq 2)	0,10	0,46		0,06	0,68	0,39	0,04	0,11	0,43			0,96		
134	87	47	35.07	reduzida nível renda 5 a 6 (eq 2)	0,00			0,55			0,44	0,94				0,13		0,16
748	626	122	16.31	amostra com exclusão valores extremos (eq 5)	0,18			0,38			0,02	0,75	0,00		0,22	0,73		

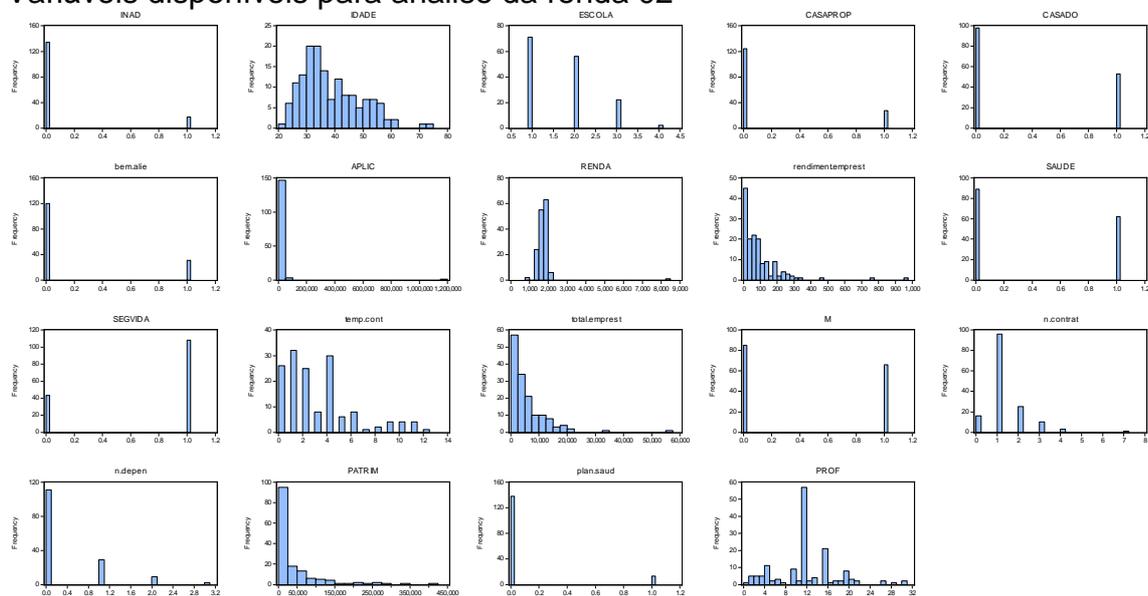
fonte: resultados extraídos evIEWS 7.0, ao nível de significância de 95%. Elaborada pelo autor.

APÊNDICE C – RESULTADOS EXTRAÍDOS DA APLICAÇÃO DO MODELO RE REGRESSÃO LOGÍSTICA

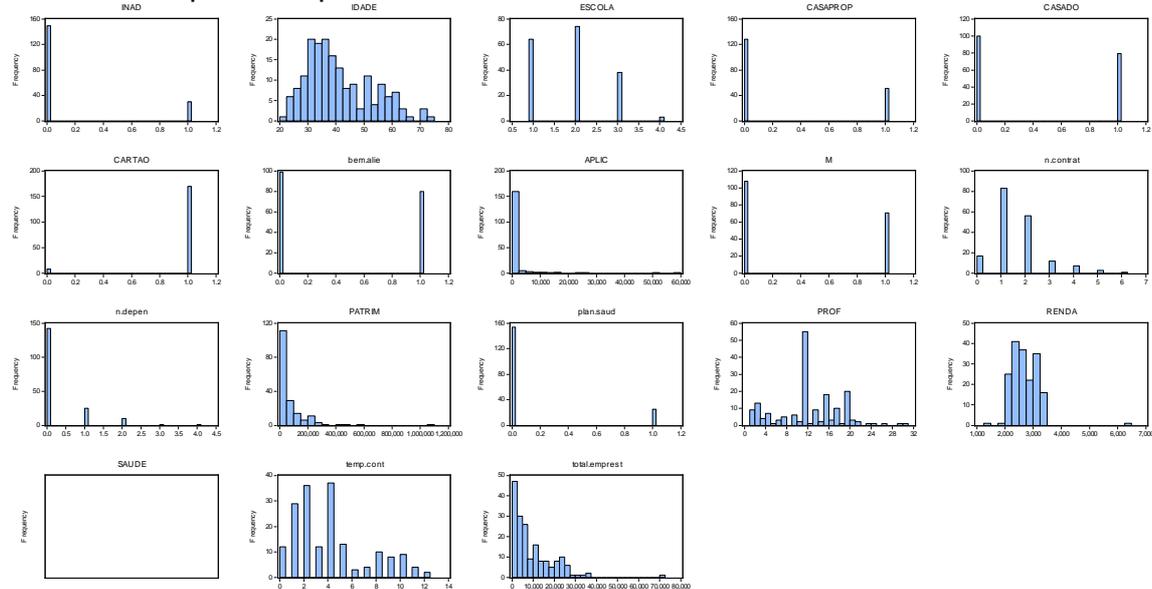
Variáveis disponíveis para análise da renda 01



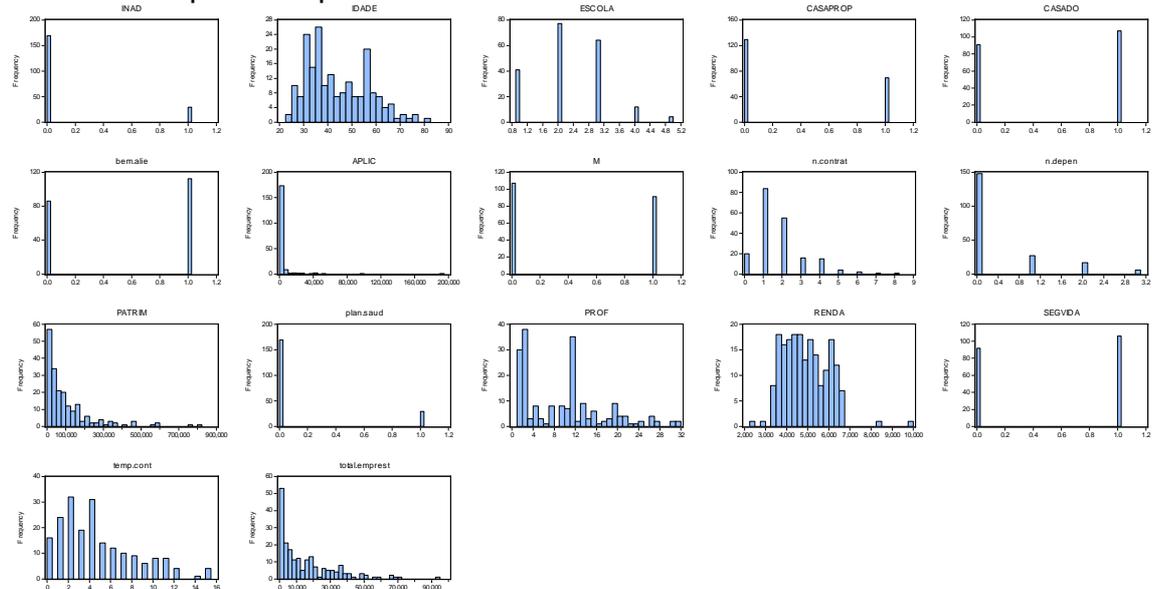
Variáveis disponíveis para análise da renda 02



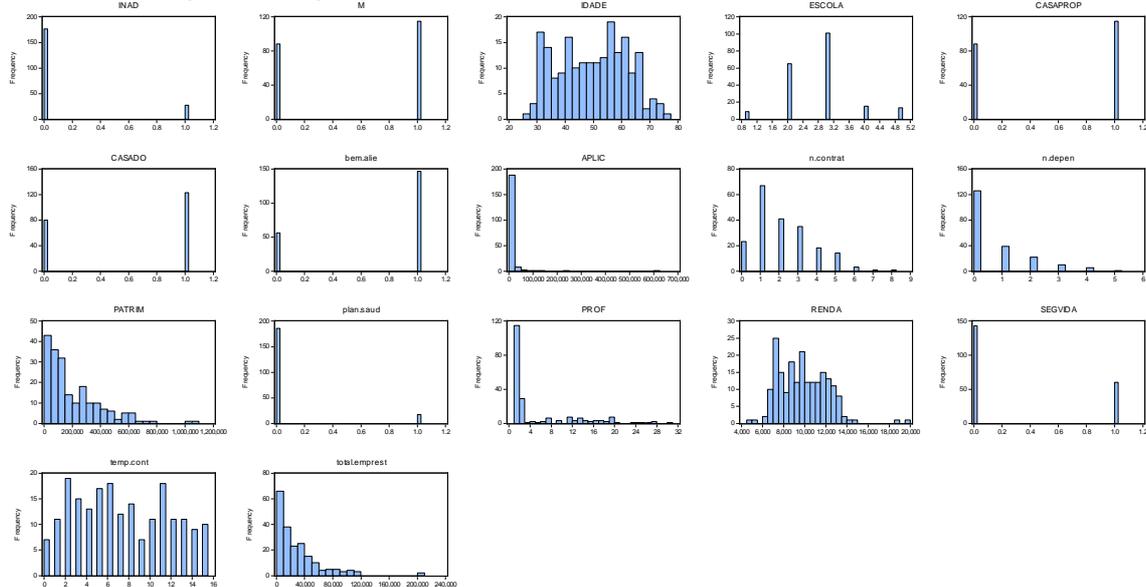
Variáveis disponíveis para análise da renda 03



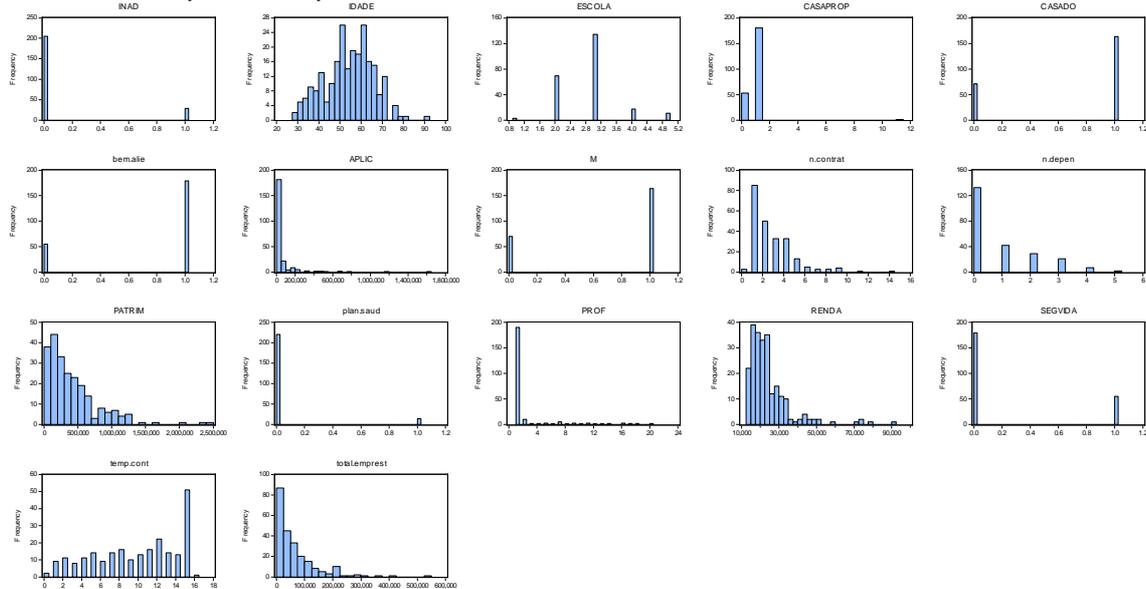
Variáveis disponíveis para análise da renda 04



Variáveis disponíveis para análise da renda 05

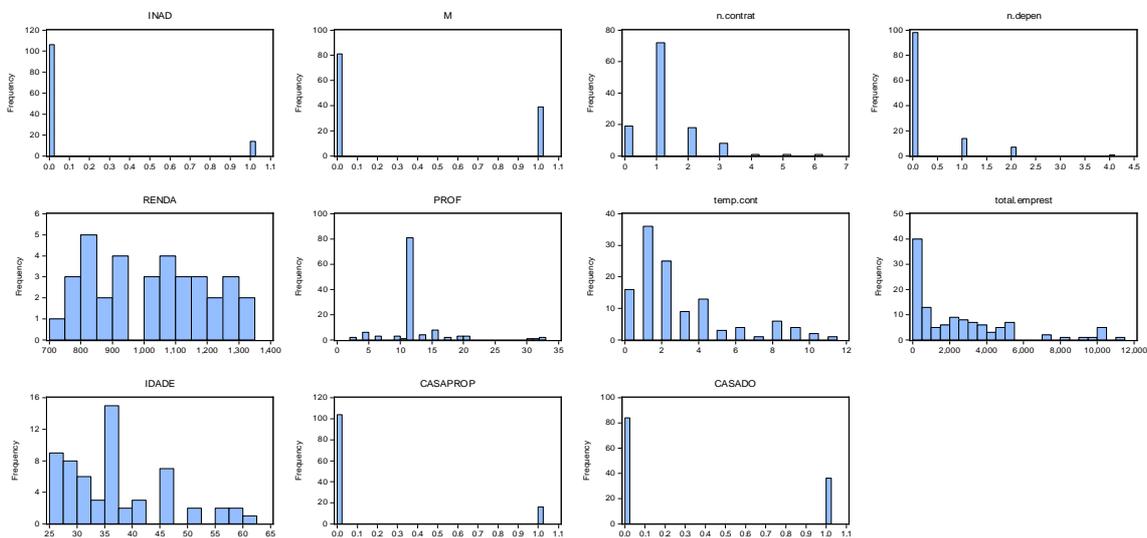


Variáveis disponíveis para análise da renda 06

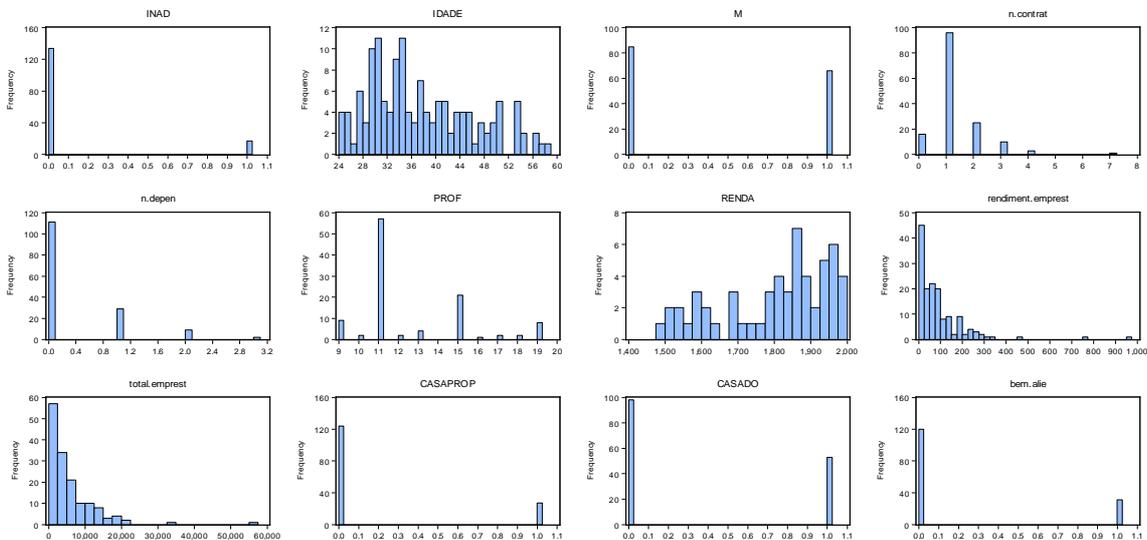


Modelo Final:

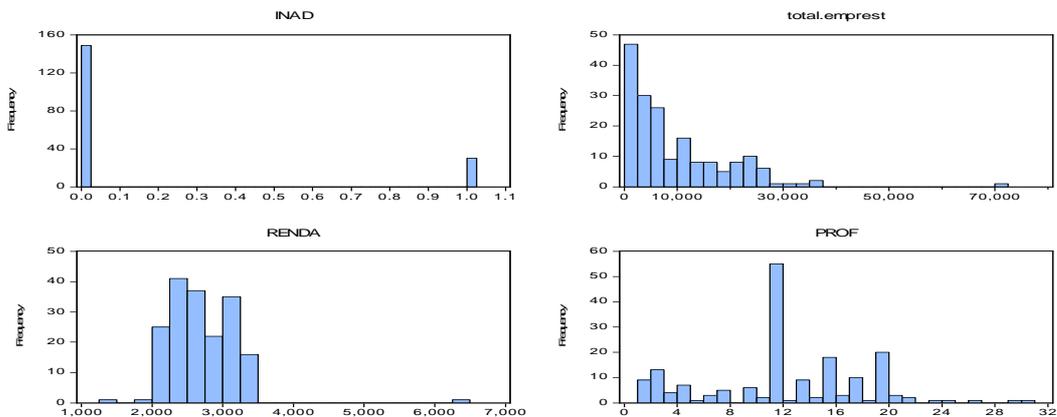
Para o nível de renda 01:



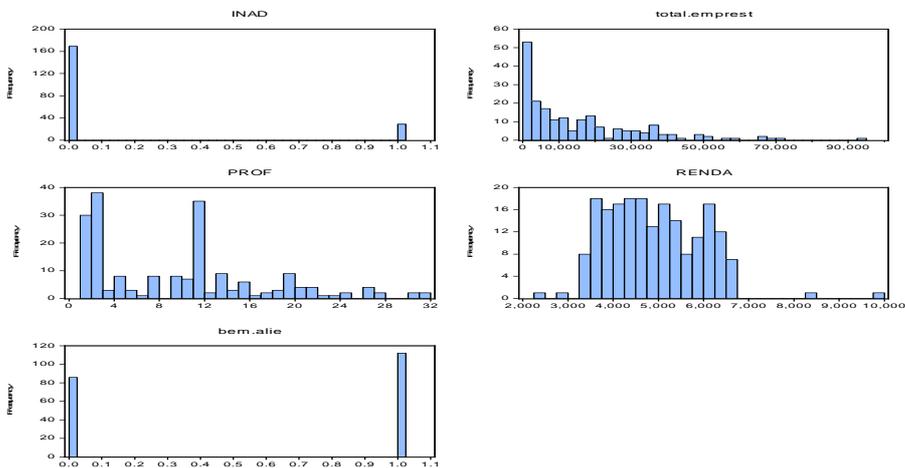
Para o nível de renda 02:



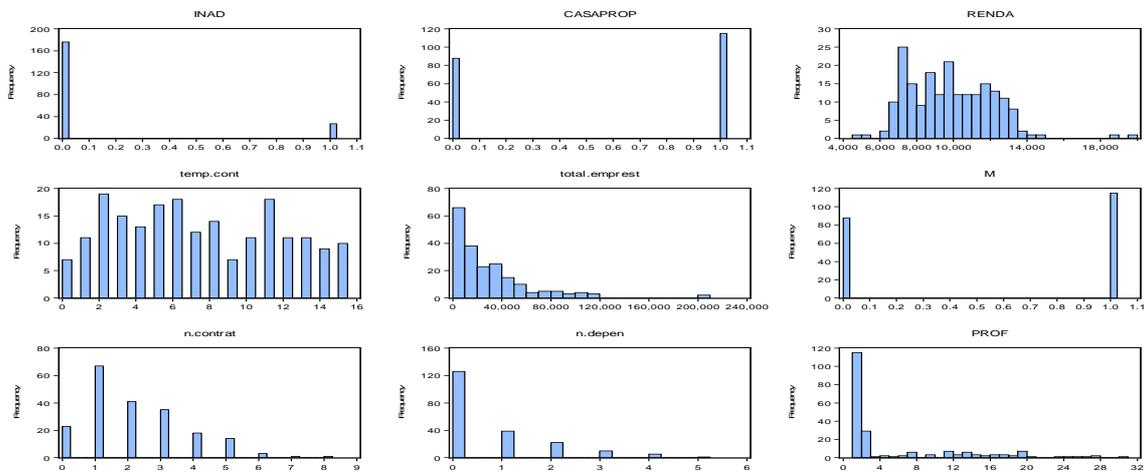
Para o nível de renda 03



Para o nível de renda 04



Para o nível de renda 05



Para o nível de renda 06

