

UNIVERSIDADE DE SÃO PAULO
FACULDADE DE ECONOMIA, ADMINISTRAÇÃO E CONTABILIDADE
DEPARTAMENTO DE ADMINISTRAÇÃO
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ADMINISTRAÇÃO

**PSICOLOGIA DO RISCO DE CRÉDITO: ANÁLISE DA CONTRIBUIÇÃO DE
VARIÁVEIS PSICOLÓGICAS EM MODELOS DE *CREDIT SCORING***

Pablo Rogers Silva

Orientador: Prof. Dr. José Roberto Securato

Versão Original

SÃO PAULO

2011

Prof. Dr. João Grandino Rodas
Reitor da Universidade de São Paulo

Prof. Dr. Reinaldo Guerreiro
Diretor da Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade

Prof. Dr. Adalberto Américo Fischmann
Chefe do Departamento de Administração

Prof. Dr. Lindolfo Galvão de Albuquerque
Coordenador do Programa de Pós-Graduação em Administração

PABLO ROGERS SILVA

**PSICOLOGIA DO RISCO DE CRÉDITO: ANÁLISE DA CONTRIBUIÇÃO DE
VARIÁVEIS PSICOLÓGICAS EM MODELOS DE *CREDIT SCORING***

Tese apresentada ao Departamento de Administração da Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade da Universidade de São Paulo como requisito para obtenção do título de Doutor em Administração.

Orientador: Prof. Dr. José Roberto Securato

SÃO PAULO

2011

FICHA CATALOGRÁFICA

Elaborada pela Seção de Processamento Técnico do SBD/FEA/USP

Silva, Pablo Rogers

Psicologia do risco de crédito: análise da contribuição de variáveis psicológicas em modelos de *credit scoring* / Pablo Rogers Silva. -- São Paulo, 2011.

232 p.

Tese (Doutorado) – Universidade de São Paulo, 2011.

Orientador: José Roberto Securato.

1. Administração de crédito 2. Crédito – Aspectos psicológicos
3. Crédito direto ao consumidor 4. Risco 5. Psicologia social I. Universidade de São Paulo. Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade II. Título.

CDD – 658.88

**Ao meu filho Pietro,
que me fez redescobrir
o sentido da vida.**

Agradeço primeiramente a Deus, pois é Dele toda honra, glória e louvor.

No mais, diversas pessoas contribuíram direta ou indiretamente para a superação de mais essa etapa conquistada. Agradeço a todos meus familiares e amigos que, por meio de suas companhias, trouxeram alegria e paz de espírito para eu continuar a jornada. Agradecimento especial devo à minha esposa Maressa Carolina, e ao meu filho Pietro Rogers, por terem sido privados da minha presença em momentos importantes e, mesmo assim, apoiado esse projeto.

Outras pessoas contribuíram diretamente para o término da tese, e nominá-las torna-se mais que uma obrigação e não restitui a dívida eterna que tenho com elas. Agradeço ao meu orientador, Dr. José Roberto Securato, pela sua paciência, compreensão e ensinamentos empreendidos no decorrer do doutorado. Agradeço ao meu irmão Msc. Dany Rogers, cujo conhecimento prático e teórico na área de Crédito tornou-se essencial para delineamento do trabalho. Agradeço ao meu aluno, que se tornou amigo e um fiel assistente de pesquisa, Mateus Ferraz Prado, por ter me ajudado, incansavelmente, em todas as etapas dessa tese.

Agradeço aos professores Dr. Abraham Laredo Sicsú, membro da banca, e Dra. Vera Rita de Mello Ferreira, por terem prontificados sempre que se tornaram necessárias suas atenções em me ajudar – o primeiro pelo seu conhecimento na área de crédito e métodos quantitativos, e a segunda pela transmissão de informações valiosas sobre a Psicologia Econômica.

Agradeço aos professores Dr. José Roberto Ferreira Savoia e Dra. Rosana Tavares, membros da banca, pelo aceite do convite e valiosas orientações no exame de qualificação.

Institucionalmente, agradeço à FEA/USP pelo apoio e oportunidades oferecidas, mas principalmente pelas amizades cultivadas. Agradeço também ao Laboratório de Finanças da FIA pelo apoio financeiro empenhado na pesquisa de campo. Agradeço à UFU, que me deu as condições de trabalho necessárias para realização da tese e, em especial, à Dra. Kárem Cristina de Sousa Ribeiro, membro da banca, que sempre foi uma fiel incentivadora. Também na UFU, agradeço ao professor Dr. Henrique Neder, que sempre esteve disponível para sanar minhas dúvidas econométricas.

Aqui ficam meus agradecimentos a todos aqueles que não consegui nominá-los nesse curto espaço que me é dedicado!

RESUMO

A presente tese objetivou investigar a contribuição de variáveis e escalas psicológicas sugeridas pela literatura de Psicologia Econômica, a fim de prever o risco de crédito de pessoas físicas. Nesse sentido, através das técnicas de regressão logística, e seguindo todas as etapas para desenvolvimento de modelos de *credit scoring*, foram construídos modelos de *application scoring* para pessoas físicas com variáveis sociodemográficas e situacionais, comumente utilizadas nos modelos tradicionais, mais a inclusão de variáveis comportamentais e escalas psicológicas, tais como: variáveis de comparação social, variáveis relacionadas com educação financeira, variáveis de comportamento de consumo, *proxies* de autocontrole e horizonte temporal, escala do significado do dinheiro (ESD), escala de autoeficácia, escala de locus de controle, escala de otimismo, escala de autoestima e escala de comprador compulsivo. Os resultados foram contundentes e direcionaram para uma significativa contribuição de algumas dessas variáveis em prever o risco de crédito dos indivíduos. As variáveis oriundas da ESD mostraram que as dimensões negativas relacionadas com o dinheiro estão mais associadas a indivíduos com problemas com dívidas. Também foi possível constatar que indivíduos com altos escores na escala de autoeficácia, provavelmente indicando um maior grau de otimismo e excesso de confiança, estão mais associados ao grupo de mau pagador. Notou-se ainda que compradores classificados como compulsivos possuem maior probabilidade de se encontrar no grupo de mau crédito. Indivíduos que consideram presentear crianças e amigos em datas comemorativas como uma necessidade, mesmo que muitas pessoas considerem um luxo, possuem maior chance de se encontrarem no grupo de mau crédito. Problemas de autocontrole identificados por indivíduos que bebem em média mais de quatro copos de bebida alcoólica no dia ou são fumantes, mostraram-se importantes para identificar tendências ao endividamento. A partir desses achados acredita-se que a presente tese avançou no entendimento do risco de crédito das pessoas físicas, de forma a suscitar variáveis que podem aumentar a precisão da previsão dos modelos de *credit scoring*, tendo como uma das implicações imediatas a consideração de algumas das variáveis significativas como uma pergunta no formulário cadastral para novos clientes, tais como: Você acha que presentear amigos em datas comemorativas é uma necessidade ou luxo? Você acha que presentear crianças em datas comemorativas é uma necessidade ou luxo? Na média, você bebe mais de 4 copos de bebida alcoólica no dia? Você fuma cigarros? As implicações dos resultados também podem ser discutidas no âmbito dos modelos de *behavioral scoring* e modelos de *credit scoring* para pessoas jurídicas.

ABSTRACT

This work aimed to investigate the contribution of variables and psychological scales, suggested by the literature of Economic Psychology, in order to predict the credit risk of individuals. Accordingly, through the techniques of logistic regression, and following all the steps for developing credit scoring models, application scoring models were built for individuals with socio demographic and situational variables, commonly used in traditional models, further the inclusion of behavioral variables and psychological scales, such as: variables of social comparison, variables related to financial education, variables in consumption behavior, proxies of self-control and temporal horizon, meaning of money scale (MMS), scale of self efficacy, locus of control scale, scale of optimism, scale of self-esteem and scale of compulsive buyer. The results were blunt, and directed a significant contribution to some of these variables in predicting the credit risk of individuals. The variables derived from the MMS showed that the negative dimensions related to money are more associated to individuals with debt problems. It was also noted that individuals with high scores on self-efficacy scale, probably indicating a higher degree of optimism and overconfidence, are the group most associated with bad credit. It was noted also that buyers classified as compulsive ones are more likely to find in the group of bad credit. Individuals who consider gifting children and friends on commemorative dates as a necessity, even though many people consider a luxury, have more chance in being found in the group of bad credit. Self-control problems, identified by individuals who drink more than four glasses of alcohol a day, or are smokers, were important to identify indebtedness trends. From these findings it is believed that this work has advanced the understanding of the credit risk of individuals, giving rise to variables that may increase the forecast accuracy of credit scoring models, having as one of the immediate implications, considering of some of the significant variables as one of the questions about the individual when he fills the new application form, such as: Do you think gifting friends in commemorative dates is a necessity or luxury? Do you think gifting children in commemorative dates is a necessity or luxury? On average, you drink more than four glasses of alcohol a day? Do you smoke cigarettes? The implications of these results can also be discussed in the context of behavioral scoring models and credit scoring models for corporations.

SUMÁRIO

| | |
|---|----|
| LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS | 5 |
| LISTA DE TABELAS | 7 |
| 1 O PROBLEMA DA PESQUISA | 9 |
| 1.1. Contextualização do Problema..... | 9 |
| 1.2. Objetivos | 13 |
| 1.3. Justificativas do trabalho..... | 13 |
| 1.4. Delimitação | 16 |
| 1.5. Hipóteses de pesquisa | 17 |
| 1.5.1. Risco de crédito | 19 |
| 1.5.2. Variáveis sociodemográficas..... | 19 |
| 1.5.3. Variáveis situacionais..... | 20 |
| 1.5.4. Escalas psicológicas | 20 |
| 1.5.5. Variáveis de comportamento..... | 22 |
| 1.6. Contribuições da pesquisa..... | 22 |
| 1.7. Estrutura do trabalho | 23 |
| 2 RISCO DE CRÉDITO | 25 |
| 2.1. Crédito..... | 25 |
| 2.1.1. Crédito ao consumidor | 26 |
| 2.2. Risco de crédito..... | 28 |
| 2.3. Avaliação do risco de crédito..... | 29 |
| 2.3.1. Sistemas especialistas..... | 31 |
| 2.3.2. Sistemas de <i>ratings</i> | 33 |
| 2.4. Modelos de <i>Credit Scoring</i> | 34 |
| 2.4.1. Técnicas estatísticas aplicadas aos modelos de <i>Credit Scoring</i> | 38 |
| 2.4.1.1. Análise Discriminante..... | 39 |
| 2.4.1.2. Regressão Logística..... | 40 |
| 2.4.1.3. Redes Neurais Artificiais..... | 42 |
| 2.4.1.4. Comparação de técnicas..... | 44 |
| 3 PSICOLOGIA ECONÔMICA | 47 |
| 3.1. Economia Experimental | 47 |
| 3.2. Economia Comportamental ou Economia Psicológica..... | 47 |
| 3.3. Socioeconomia | 48 |
| 3.4. Neuroeconomia | 48 |
| 3.5. Psicologia do Consumidor | 49 |
| 3.6. Economia Antropológica ou Antropologia Econômica | 49 |
| 3.7. Finanças Comportamentais | 49 |
| 3.8. Psicologia Econômica | 50 |
| 3.8.1. Decisões Domésticas..... | 52 |
| 3.8.2. Socialização econômica | 57 |
| 3.8.3. Dinheiro..... | 58 |
| 3.8.4. Poupança | 61 |
| 3.9. Crédito e endividamento na Psicologia Econômica..... | 65 |
| 3.9.1. Significado do dinheiro | 66 |
| 3.9.2. Autoeficácia..... | 67 |
| 3.9.3. Locus de controle | 68 |
| 3.9.4. Otimismo | 70 |
| 3.9.5. Autoestima..... | 72 |
| 3.9.6. Compras compulsivas..... | 73 |

| | | |
|----------|--|-----|
| 3.9.7. | Atitudes em relação ao débito/crédito | 74 |
| 3.9.8. | Comparação social | 75 |
| 3.9.9. | Educação financeira | 76 |
| 3.9.10. | Comportamento de consumo | 77 |
| 3.9.11. | Autocontrole e horizonte temporal | 78 |
| 4 | MÉTODO DA PESQUISA EMPÍRICA | 81 |
| 4.1. | Planejamento e definições | 81 |
| 4.1.1. | Conceito de inadimplência | 82 |
| 4.2. | Identificação das variáveis previsoras | 84 |
| 4.2.1. | Variáveis sociodemográficas | 85 |
| 4.2.2. | Variáveis situacionais | 86 |
| 4.2.3. | Escalas psicológicas | 87 |
| 4.2.3.1. | Escala do significado do dinheiro | 87 |
| 4.2.3.2. | Autoeficácia | 88 |
| 4.2.3.3. | Lócus de controle | 88 |
| 4.2.3.4. | Otimismo | 90 |
| 4.2.3.5. | Autoestima | 90 |
| 4.2.3.6. | Compras compulsivas | 91 |
| 4.2.4. | Variáveis de comportamento | 92 |
| 4.2.4.1. | Atitude em relação ao débito/crédito | 92 |
| 4.2.4.2. | Comparação social | 92 |
| 4.2.4.3. | Educação financeira | 93 |
| 4.2.4.4. | Comportamento de consumo | 93 |
| 4.2.4.5. | Autocontrole e horizonte temporal | 94 |
| 4.2.5. | Resumo das variáveis | 95 |
| 4.3. | Amostragem e coleta de dados | 97 |
| 4.3.1. | Seleção da amostra | 98 |
| 4.3.2. | Dimensionamento da amostra | 99 |
| 4.3.3. | Aspectos operacionais | 99 |
| 4.4. | Análise dos dados | 99 |
| 4.5. | Análise bivariada | 101 |
| 4.6. | Obtenção da fórmula preliminar | 102 |
| 4.7. | Análise e validação das fórmulas de escoragem | 105 |
| 5 | MODELAGEM EMPÍRICA E RESULTADOS DA PESQUISA | 107 |
| 5.1. | Análise dos dados | 107 |
| 5.1.1. | Inconsistências | 107 |
| 5.1.2. | <i>Missing values</i> | 107 |
| 5.1.3. | Novas variáveis | 109 |
| 5.1.4. | Fusão de categorias | 110 |
| 5.1.5. | Geração de variáveis <i>dummies</i> | 110 |
| 5.2. | Análises bivariadas | 111 |
| 5.2.1. | Teste Mann-Whitney U | 111 |
| 5.2.2. | Teste Qui-quadrado | 112 |
| 5.2.3. | Correlações | 115 |
| 5.2.4. | <i>Chi-squared Automatic Interaction Detection (CHAID)</i> | 116 |
| 5.3. | Obtenção da fórmula preliminar | 117 |
| 5.3.1. | Método <i>enter</i> | 120 |
| 5.3.2. | Método <i>forward</i> | 124 |
| 5.3.3. | Método <i>backward</i> | 125 |
| 5.3.4. | Seleção por blocos | 127 |

| | | |
|----------|--|-----|
| 5.3.4.1. | Agrupamento pelas características das variáveis..... | 128 |
| 5.3.4.2. | Agrupamento pelo poder discriminador..... | 129 |
| 5.4. | Análise e validação das fórmulas de escoragem..... | 130 |
| 5.4.1. | Amostras de desenvolvimento e de teste..... | 131 |
| 5.4.2. | Teste KS | 133 |
| 5.4.3. | Curva ROC | 133 |
| 5.4.4. | Modelo final | 134 |
| 5.4.5. | Auditoria do modelo final | 138 |
| 5.4.5.1. | Auditoria interna..... | 138 |
| 5.4.5.2. | Auditoria externa..... | 141 |
| 5.5. | Teste da hipótese de pesquisa | 143 |
| 5.5.1. | Modelos com famílias específicas de variáveis | 145 |
| 5.6. | Discussão dos resultados..... | 147 |
| 6 | CONCLUSÕES..... | 157 |
| 7 | REFERÊNCIAS | 161 |
| 8 | APÊNDICES | 173 |

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

ABEP: Associação Brasileira de Estudos Populacionais
AD: Análise Discriminante
AIG: American International Group
BIS: Bank for International Settlements
CCF: Cadastro de Cheque sem Fundo
CHAID: Chi-squared Automatic Interaction Detection
CPF: Cadastro de Pessoas Físicas
CVC: Ciclo de Vida Comportamental
DVD: Digital Video Disc
EDF: Expected Default Frequency
ESD: Escala do Significado do Dinheiro
EUA: Estados Unidos da América
FED: Federal Reserve System
FICO®: Fair Isaac Co.
IBGE: Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística
IMC: Índice de massa corporal
KMV: Kealhofer, McQuown and Vasicek
KS: Kolmogorov-Smirnov
LN: logaritmo neperiano
LOG: Logarítimo
LR: Logarítimo da razão de verossimilhança
MAS: Money Attitude Scale
MBA: Master of Business Administration
MBBS: Money Beliefs and Behaviour Scale
MES: Money Ethic Scale
MG: Minas Gerais
MSD: Modified Semantic Differential
MQO: Mínimos Quadrados Ordinários
OMS: Organização Mundial da Saúde
PIB: Produto Interno Bruto
PNAD: Pesquisa Nacional por Amostras Domicílios
RAROC: Risk adjusted return on capital
Refin: Refinanciamentos
RL: Regressão Logística
RNA: Redes Neurais Artificiais
ROC: Receiver Operating Characteristic
SEC: Securities and Exchange Commission
SPC: Serviço de Proteção ao Crédito
SPSS: Statistical Package for the Social Sciences
TOV: Teste de Orientação da Vida
TV: Televisão
VAR: Value at Risk

LISTA DE TABELAS

| | |
|--|-----|
| Tabela 1 – Frequencia da variável CRED | 111 |
| Tabela 2 – Modelo com todas as variáveis consideradas na pesquisa | 121 |
| Tabela 3 – Modelo 1..... | 124 |
| Tabela 4 – Modelo 2..... | 125 |
| Tabela 5 – Modelo 3..... | 126 |
| Tabela 6 – Modelo 4..... | 129 |
| Tabela 7 – Modelo 5..... | 130 |
| Tabela 8 – Tabela de classificação dos modelos..... | 131 |
| Tabela 9 – Tabela de classificação dos modelos por <i>bootstrap</i> | 132 |
| Tabela 10 – Área sob a curva ROC dos modelos..... | 134 |
| Tabela 11 – Resumo das estatísticas de ajuste dos modelos | 135 |
| Tabela 12 – Fórmula de escoragem do modelo final | 136 |
| Tabela 13 – Estatísticas de ajuste do modelo final..... | 137 |
| Tabela 14 – Tabela de classificação do modelo final..... | 137 |
| Tabela 15 – Coeficiente de correlação de Spearman entre os escores dos modelos..... | 139 |
| Tabela 16 – Frequencia das definições alternativas de inadimplência..... | 140 |
| Tabela 17 – Estatísticas KS e ROC no caso de definições de inadimplência alternativas..... | 140 |
| Tabela 18 – Tabela de classificação no caso de definições de inadimplência alternativas..... | 141 |
| Tabela 19 – Classificação de risco do SPC SCORE | 142 |
| Tabela 20 – Frequencia da classificação de risco SPS SCORE na amostra | 142 |
| Tabela 21 – Modelo PSICO | 146 |
| Tabela 22 – Modelo TRAD..... | 146 |
| Tabela 23 - Estatísticas de ajuste do Modelo PSICO e TRAD | 147 |
| Tabela 24 – Tabela de classificação do Modelo PSICO e TRAD | 147 |
| Tabela 25 – Média, frequência e desvio-padrão das variáveis significativa nos modelos e algumas variáveis que lhe deram origem | 153 |
| Tabela 26 – Efeitos marginais do modelo final para um elemento típico da amostra | 155 |

1 O PROBLEMA DA PESQUISA

1.1. Contextualização do Problema

Incontestavelmente, a disponibilidade e a aceitabilidade do crédito facilitam a vida moderna e estimulam a economia. O crédito, entre outras funções, possibilita: a) às pessoas, comprarem casas, carros e bens de consumo; b) às empresas, efetuarem investimentos sem recursos próprios de um lado, e de outro, facilita a venda de seus produtos e serviços; e c) aos governos, criarem infraestrutura que não pode ser financiada por meio dos orçamentos anuais, atendendo assim às necessidades da população, como escolas, hospitais, estradas etc. Algumas teorias econômicas argumentam, inclusive, que o desenvolvimento do crédito em determinados ambientes pode explicar por que alguns países são desenvolvidos e outros não (CAOINETTE *et al*, 2009).

O setor de crédito ao consumidor, por sua vez, representa uma parte importante da economia das grandes nações. “Uma mudança no crescimento do crédito ao consumidor é, com frequência, um indicador antecipado de recuperações ou recessões econômicas” (CAOINETTE *et al*, 2009, p. 213). Nos EUA, o total de crédito ao consumidor cresceu praticamente 60% no período 2000-2009, saindo de aproximadamente US\$ 1,5 bilhão para US\$ 2,5 bilhões (FEDERAL RESERVE BANK, 2010). No Brasil, a relação entre empréstimos à pessoa física e PIB era de 14,7% ao final de 2009. Essa relação foi de apenas 3,7% no início de 2000. O mesmo crescimento foi observado no total de empréstimos do sistema financeiro, que no início de 2000 era de 24,9% do PIB, passando para 45% no final de 2009 (BANCO CENTRAL DO BRASIL, 2010).

Entretanto, da mesma maneira que o crédito ao consumidor aumentou nos últimos anos, também cresceram os níveis de inadimplência. Nos EUA, a taxa de inadimplência¹ de 0,59%, no primeiro trimestre de 2000, passou para 2,93% no último trimestre de 2009 (FEDERAL

¹ Essa taxa refere-se à *charge-off rate on all loans*, que considera a falta de pagamento depois de 180 dias do crédito vencido. Outra taxa comumente utilizada é *delinquency rate on all loans*, que engloba os contratos com mais de 30 dias de vencido. No período de 2000-2009, a *delinquency rate* subiu de 2,06% para 7,17% nos EUA.

RESERVE BANK, 2010). No Brasil, o valor da inadimplência², ao final do primeiro trimestre de 2000, passou de aproximadamente R\$ 29.000 milhões para R\$ 61.000 milhões, no final do quarto trimestre de 2009 – crescimento de cerca de 110%, superior ao crescimento do PIB brasileiro no mesmo período. No final de 2009, a taxa de inadimplência de pessoas físicas apresentou-se como a maior em 15 anos no país (BANCO CENTRAL DO BRASIL, 2010).

Na esteira da expansão do crédito, a economia global em 2008 experimentou uma grande recessão, originada do mercado imobiliário de crédito norte-americano. No início da década, com juros descendentes e alta liquidez internacional, muitos norte-americanos tomaram crédito para comprar imóveis. Mesmo aqueles que possuíam imóvel próprio optaram por refinar suas casas, pegando dinheiro em troca. Ressalta-se que grande parte desses empréstimos hipotecários foi concedida para clientes *subprime*, considerados de alto risco. A alta demanda por imóveis levou à valorização desses bens e à formação de uma bolha especulativa. Enquanto os imóveis estavam valorizados, os clientes que não conseguiam cumprir seus compromissos com a instituição financeira tinham a opção de rolar a dívida. A crescente valorização permitia aos mutuários obter novos empréstimos, sempre maiores, para honrar os anteriores, dando o mesmo bem em garantia. No entanto, os contratos hipotecários eram realizados com taxas de juros pós-fixadas e quando os juros subiram nos EUA e os preços dos imóveis declinaram, houve uma inadimplência sistêmica. A crise dos *subprimes*, como ficou conhecida, desencadeou uma crise nos mercados financeiros, com a falência e insolvência de importantes instituições do mercado financeiro internacional como: *Lehman Brothers, American International Group (AIG), Citigroup, Merrill Lynch*.

A expansão do crédito e a inadimplência, em conjunto com os eventos recentes, reforçaram a atenção das agências reguladoras, governos, bancos, empresas e qualquer organização que conceda crédito, para a importância da mensuração do risco de crédito. Isso porque, claramente, a exposição ao risco de crédito aumentou com o crescimento do mercado de crédito, tornando-o mais complexo, mas ao mesmo tempo que criam-se novas oportunidades. De acordo com Caouette *et al* (2009, p.10), “o risco de crédito tem crescido exponencialmente em face das dramáticas alterações econômicas, políticas e tecnológicas em todo o mundo”. O gerenciamento do crédito, pois, perfaz o grande desafio dos mercados financeiros globais.

² Os dados apresentados de inadimplência representam o total de créditos vencidos há mais de 90 dias (operações de crédito do sistema financeiro nacional).

Saunders (2000, p. 1) complementa que “uma revolução tem fervilhado relativamente à maneira pela qual o risco de crédito é medido e gerido”. Cita sete motivos para este interesse recente: aumento das falências, desintermediação financeira, margens menores em decorrência do ambiente mais competitivo, valores declinantes e voláteis de garantias reais, crescimento de derivativos extrabalanço, avanço tecnológico e exigências para capital baseadas no risco feitas pelo *Bank for International Settlements* (BIS).

Esses fatos tanto se verificam que em julho de 2010, pressionado pela recente crise de crédito no país, o presidente dos EUA assinou uma lei que permite a maior reforma do sistema financeiro americano desde 1930. Contrária à opinião da indústria bancária, o documento de lei, com cerca de duas mil páginas, limita a capacidade dos bancos de fazerem investimentos especulativos arriscados, estabelece mais proteção para o consumidor e concede mais poder para os órgãos reguladores. A lei pretende estender o controle dos reguladores em seções inteiras das finanças dos bancos e exigir a criação de um órgão de proteção ao consumidor financeiro no FED (*Federal Reserve System*).

Outro ponto de destaque da reforma do sistema financeiro da Era Obama é a exigência de que os fundos de *hedge* e *private equity* sejam registrados na SEC (*Securities and Exchange Commission*) como consultores de investimentos, obrigando-os a divulgar informações sobre itens como negociações, alavancagem extrapatrimonial e exposição ao risco de crédito. A reforma também prevê a criação de uma entidade que supervisionará a indústria de *ratings* de crédito e mediará conflitos de interesse nesse ramo de negócios. Duas outras medidas centrais no texto da lei são: a) permissão aos investidores de processar as agências de *rating* por um fracasso conhecido ou irresponsável na atribuição de notas aos créditos avaliados; b) medidas que visam manter os bancos comerciais longe da tentação de assumirem riscos e se concentrarem em suas atividades de crédito (O GLOBO, 2010).

A necessidade do gerenciamento eficiente do risco de crédito fez surgir inúmeros modelos de risco de crédito por instituições financeiras e empresas de consultorias. Entre as principais mudanças nos mercados de crédito na última década, Caouette *et al* (2009) discorrem sobre o crescimento excepcional das atribuições decorrentes das tecnologias da informação com preços acessíveis, que levaram a uma melhoria na elaboração e divulgação de relatórios, e o uso cada vez maior de modelos de risco de crédito com base estatística e matemática. Nesse mesmo sentido, a ocorrência do enorme crescimento nos índices de crédito, principalmente ao

consumidor, não teria sido possível sem o desenvolvimento dos modelos científicos de risco de crédito. A massificação do crédito gera aumento no volume de transações, necessitando, assim, automatizar as práticas de créditos e proporcionar melhor serviço ao consumidor, aprovando ou negando um pedido de empréstimo mais rapidamente.

Dentre os principais modelos quantitativos de risco de crédito estão os de *credit scoring* ou pontuação de crédito. Trata-se de um conjunto de modelos de decisão e técnicas estatísticas que ajudam os emprestadores de crédito a discriminar os bons dos maus clientes, a identificar quanto de crédito conceder, e a estabelecer qual estratégia operacional aumentará sua rentabilidade (THOMAS *et al*, 2002). Esses modelos são capazes de fornecer uma medida quantitativa que reflita a credibilidade de um tomador de crédito, quanto ao pagamento de um produto ou serviço, baseando-se em um conjunto de variáveis preditoras.

A filosofia subjacente aos modelos de *credit scoring* é pragmática e empírica. O principal objetivo dos modelos de *credit scoring* é prever o risco de crédito e não explicá-lo (THOMAS *et al*, 2002). Sobre esse aspecto, Caouette *et al* (2009) ressaltam que, apesar de excelente desempenho e da ampla aceitação em várias regiões do mundo, os modelos de *credit scoring* são por vezes criticados por serem forçados ou associativos, empíricos e sem embasamento teórico. Seja qual for o uso, o ponto vital destes modelos é prever o risco de crédito, sem contudo ter que explicar por que alguns consumidores tornam-se inadimplentes e outros não. Em outro sentido, a força dos modelos de *credit scoring* está justamente em sua metodologia e no fato de os dados serem derivados empiricamente (THOMAS *et al*, 2002).

O pragmatismo e empirismo do *credit scoring* implica que qualquer característica do tomador de empréstimo e de seu ambiente, que ajude prever o risco de crédito, deveria ser utilizada no sistema de pontuação. Muitas dessas características/variáveis são obviamente relacionadas ao risco de inadimplência: a) algumas dão a idéia de estabilidade do consumidor – tempo de residência, tempo no emprego atual; b) outras de sofisticação do consumidor – se possui conta corrente e cartão de crédito, tempo de relação com o banco atual; c) outras dão a visão da capacidade financeira do consumidor – renda, profissão, emprego do cônjuge; d) enquanto outras mostram possíveis despesas – número de filhos, dependentes. No entanto, não há necessidade de justificar a inclusão de qualquer variável. Se ajudar a prever o risco de crédito, a variável deverá ser utilizada (THOMAS *et al*, 2002)

A presente tese tem como proposta avaliar a contribuição de variáveis e escalas psicológicas para predizer o risco de crédito de pessoas físicas. Nesse sentido, além de se testar variáveis comumente utilizadas em modelos de *credit scoring* ao consumidor, principalmente as relacionadas com o perfil sociodemográfico do tomador de crédito, busca-se inovar, no mercado brasileiro de crédito ao consumidor, ao se avaliar, nesses modelos, características, comportamentos e escalas psicológicas, tudo isso somado a comportamentos de consumo e práticas de educação financeira. As justificativas para inclusão de cada uma das variáveis e escalas psicológicas foram retiradas do arcabouço teórico da Psicologia Econômica.

1.2. Objetivos

O objetivo geral da pesquisa é investigar empiricamente a potencial contribuição de variáveis e escalas psicológicas, sugeridas pela literatura de Psicologia Econômica, que afetem a condição de crédito das pessoas físicas e ajudem a predizer seu risco de crédito.

Especificamente, espera-se:

- a) contribuir para o entendimento teórico do tema Risco de Crédito pela discussão/argumentação de variáveis potenciais a serem incluídas nos modelos de *credit scoring*;
- b) produzir evidências empíricas que ofereçam sustentação aos argumentos propostos e/ou sugiram novos caminhos para a criação de modelos de *credit scoring*.

1.3. Justificativas do trabalho

A Psicologia Econômica pode ser definida como o estudo do comportamento econômico de indivíduos e grupos (FERREIRA, 2007) ou uma busca para compreender a experiência humana e o comportamento humano em contextos econômicos (KIRCHLER; HÖLZL, 2003). Essa disciplina pertence a uma linhagem que conta com a Economia Política e a Psicologia como genitoras, especialmente nas suas modalidades experimental e aplicada, derivando-se, mais recentemente, da Psicologia Social (FERREIRA, 2007). Segundo Kirchner e Hölzl (2003), na Economia os modelos de tomada de decisões, utilizados para explicar e prever o

comportamento econômico, tomando por base alguns axiomas sobre a lógica do comportamento econômico, são formais e complexos. Na Ciência Econômica Clássica, a Psicologia não costuma ser levada a cabo, “restringindo-se a examinar decisões sobre a alocação de recursos finitos sobre a premissa da racionalidade e maximização de utilidade” (FERREIRA, 2007, p. 19). A Psicologia Econômica, por sua vez, fornece modelos econômicos descritivos, e não normativos, como faz a Economia (KIRCHLER; HÖLZL, 2003).

A Psicologia Econômica aborda questões no âmbito do cotidiano das pessoas, como trabalho e desemprego, processos e decisões sobre compras, poupança, investimentos, endividamento, impostos, respostas à publicidade e apostas (WEBLEY; WLAKER, 1999). Ferreira (2008) expande esses tópicos e cita diversas áreas investigadas pela Psicologia Econômica, entre as quais: escolha e teoria de decisão (por exemplo, decisão sob risco, comportamento de escolha, formação de preferência), socialização econômica, atitudes e comportamentos financeiros, comportamento financeiro doméstico (por exemplo, poupar, crédito e empréstimo, dívida), investimento e mercado acionário, significado do dinheiro, inflação, impostos, psicologia do consumidor (por exemplo, comportamento do consumidor, expectativas do consumidor, *marketing* e publicidade, atitude do consumidor).

No que concerne ao assunto crédito, débito ou endividamento, foram empreendidas diversas pesquisas por psicólogos econômicos nas duas últimas décadas (GREENE, 1989; LIVINGSTONE; LUNT, 1992; LEA *et al*, 1993; TOKUNAGA, 1993; LEA *et al*, 1995; DAVIES; LEA, 1995; FLINT, 1997; BODDINGTON; KEMP, 1999; SEAWARD; KEMP, 2000; CHIEN; DEVANEY, 2001; KIM; DEVANEY, 2001; ROBERTS; JONES, 2001; WEBLEY; NYHUS, 2001; KIDWELL; TURRSI, 2004; NORVILITIS *et al*, 2003; NORVILITIS *et al*, 2006; STONE; MAURY, 2006; PIROG III; ROBERTS, 2007; PERRY, 2008; VIO, 2008), que buscaram entender o perfil psicológico, principalmente do ponto de vista comportamental, dos indivíduos que têm maior propensão a tomar crédito, endividar-se e ter problemas de endividamento. Além de variáveis demográficas (controle), conhecidas pelos analistas de crédito e comumente utilizadas em modelos de *application scoring*, essas pesquisas (*ibid.*) adicionaram fatores relacionados a atitudes em relação ao dinheiro, autoeficácia, locus de controle, otimismo, autoestima, comportamento compulsivo, atitudes em relação ao débito e crédito, autocontrole, comportamento de consumo, socialização econômica, educação financeira, comparação social e horizonte temporal. Isso para buscar

explicar por que alguns indivíduos possuem problemas com débito/crédito enquanto outros não.

Cabe ressaltar que as pesquisas sobre crédito, débito e endividamento, realizadas no âmbito da Psicologia Econômica (*ibid.*), não foram construídas sob o olhar do Analista de Crédito, mas de pesquisadores, cuja maioria estava preocupada com questões sociais, econômicas e psicológicas dos problemas advindos do endividamento das populações (LEA *et al*, 1992; LIVINGSTONE; LUNT, 1992; LEA *et al*, 1995; VIO, 2008). Além do mais, grande parte dessas pesquisas foi efetuada com estudantes universitários ou tendo como base situações de dívidas em cartões de crédito (GREENE, 1989; DAVIES; LEA, 1995; FLINT, 1997; BODDINGTON; KEMP, 1999; SEAWARD; KEMP, 2000; CHIEN; DEVANEY, 2001; KIM; DEVANEY, 2001; ROBERTS; JONES, 2001; KIDWELL; TURRSI, 2004; NORVILITIS *et al*, 2003; NORVILITIS *et al*, 2006; PIROG III; ROBERTS, 2007). Ao contrário, nesta tese pretende-se analisar, por exemplo, escalas psicológicas de locus de controle, otimismo, autoeficácia, autoestima e comportamento compulsivo, sob a ótica do Analista de Crédito, além de buscar a mitigação de possíveis vieses existentes na amostra (somente estudantes universitários), e de foco prioritário em um único produto (cartão de crédito).

Com os potenciais resultados da presente tese, pretende-se avançar em relação aos critérios de estabelecimento de crédito à pessoa física para um melhor controle do risco de crédito. Qualquer contribuição marginal que ajude as organizações a mitigar o insucesso na atividade devido às perdas na concessão de crédito torna-se relevante no contexto atual – aumento do risco de crédito e dificuldade de se definir suas influências. A análise de crédito executada de forma eficiente e criteriosa leva a um melhor aproveitamento dos investimentos destinados a empréstimos, uma vez que direciona os recursos da empresa para clientes que ofereçam menor risco ou uma relação risco-retorno mais adequada, permitindo reduzir a inadimplência e aumentar a lucratividade da empresa (BUENO, 2003). Quando os procedimentos internos não são eficientes na identificação do risco de crédito, podem-se estar fazendo grandes investimentos em clientes que não trarão para a empresa o retorno esperado e deixando de investir naqueles que possuem potencial. Nesse sentido, avanços nos modelos de risco de crédito que resultem no aumento da precisão da previsão podem acarretar ganhos financeiros para as empresas. Daí vem o interesse de analisar diferentes tipos de variáveis que possam ser adicionadas aos modelos de *credit scoring*.

Considerar variáveis que pouco oscilam com o tempo, como as que podem delinear o perfil psicológico do cliente, e de certa forma predizer parte de seu caráter, pode tornar-se de suma relevância para identificação do risco de crédito. Diversas variáveis utilizadas pela maioria dos modelos de *credit scoring* enfocam informações passadas do comportamento do consumidor, que em muitos casos não são indicadores satisfatórios para a definição do seu potencial de pagamento no futuro e, por serem estruturais, são instáveis com o passar do tempo.

Na literatura pesquisada, principalmente no Brasil, não se encontraram estudos que abordem a inclusão desse tipo de variável. As pesquisas que se referem a modelos de *credit scoring* estão concentradas: 1) em modelos de *credit scoring* para pessoas jurídicas (ALTMAN *et al*, 1979; LIMA, 2003; CARPENTER, 2006; CAMARGOS *et al*, 2010); 2) em modelos de *credit scoring* desenvolvidos para instituições financeiras e seus diversos produtos e serviços (BUENO, 2003; OLIVEIRA, 2003; PEREIRA, 2004); 3) na comparação entre as diversas técnicas de estimação dos modelos de *credit scoring* (ALMEIDA; DUMONTIER, 1995; GUIMARÃES; CHAVES NETO, 2002; MARTINS, 2003; SUMIHARA FILHO; SLEEGERS, 2009 e 2010; MATTOS; GALLI, 2010; SABATO, 2010); 4) no risco de carteiras de crédito (CHAIA, 2003; ANDRADE, 2004; BRITO, 2005; ANNIBAL, 2010); 5) na comparação entre as normas do Banco Central do Brasil e os modelos de mercado para gerenciamento do risco de crédito (MARQUES, 2002); 6) no desenvolvimento de modelos *credit scoring* para segmentos e produtos específicos (ROVEDA, 2002; PEREIRA; NESS JR., 2004; SOBRINHO, 2007; LINS *et al*, 2010); e 7) na análise de concessões de crédito a pessoas físicas com a inclusão de variáveis cadastrais, socioeconômicas e de comportamento de pagamento – *behavioral scoring* (VASCONCELLOS, 2002; AMORIM NETO; CARMONA, 2004; GONÇALVES, 2005).

1.4. Delimitação

Além dos mencionados até aqui, existem diversos fatores que podem influenciar o risco de crédito dos indivíduos. Em modelos de *behavioral scoring*, por exemplo, são incluídos vários fatores relacionados com o histórico de crédito que os clientes têm com a instituição: número de produtos, ausência/presença de determinado tipo de contrato, taxa de juros praticada e

atrasos médios em cada tipo de produto contratado. Embora algumas dessas variáveis possam ser relevantes para a compreensão do risco de crédito, elas serão ignoradas.

Essa decisão se justifica pela opção de não se analisar a influência do risco de um produto específico (cartão de crédito, financiamento de veículo, cheque especial) sobre o risco de crédito dos indivíduos, e concentrar a avaliação na contribuição das variáveis e escalas psicológicas selecionadas em um modelo de risco de crédito genérico. Tal decisão é imposta pela própria metodologia adotada, que se baseia na aplicação de um questionário estruturado, em uma base de indivíduos não relacionados com uma instituição concedente de crédito e/ou que buscaram crédito para um produto específico. A metodologia adotada, por sua vez, foi afetada pela inviabilidade de aplicar o questionário estruturado, que não poderia ser diferente, em uma base de clientes de uma instituição concedente de crédito.

Nesse sentido, a avaliação da contribuição das variáveis e escalas psicológicas, procedida na presente tese, para explicar o risco de crédito em modelos do tipo *behavioral scoring*, possui certos limites. No entanto, em modelos de risco de crédito genéricos para clientes novos (sem histórico de negociação com a instituição concedente do crédito), do tipo *application scoring*, os achados da pesquisa podem trazer elucidações sobre novos caminhos para a criação desses modelos para pessoa física.

De qualquer forma, os limites impostos à parte empírica do trabalho, tais como o viés e tamanho da amostra utilizada nos testes estatísticos, restringem inferências de maior abrangência em razão da disponibilidade das informações necessárias para conclusões contundentes. Nesse caso, pode-se argumentar que a presente tese é um primeiro passo na Análise de Crédito ao consumidor brasileiro para o entendimento teórico do tema risco de crédito sob a ótica da Psicologia Econômica, mas, especificamente, para explicação do risco de crédito por intermédio de variáveis e escalas psicológicas potenciais a serem incluídas nos modelos de *credit scoring*, particularmente em modelos de *application scoring*.

1.5. Hipóteses de pesquisa

Como se discute no capítulo 3, vários são os fatores de cunho psicológico e comportamental que podem impactar a condição de crédito do indivíduo. De acordo com a literatura de

Psicologia Econômica, indivíduos com determinado perfil psicológico ou comportamento/atitude têm mais propensão a se endividarem ou a terem algum problema com dívidas. Nesse sentido, esses fatores, que no presente trabalho denominar-se-ão variáveis de comportamento e escalas psicológicas, podem contribuir para predizer o risco de crédito das pessoas físicas. No entanto, para que os resultados das hipóteses aventadas tenham desdobramentos práticos, a contribuição das variáveis de comportamento e escalas psicológicas selecionadas devem ser avaliadas depois de se expurgar o efeito de variáveis demográficas (comumente utilizadas em modelos de *credit scoring*) e situacionais.

Do exposto acima, formula-se a seguir a hipótese central a ser verificada pela pesquisa, na forma de uma hipótese nula (H_0):

H_0 : Controladas por características demográficas e situacionais, algumas variáveis de comportamento e escalas psicológicas contribuem para predizer o risco de crédito das pessoas físicas.

H_1 : Controladas por características demográficas e situacionais, as variáveis de comportamento e escalas psicológicas selecionadas não contribuem para predizer o risco de crédito das pessoas físicas.

De forma genérica, pretende-se testar o seguinte modelo:

$$Y = \sum_{i=1}^n \alpha D_i + \sum_{i=1}^n \beta S_i + \sum_{i=1}^n \gamma E_i + \sum_{i=1}^n \lambda C_i + \nu_i \quad [1]$$

Em que:

Y representa o risco de crédito;

D representa as variáveis sociodemográficas;

S representa as variáveis situacionais;

E representa as escalas psicológicas;

C representa as variáveis de comportamento; e

ν o erro aleatório.

A hipótese relevante a ser testada é se o somatório dos coeficientes de C e E são, estatisticamente, diferentes de zero, ou seja:

$$H_0: \sum_{i=1}^n (\gamma + \lambda) \neq 0$$

$$H_1: \sum_{i=1}^n (\gamma + \lambda) = 0$$

1.5.1. Risco de crédito

Segundo Sicsú (2010), risco de crédito é a probabilidade de perda em uma operação de crédito. “A definição operacional do que seja perda é provavelmente a mais complexa e controversa do projeto de *credit scoring*” (SICSÚ, 2010, p.18). O procedimento usual é definir o mau cliente como aquele que causa perdas não aceitáveis pelo credor, como por exemplo: 1) aquele que apresentar pelo menos um atraso superior a 90 dias no período de 6 meses; 2) aquele que no prazo de 6 meses consecutivos atrasar duas ou mais parcelas de um financiamento; 3) apresentar pontuação superior a cinco, na soma dos seguintes itens: a) cheque devolvido na empresa = 0,5; Refin Serasa = 1,0; CCF Banco Central = 2,0; atraso superior a 59 dias = 4,0; atraso superior a 120 dias = 6,0; prejuízo = 6,0; etc.

Em modelos genéricos, comercializados por empresas de informações creditícias, como os da Serasa Experian e da SPC Brasil, adota-se a classificação do risco de crédito do cliente em detrimento da classificação do risco de crédito da operação, mais usual em modelos de *behavioral scoring*. Na presente tese, fez-se uso de informações do SPC Brasil e da Serasa Experian para construir a variável dependente do modelo. Os indivíduos da amostra foram classificados em duas categorias: bons e maus créditos; e utilizou-se a regressão logística para estimar os parâmetros do modelo.

1.5.2. Variáveis sociodemográficas

A estimativa do risco de crédito é função das características do solicitante de crédito e da operação (SICSÚ, 2010). Os modelos de risco de crédito podem ser desenvolvidos para solicitantes com os quais a empresa não tem experiência anterior, ou seja, novos clientes, ou

para solicitantes de crédito que já tomaram crédito da empresa. Os primeiros modelos são denominados de *application scoring* e utilizam, essencialmente, informações sociodemográficas e cadastrais do solicitante. “Os modelos desenvolvidos para clientes ou ex-clientes de crédito do credor são denominados de *behavioral scoring*” (SICSÚ, 2010, p.9). Os modelos de *behavioral scoring* fazem uso de variáveis consideradas nos modelos de *application scoring* com acréscimo de informações relativas a créditos anteriores.

No modelo utilizado para testar as hipóteses de pesquisa não serão consideradas informações relativas a créditos anteriores, por restrições impostas pela metodologia adotada, mas utilizar-se-ão informações sociodemográficas e cadastrais tais como: idade, sexo, estado civil, escolaridade, profissão, renda, etc.; comumente utilizadas em modelos de *application scoring*.

1.5.3. Variáveis situacionais

De acordo com Davies e Lea (1995), Kusters *et al* (2004), Stone e Maury (2006) e Perry (2008), o problema com dívidas é, primeiramente, de natureza econômica, ou seja, famílias ou indivíduos com renda menor ou em situações complicadas, como desemprego ou problemas com saúde ou acidentes, possuem maior predisposição ao endividamento. Isso significa que o estado atual do indivíduo, acarretado por algum evento negativo no passado recente, pode afetar-lhe o risco de crédito.

A esse respeito utilizaram-se no modelo testado algumas variáveis de controle relacionadas com a situação atual do indivíduo. Essas variáveis foram construídas sob a forma de perguntas pontuais, um dos procedimentos usuais no âmbito da Psicologia Econômica, em relação a eventos negativos recentes pelo qual o indivíduo passou, tais como desemprego ou acidente/doença na família.

1.5.4. Escalas psicológicas

O ramo da Psicologia responsável pela construção das escalas psicológicas é a Psicometria, cuja definição consiste em um conjunto de técnicas utilizadas para mensurar, de forma adequada e comprovada experimentalmente, um conjunto de comportamentos que se deseja conhecer.

Os seres humanos diferem entre si com respeito às suas características psicológicas, e as escalas (testes ou medidas) são os instrumentos utilizados pela Psicometria para a investigação e avaliação dessas diferenças individuais (SHEEFFER, 1962, p.3). O teste psicológico pode ser definido como uma situação que serve de estímulo a um comportamento examinado e avaliado e, por comparação estatística com o de outros indivíduos submetidos à mesma situação, permite-se uma classificação qualitativa e/ou quantitativa do comportamento. “Os testes psicológicos visam não somente conhecer um ou mais aspectos da personalidade total, mas, em última análise, predizer o comportamento humano, na base do que foi revelado na situação do teste” (SHEEFFER, 1962, p.3).

Nos testes psicológicos, as medidas e as escalas são formas de medida psicométrica bastante utilizada para medir traços de personalidade. Os fundamentos principais de uma escala psicológica são os parâmetros de medida: validade (o que este teste mede?), fidedignidade (com que rigor ou consistência um teste mede aquilo que mede?) e padronização (uniformizar as várias unidades em que as escalas são expressas); que são avaliados quantitativamente por testes estatísticos (TYLER, 1966).

Nesse sentido, a partir de trabalhos da área de Psicologia Econômica que relacionam traços de personalidade/comportamento com crédito, débito ou endividamento, buscou-se, prioritariamente, elencar escalas psicométricas que potencialmente poderiam explicar o risco de crédito do cliente. A estratégia utilizada percorreu os seguintes passos:

- 1) Pesquisa nos trabalhos de Psicologia Econômica, essencialmente artigos científicos internacionais, das escalas psicológicas mais utilizadas;
- 2) Pesquisa nos trabalhos nacionais de Psicologia se a escala psicológica elencada no passo anterior foi validada nacionalmente, mesmo que em contexto diverso do que se pretende com a tese;
- 3) Caso não fosse encontrada a mesma escala psicológica do passo 1 (um), validada nacionalmente, foi pesquisada escala psicológica similar, cujo objetivo fosse medir o mesmo constructo psicológico, ainda que em contexto diverso do que se pretende com a tese.

1.5.5. Variáveis de comportamento

Alguns estudos na Psicologia Econômica (LEA *et al*, 1992; LIVINGSTONE; LUNT, 1992; LEA *et al*, 1995; VIO, 2008), que investigam o tema crédito, utilizam variáveis comportamentais que não provêm de um construto ou escala validada, mas de perguntas pontuais que buscam identificar a condição do indivíduo a uma situação específica.

Uma linha de psicólogos considera que o comportamento observado pode ajudar a explicar o traço de personalidade. E se uma pessoa tem uma atitude favorável a certo comportamento, há uma tendência de ela se comportar como tal. Assim, os estudos (*ibid.*) que buscam explicações para o endividamento pessoal no âmbito da Psicologia Econômica, utilizam o comportamento observado, sob a forma de perguntas relativas a alguma situação, com premissa que o respondente responderá de forma sincera. Na presente tese, foi utilizado esse procedimento na construção de algumas variáveis comportamentais (autocontrole, horizonte temporal, comparação social, comportamento de consumo e educação financeira) testadas no modelo de risco de crédito.

1.6. Contribuições da pesquisa

Primeiramente, pelo que se sabe, esta pesquisa é a primeira a considerar as implicações da Psicologia Econômica na Análise de Crédito ao consumidor. Como inovação importante no mercado brasileiro de crédito à pessoa física, o trabalho oferece as primeiras verificações empíricas da contribuição conjunta de constructos psicológicos, tais como: autoeficácia, autocontrole, autoestima, locus de controle, otimismo, comprador compulsivo e significado do dinheiro e visões comportamentais tais como: horizonte temporal, educação financeira, comparação social e comportamento de consumo para explicar a condição de inadimplência dos indivíduos.

A construção de um modelo de *application scoring* para pessoas físicas baseado em alguns fatores de cunho psicológico, justificados do ponto de vista da Psicologia Econômica, torna-se um resultado natural da presente tese, o que possibilita contribuir para a geração e disseminação de conhecimento na esfera da Análise de Crédito. Nesse sentido, esse trabalho mostra-se relevante como uma primeira tentativa, no mercado brasileiro de crédito ao consumidor, de estabelecer e desenvolver um estudo sistêmico sobre a inclusão de variáveis

psicológicas na avaliação do risco de crédito que permita: a) identificar variáveis presentes na inter-relação Economia-Psicologia; b) melhorar os processos internos dos modelos de *credit scoring* que desembocam nas decisões de crédito; c) debater fontes que possam alimentar outras investigações para construção de modelos de *credit scoring*; e d) confrontar as implicações de uma ampliação dos modelos de *credit scoring* na direção psicológica.

1.7. Estrutura do trabalho

Essa tese está estruturada em mais cinco capítulos, além dessa introdução, em que se contextualizou o problema de pesquisa, apresentaram-se os objetivos e justificou-se a relevância do tema. Os próximos dois capítulos dedicam-se a discutir o referencial teórico que embasa o modelo proposto. O capítulo dois discorre sobre os modelos de risco de crédito, concentrando sua atenção nos modelos de *credit scoring* e os conceitos e classificações que os antecedem. O capítulo três resume o campo de atuação da Psicologia Econômica, de forma a contextualizar o tema crédito e endividamento nessa disciplina. Nesse arcabouço foram selecionadas as principais variáveis explicativas avaliadas nos modelos testados.

O capítulo quatro será dedicado a descrever as etapas percorridas na confecção dos modelos a serem avaliados. Optou-se por seguir os sete passos sugeridos por Sicsú (1998, 2010) no desenvolvimento de um sistema de *credit scoring*: 1) planejamento e definições; 2) identificação das variáveis predictoras; 3) amostragem e coleta dos dados; 4) análise dos dados; 5) análise bivariada; 6) obtenção da fórmula preliminar; e 7) análise e validação da fórmula de escoreagem. A partir do escopo discriminado no capítulo quatro buscou-se, no capítulo cinco, testar as variáveis psicológicas e comportamentais identificadas na literatura da Psicologia Econômica por meio de dados reais. Foi realizada uma pesquisa na cidade de Uberlândia-MG com 975 indivíduos que responderam um questionário estruturado contendo variáveis cadastrais e sociodemográficas, comportamento de consumo e prática financeira, e escalas psicológicas. A aplicação desse instrumento de pesquisa na amostra possibilitou ajustar os modelos avaliados. No capítulo seis conclui-se a tese com o resumo dos achados, suas vantagens (teóricas e práticas) e limitações, e com recomendações para pesquisas futuras.

2 RISCO DE CRÉDITO

2.1. Crédito

A palavra crédito é originada do latim *creditum* e significa confiança ou segurança na verdade de alguma coisa, crença/reputação. Assim, concessão de crédito consiste em emprestar dinheiro ou colocar à disposição do cliente determinado valor monetário em determinado momento, mediante promessa de pagamento futuro, tendo como recompensa por isso uma taxa de juros.

Para Schrickel (1995), crédito é todo ato de vontade ou disposição de alguém de ceder, temporariamente, parte do seu patrimônio a um terceiro, com a expectativa de que esta parcela volte a sua posse integralmente depois de decorrido o tempo estipulado. Por meio destas definições são perceptíveis duas noções fundamentais neste conceito: a confiança, expressa na promessa de pagamento, e o tempo, período entre a concessão e o pagamento da dívida.

O crédito não é um conceito novo e que somente agora se tornou fundamental para o crescimento econômico dos países. Desde suas primeiras operações na Antiguidade Greco-Romana ele acompanha o desenvolvimento econômico e surge como uma necessidade dentro do contexto em questão. Essa relação é verificada, primeiramente, quando os cambistas, aproveitando a diversidade de moedas existentes na época, começaram a realizar trocas entre elas. Depois, eles expandem as suas atividades para a oferta de empréstimos mediante cobrança de juros.

Outro momento a ser destacado é o da criação da letra cambial na Idade Média. O seu surgimento advém da expansão comercial entre regiões diferentes: os comerciantes de determinada região ofereciam financiamentos via letras de câmbio aos compradores de suas mercadorias para evitar os riscos e os custos dos transportes dos recursos, tendo em vista que estes compradores eram de outras regiões. Surge-se assim o crédito comercial.

Com a criação dos Bancos (sem data certa de surgimento), eles passam a ter um papel importante na oferta de crédito. Isso foi tratado com maior rigor acadêmico por Keynes

(1930) e Minsky (1986). Para Keynes (1937), os Bancos são capazes de criar crédito por meio da criação da moeda bancária. E quando eles se recusam a acomodar a demanda por crédito, há um congestionamento no mercado de crédito que lhe inibe o crescimento.

O crédito, como é utilizado nos dias atuais, ultrapassa significativamente a importância e necessidade de outrora. As pessoas utilizam cotidianamente crédito e ele faz parte da vida da maioria da população adulta e financeiramente ativa. As pessoas utilizam crédito na compra de produtos por meio de um cartão ou boleto bancário; para financiar um automóvel, uma casa própria ou um computador/eletrodomésticos; num empréstimo bancário pessoal; na utilização do seu limite do cheque especial.

Mesmo sendo uma realidade a massificação do crédito, o mercado de crédito brasileiro ainda é bastante “imaturo”, esbarrando, principalmente, no baixo desenvolvimento do mercado de capitais brasileiro. Enquanto os EUA, Japão e países europeus atingem uma relação crédito/PIB em torno de 160% ou mais, as previsões mais otimistas para essa relação no Brasil para o ano de 2010 gira em torno de 50%. Além do mais, alguns estudos no Brasil, (GLEN; PINTO, 1994; SINGH, 1994) baseados em empresas abertas, mostram que o uso de financiamento de longo prazo pelas empresas brasileiras é baixo, mesmo quando comparado com países em estado de desenvolvimento semelhante, o que leva também à conclusão de que as empresas brasileiras sofrem de restrição de crédito (TERRA, 2003).

Podemos dividir o crédito, essencialmente, em crédito bancário – a operação é realizada pelas instituições financeiras – e em crédito comercial – concedido às empresas comerciais. E também em crédito para pessoas físicas e crédito para pessoas jurídicas. Cada qual destas subdivisões tem as suas particularidades e tratamento na literatura da área. Porém, abordaremos neste trabalho apenas o crédito comercial e, mais especificamente, o crédito ao consumidor (crédito para pessoas físicas).

2.1.1. Crédito ao consumidor

Uma pesquisa realizada por Rajan e Zingales (1995) nos países do G-7 constatou que o crédito representa de 11,5% (Alemanha) a 17% (França) de todas as obrigações das empresas comerciais. E conforme Peterson e Rajan (1997), o crédito comercial é a fonte mais importante de financiamento externo para empresas nos EUA.

Existem, na literatura sobre crédito comercial, algumas teorias que lhe explicam a existência e uso. As mais difundidas são: motivo financiamento, motivo discriminação de preços e motivo transação (MELTZER, 1960; SCHWARTZ, 1974; FERRIS, 1981; SMITH, 1987; BRENNAN *et al*, 1988; PETERSON; RAJAN, 1997).

No motivo financiamento, os fornecedores de crédito têm vantagens sobre as instituições financeiras, pois o crédito comercial lhe permite obter vantagens nas aquisições de informações dos clientes e um maior controle sobre os compradores e salvamento de valores para uma posterior recolocação destas mercadorias no mercado. E, por outro lado, os compradores se beneficiam do crédito porque eles podem comprar mais mercadorias sem necessidade de dinheiro imediato em caixa. (SCHWARTZ, 1974; PETERSON; RAJAN, 1997)

Pelo motivo discriminação de preços, os fornecedores de crédito podem oferecer para diferentes clientes diversos níveis de preços, precificando o empréstimo de acordo com o risco da operação, o seu prazo de vencimento e as expectativas de contratos futuros com o cliente, por exemplo (BRENNAN *et al*, 1988; PETERSON; RAJAN, 1997).

Na teoria de transação do crédito comercial, quando ele é utilizado têm-se duas transações: das mercadorias para o empréstimo e do empréstimo para o pagamento. Devido a isso, é possível os compradores organizarem os seus pagamentos com uma maior certeza, separando-lhes em ciclos, eliminando a necessidade da reserva de caixa para precaução (FERRIS, 1981; PETERSON; RAJAN, 1997).

O crédito para pessoas físicas é um dos principais meios utilizados pelos indivíduos para adquirir bens e serviços tais como automóveis, imóveis, computadores, eletrodomésticos. Além desta forma, temos outras modalidades de crédito ao consumidor tais como o crédito pessoal, realizado geralmente por instituições financeiras; os cartões de crédito; o crediário próprio adquirido diretamente nas empresas comerciais; o cheque especial; até mesmo as “notinhas” que são realizadas pelos consumidores em bares e supermercados próximos à sua residência. Cabe ressaltar que cada vez mais os indivíduos estão utilizando o cartão de crédito para pequenas transações.

2.2. Risco de crédito

A política de crédito, independentemente se para pessoas físicas ou jurídicas, é usualmente dividida em: condições de crédito, análise de crédito e política de cobrança. As condições de crédito referem-se às condições concedidas aos clientes tais como o prazo de pagamento do empréstimo, os descontos, os tipos de instrumentos. A política de cobrança trata-se dos procedimentos usados para cobrar os devedores: cartas, telefonemas, ações judiciais etc.

A análise de crédito busca a identificação dos riscos, a evidenciação de conclusões quanto à capacidade de pagamento do tomador e recomendações para uma melhor estruturação e tipo de concessão do limite (SCHRIKEL, 1995). Para Silva (2006) existem três questões a serem consideradas na fixação do limite de crédito: 1) quanto o cliente merece; 2) quanto podemos oferecer; e 3) quanto devemos conceder. A primeira questão vincula-se ao risco e ao porte do cliente; a segunda decorre da capacidade de quem vai conceder o crédito; e a terceira da política de crédito da empresa concedente.

Embora se faça na análise de crédito uma avaliação histórica do tomador, “as decisões de crédito devem considerar primordialmente o futuro desse mesmo tomador” (SCHRIKEL, 1995, p. 35). Dessa forma, a avaliação do risco numa operação de crédito é o principal fator que deve ser analisado numa concessão, tendo em vista que o processo de análise de crédito ocorre antes da tomada de decisão de emprestar.

Existem diversos tipos de riscos envolvidos numa empresa, porém, as principais categorias de risco são: inerentes à sua operação (risco operacional); ligados a fatores externos à organização (risco de mercado); relacionados aos seus aspectos jurídicos e legais (risco legal); e o risco do cliente não pagar a dívida (risco de crédito).

De acordo com Caouette *et al* (2009, p. 1) “o risco de crédito é tão antigo quanto os empréstimos em si, o que significa que remonta a pelo menos 1800 a. C.” Ele pode ser definido como a probabilidade da concedente de crédito não receber do devedor no prazo e condições estipuladas.

O risco de crédito pode ser subdividido nas seguintes categorias (DUARTE JUNIOR, 2005):

- Risco de inadimplência: risco do não-pagamento por parte do tomador da operação de crédito;
- Risco de degradação da garantia: risco de que as garantias desvalorizem e deixem de cobrir o valor das obrigações do tomador de crédito;
- Risco de concentração de crédito: perdas por concentração de crédito em poucos setores econômicos, poucos clientes, poucos ativos;
- Risco de degradação de crédito: perda pela queda da qualidade creditícia do tomador de crédito; e
- Risco soberano: risco por imposição de restrições do país sede.

Conforme salientam Caouette *et al* (2009), na gestão do risco de crédito ao consumidor emprega-se uma grande variedade de técnicas que dependem de um lançamento intenso de atividades de suporte, desde *bureaus* de crédito (Experian-Serasa, Equifax, SPC, Associação Comercial) a escritórios de cobrança.

2.3. Avaliação do risco de crédito

De acordo com Altman e Saunders (1998), os acadêmicos e praticantes do mercado têm respondido de diferentes formas ao súbito surto de interesse na avaliação do risco de crédito: com o desenvolvimento de novos e mais sofisticados sistemas de *credit scoring*; com uma alteração em direção da análise individual de risco de crédito para o desenvolvimento de medidas de risco de concentração de crédito; com o desenvolvimento de novos modelos de precificação de risco de crédito (RAROC – *Risk adjusted return on capital*); e por meio do desenvolvimento de modelos para uma mensuração melhor de instrumentos extrabalanço.

E, por mais que tenha evoluído a medição do risco de crédito nas últimas décadas, ainda existem algumas questões não-resolvidas, conforme apontam Caouette *et al* (2009): ausência de bons dados com o nível requerido de dados ao longo do tempo; a limitação de dados sobre recuperações, isto é, valores efetivos presentes de recuperação após reorganizações ou liquidações de ativos; existência de uma maior ênfase na previsão da inadimplência do que na previsão do valor; e falta de inclusão de variáveis macroeconômicas tais como inflação, crescimento do PIB ou desemprego.

De acordo com Saunders (2000), pode-se dividir a avaliação do risco de crédito nas abordagens tradicionais: sistemas especialistas, *ratings* e modelos de *credit scoring*; e em novas abordagens para medição do risco de crédito, destacando-se os modelos de risco de portfólio tais como o Modelo *Credit Monitor* da KMV, o *CreditMetrics* do J. P. Morgan e o *CreditRisk+* da Credit Suisse.

Num modelo de risco de crédito de portfólio, o objetivo é obter a distribuição de perda por *default* ou o valor de uma carteira para um determinado horizonte de tempo. Estes modelos buscam calcular o risco marginal de uma operação de crédito da carteira, considerando os efeitos da diversificação dentro da carteira originados da correlação existente entre os créditos da própria carteira.

O *Credit Monitor*, também conhecido como Modelo KMV, foi elaborado pela empresa de Consultoria KMV utilizando informações de previsões de inadimplência do próprio banco de dados da empresa e do mercado. O seu objetivo é estimar a probabilidade de inadimplência das empresas (EDF). Ele considera que o *default* da empresa ocorre quando o valor de mercado dos seus ativos cai a um nível inferior a um determinado ponto entre as dívidas de curto prazo e o valor total do endividamento, chamado de ponto de *default*, sendo a EDF a probabilidade do valor dos ativos da empresa inferior ao ponto de *default* no final do período de avaliação.

O *CreditMetrics* foi publicado pela J. P. Morgan em 1997 e ele busca estimar a probabilidade de migração de um *rating* para outro *rating* dentro de determinado intervalo de tempo. Ele é estruturado como *Value at Risk* (VAR), isto é, procura medir a perda (valor) máxima de um ativo ou passivo ao longo de um período de tempo determinado, num dado nível de confiança.

O *CreditRisk+* também foi desenvolvido em 1997 e ele está em contraste direto com o *CreditMetrics* em seus objetivos e fundamentos teóricos (SAUNDERS, 2000). Ele é um modelo de modo de inadimplência e como resultado têm-se apenas a inadimplência ou adimplência. Não há risco de mudança de *rating*. O *CreditRisk+* supõe que a probabilidade de inadimplência de um empréstimo em determinado período é a mesma para qualquer outro período semelhante; o evento *default* é raro; e o número de inadimplências ocorridas em qualquer período é independente do número de inadimplências ocorridas noutro período (CROUHY *et al*, 2004).

Conforme Chaia (2003), os modelos de risco de portfólio precisam de um mercado secundário líquido para títulos corporativos, provedores de *rating* confiáveis, uma base de dados histórica de taxas de recuperação e inadimplência por *rating*, e um mercado de ações líquido e pulverizado. Assim, a aplicabilidade dos modelos de risco de portfólio se torna limitada em países como o Brasil.

2.3.1. Sistemas especialistas

De acordo com Saunders (2000, p. 7), em um sistema especialista, a decisão de crédito fica na responsabilidade de um especialista de crédito e “o conhecimento especializado desta pessoa, seu julgamento subjetivo, e sua atribuição de peso a certos fatores-chave são, implicitamente, as mais importantes determinantes na decisão de conceder crédito, ou não”.

Na avaliação de risco de crédito pelo sistema especialista, normalmente, o analista da área de crédito agrupa as informações do cliente baseando-se nos 5 C's do crédito (mesmo que implicitamente): Caráter, Capacidade, Capital, Condições e Colateral. Porém, além destes C's tradicionais há também um outro C, utilizado em algumas situações específicas, o Conglomerado.

- Caráter: neste C é analisada a intenção, determinação e vontade do devedor em cumprir a obrigação assumida. A sua base de exame é a ficha cadastral e nela deve incluir as seguintes informações de uma pessoa física: escolaridade, estado civil, idade, idoneidade, moradia, número de dependentes, renda, situação legal dos documentos e tempo no atual emprego (SANTOS, 2006). Para Santi Filho, (1997) na ficha cadastral deve estar refletida a *performance* do eventual tomador do crédito, destacando-se também sua pontualidade e possíveis restrições no mercado, experiência em negócios e atuação na praça quando pessoa jurídica.
- Capacidade: analisa-se o potencial do tomador de crédito em cumprir os compromissos financeiros assumidos, a sua habilidade em converter seus negócios em receita. A principal referência de uma pessoa física para verificar se o cliente tem capacidade de honrar seus compromissos é a sua renda obtida por meio do salário. Para avaliação de uma pessoa jurídica, os pontos fundamentais a serem observados são: a estratégia

empresarial, a organização e funcionamento da empresa, a capacitação dos dirigentes e o seu tempo de atividade (SANTI FILHO, 1997).

- Capital: analisa-se neste C a situação financeira, econômica e patrimonial do cliente. Para pessoa física, conforme destaca Schrickel (1995), o capital não é tão evidente, tendo em vista que os empréstimos são fundamentados na sua única fonte de renda, o seu salário. Já para pessoas jurídicas, o capital é mais perceptível, podendo a concedente de crédito analisar as demonstrações financeiras da empresa tomadora de crédito, seu fluxo de caixa, seu patrimônio líquido.
- Condições: a preocupação deste C é o micro e o macrocenário em que o tomador de empréstimo está inserido. É analisado nesta etapa o mercado/setor/segmento em que o tomador se encontra; variáveis macroeconômicas tais como inflação, taxa de juros básica e taxa de câmbio; as políticas governamentais que podem influenciar na operação. A diferença fundamental na avaliação de pessoa física e pessoa jurídica neste C é que para o último analisa-se o ambiente competitivo em que ela se insere e o seu setor de atuação.
- Colateral: são as garantias oferecidas pelo tomador de crédito para compensar fraquezas ou reforçar algum outro C de crédito (algo tangível tal como imóveis ou móveis). Todavia, é importante ressaltar que uma garantia não pode justificar uma decisão de crédito para um cliente cujo risco seja extremamente elevado.
- Conglomerado: a análise a que se refere neste C não é apenas de uma empresa específica que esteja pleiteando o crédito, mas do grupo econômico do qual a empresa faz parte, isto é, de todas as empresas de um mesmo proprietário ou empresa controladora.

É importante ressaltar que todos estes elementos devem ser analisados conjuntamente e de forma complementar, pois “uma decisão baseada sobre apenas um dos “C” muito provavelmente gerará um problema causado por algum dos outros “C” não ponderados” (SCHRICKEL, 1999, p. 55). Por exemplo, de nada adianta um tomador de crédito ter vontade de pagar (ser honesto) se ele não tem capacidade, ou seja, o empréstimo ser maior que o seu rendimento.

Todavia, mesmo que este modelo seja bastante utilizado pela área de crédito, ele possui algumas desvantagens: falta de embasamento analítico; não-alinhamento aos interesses de maximização da riqueza dos acionistas por não considerar as perdas geradas pela recusa de

bons clientes; inconsistência de análises tendo em vista que podem haver decisões divergentes entre diferentes analistas e necessidade da experiência de analistas para a sua execução (SHERR, 1989).

2.3.2. Sistemas de *ratings*

Os sistemas de *ratings* classificam o risco dos tomadores de crédito fundamentando-se em vários fatores, entre eles sua avaliação econômico-financeira, histórico de pagamentos, e no caso de empresas, a participação de mercado, a idoneidade e honestidade dos sócios e a estrutura da operação (prazos, limites, garantias etc). Atribuem-se notas a esses vários fatores e uma nota final ao conjunto dos quesitos analisados. Uma prática bastante utilizada no mercado é a atribuição de notas com fundamentação nos 5 C's do crédito.

De acordo com Silva (2006, p. 57), “esta avaliação é feita por meio da mensuração e ponderação das variáveis determinantes do risco da empresa. O *rating* é apresentado por meio de um código ou classificação que fornece uma graduação do risco”.

Por meio de uma pesquisa realizada nos 50 maiores bancos norte-americanos, constatou-se uma maior aplicação dos sistemas de *rating* para créditos de maior valor, para créditos de menor valor os modelos estatísticos eram os mais utilizados (TREACY; CAREY, 1998). Isso porque se torna muito caro solicitar uma avaliação de risco, viável apenas para grandes transações, para uma agência de *rating* (empresas especializadas em análise de risco),

Agências internacionais ao redor do mundo desenvolvem modelos de *rating* para classificação de risco de empresas, instituições financeiras e até países. Entre as principais agências estão a Standard & Poor's, Moody's e Fitch. Todavia, é importante ressaltar, conforme destacam Caouette *et al* (2009, p. 93), que

as agências de *rating* não fazem recomendações sobre a compra, venda ou retenção de um determinado título nem sobre a conveniência para um particular investidor. Suas avaliações expressam nada mais do que juízos informados sobre a capacidade creditícia; contudo, elas enfatizam que os pareceres são independentes, objetivos e gerados graças a um processo analítico transparente e de alta qualidade.

Caouette *et al* (2009) colocam que as agências de *rating* não são transparentes quanto aos detalhes de seu processo de avaliação, todavia dão a impressão de seguirem enfoque bastantes similares. Para a análise de um título corporativo elas, geralmente, consideram as seguintes áreas-chaves (SILVA, 2006; CAOUETTE *et al*, 2009): o risco da economia; o risco do negócio; a posição no mercado; a diversificação dos negócios, áreas de atuação e segmentos econômicos; a administração e estratégia; o risco financeiro e a capitalização, lucratividade e liquidez.

No que se refere à avaliação de países, as agências de *rating* precisam considerar inúmeros outros fatores qualitativos, tais como a estabilidade das instituições políticas, coesão social e econômica e integração do sistema econômico do país como o mundo (CAOUETTE *et al*, 2009).

Para desenvolvimento de modelos de crédito para pessoas físicas, destacam-se as agências de informação de crédito, conhecidas também como *bureau* de crédito, como os órgãos mais influentes, entre elas: Equifax, Experian e TransUnion. No Brasil, destacam-se as agências Experian-Serasa, Equifax, SPC e Associação Comercial de São Paulo. Essas agências são, normalmente, sujeitas a regulamentações federais de seus respectivos países que proíbem o uso de quaisquer preconceitos contra raça, sexo, religião, nacionalidade, cor, estado civil etc.

É comum que cada agência tenha seu próprio *rating* desenvolvido internamente e o escore de um indivíduo pode ser diferente de um *bureau* para outro, tendo em vista que cada agência tem as suas próprias definições e banco de dados. Porém, algumas variáveis são bastante comuns nos modelos de crédito para pessoas físicas em, praticamente, todas estas agências, tais como: casa própria ou alugada, tempo de residência, número de dependentes, renda familiar mensal, profissão, tempo no emprego atual, formação acadêmica, idade, consultas a *bureaus* no último ano, quantidade de ocorrências negativas tais como cheques sem fundos (CCFs), protestos, pendências financeiras etc.

2.4. Modelos de Credit Scoring

Os modelos estatísticos de risco de crédito mais utilizados pelas organizações empresariais tanto para avaliação de risco de crédito de pessoa física como para pessoa jurídica são os

modelos de classificação de risco, também conhecidos como *credit scoring*. Conforme Altman e Haldeman (1995, p. 11), “a desconfiança sobre a consistência das pontuações de crédito subjetivas e um desejo por ‘definições’ matemáticas para tais pontuações [...] têm gerado interesse em modelos objetivos e reproduzíveis”.

Apesar de a história do crédito estender-se há mais de 5.000 anos, a história do *credit scoring* iniciou-se com Durand em 1941, cujo trabalho foi o primeiro a fazer uma discriminação entre bons e maus empréstimos (THOMAS *et al*, 2002). Na década de 60, com o aumento do número de pessoas utilizando cartões de crédito, o *credit scoring* passa a ser uma boa opção para avaliação do risco de crédito, pois, além de automatizar e agilizar o processo de crédito, ainda reduziu as taxas de inadimplências das empresas. Na década de 1980, devido ao sucesso obtido nos cartões de crédito, os bancos também começam a utilizar o *credit scoring* em outros produtos, tais como empréstimos pessoais, crédito imobiliário e crédito para pequenas empresas (THOMAS *et al*, 2002).

O objetivo dos modelos de *credit scoring* é classificar os solicitantes de crédito de acordo com a sua probabilidade de inadimplência, para isso eles atribuem pesos estatisticamente predeterminados para certos atributos dos solicitantes de crédito, gerando assim um escore/pontuação para cada cliente. Caso o cliente tenha um escore maior que o ponto de corte (escore mínimo para aprovação do crédito), o crédito deverá ser aprovado, caso contrário, ele será reprovado. A idéia básica destes modelos é

a pré-identificação de certos fatores-chave que determinam a probabilidade de inadimplência (em contraste com o repagamento) e sua combinação ou ponderação para produzir uma pontuação quantitativa (SAUNDERS, 2000, p. 13).

Todavia, é importante salientar, conforme destaca Silva (2006), que o uso de métodos quantitativos tais como *credit scoring* não elimina a necessidade de que as organizações empresariais tenham claras definições políticas e estratégicas e de que seus profissionais sejam devidamente treinados em crédito.

As principais vantagens dos modelos de *credit scoring* são: possibilitam revisões constantes de crédito; tendem a eliminar práticas discriminatórias de concessão; demonstram objetividade e consistência; são simples, de fácil interpretação e instalação; proporcionam uma maior eficiência no tratamento dos dados externos e nos processos de concessão; e

permitem uma melhor organização das informações. As suas desvantagens são: degradação com o passar do tempo, caso a população a ser aplicado o modelo seja divergente da população original quando do seu desenvolvimento; excesso de confiança dos usuários; e falta de dados e informações causam problemas na sua utilização (CAOUILLE *et al*, 2009; ALTMAN; SAUNDERS, 1998; PARKINSON; OCHS, 1998).

Capon (1982) faz uma análise crítica dos modelos de *credit scoring* e entre as suas considerações ele cita alguns problemas metodológicos que considera grave, entre eles: considerando que o modelo é elaborado para uma amostra de pessoas que tomou crédito, ele não é imparcial quando aplicado em pessoas que buscam crédito, isto é, existe um viés na amostra de desenvolvimento do modelo; o sistema é frequentemente desenvolvido com pequenas amostras (atualmente, esta crítica não é tão válida); uso de julgamento arbitrário quando da classificação de um candidato a determinada categoria da variável preditora (faixa de renda, faixa de idade, profissão etc.).

A metodologia básica para o desenvolvimento de um modelo de *credit scoring* não difere das aplicações para pessoa física ou pessoa jurídica. De acordo com Sicsú (1998) e Sicsú (2010), há 7 etapas principais que devem ser seguidas para o desenvolvimento de um modelo de *scoring*:

- Planejamento e definições: Para qual produto de crédito e mercado será desenvolvido o modelo? Qual a finalidade de uso do modelo, por exemplo, aprovação ou pré-aprovação? Qual a definição de inadimplência que será usada? Qual o horizonte de previsão do modelo? Segundo Thomas (2000), o horizonte de previsão de um modelo de *credit scoring* gira em torno de 12 a 18 meses.
- Identificação das variáveis previsoras: Quais as variáveis que os analistas acreditam ser importantes e que discriminariam os bons dos maus clientes?
- Amostragem e coleta dos dados: seleção aleatória de uma amostra de bons e maus clientes para um determinado período de concessão histórico. É aconselhável a divisão da amostra em duas: amostra de desenvolvimento e amostra de teste.
- Análise dos dados: o primeiro passo é a análise e o tratamento das variáveis potenciais: inconsistências, *missing values*, *outliers* etc.
- Análises bivariadas: nessa etapa, estuda-se a relação entre duas variáveis com o objetivo de analisar o potencial discriminador de uma variável explicativa, refinar a

categorização das variáveis, identificar comportamentos estranhos ou inesperados de uma variável e identificar correlações entre as variáveis explicativas.

- Obtenção da fórmula preliminar: escolhe-se uma técnica estatística, como regressão logística ou análise discriminante, que dependerá essencialmente dos tipos de variáveis utilizadas, para determinar o ponto de corte. Um critério usual para determinação do ponto de corte é um valor tal que a probabilidade de classificar erroneamente uma proposta de crédito seja a menor possível. Todavia, existem inúmeros outros critérios dependendo de cada empresa e gestor de crédito. Algumas regras da empresa podem prevalecer sobre o ponto de corte. Por exemplo, a concedente de crédito pode recusar a proposta nas seguintes condições: empresas com ano de fundação inferior a 2 anos; mais de 2 cheques sem fundos do sócio-administrador; mais de 80% da estrutura de capital de financiamento de terceiros.
- Análise e validação da fórmula de escoragem: utilização da amostra-teste para medição da taxa de acerto e cálculo de alguns índices para avaliação do desempenho do modelo. Os índices mais utilizados são o KS (Kolmogorov-Smirnov) e a área sob a curva ROC (*Receiver Operationg Characteristic*).

De acordo com Caouette *et al* (2009), os modelos de *credit scoring* dividem-se em duas categorias: modelos de escoragem do pedido (*application scoring models*) e modelos de escoragem comportamental (*behavioral scoring models*).

Os modelos de *application scoring* fazem a classificação das solicitações de crédito de novos proponentes de crédito (clientes novos para a empresa concedente, ou seja, é a primeira vez que o cliente está solicitando crédito para a empresa). As variáveis utilizadas neste modelo limitam-se, principalmente, aos dados cadastrais da empresa e dos sócios, as informações obtidas no mercado de ocorrências negativas pelos *bureaus* de crédito (protestos, CCF's, pendências e restrições financeiras, falências e concordatas) e o histórico de pagamentos do cliente no mercado.

O modelo de *behavioral scoring* baseia-se na análise comportamental do cliente. Assim, as variáveis utilizadas neste modelo, além das utilizadas no *application scoring*, incluem o histórico com a empresa concedente, os atrasos de pagamento do cliente, o volume da operação de crédito, a utilização média do limite de crédito do cliente, as variações no grau de risco de crédito do cliente, o tempo de relacionamento do cliente com a empresa, entre outras.

Securato (2002) aponta algumas variáveis particulares vinculadas ao comportamento do indivíduo que poderiam ser utilizadas em modelos de *behavioral scoring*: hábitos de consumo (o quê e como compra o cliente); hábitos de lazer (seus *hobbies* e a sua frequência); tipos de aplicações financeiras (comportamento do indivíduo em relação ao risco); compatibilidade da renda e patrimônio do indivíduo e as obrigações assumidas pelo indivíduo nos últimos meses.

2.4.1. Técnicas estatísticas aplicadas aos modelos de *Credit Scoring*

Uma grande variedade de técnicas estatísticas e de pesquisas operacionais já foi utilizada para desenvolvimento de modelos de *credit scoring*, tais como Análise Discriminante (AD), Regressão Logística (RL), Árvores de Decisão, Redes Neurais Artificiais (RNA), Algoritmos Genéticos, Programação Matemática. Contudo, as técnicas de AD e RL são as mais amplamente utilizadas pelas organizações empresariais, ganhando força também nos últimos anos as RNA.

Um dos primeiros modelos de previsão de insolvência, e considerado um dos marcos teóricos no estudo de risco de crédito no mundo, construído com a utilização da AD Multivariada, foi o trabalho de Altman (1968) em empresas manufatureiras. O seu objetivo foi comprovar que, para a previsão de insolvência corporativa, a utilização de uma técnica estatística multivariada produziria resultados melhores do que as técnicas qualitativas que eram amplamente utilizadas pelas empresas e pesquisadores da área de crédito.

No Brasil, o trabalho pioneiro usando AD para previsão de insolvência foi de Kanitz (1976). Ele construiu um modelo chamado Termômetro da Insolvência testando para empresas brasileiras a eficiência da análise de índices financeiros na previsão de falência das empresas. Um dos seus objetivos foi provar que o balanço patrimonial quando bem analisado pode fornecer informações importantes para a saúde financeira de uma empresa.

A técnica de RL surgiu apenas na década de 80 com o trabalho pioneiro de Ohlson (1980), e a sua justificativa de utilização foi porque a AD impõe algumas condições para as variáveis independentes tais como: normalidade na distribuição e matrizes de variância-covariância iguais entre os dois grupos de empresas; e também porque o seu escore fornecido era de baixa interpretação intuitiva, não proporcionando nenhum aspecto probabilístico na medida.

As técnicas estatísticas tais como AD e RL, de maneira geral, permitem identificar e remover características sem importância do tomador de crédito e assegura que toda característica importante do indivíduo permaneça no seu escore (THOMAS *et al*, 2002). Elas usam variáveis preditoras para tentar estimar a probabilidade de inadimplência do tomador de crédito.

Coats e Fant (1993) e Altman *et al* (1994), no exterior, Almeida (1995) e Almeida e Dumontier (1996), no Brasil, foram alguns dos primeiros autores que publicaram trabalhos utilizando a RNA para previsão de insolvência de empresas.

2.4.1.1. Análise Discriminante

De acordo com Hair *et al* (2005), a AD é apropriada quando a variável dependente é nominal e as variáveis independentes são métricas. Em muitos casos, a variável dependente consiste em dois ou mais grupos ou classificações. Quando dois grupos estão envolvidos, a técnica é chamada de AD de dois grupos, e quando três ou mais grupos são identificados chama-se AD múltipla.

Um dos seus principais objetivos é entender as diferenças existentes entre os grupos, buscando prever a probabilidade de um indivíduo pertencer a um determinado grupo, isto é, em qual grupo pertence determinado indivíduo com base em suas características observadas.

A função discriminante é obtida como $Z = a + k_1X_1 + k_2X_2 + \dots + k_nX_n$ considerando que X_1 , X_2 e X_n são as variáveis independentes; k_1 , k_2 e k_n os coeficientes de discriminação – pesos atribuídos a cada uma das variáveis independentes; e a o intercepto. Por meio desta função, é possível encontrar um Z escore discriminante para cada indivíduo da população, para isso deve-se multiplicar cada variável independente por seu respectivo peso. Essas funções são construídas de maneira que o Z escore dos indivíduos de cada grupo se concentram em torno do Z médio do grupo (centroide).

O cálculo dos pesos objetiva minimizar a taxa de erro global no modelo de previsão, partindo-se de duas premissas básicas no momento de sua aplicação em previsão de insolvência: cada variável independente individualmente e qualquer combinação destas variáveis têm

distribuição normal; e a matriz de variância-covariância é igual para cada um dos grupos de adimplentes e inadimplentes (BARTH, 2004).

Independentemente da técnica utilizada, ela produzirá um resultado numérico que gerará uma classificação, e este escore/classificação deve ser confrontado com um ponto de corte. Abaixo deste ponto indica que o cliente está propenso a inadimplir e acima dele que não está propenso.

Para determinação do ponto de corte (Z_0), são válidas as suposições de normalidade e igualdade da matriz de variância-covariância. Johnson e Wichern (1982) apontam uma fórmula que minimiza a taxa de erro global:

$$Z_0 = \frac{\bar{Z}_1 + \bar{Z}_2}{2} + \ln \left[\frac{P_2 \cdot C(1/2)}{P_1 \cdot C(2/1)} \right] \quad [2]$$

Em que,

\bar{Z}_1 = valor médio de Z da amostra dos clientes adimplentes;

\bar{Z}_2 = valor médio de Z da amostra dos clientes inadimplentes;

P_1 = probabilidade *a priori* de o cliente ser classificado como adimplente;

P_2 = probabilidade *a priori* de o cliente ser classificado como inadimplente;

$C(1/2)$ = custo do erro de se classificar o cliente como de baixo risco sendo ele de alto risco;

$C(2/1)$ = custo do erro de se classificar o cliente como de alto risco sendo ele de baixo risco.

Para melhor entendimento de uma aplicação real de AD em previsão de insolvência, consultar o trabalho de Altman *et al* (1979) desenvolvido para empresas brasileiras. O objetivo do seu trabalho foi examinar a experiência das falências no Brasil e desenvolver, testar e analisar um modelo quantitativo para classificar e prever problemas financeiros nas empresas.

2.4.1.2. Regressão Logística

Ao contrário da AD, a regressão logística busca prever e explicar uma variável categórica binária. Porém, ela também pode ser estendida para uma variável-resposta com mais de duas categorias, por exemplo, o risco de crédito do cliente pode ser classificado como alto, médio e

baixo. A RL é especificamente desenhada para prever a probabilidade de um evento ocorrer. Ela classifica esta probabilidade entre o intervalo de 0 e 1.

Por esta técnica, o valor esperado das variáveis dependentes passa por um processo de transformação logística em que são transformadas numa razão de probabilidades e depois em uma variável de base logarítmica. Assim, em vez de utilizar o método de mínimos quadrados ordinários, utiliza-se o método de máxima verossimilhança para estimar os coeficientes devido à natureza não linear dessa transformação.

O seu modelo de previsão é obtido da seguinte forma:

$$Z = \ln\left(\frac{p}{1-p}\right) = b_0 + b_1 \cdot X_1 + b_2 \cdot X_2 + \dots + b_n \cdot X_n \quad [3]$$

Em que:

p = probabilidade de adimplência;

$(1 - p)$ = probabilidade de inadimplência;

X_i = variáveis preditoras;

b_i = pesos (coeficientes) a serem atribuídos a cada uma das variáveis X_i

Este modelo pode ser escrito também como $p = \frac{1}{1 + e^{-Z}}$.

Uma das principais desvantagens da RL é que não se consegue interpretar diretamente a relação entre b_i e p devido à existência da função de \ln (logaritmo neperiano), assim, a interpretação do modelo não é tão imediata quanto na AD. As suas principais vantagens, principalmente quando comparadas com AD, são: não depende das suposições de normalidade na distribuição e da matriz de variância-covariância iguais; produz um resultado ajustado entre 0 e 1, tornando-se mais útil a sua interpretação; e é semelhante à análise de regressão. E ainda há possibilidade de incorporar efeitos não-lineares e uma gama de diagnósticos.

Contudo, segundo Hair *et al* (2005, p. 210), existem muitas semelhanças entre os métodos de AD e RL, pois “quando as suposições básicas de ambos são atendidas, eles oferecem resultados preditivos e classificatórios comparáveis e empregam medidas diagnósticas semelhantes”.

2.4.1.3. Redes Neurais Artificiais

As RNA são sistemas de inteligência artificiais elaborados para simular o funcionamento de um cérebro humano de forma simplificada. Esta técnica também adquire conhecimento por meio de experiências, porém, ao contrário dos sistemas especialistas do analista que transmite esta experiência, nas RNA ela é adquirida a partir de uma base de dados. Além desta capacidade de adaptação, a RNA tem a vantagem de não necessitar de uma suposição inicial, dispensando, assim, a necessidade de regressões estatísticas para encontrar parâmetros de um suposto modelo de comportamento.

As RNA são desenvolvidas por meio de modelos matemáticos e as seguintes suposições são feitas (GONÇALVES, 2005):

- O processamento das informações ocorre dentro dos chamados neurônios;
- Os estímulos são transmitidos pelos neurônios por meio de conexões;
- Cada conexão associa-se a um peso, que numa rede neural padrão multiplica-se ao estímulo recebido; e
- Cada neurônio contribui para a função de ativação para determinar o estímulo de saída.

De acordo com Haykin (2001), as unidades básicas da rede são os neurônios artificiais que se agrupam em camadas: camada de entrada, camada intermediária e camada de saída. Os neurônios entre as camadas são conectados por sinapses ou pesos que refletem a relativa importância de cada entrada no neurônio. A camada de entrada é responsável pelas variáveis de entrada do modelo. E a camada de saída que contém um ou mais neurônios representa os resultados finais do processamento. Nas camadas intermediárias, o processamento é refinado, possibilitando a formação de relações não-lineares. A representação de um neurônio artificial pode ser visualizada na Figura 1.

Conforme Barth (2004), cada neurônio individual recebe algumas entradas que correspondem, no caso de concessão de crédito, a valores assumidos por características observáveis no candidato a crédito e saídas de outros neurônios, contudo, cada neurônio possui apenas uma única saída. Como a saída de um neurônio pode ser a entrada de outro neurônio, forma-se, então, as redes e daí o nome de redes neurais.

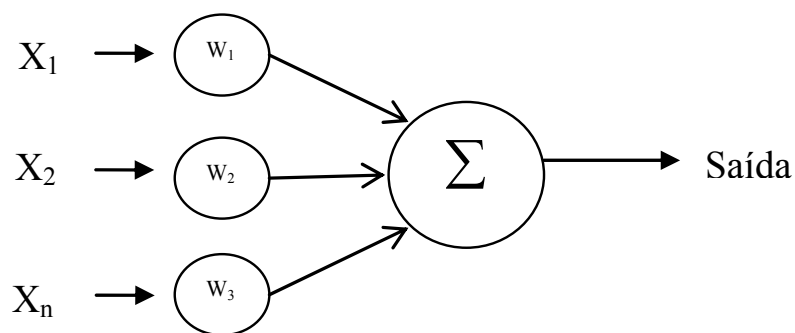


Figura 1 – Representação de um neurônio individual

Normalmente os processamentos que ocorrem em cada neurônio são simples e, na maioria das vezes, tem-se uma soma ponderada das entradas e calcula-se um valor de saída, resultado da função do tipo (CASTRO JUNIOR, 2003, p. 60-61):

$$x_j = T\left(\sum_i w_{ij}x_i\right) \quad [4]$$

Em que x_j é o elemento de saída, w_{ij} é o coeficiente de ponderação entre os elementos i e j e T é uma função de transferência, também chamada de função transformação.

Os modelos de RNA são divididos normalmente em dois grupos principais quanto à interconexão entre os vários neurônios: redes *feed-forward* e redes *feed-backward*. Nas redes *feed-backward*, há apenas uma camada de nós e todos estão interligados entre si. E nas redes *feed-forward* (veja figura 2), várias camadas são organizadas horizontalmente e cada neurônio conecta-se e envia informação para os demais da camada seguinte (ALMEIDA; DUMONTIER, 1996).

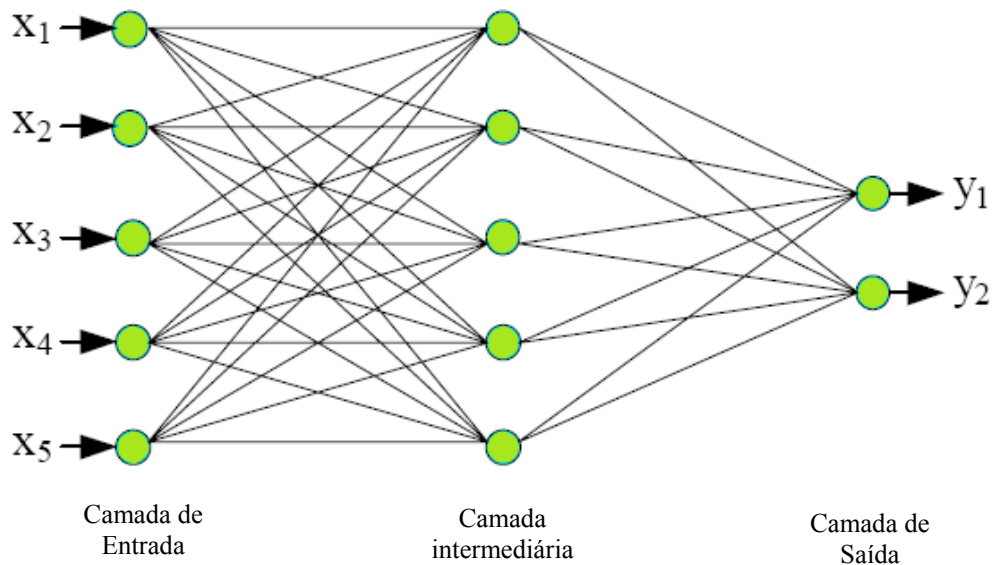


Figura 2 – Conexões de uma RNA *feedforward*

2.4.1.4. Comparação de técnicas

Diversos estudos internacionais e nacionais comparam as inúmeras técnicas utilizadas para previsão de insolvência de empresas. Ao comparar a taxa de classificação correta de algumas técnicas estatísticas e de pesquisas operacionais utilizadas para o desenvolvimento de modelos de *credit scoring*, com base em artigos de diversos autores, Thomas (2000) concluiu que em relação à discriminação entre bons e maus pagadores não há diferença significativa entre as técnicas utilizadas.

Barth (2004) fez um estudo comparativo com empresas brasileiras utilizando as técnicas de AD, RL, RNA e algoritmos genéticos no processo de concessão de crédito e os resultados obtidos não permitiram concluir qual delas é a melhor técnica para discriminação de grupos em análise de crédito. Para o autor, a utilização combinada destas técnicas pode propiciar ao analista um melhor entendimento do seu problema e um modelo de previsão mais adequado.

Almeida e Dumontier (1995) também compararam a RNA com a RL e segundo eles seus resultados foram bastante semelhantes. Todavia, como a RL é mais sensível a mudanças no ponto de corte do que as RNA, numa situação de tomada de decisão em que os riscos de erro relacionados ao ponto de corte são desconhecidos, previsões feitas com as RNA são mais confiáveis do que pela RL.

No artigo de Coats e Fant (1993), é feita uma comparação entre a RNA com a AD em 282 empresas que operaram no período de 1970 a 1989, e seus resultados mostraram que a RNA foi mais eficiente na previsão da insolvência do que a AD. De acordo com Castro Junior (2003), em uma amostra composta por 40 empresas brasileiras, a RNA também apresentou um resultado na previsão superior a RL e esta por sua vez obteve um resultado superior a AD.

Já em Gonçalves (2005), os resultados são contrários aos apresentados por Coats e Fant (1993) e Castro Junior (2003). Por meio de uma amostra de dados de uma instituição financeira brasileira, ele desenvolveu modelos de avaliação de risco de crédito com a utilização da RNA, RL e algoritmos genéticos. E sua conclusão foi de que os resultados obtidos com a RL e RNA são bastante próximos, sendo a RL ligeiramente superior; o modelo é embasado por algoritmos genéticos inferior aos demais, mas também apresenta bons resultados de previsão.

Guimarães e Chaves Neto (2002) compararam modelos de risco de crédito de pessoa física, desenvolvidos por meio de AD e RL em uma administradora de cartões de crédito, e buscaram identificar aquele de melhor desempenho. Seus resultados mostraram que a RL apresentou ligeira vantagem da AD, porém, não há diferença de eficiência significativa.

Araújo e Carmona (2009) buscaram avaliar a possibilidade da aplicação de um modelo de *credit scoring* numa instituição de microcrédito, usando para a construção do modelo a AD e RL. Entre seus resultados, eles constataram que os modelos elaborados com RL foram consideravelmente melhores na classificação correta dos clientes inadimplentes do que dos adimplentes. Assim, tendo em vista que a previsão de inadimplência é a principal finalidade dos modelos de risco de crédito, a RL é mais eficaz no alcance de seus objetivos.

3 PSICOLOGIA ECONÔMICA

De acordo com Moreira (2000), o desenvolvimento dos esforços de aproximação entre Psicologia e Economia nos últimos anos pode ser atestado pelo aumento de sub-ramos de disciplinas das ciências sociais que têm se ocupado dos aspectos da vida econômica. Em termos de apresentação, abaixo relacionam-se as principais para depois discutir a Psicologia Econômica, cujo arcabouço suporta a inclusão de variáveis psicológicas na análise de crédito.

3.1. Economia Experimental

Economia Experimental é a disciplina que se opõe ao *mainstream* da Economia ao valorizar o papel dos experimentos de laboratório para investigar questões econômicas. Os experimentos envolvem jogos e resultados que podem ser recompensados (FERREIRA, 2008). Essa área ganhou grande destaque quando, em 2002, Vernon Smith ganhou o prêmio Nobel de Economia por seus trabalhos em Economia Experimental. Segundo Smith (2002), a Economia Experimental aplica métodos de investigação em laboratório. E o faz para estudo de comportamento decisório em contextos sociais orientados por regras explícitas, que podem ser definidas e controladas pelos pesquisadores, ou implícitas, como as normas, tradições e hábitos que fazem parte da herança cultural e biológica do indivíduo que faz parte do experimento.

3.2. Economia Comportamental ou Economia Psicológica:

Disciplina que aceita e encoraja análise econômica baseada em suposições comportamentais oriundas da utilização da Psicologia, Sociologia, História, Antropologia, Ciência Política, Biologia e qualquer outra disciplina que possa auxiliar a compreensão das escolhas econômicas (FERREIRA, 2008).

Esse ramo do conhecimento tem origem na insatisfação de economistas com as explicações oferecidas pelo paradigma neoclássico para os comportamentos econômicos observados na

prática. Dessa forma, esses economistas buscaram contribuições em diversas outras disciplinas para explicar a maneira como as pessoas efetivamente se comportam, uma vez que esse comportamento seria determinante e essencial para os fundamentos da economia como ciência social. Segundo Moreira (2000), Economia Comportamental e Economia Psicológica são disciplinas muito semelhantes. A diferença entre elas é que enquanto a primeira usa apenas o método experimental, a segunda usa técnicas de questionários e entrevistas além de experimentos.

3.3. Socioeconomia

Disciplina que busca uma reinvenção da Economia. Trata-se de um movimento internacional organizado por sociólogos, a partir da crítica aos pressupostos econômicos de racionalidade e autointeresse. De acordo com seus expoentes, existem motivações mistas entre a vida econômica e cultural (MOREIRA, 2000). Seus objetivos residem na compreensão e investigação do comportamento econômico por meio da transdisciplinaridade, desdobramento do comportamento econômico em termos de política no contexto social, institucional, histórico, filosófico, psicológico e ético, e utilização indiscriminada das abordagens indutivas e dedutivas no estudo do comportamento micro e macro econômico (FERREIRA, 2007).

3.4. Neuroeconomia

Essa disciplina combina o desenvolvimento das neurociências com o estudo de fenômenos econômicos. Segundo Politser (2008, p.6), a neuroeconomia é uma ponte entre economia e neurobiologia, que também tem conectividade com a economia comportamental, neurociência clínica, saúde mental e outras ciências comportamentais.

Enquanto a Economia provê teorias claras e testáveis, a Neuroeconomia investiga o comportamento econômico, por meio de equipamentos sofisticados que utilizam as mais avançadas técnicas de exame funcional do cérebro (imagens de atividade neural, eletroencefalograma, análise química sanguínea e hormonal, acompanhamento de neurônios, etc), sem uma teoria subjacente (POLITSER, 2008). Ferreira (2008, p.84) comenta que o uso

de dados sobre processos cerebrais vem sugerindo novos alicerces a teorias econômicas que explicam quanto as pessoas poupam, consomem e investem.

3.5. Psicologia do Consumidor

“Suas pesquisas pretendem descrever, prever, explicar e/ou influenciar respostas de consumidores às informações e experiências relacionadas a produtos e serviços” (FERREIRA, 2008, p.74). O objetivo principal da disciplina está nos fenômenos em torno do consumidor nos níveis inter e intrapessoal, com ênfase em processos de decisão, formação de atitude e mudança, reações à publicidade, motivações de consumo e diferenças individuais e culturais no comportamento do consumidor (FERREIRA, 2007).

3.6. Economia Antropológica ou Antropologia Econômica

Área do conhecimento voltada para “sistemas socioeconômicos diversos daqueles encontrados nas economias industriais, enfocando, por exemplo, como sociedades primitivas decidem os tipos de bens que devem produzir e as formas de distribuí-los” (FERREIRA, 2007, ANEXO p. XXI), além da maneira como aspectos econômicos e sociais da sociedade primitiva se relacionavam. Essa disciplina tem como objetivo o estudo comparativo de sistemas econômicos em seu contexto sociocultural mais amplo.

3.7. Finanças Comportamentais

Essa disciplina é uma recente ramificação da Psicologia Econômica e da Economia Comportamental (FERREIRA, 2008) que tem ganhado grande destaque no meio acadêmico internacional, e que no Brasil já conta com diversas investigações empíricas. Seu conteúdo perfaz o estudo do comportamento dos mercados financeiros, de modo a incluir aspectos psicológicos em suas análises e ampliar a perspectiva econômica tradicional, principalmente, pois essa não consegue explicar alterações e desvios importantes (anomalias) em relação ao que se encontra nos mercados financeiros.

A partir de uma visão mais abrangente, Belsky e Gilovich (1999, p.14) colocam que as Finanças Comportamentais combinam Psicologia e Economia para “explicar por que e como as pessoas tomam decisões aparentemente irracionais ou ilógicas quando gastam, investem, poupam ou emprestam dinheiro”. Pompian (2006) apresenta uma visão menos abrangente da disciplina ao classificar seu escopo em micro (exame dos vieses dos investidores individuais que os distinguem dos agentes racionais da teoria econômica clássica) e macro (detectar e descrever as anomalias que o modelo de mercados eficientes não pode explicar).

Essa última definição concentra sua investigação nas decisões de investimentos dos indivíduos e parece ser mais aceita no meio acadêmico, haja vista que um dos principais periódicos expoentes da disciplina, *Journal of Behavioral Finance*, define seu interesse em padrões comportamentais do mercado. Além disso, estimula pesquisa interdisciplinar e “teorias que possam construir um corpo de conhecimento a respeito das influências psicológicas sobre as flutuações do mercado e contribuir para uma nova compreensão do mercado para que seja possível melhorar as tomadas de decisão sobre investimentos” (FERREIRA, 2008, p.70).

3.8. Psicologia Econômica

Segundo Reynaud (1967), essa disciplina seria uma nova ciência que independe na mesma proporção tanto da Psicologia quanto da Economia, pois a Psicologia Econômica

trata das questões subjetivas colocadas pela disposição das riquezas, utilizando os conceitos e métodos da Psicologia e da Economia, dos quais ela realiza a síntese e, se necessário, provoca a superação pela descoberta de noções e métodos originais (REYNAUD, 1967, p.9-10).

Barracho (2001, p.24) destina o mesmo *status* à Psicologia Econômica e define-a como

uma ciência que, embora utilize conceitos e métodos próprios da Psicologia, da Psicologia Social e da Economia, tem a sua finalidade própria. Ao abordar questões de comportamento postas por vários recursos – produção, troca, consumo – ela desenvolve as possibilidades econômicas dos indivíduos relativamente às atividades econômicas. Por outras palavras, ela trata do estudo científico das condutas

económicas: o estudo do comportamento económico e dos factores que influenciam as pessoas na tomada das suas decisões (BARRACHO, 2001, p.24).

Por outro lado, Moreira (2000) destina o *status* de disciplina para a Psicologia Econômica constituída principalmente por psicólogos, mas não apenas. Ferreira (2008), apoiada por Webley *et al* (2001), salienta a crença na importância da interdisciplinaridade ao destacar que a Psicologia Econômica nasceu

da necessidade identificada por pensadores sociais, juristas, economistas e psicólogos, de acrescentar um enfoque mais abrangente à Economia, que não daria conta de explicar suficiente e apropriadamente os fenômenos econômicos, sempre influenciados pela participação humana e, conseqüentemente, pelas limitações, bem como movimentos, por vezes inesperados, que lhe são inerentes. Ao observar que o comportamento econômico de indivíduos e grupos divergia consideravelmente do que seria esperado, caso as premissas das ciências econômicas fossem tomadas como leis, pensadores sociais e economistas (no princípio) e, mais tarde, psicólogos passaram a expor seus questionamentos e buscar dados empíricos que refutassem as alegações dos economistas tradicionais (FERREIRA, 2008, p.43).

Segundo Moreira (2000), a Psicologia Econômica nasce da aplicação de fundamentos e métodos psicológicos a eventos econômicos da vida cotidiana. As premissas são que os eventos econômicos são ao mesmo tempo eventos sociais e psicológicos e que a vida econômica é uma extensão da vida social e a vida social uma extensão da vida econômica. Nesse sentido, a vida econômica deve ser tratada pelos psicólogos como mais um aspecto do estudo psicológico amplo. Com essa visão, Ferreira (2008, p.39) define a Psicologia Econômica como a pretensão de

estudar o comportamento econômico dos indivíduos (...), grupos, governos, populações, no sentido de compreender como a economia influencia o indivíduo e, por sua vez, como o indivíduo influencia a economia, tendo como variáveis pensamentos, sentimentos, crenças, atitudes e expectativas (FERREIRA, 2008, p.39).

O nível de concordância ou afastamento apresentado pelas variadas definições de Psicologia Econômica levantam dúvidas, em alguns casos, se os autores estão se referindo a coisas diferentes usando o mesmo nome, ou se estão se referindo à mesma coisa com outro nome (MOREIRA, 2000). A esse respeito, Moreira (2000) coloca que não existe um consenso sobre

a identidade teórico-metodológica da disciplina e quanto aos assuntos que devem interessar aos psicólogos econômicos. A autora apresenta alguns desses assuntos e discute os principais: a) socialização econômica; b) psicologia do dinheiro; c) problemas sociais; d) moral e mercado; e) mudanças e transição; f) poupança, gasto e dívida; e g) posses.

Kirchler e Hölzl (2003), ao executarem uma pesquisa abrangente da literatura, apresentam diversas áreas investigadas pela disciplina: a) teoria e história – quadro de referência teórico, vida e obra de cientistas ; b) teoria da decisão e processo de escolha – decisões em condições de risco, teoria dos jogos e cooperação, formação de preferências ; c) socialização econômica; d) empresa – comportamento da firma, empreendedorismo; e) mercado de trabalho – oferta de trabalho, experiências de trabalho, desemprego, renda e salário; f) mercado – formação de preço; g) comportamento e atitudes financeiras; h) decisões domésticas – poupar, crédito, empréstimo e endividamento; i) investimentos – mercado de capitais; j) dinheiro – atitudes em relação ao dinheiro; l) inflação e impostos; m) governo e política econômica – seguridade, crescimento e prosperidade; n) psicologia do consumidor – atitudes, comportamentos e expectativas do consumidor, *marketing* e publicidade.

Ferreira (2008), com base em revisões de literatura empreendidas por importantes obras da Psicologia Econômica ou publicações de especialistas sobre o tema, seleciona as quatro linhas de pesquisa mais exploradas por psicólogos econômicos nas últimas décadas: 1) decisões domésticas; 2) socialização econômica; 3) poupança e 4) crédito e endividamento. Abaixo, discutem-se essas linhas de pesquisa mais detalhadamente, além de abordar o tema Dinheiro, que segundo Furnham e Argyle (1998) se inter-relaciona com os demais e possui vasta literatura (MOREIRA, 2000).

3.8.1. Decisões Domésticas

Quando duas pessoas decidem viver juntas como um casal, grande gama de decisões tem consequências econômicas e psicológicas. A teoria econômica clássica apregoa começo e final claros para cada decisão: 1) origem num desejo; 2) coleta de informações; 3) avaliação dos dados; e 4) seleção da melhor alternativa entre as disponíveis. Alguns estudos empreendidos no âmbito da Psicologia Econômica apregoam que as decisões domésticas, tomadas em família, destoam do modelo clássico, pois são marcadas não apenas pelas características das relações entre seus membros, “mas igualmente por fatores prosaicos e

corriqueiros, como falta de tempo, concomitância de problemas aguardando solução e cansaço nos diferentes momentos do dia ou da noite” (FERREIRA, 2008, p.250).

Uma das mais proeminentes agendas sobre o tema, como colocam Webley *et al* (2001), tem sido investigar o comportamento econômico dos indivíduos no âmbito familiar. Alguns psicólogos econômicos têm desenvolvido modelos microeconômicos (WEBLEY *et al*, 2001) para dar conta de algumas escolhas que os indivíduos fazem em família: a) quando casar e divorciar – implicações relacionadas à partilha dos bens; b) onde vão viver – comprar uma casa, alugar um apartamento, morar com os pais; c) como organizarão suas finanças – orçamento conjunto ou separado ; d) quem será responsável para pagar as contas – separação de tarefas; e) quantos filhos terão – que poderá depender da renda familiar esperada.

Kirchler (1999) elaborou um modelo que se propõe analisar o processo decisório no cotidiano dos domicílios. Segundo o autor, existem três aspectos sobre o processo decisório que devem ser levados em conta no cotidiano familiar: 1) o processo interativo entre os membros do domicílio são conceitualizados; 2) vários tipos de decisões são distintas; e 3) os processos de tomada de decisão são designados.

A conceitualização dos processos de interação entre os membros da família envolve as características estruturais das relações entre as pessoas, que alcançam a própria natureza da relação e a dominância relativa de uma das pessoas, e determinarão as interações (amor, crédito, troca e egoísmo), que podem ter caráter mais altruísta ou de negócios. Quanto mais harmoniosa for a relação entre as pessoas, mais cada um agirá conforme os sentimentos amorosos e as decisões poderão resultar mais satisfatórias no que diz respeito ao bem mútuo (FERREIRA, 2008). Quando os vínculos emocionais entre os membros da família são fracos, cada um espera uma retribuição por seus esforços, como uma espécie de crédito, cujo favor poderá ser cobrado posteriormente. Em relações familiares deterioradas, a interação ocorre como se fosse um negócio, em que as escolhas em prol dos relacionamentos são com objetivo de troca. Quando o grau da relação atinge o mais baixo nível, a interação é conduzida pelo egoísmo e as diferenças de poder entre os membros da família ganham espaço, com a parte mais poderosa exercendo manipulação com objetivo de obter mais vantagem (FERREIRA, 2008).

Segundo Kirchler (1999), as decisões econômicas possuem diferentes tipos – administração do dinheiro, gastos, poupança, investimentos – e podem ser descritas conforme: (i) a particularidade ou frequência de repetição da decisão; (ii) os custos envolvidos; (iii) o significado simbólico para a sociedade das alternativas de decisão; e (iv) o efeito da decisão sobre um ou todos os membros da família. Decisões frequentes seguem um roteiro que torna sua dinâmica automática, e as diferenças de opiniões entre os membros do grupo podem ser equacionadas mais facilmente, podendo uma das pessoas da família escolher. Já as decisões que envolvem custos e prestígio social serão alvo de maior ponderação e conflitos de valor, pela disparidade entre os objetivos dos membros da família.

Em relação à designação do processo decisório, Kirchler (1999) propõe um modelo de tomada de decisão e desenha um exemplo de compra, tomando por base dois membros de uma família (Figura 3). O processo tem início quando surge uma necessidade. Torna-se possível satisfazê-la de forma espontânea e imediata, caso o produto da escolha seja uma decisão frequente e que envolve baixo custo e prestígio social. Quando o desejo ou necessidade é de algo raramente comprado, tem início, então, o processo de tomada de decisão:

- 1) O parceiro ativo informa o parceiro passivo sobre seu desejo imediatamente ou depois de ter colhido informações sobre suas opções de compras;
- 2) O parceiro ativo toma a decisão de compra de modo autônomo ou relata ao parceiro passivo sua intenção de compra;
- 3) Caso a compra não seja autônoma, tem início a tomada de decisão em conjunto, depois de um, ou ambos os parceiros, terem reunido informações sobre as alternativas e avaliado cada uma em relação ao seu custo-benefício. Se houver conflitos de interesses ou assimetria de informações pode ocorrer falta de acordo em relação à decisão a ser tomada;
- 4) Em situações de desacordo, os parceiros pendem para sua escolha ou acolhem a decisão do outro, dependendo da interação (amor, crédito, troca ou egoísmo) que prevaleça naquele momento;
- 5) Nesse sentido, será necessário conversar sobre o objeto da decisão a fim de determinar as preferências de cada parceiro. As discussões perfazem as tentativas (persuasão, evitar conflitos, barganha e argumentação fundamentada na razão) de influenciar o outro parceiro de modo a atingir um consenso;

- 6) Depois de resolvido os conflitos e chegar a uma decisão convergente acerca da escolha, o processo decisório chega na fase final, que se determinará se aquela escolha apresenta assimetria em termos de utilidade. O parceiro que se beneficiar mais da escolha do que o outro gerará uma dívida de utilidade e será cobrado em outra oportunidade.

Segundo Ferreira (2008), as pesquisas empíricas sobre decisões domésticas têm se centrado em torno de dois pontos: Qual parceiro conduz o processo e como essa influência varia conforme as categorias de produtos? Quais são os determinantes dessa influência? De acordo com a autora, apesar das transformações nas normas sociais nos últimos anos terem imposta uma maior simetria na relação de poder, a compra de alimentos, artigos de limpeza e cozinha ainda fica mais a cargo da mulher. O homem se responsabiliza por produtos tecnicamente complexos como carros, televisões.

Também com respeito ao peso da decisão de quem contribui mais para as despesas do domicílio, a atualidade demonstra que o provedor não é mais, necessariamente, aquele que decide em geral; há outros fatores, como conhecimento sobre o assunto e o interesse no resultado da decisão, que influenciam mais a determinação de quem a tomará. Outro componente importante de peso é a *história* da decisão: conseguir realizar sua vontade ao efetuar a compra é também fonte de satisfação e poder, no futuro, implicar desejo ou imposição de reciprocidade entre os parceiros (FERREIRA, 2008, p.255).

Para Moreira (2000) o dinheiro continua sendo uma importante base de poder dentro da família, tradicionalmente base da autoridade masculina, apesar da mudança dos papéis engendrados nos últimos anos. A autora salienta que quando a mulher transforma-se em provedor, ela não adquire o mesmo tipo de poder, mas comporta-se de modo a proteger a autoestima do marido. Moreira (2000, p.64) cita evidências que o manejo do orçamento doméstico “controlado totalmente pela mulher é mais característico dos casais de renda mais baixa, situação em que não há possibilidade de gastos supérfluos”. As mulheres indicam maior privação de gastos pessoais, e o aumento de seu salário gera um aumento no consumo de comida significativamente maior ao aumento do salário masculino.

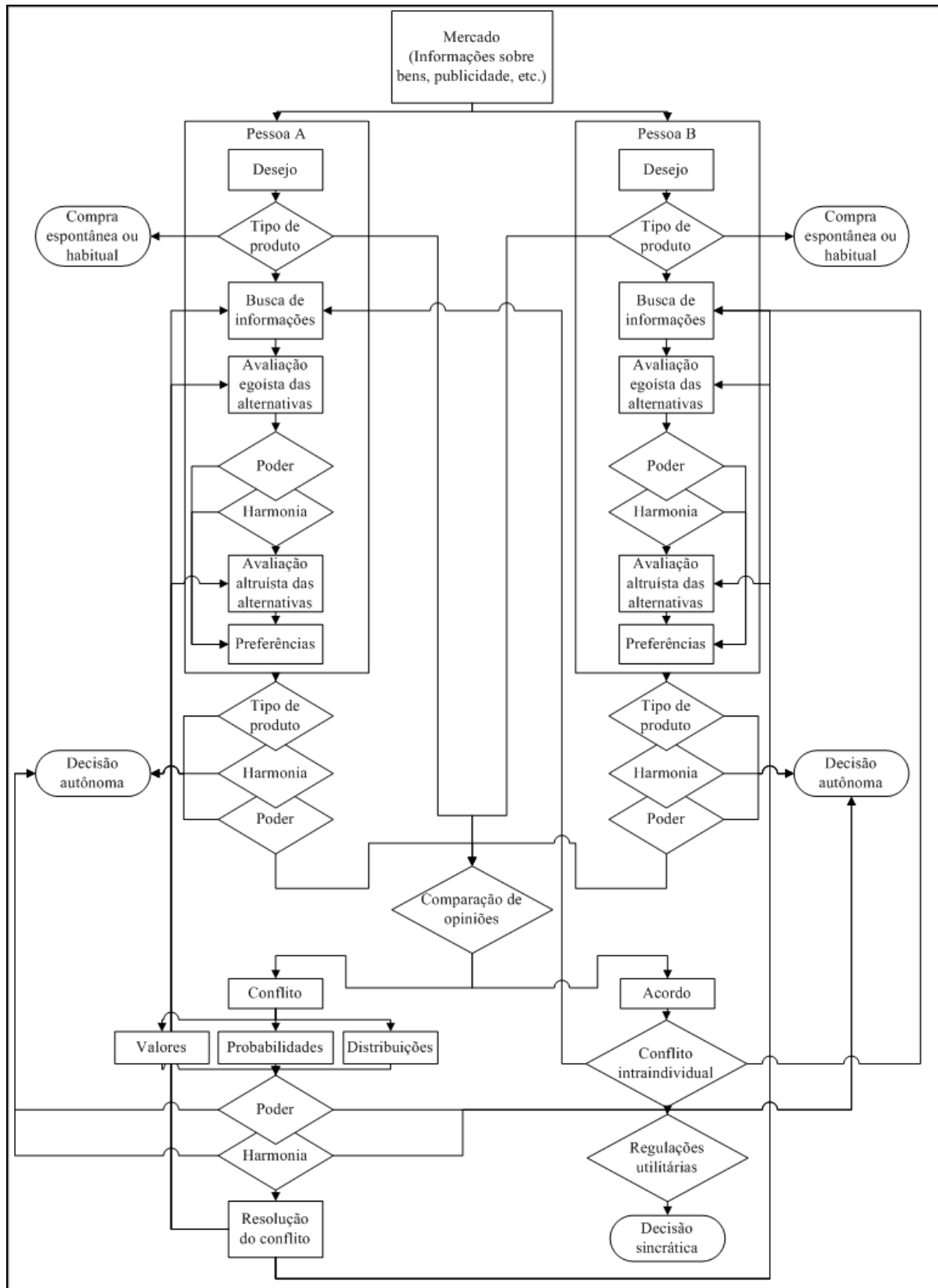


Figura 3 – Modelo de tomada de decisão doméstica

Fonte: Kirchler (1999)

3.8.2. Socialização econômica

Socialização econômica, um dos temas mais estudados por psicólogos econômicos (FERREIRA, 2008), envolve o estudo do processo pelo qual pessoas jovens adquirem habilidades, conhecimentos e atitudes relevantes para seu funcionamento no mercado. Esse tema se concentra em como crianças obtêm crenças sobre consumo, especialmente sobre os significados simbólicos dos produtos (DITTMAR, 1996). A maioria das pesquisas nessa área parte de uma interpretação cognitiva do desenvolvimento infantil, que postula a existência de estágios universais que as crianças devem percorrer até atingir a compreensão adulta dos conceitos econômicos (FERREIRA, 2008).

Algumas pesquisas discutem a relação entre as crianças e o mercado, a criança como consumidora de bens e serviços, a influência da publicidade sobre as crianças e como as crianças entendem as instituições econômicas (WEBLEY *et al*, 2001). No entanto, as pesquisas mais proeminentes sobre socialização econômica discutem como as crianças entendem e usam o dinheiro. De acordo com Webley *et al* (2001), diferentes pesquisas identificaram diferentes números de estágios por que passa uma criança na compreensão da função do dinheiro. Os autores frisam que o número de estágios por que as crianças passam na compreensão do dinheiro não são, necessariamente, os mesmos para compreender conceitos relacionados, tais como preço, dívida, impostos, desemprego e taxa de juros.

Berti e Bombi (1979) *apud* Ferreira (2008) construíram uma versão de cinco estágios percorridos pelas crianças em direção à compreensão do significado do dinheiro:

- *Estágio 1*: as crianças reconhecem que o dinheiro pode ser usado para comprar algo, no entanto não conseguem distinguir entre diferentes moedas e células;
- *Estágio 2*: as crianças percebem que nem todos os tipos de dinheiro compram qualquer produto, no entanto reconhecem que células podem ter maior valor que moedas;
- *Estágio 3*: as crianças reconhecem que, em algumas situações, o dinheiro não é suficiente e, quando é pouco, pode não ser usado. Nesse estágio, introduzem-se critérios quantitativos;
- *Estágio 4*: nasce a noção de que para comprar algo se torna necessário ter a quantia exata;
- *Estágio 5*: as crianças entendem que o troco é a diferença entre o preço do produto e o dinheiro oferecido.

Webley *et al* (2001) reportam estudos de larga escala e em diferentes países em que foi possível constatar que crianças com oito anos compreendem a troca de dinheiro por mercadoria, mas devem chegar aos onze anos para compreender a troca de dinheiro por trabalho.

Moreira (2000) discute o papel do dinheiro na educação dos filhos focalizando as razões alegadas pelos pais para dar dinheiro às crianças. Segundo a autora, existem três principais fatores para as razões alegadas: preocupação com a família, treinamento de independência e necessidade da criança. Estas três razões apresentam uma relação paralela com valores relacionados à justiça, bem-estar social, trabalho ético e compaixão. Segundo Moreira (2000, p.65),

as mães foram as mais motivadas pelas necessidades das crianças, e os efeitos para a idade das crianças indicaram que as mais velhas tinham o direito automático, enquanto para as mais jovens as razões predominantes envolviam o treinamento de independência, sem diferença para o gênero das crianças.

Segundo Lea *et al* (1995), uma forma importante em que práticas financeiras são criadas e sustentadas é a experiência precoce das pessoas dentro de suas famílias. Se há uma cultura crescente de aceitação da dívida, pode-se esperar, por exemplo, encontrar devedores que vieram de famílias cuja tolerância à dívida era maior. Em sua pesquisa, Lea *et al* (1995) relataram que devedores informavam que a situação financeira de seus pais era boa, até mesmo que deles próprios, mas pararam de receber dinheiro precocemente. Tokunaga (1993) encontrou evidências de correlação entre a capacidade de usar o crédito com êxito e o ponto de vista e utilização do crédito pelos pais.

3.8.3. Dinheiro

Cada um tem a própria representação interna – psíquica e social – do dinheiro, que repercute de maneira distinta dentro de cada pessoa (FERREIRA, 2008). De acordo com Needleman (1991), o dinheiro nos ajuda a compreender melhor o semelhante e que qualquer empenho sério no autoconhecimento e no autodesenvolvimento requer o exame do real significado que ele possui para nós. “O dinheiro representa não apenas o que ele pode comprar, mas também

deriva seu significado das fontes através das quais é obtido e das formas pelas quais é utilizado” (MOREIRA, 2000, p.78).

Com relação à Psicologia Econômica, percebe-se que a pesquisa sobre dinheiro tem sido difusa e variada, o que pode ser encarado como um efeito do próprio objeto de estudo. O crescente nível de abstração que o dinheiro tem progressivamente alcançado ao longo dos anos facilitou a proliferação de formas físicas que se encontram atualmente, tais como células, medas, cheques, cartões de crédito, notas promissórias, tíquetes, crédito eletrônico, milhagens aéreas. A multiplicidade de perspectivas enseja variados assuntos a que o significado do dinheiro pode ser relacionado e aumenta sua relevância e complexidade enquanto objeto de estudo.

Uma das maneiras que os psicólogos econômicos têm usado para estudar o dinheiro consiste em desenvolver instrumentos validados para medir o significado ou atitudes frente ao dinheiro, e tentar entender o quadro geral de variáveis que têm sido apontadas como relacionadas ou antecedentes (MOREIRA, 2000). Moreira e Tamayo (1999) discutem quatro importantes escalas utilizadas amplamente em pesquisas empíricas:

- *Modified Semantic Differential (MSD)* postula que o significado do dinheiro é uma função de diferentes histórias de aprendizagem; a escala é construída na forma de diferencial semântico com 40 pares de adjetivos, e cinco componentes para explicar o significado: fracasso e vergonha, aceitabilidade social, atitude (ou de desimportância), pecado moral e segurança confortável;
- *Money Attitude Scale (MAS)* baseada na literatura psicanalítica com quatro componentes explica a atitude em relação ao dinheiro: poder-prestígio, retenção, desconfiança e ansiedade;
- *Money Beliefs and Behaviour Scale (MBBS)* baseada em três fontes diferentes, inclusive a escala anterior (MAS), aponta seis fatores para identificar as crenças e comportamentos frente ao dinheiro: obsessão, poder-gastar, retenção, segurança-conservativa, inadequação e esforço-habilidade;
- *Money Ethic Scale (MES)*, construída e validada com base na hierarquia de necessidades de Maslow e nas três escalas acima, considera os fatores importantes para explicar o significado ético do dinheiro: bem, mal, realização, respeito, orçamento e poder-liberdade.

Furnham e Argyle (1998) enfatizam que essas quatro escalas chegam a resultados semelhantes quanto ao número de fatores encontrados, até porque o conteúdo dos fatores e a formulação dos itens foram baseados uma nas outras. Além do mais, torna-se importante ressaltar que parece haver padrões consistentes entre os fatores: alguns fatores aparecem como claramente relacionados a traços clínicos, como obsessão e ansiedade, enquanto outros parecem mais ligados a crenças e a variáveis demográficas, como idade, sexo classe social e nacionalidade (MOREIRA; TAMAYO, 1999).

Furnham e Argyle (1998), ao discutirem alguns estudos empíricos que fizeram uso das escalas de significado do dinheiro, deixam claro o seu poder discriminatório: MSD – experiência profissional, nível socioeconômico e gênero influenciam; MAS – nível de renda não influencia; MBBS – renda, gênero, idade, educação formal e nacionalidade influenciam; e MES – idade, renda e valores éticos, políticos, sociais e religiosos influenciam. Para uma abrangente revisão bibliográfica de Escalas do significado do Dinheiro e as variáveis relacionadas (econômicas, demográficas, personalidade, valores, culturais, etc.), ver Moreira (2000).

No Brasil, Moreira e Tamayo (1999) e Moreira (2000) desenvolveram e validaram uma Escala do Significado do Dinheiro (ESD), que passou por uma reelaboração objetivando a revisão e o aprimoramento do instrumento (MOREIRA *et al*, 2002). Os fatores da versão final da ESD são:

1. Transcendência: Significado positivo atribuído ao dinheiro no contexto social mais amplo. Quando associado à espiritualidade, o dinheiro constrói um mundo melhor, gerando prosperidade social.
2. Desigualdade: Significado negativo atribuído ao dinheiro no contexto social mais amplo. O dinheiro gera desigualdade, exclusão e dominação social.
3. Altruísmo: Disposição pessoal altruísta e otimista em relação ao dinheiro nas relações interpessoais. Usar o próprio dinheiro para financiar ciência, cultura, artes e ajudar pessoas.
4. Conflito: Significado negativo atribuído ao dinheiro no contexto das relações interpessoais. O dinheiro gera desarmonia e desavenças entre pessoas.

5. Prazer: Significado positivo atribuído ao dinheiro. O dinheiro traz felicidade, prazer, bom humor e harmonia entre pessoas.
6. Sufrimento: Dificuldade pessoal em lidar com dinheiro. Sentimentos negativos e pessimistas relacionados ao dinheiro, como depressão, angústia e impotência.

Note que os seis fatores hipotéticos podem ser divididos em duas dimensões: positiva (transcendência, altruísmo e prazer) e negativa (desigualdade, conflito e sofrimento); quanto à direção da relação com dinheiro dos indivíduos.

A ESD tem subsidiado muitas pesquisas sobre o Significado do Dinheiro em diversos aspectos como socialização econômica, patologias associadas, comportamento de consumo, entre outros. Especificamente, foi constatado que alguns fatores da ESD possuem relação com: a) a auto-estima; b) satisfação no trabalho; e c) sexo e escolaridade (ALBUQUERQUE, 2003). Com essa escala, Moreira (2002) pesquisou diferenças entre as cinco regiões do país (Norte, Nordeste, Centro-Oeste, Sudeste e Sul) e encontrou um importante componente social no significado do dinheiro, diferente de outros estudos que enfatizaram os elementos individuais. Os resultados de Moreira (2002) foram discutidos a partir de diferenças histórico-culturais e estereótipos, indicando a sensibilidade da ESD para discriminar perfis de significado do dinheiro. Santos *et al* (2008) foram os pioneiros em aplicar a ESD no contexto da área de negócios no país, buscando identificar o significado do dinheiro para futuros administradores (estudantes universitários).

3.8.4. Poupança

Não deveria haver uma separação entre poupança e débito, embora a maioria dos estudos aborde os dois aspectos separadamente (MOREIRA, 2000). Segundo Moreira (2000, p.65), “ambos são correlacionados com a renda e refletem variações de necessidades ao longo da vida, provendo recursos no presente, que podem ser retirados do passado ou do futuro”.

A abordagem predominante na teoria econômica da poupança descreve o comportamento dos indivíduos e das famílias, num nível macro ou agregado, a partir de um pequeno número de parâmetros que podem prever mudanças no comportamento de poupar, de modo consistente e coerente. O Modelo do Ciclo de Vida, considerado a principal abordagem econômica da poupança, compartilha com a noção básica da manutenção de um nível estável de consumo a

partir de fontes de renda que podem variar ao longo da vida (FERREIRA, 2008). Por esse modelo, a decisão de poupar é influenciada pela busca da máxima satisfação possível, otimizada num nível de consumo estável ao longo de todas as fases do ciclo de vida.

Assim, logo no início da vida adulta surgem necessidades (moradia e sua aparelhagem, mudanças de domicílio, transporte) que incentivam a tomar empréstimos. Essa condição se reverte (pagamento dos empréstimos e acúmulo de riqueza) ao longo do tempo, pois a renda tende a subir devido à experiência profissional e às promoções. Nesse ínterim, novas despesas podem surgir, tais como educação dos filhos e saúde. De acordo com o Modelo do Ciclo de Vida, “a renda atinge seu topo antes da aposentadoria, quando se passa a usufruir a poupança acumulada, até a morte, que deveria coincidir com a poupança zerada” (FERREIRA, 2008, p.235).

Dentro de outra abordagem econômica, Keynes (1930) sugeriu oito motivos para poupar, que incluíam também aspectos psicológicos: 1) precaução frente a algum imprevisto futuro; 2) previsão de futuras necessidades; 3) avareza; 4) melhora no padrão de vida; 5) preferência por maior consumo no futuro; 6) empreendedorismo; 7) independência; 8) necessidade de *status*. Esses motivos vêm sendo discutidos de modo sistemático e são pautados em torno da motivação para poupar e escolha intertemporal (FERREIRA, 2008).

Quando se parte para uma abordagem psicológica da poupança, a incerteza ocupa um espaço decisivo. Como os indivíduos desconhecem eventos futuros e suas consequências, o temor dos riscos financeiros destaca a necessidade de se precaver não apenas no presente, mas também no futuro. A questão temporal enseja um planejamento financeiro que leve em consideração a poupança, com a inevitável imposição de decidir em face de uma escolha intertemporal: “abrir mão de satisfazer um impulso para gastar *já*, ou adiar essa satisfação, em nome de uma gratificação futura maior” (FERREIRA, 2008, p.237)

A poupança é um caso típico de situação em que se tomam decisões inconsistentes com os interesses de longo prazo por causa de uma motivação temporária para perseguir alguma meta alternativa (BAZERMAN, 2004). A falta de autocontrole surge quando a preocupação com a meta temporária reduz o benefício geral para quem toma a decisão e é inconsistente com o que o indivíduo preferiria para si próprio quando age com maior reflexão.

O alcoólatra deseja ardentemente uma bebida, mas sabe que deve se abster por causa das consequências negativas que inevitavelmente resultarão”(...) “A jogadora quer ganhar muito em Las Vegas, mas sabe que deve evitar todo e qualquer jogo porque é difícil para ela saber quando parar” (...) nós “não queremos fazer exercícios regularmente, mas sabe que deveria fazê-los para melhorar a condição cardiovascular (BAZERMAN, 2004, p.78)

De acordo com Bazerman (2004, p.78), as “pessoas frequentemente querem empenhar-se em uma ação que satisfará seus desejos de curto prazo acreditando, ao mesmo tempo, que deveriam agir de modo diferente para maximizar suas metas de longo prazo”. O autor discute os problemas de autocontrole em termos de múltiplos “eus”. As pessoas têm preferências que os colocam em desacordo com eles próprios, coexistindo uma variedade de vontades no mesmo ser. Em quase todos os conflitos de decisões, um dos “eus” está a favor de uma decisão que provê benefício imediato, em vez de uma alternativa que daria maiores recompensas futuras. Nesse caso, coexistem dois “eus”: (a) o de curto prazo ou “eu do querer”; e (b) o de longo prazo ou “eu do dever”. O conselho para pessoas com falta de autocontrole é buscar táticas de controle para o pensador de longo prazo usar para administrar o pensador de curto prazo.

Kim e DeVaney (2001) colocam que o horizonte temporal está relacionado com a preferência intertemporal, cujo conceito explora a preferência dos indivíduos por antecipação/postergação de gastos. Pessoas que possuem forte tendência para o presente em detrimento do futuro buscarão empréstimos para financiar o consumo corrente. Lea *et al* (1995) discutem que os indivíduos que estão dispostos a aceitar um “desconto” para antecipar “gratificações”, do que poupar dinheiro e postergá-la, são mais propensos a ter problemas com dívidas. O horizonte temporal do indivíduo está relacionado com seu autocontrole e suas escolhas intertemporais.

No âmbito da discussão psicológica, são duas as principais teorias sobre poupança: Katona (1975) e Shefrin e Thaler (1988). Katona (1975) cita três principais razões que os indivíduos dão para poupar: 1) emergências: doenças, desemprego, incerteza em relação ao futuro; 2) aposentadoria; 3) necessidades da família: educação dos filhos, compra de uma casa. Katona (1975), segundo Moreira, (2000) foi provavelmente o pioneiro em indicar um padrão consistente nessas razões, inclusive com evidências empíricas. De acordo com Katona (1975), o comportamento de poupar é igualmente determinado por renda (capacidade ou *ability*) e outras variáveis intervenientes (vontade ou *willingness*). Como decorrência, o autor

considerou três conjuntos de variáveis intervenientes: 1) o ambiente econômico: inflação, recessão, juros, etc.; 2) as expectativas: otimismo ou pessimismo no contexto econômico percebido pelo indivíduo, atitudes pessoais, aprendizagem social, traços de personalidade, motivação, etc.; e 3) diferentes tipos de comportamento de poupança: as características do poupador dependem da definição que é dada para poupança.

Shefrin e Thaler (1988) propuseram a teoria do Ciclo de Vida Comportamental (CVC), cujo pressuposto básico é que os indivíduos e famílias tratam os componentes de sua riqueza como não fungíveis. Bens fungíveis são os substituíveis por outros da mesma espécie, qualidade e quantidade. Para a economia tradicional, o dinheiro possui a propriedade de ser fungível, no entanto, no contexto do CVC, a riqueza é codificada e organizada através de três contas mentais: 1) conta corrente: de ganhos e gastos; 2) conta de bens ou posse: o patrimônio; e 3) conta de renda futura. Isso significa que, enquanto para economia tradicional a propensão a gastar seria a mesma, em se tratando de qualquer tipo de dinheiro (fonte monetária), o CVC afirma que a fonte de qualquer quantia de dinheiro pode afetar a propensão ao consumo ou poupança.

“Aumentos percebidos como permanentes produzem mais consumo do que os transitórios” (MOREIRA, 2000, p.59). Rendas extras, como gratificações e prêmios, são mais fáceis, psicologicamente, de serem gastas, do que o salário corrente, que é usado para as despesas regulares e aquisição de bens duráveis. A propensão ao consumo de uma renda extra é menor quanto maior é a quantia recebida. Nesse sentido, deduz-se que algumas contas são mais tentadoras de invadir que outras. A mais tentadora para ser gasta é a conta corrente, seguida pela conta de bens ou posse e a conta de renda futura. Todas elas são administradas de forma subjetiva (sem guardar relação nítida com a realidade dos fatos) e, por isso, algumas vezes prefere-se pagar por um bem a prazo, incorrendo em juro alto, apesar de se ter dinheiro na poupança, rendendo juro baixo.

A questão relativa à tentação de invadir as contas mentais está relacionada com o conceito de autocontrole, discutido acima, e implica a idéia de um conflito interno entre a tentação e a força de vontade, considerando o custo psíquico de resistir à tentação de gastar. Nesse caso, também coexistem dois “eus”: (a) o planejador; e (b) o executor. O planejador pretende postergar a satisfação, ou seja, poupar; o executor prefere a satisfação imediata (incorrer em gastos). Ferreira (2008) e Moreira (2000) discutem pesquisas que apoiam a teoria do CVC, ao

relatarem evidências na sociedade norte-americana de que o consumo real da maioria das pessoas diminui em 40% quando elas aposentam. E aposentados tendem a continuar poupando em vez de gastar toda a renda acumulada anteriormente.

Nyhus (2002) buscou – em um banco de dados que acompanha, desde 1990, a vida financeira de 1.500 domicílios na Holanda – analisar se variáveis psicológicas contribuem para responder variações na poupança do domicílio. A autora encontrou traços de personalidades tais como: ser consciencioso, introvertido, inflexibilidade, estabilidade emocional e autonomia. E associou isso à capacidade de poupar dos indivíduos. Já a influência de fatores, como horizonte temporal e a aversão a dívidas, sobre a poupança mostrou-se inequívoca. Segundo Ferreira (2008), apesar de algumas evidências empíricas apontarem para a presença de variáveis psicológicas no comportamento de poupar, ainda restam controvérsias em torno de diversos estudos e teorias a esse respeito.

3.9. Crédito e endividamento na Psicologia Econômica

Na Psicologia Econômica há distinção entre crédito, débito e endividamento: a) crédito refere-se a situações que envolvem uma combinação para pagamento posterior, entre tomador e prestador; b) débito à situação em que o pagamento é adiado pelo tomador de crédito, sem concordância do prestador; e c) endividamento ou sobre-endividamento refere-se à pessoa com problemas com dívidas, que talvez não consiga saldá-las, nem agora, nem em um futuro próximo (LEA, 1999).

Endividar ocupa o espaço oposto a poupar, numa clara ilustração de escolha intertemporal. A esse respeito, existe uma nítida aproximação entre os conceitos de endividamento com as teorias psicológicas sobre poupança – Katona (1975) e CVC – discutidas acima. Nesse sentido, os psicólogos econômicos em vez de focarem na formulação de teorias acerca do endividamento, aceitam as teorias psicológicas sobre poupança, e concentram suas análises para aspectos que diferenciam a condição de endividado. Ferreira (2008) ilustra bem os principais questionamentos sobre crédito, débito e endividamento dentro da Psicologia Econômica: a) Por que alguns indivíduos tomam o crédito, endividam-se e apresentam problemas com as dívidas, enquanto outros, em condições econômicas aparentemente semelhantes, não têm o mesmo comportamento? b) Tem havido ao longo do tempo mudanças

na disposição para se endividar? Por quê? c) Existem fatores sociais, psicológicos e comportamentais que poderiam prever o indivíduo que vai se endividar ou ter problemas com endividamento, que estejam além de fatores econômicos óbvios, como renda e necessidades?

De acordo com estudos empreendidos no âmbito da Psicologia Econômica (DAVIES; LEA 1995; KOSTERS *et al*, 2004; STONE; MAURY, 2006; PERRY, 2008) verifica-se que o problema com dívidas é, primeiramente, de natureza econômica, ou seja, famílias ou indivíduos com renda menor ou em situações complicadas: maior número de filhos, emprego precário, desemprego, ausência de casa própria, problemas com saúde ou acidentes. Estes possuem maior predisposição ao endividamento. No entanto, ao lado da influência dos fatores econômicos sobre o endividamento, também foi possível detectar na revisão da literatura diversos outros fatores, de cunho psicológico ou comportamental, que são detalhados a seguir.

3.9.1. Significado do dinheiro

No que diz respeito ao tema crédito foram encontrados cinco estudos que fizeram uso de duas escalas de significado do dinheiro:

- Tokunaga (1993) estudou o uso e abuso do crédito e focou em fatores comportamentais, psicológicos e situacionais que diferenciam indivíduos com sérios problemas de débitos daqueles que fazem uso do crédito consciente. O autor encontrou relações significativas entre indivíduos com sérios problemas com dívidas e alguns fatores da MAS: a) veem o dinheiro como fonte de poder e prestígio; b) possuem baixo escore no fator retenção; e c) maior ansiedade em relação a questões financeiras do que aqueles usuários conscientes do crédito.
- Hayhoe *et al* (1999) estudaram a relação entre atitudes em relação ao crédito e posse de cartões de crédito com a MBBS e outras variáveis psicológicas e demográficas, encontrando que: a) os fatores obsessão e retenção da MBBS se relacionam com a atitude afetiva ao crédito e a posse de cartões de crédito; e b) o fator esforço-habilidade se relaciona com a atitude cognitiva ao crédito e permite discriminar o número de cartões possuídos pelos indivíduos da amostra (estudantes universitários);

- Roberts e Jones (2001) investigaram a relação existente entre atitude em relação ao dinheiro, mensurada pela MAS, com o uso do cartão de crédito e a escala de compras compulsivas de Faber e O'Guinn (1992), como indicativo de possíveis causas de sobre-endividamento em estudantes universitários, encontrando que os fatores de poder-prestígio, desconfiança e ansiedade da MAS são relacionados com o perfil de compras compulsivas e uso de cartão de crédito dos indivíduos da amostra³;
- Norvilitis *et al* (2003) examinaram a relação entre atitude frente ao dinheiro – mensurada pela MAS, impulsividade, locus de controle, satisfação da vida e estresse com a dívida de cartões de crédito e atitude em relação ao débito em 227 estudantes universitários, o que tornou possível constatar que: a) existem relações entre variáveis de personalidade (impulsividade, estresse e locus de controle) e atitudes em relação ao dinheiro; b) não existe relação entre o montante de dívida no cartão de crédito com a MAS; no entanto c) foi observado que o fator poder-prestígio (MAS) está relacionado com atitudes tolerantes em relação ao débito;
- Stone e Maury (2006) buscaram construir um modelo multidisciplinar para discriminar indivíduos endividados de indivíduos não endividados, em que incluíram, além da escala MBBS, variáveis socioeconômicas e demográficas, e puderam concluir que: a) apenas um conjunto de características isoladas (socioeconômica, institucional e situacional e psicológica) não é suficiente para discriminar os indivíduos, pois a condição de endividado depende de um conjunto multifacetado de fatores, tais como: atitudes, hábitos, administração do dinheiro, habilidade de predizer rendas futuras, etc.; b) os fatores obsessão, inadequação e retenção são importantes para predizer a condição de endividado.

3.9.2. Autoeficácia

A teoria de autoeficácia é um constructo central na teoria de cognição social. Pode ser definida como a crença que o indivíduo tem sobre sua capacidade de organizar e executar

³ Robert e Jones (2001) justificam como cada fator da MAS pode estar relacionado com compras compulsivas e uso do cartão de crédito. Pessoas com alto escore no fator poder-prestígio, por exemplo, buscam usar o dinheiro como ferramenta para influenciar e impressionar outras pessoas como símbolo de sucesso (para muitas pessoas dinheiro significa poder). Sob essa percepção, o consumo compulsivo poderá aumentar para demonstrar o poder/status social do indivíduo à sociedade. O consumo compulsivo pode levar a problemas de endividamento e a “bancarrota” pessoal.

ações exigidas para manejar uma ampla gama de situações desafiadoras, inclusive aquelas prospectivas, de maneira eficaz, ou seja, conseguindo alcançar os objetivos específicos propostos. De maneira mais simples seria a avaliação que o indivíduo faz de sua habilidade de realizar uma tarefa dentro de certo domínio, ou o julgamento das suas próprias competências ou capacidades de ações exigidas para realizar os desempenhos planejados (MEDEIROS, 2006).

Medeiros (2006) discute que mais recentemente pesquisadores têm se interessado por uma dimensão mais genérica da autoeficácia, denominada autoeficácia geral, que se refere à percepção ou crença do indivíduo com relação a suas competências pessoais que lhe permitam lidar com uma variedade de situações. A autoeficácia geral “capta as diferenças entre indivíduos e suas respectivas tendências para ver a si próprios como capazes de realizar tarefas em uma gama de contextos” (MEDEIROS, 2006, p.50), tornado-se um constructo universal, uma vez que caracteriza um sistema de crenças ou percepções inerentes à maioria dos indivíduos. Ela está fortemente relacionada a outros constructos, inclusive autoestima, locus de controle, excesso de confiança e otimismo.

Em relação ao crédito, Contreras *et al* (2006) discutem que os grandes fatores que estariam interferindo na cultura do endividamento se associam com o mau uso do crédito e maus hábitos de endividamento, incorporados pelos jovens como uma forma normal de obterem o que se desejam. Adicionalmente, ressaltam importantes fatores para consecução dos maus hábitos de endividamento: baixo autocontrole, locus de controle externalizado, baixo sentimento de autoeficácia, percepção de dinheiro como fonte de poder e prestígio, baixa educação econômica, busca de prazer no consumo, apoio social e familiar do endividamento. Pirog III e Roberts (2007) concordam com os autores ao enfatizarem que o mau uso do cartão de crédito e a impulsividade em gastar possuem alguns traços de personalidades como antecedentes: baixo autocontrole, autoeficácia, autoestima e locus de controle. Tokunaga (1993) investigou o uso e abuso do crédito em uma amostra de 131 pessoas e identificou que indivíduos com sérios problemas com dívidas apresentam baixa autoeficácia.

3.9.3. Locus de controle

O locus de controle é constructo derivado da teoria de Aprendizagem Social e indicador da percepção pessoal sobre quem ou o que controla a determinação de eventos na vida (DELA COLETA; DELA COLETA, 1997). Se o indivíduo percebe que o evento é contingente com seu

próprio comportamento e com características próprias, denomina-se isso crença em controle interno, ou seja, o indivíduo estabelece um nexos causal entre o comportamento e o resultado (MEDEIROS, 2006, p.53).

Se o indivíduo não estabelece um nexos causal entre suas ações e as consequências que delas advém, ficando mínimas ou inexistentes as expectativas de que sua iniciativa determine resultados desejados, levam à inibição dessa expectativa e fazem com que nestas pessoas predomine o controle externo (MEDEIROS, 2006, p.53).

As pessoas com *locus* de controle interno atribuem a si mesmas a capacidade de mediar suas recompensas, e as com *locus* de controle externo creditam a forças fora de si essa mesma capacidade. Nesse sentido, indivíduos com maior grau de *locus* de controle interno têm a percepção de serem mais responsáveis sobre os eventos do dia a dia ao seu redor, e indivíduos com maior grau de *locus* de controle externo têm a percepção de que pouco influenciam os eventos cotidianos à sua volta.

Alguns estudos diferenciam os sujeitos quanto ao *locus* de controle. Os internos são mais resistentes à influência e à coerção, mais tolerantes ao desconforto, mais persistentes no esforço, mais acostumados a planos longos, mais capazes de adiar reforços, menos pessimistas, mais hábeis para vencer adversidades, mais inquisitivos, curiosos e eficientes processadores de informação, mais flexíveis na indicação de causas e fracassos, mais estudiosos, ativos e alertas (DELA COLETA; DELA COLETA, 1997). Discursando sobre estudos conduzidos em todo o mundo e no Brasil, Dela Coleta e Dela Coleta (1997) atestam o poder discriminatório do constructo, ao confirmarem que maior internalidade do *locus* de controle tende a estar associada ao sexo masculino, ao nível de escolaridade mais alto e a elevados níveis sócio-econômico-culturais.

Em relação ao crédito, Livingstone e Lunt (1992) colocam que indivíduos com problemas com dívidas usam o crédito para obterem coisas sem terem poupança, e atribuem seus problemas financeiros ao sistema de crédito. Assim, eles tendem a culpar a conveniência do crédito e os altos limites de créditos concedidos bem mais que fatores internos, no centro de seu controle pessoal, tais como a autodisciplina e o mau planejamento financeiro. Eles também atribuem seus problemas à pressão do consumo para satisfazer seus prazeres e ganância. Por outro lado, indivíduos com alto grau interno de *locus* de controle possuem maior sensibilidade em relação

aos seus (potenciais) problemas financeiros e atribuem a situação às suas próprias demandas, buscando controlar seu consumismo desenfreado e planejamento financeiro.

O *locus de controle* é um dos traços de personalidade mais utilizados para investigar a influência de fatores psicológicos na atitude frente ao crédito/débito ou problemas de dívidas dos indivíduos (LIVINGSTONE e LUNT, 1992; TOKUNAGA, 1993; DAVIES e LEA, 1995; LEA *et al*, 1995; NORVILITIS *et al*, 2003; NORVILITIS *et al*, 2006; PERRY, 2008; VIO, 2008). As pesquisas que abordam a influência do *locus de controle* na condição de endividamento utilizaram diferentes escalas para sua mensuração, até porque existem algumas dezenas de escalas distintas, inclusive validadas no Brasil. Dela Coleta e Dela Coleta (1997) citam um total de 66 instrumentos: 7 relativos à expectativa generalizada, 28 relacionados à saúde, 6 ao trabalho, 15 específicos para diferentes faixas etárias e mais 10 desenvolvidos para propósitos particulares de pesquisas, o que atesta o grande valor heurístico do conceito original da teoria de Aprendizagem Social.

3.9.4. Otimismo

O otimismo é definido em termos das expectativas que as pessoas possuem sobre os eventos que ocorrerão no futuro em suas vidas. Esse conceito está inserido na teoria de auto-regulação do comportamento, “segundo a qual as pessoas lutam para alcançar objetivos quando elas acreditam que estes objetivos sejam possíveis e que ações produzirão os efeitos desejados nesta direção” (BANDEIRA *et al*, 2002, p.251).

Segundo Bandeira *et al* (2002, p.252), eventos passados influenciam as expectativas em relação a eventos futuros. As atribuições de que eventos negativos possuem causas internas, estáveis e globais estariam relacionadas a uma orientação pessimista. Em outro sentido, “atribuições de eventos negativos a causas externas, instáveis e específicas estariam relacionadas a uma orientação mais otimista”. Dessa forma, nota-se que o constructo do otimismo se correlaciona com medidas de outros conceitos correspondentes, tais como autoestima, *locus de controle* e autoeficácia (BANDEIRA *et al*, 2002).

O otimismo pode ser um problema quando ele torna-se irreal. O otimismo irreal é um viés de julgamento que leva pessoas a acreditarem que seus futuros serão melhores e mais brilhantes do que os de outras pessoas. Quando muito otimista, os indivíduos julgam que as suas

probabilidades de passar por experiências positivas durante a vida são superiores a outros indivíduos. Nessa mesma esteira, alguns indivíduos podem considerar as suas chances de passar por experiências negativas inferiores à média. Bazerman (2004) discute algumas pesquisas empíricas em que o otimismo irreal pode ser observado em diversos contextos: (a) “estudantes acham que é muito mais provável que eles se formem na camada superior da classe, consigam um bom emprego, obtenham um salário alto, gostem do seu primeiro emprego, mereçam sair no jornal e tenham filhos bem-dotados do que a realidade sugere” (BAZERMAN, 2004, p.85); (b) indivíduos presumem que é muito menos provável que tenham problemas com bebida, sejam demitidos, divorciem-se, fiquem deprimidos ou sofram de algum problema físico do que seus pares; (c) trabalhadores persistem em acreditar que podem realizar mais em um dia do que é humanamente possível; (d) negociadores creem que os resultados de suas barganhas são superiores à média geral de seu grupo.

O otimismo irreal é uma característica generalizada na humanidade; ele faz parte da maioria das pessoas na maior parte das categorias sociais. Thaler e Sunstein (2009) discutem que ao superestimar a imunidade pessoal em relação aos danos, as pessoas podem deixar de tomar providências preventivas sensatas e assumir comportamentos de risco (BANDEIRA *et al*, 2002).

No que diz respeito ao crédito, Seaward e Kemp (2000) formulam que expectativas confortáveis de renda futura podem encorajar indivíduos a consumir no presente e a se endividar para justificar suas aquisições. De acordo com os autores, a tendência em superestimar a renda futura está positivamente relacionada aos níveis atuais de dívida de um indivíduo, o que foi confirmado em sua pesquisa. Yang *et al* (2007) apresentaram evidências de que o otimismo irreal pode explicar por que consumidores subestimam seus rendimentos futuros e acabam por tomarem emprestado nos cartões de crédito. Boddington e Kemp (1999), ao investigarem estudantes universitários na Nova Zelândia, constataram que existe um elevado grau de otimismo naqueles com altas dívidas no futuro (financiamento universitário).

Kim e DeVaney (2001), Norvilitis *et al* (2003) e Norvilitis *et al* (2006) também corroboraram que problemas de dívidas em cartões de crédito, por estudantes universitários, podem estar relacionados com a superestimação de ganhos futuros e que seus problemas financeiros são temporários, podendo resolvê-los em um curto prazo de tempo.

3.9.5. Autoestima

Por autoestima entende-se a avaliação que a pessoa faz de si mesma, expressando uma atitude de aprovação ou de repulsa de si, e englobando o autojulgamento em relação à competência e valor (AVANCI *et al*, 2007). A autoestima é o juízo pessoal de valor revelado em atitudes que um indivíduo tem consigo mesmo e avaliada segundo níveis: baixo, médio e alto. De acordo com Avanci *et al* (2007), a baixa autoestima caracteriza-se pelo sentimento de incompetência, de inadequação à vida e incapacidade de superação de desafios; a alta expressa um sentimento de confiança e competência; e a média gira entre o sentimento de inadequação e adequação, manifestando essa inconsistência no comportamento.

Avanci *et al* (2007) discutem a importância de avaliar a autoestima em diferentes contextos: violência familiar, abuso de drogas, gravidez precoce, fraco desempenho escolar, delinquência, suicídio, agressões escolares, depressão e prostituição são alguns dos problemas contemporâneos associados à baixa autoestima.

Em relação ao crédito, a maioria dos estudos no âmbito da Psicologia Econômica não têm analisado a influência da autoestima diretamente nas atitudes em relação ao crédito/débito ou problemas de endividamento, mas o reflexo da baixa autoestima sobre o comportamento compulsivo de comprar (ROBERTS; JONES, 2001; PIROG III; ROBERTS, 2007). A pesquisa de Pinto *et al* (2004) foi o único trabalho encontrado que buscou investigar as diferenças entre atitude em relação ao cartão de crédito e seu (mau) uso, com a (baixa) autoestima de estudantes universitários.

Contreras *et al* (2006) colocam que pessoas que apresentam baixa autoestima tendem a comprar mais (mesmo sem necessidade) e se endividar mais, para compensar o vazio e a dor que experimentam. Veludo-de-Oliveira *et al* (2004) enfatizam que certos aspectos do consumo são reações para satisfazer lacunas resultantes de falhas ou fraquezas, e acrescentam que provavelmente há uma grande variação nos níveis de lacunas em termos de autoestima. Os autores discutem pesquisas que confirmam que a tendência ao vício do consumo guarda relação com inseguranças, problemas de infância, o fato de a pessoa se sentir desinteressante, depressão, falta de apoio emocional nos relacionamentos e baixos níveis de autoestima.

3.9.6. Compras compulsivas

A compra compulsiva é um estado de descontrole que visa minimizar sentimentos negativos. Atualmente a compra compulsiva é considerada um fenômeno global, sendo tema de pesquisas nos campos da psiquiatria, psicologia e *marketing* (VELUDO-DE-OLIVEIRA, 2004). Faber e O'Guinn (1992) estimaram que o comportamento compulsivo ocorre numa faixa entre 1,1% e 5,9% da população.

Um comportamento é considerado compulsivo quando resulta de impulsos compelidos e impelidos, que ganha proporções de compulsão a ponto de ser irresistível, mesmo inapropriado ou prejudicial ao indivíduo (VELUDO-DE-OLIVEIRA, 2004). Pode ocorrer com consumidores cujos sentimentos estejam fora de controle, caracterizando comportamentos associados ao vício e impulsos patológicos. Faber e O'Guinn (1992) definem a compra compulsiva como a tendência de comprar de modo repetitivo e crônico, que se torna uma resposta primária a eventos ou sentimentos negativos. Essa compra tende a ser além do que determinam as necessidades e do que permitem os recursos.

Nesse sentido, nota-se a estreita relação das compras compulsivas com a condição de crédito dos indivíduos. Segundo Veludo-de-Oliveira *et al* (2004), pessoas que constantemente adquirem mais do que conseguem pagar podem apresentar indícios de comportamento de compra compulsiva. Roberts e Jones (2001) destacam que o endividamento, as falências pessoais, os problemas legais, o estresse, as dívidas no cartão de crédito e os problemas de convivência se destacam como consequências frequentes de indivíduos que apresentam o transtorno de comprar compulsivamente. De acordo com os autores, o transtorno acaba levando a grandes débitos (58,3%), dificuldades no pagamento de dívidas (41,7%), consequências financeiras e legais (8,3%) e problemas criminais (8,3%) (VELUDO-DE-OLIVEIRA, 2004).

No Brasil, Veludo-de-Oliveira *et al* (2004) apresentaram evidências de que jovens com propensão à compulsividade usam o cartão de crédito de forma mais intensa. Isso porque o uso e a acessibilidade do cartão de crédito estimulam mais os gastos pelo seguinte motivo: o valor envolvido na transação com o cartão pode ser encarado como algo irreal ou abstrato, ou seja, torna-se intangível para o indivíduo e mascara suas dificuldades. De acordo com os autores, pessoas com problemas de crédito possuem padrões de compra similares aos do

comportamento compulsivo e estudos mostram que esse grupo é mais propenso a desenvolver o descontrole nos gastos (VELUDO-DE-OLIVEIRA, 2004).

Internacionalmente, alguns estudos que relacionam a propensão a compras compulsivas com crédito se destacam:

- Boddington e Kemp (1999) compararam a atitude frente ao débito e os níveis de débitos de estudantes universitários com a tendência de compras compulsivas, encontrando correlações significativas entre esses fatores;
- Roberts e Jones (2001), utilizando a escala de Faber e O'Guinn (1992) para classificar compradores compulsivos, estimaram um modelo para explicar essa condição, a partir de uma escala de atitude em relação ao dinheiro (MAS) e ao uso do cartão de crédito. Os autores sugerem que atitudes frente ao dinheiro, tais como poder-prestígio, desconfiança e ansiedades são fortemente relacionadas com o uso do cartão de crédito e compras compulsivas;
- Norvilitis *et al* (2006) também utilizaram a escala de Faber e O'Guinn (1992) e diversos outros fatores psicológicos e sociodemográficos, como tentativa de explicar as atitudes frente ao débito de estudantes universitários, não encontrando relação significativa. Os autores justificam que, possivelmente, o número de cartões de crédito possuído pelos estudantes, que no modelo foi altamente significativo, pode ter mascarado a relação, já que compradores compulsivos tendem a ter mais cartões de crédito que os demais grupos (FABER e O'GUINN, 1992).

3.9.7. Atitudes em relação ao débito/crédito

Diversas estratégias foram utilizadas para investigar o uso do crédito e o débito (VIO, 2008). Uma linha de psicólogos considera que atitude é positivamente relacionada com comportamento: se uma pessoa tem uma atitude favorável a certo comportamento, há uma tendência dela se comportar como tal (CHIEN; DEVANEY, 2001). Nesse sentido, diversos estudos que buscam explicações para o endividamento pessoal no âmbito da Psicologia Econômica não utilizam o comportamento observado de débito/crédito, mas escalas de atitude em relação ao débito ou crédito. Nos estudos de Psicologia Econômica, a falta de uso de variáveis observadas de débito, tais como: a) quanto o indivíduo deve na praça (cartão de

crédito, financiamentos bancários, hipotecas, etc); ou b) se possui problemas sérios de dívidas, mediante pergunta direta; c) se possui restrições negativas de crédito, mediante consulta aos *bureaus* de crédito; torna-se justificável devido à difícil tarefa de conhecê-las, seja via questionário (um dos principais instrumentos da Psicologia) ou outras fontes.

Algumas pesquisas buscam explicações para a atitude em relação ao crédito/débito (DAVIES; LEA, 1995; NORVILITIS *et al*, 2003) e outras utilizam as escalas de atitude em relação ao crédito/débito como variável explicativa de uma condição, tais como: endividamento (LIVINGSTONE; LUNT, 1992; LEA *et al*, 1993; BODDINGTON; KEMP, 1999; WEBLEY; NYHUS, 2001; VIO, 2008), débito em cartões de crédito (CHIEN; DEVANEY, 2001; KIM; DEVANEY, 2001; NORVILITIS *et al*, 2006), número de cartões de crédito (HAYHOE *et al*, 1999) e compras compulsivas (BODDINGTON; KEMP, 1999).

3.9.8. Comparação social

Lea *et al* (1995) colocam que a atitude em relação ao débito mudou drasticamente ao longo do século XX. Sua aceitação social é parte da vida moderna. Os autores referem-se ao crescimento da cultura do endividamento; os indivíduos mais endividados alegam conhecer mais pessoas em seu entorno endividadas do que os não endividados. Os endividados descrevem a si mesmo como parte de uma comunidade de endividados em que as dívidas são toleráveis.

Livingstone e Lunt (1992) acrescentam que a tolerância ao débito ou indução ao débito pode ser agravada se o padrão de consumo do indivíduo se referenciar a um grupo inapropriado. Se o indivíduo o compara com pessoas que têm mais dinheiro que ele, deseja ter ou sentir as mesmas coisas e serviços que as pessoas de referência, mesmo que para isso gaste toda sua renda. De acordo com Vio (2008), a luta constante do indivíduo para manter o *status* pode levá-lo ao endividamento. Lea *et al* (1995) reportaram evidências empíricas de indivíduos endividados que declaram possuir menos dinheiro que seus amigos, parentes, pessoas do trabalho e pessoas que veem na TV.

3.9.9. Educação financeira

A educação financeira, pelo conhecimento de ferramentas para tomada de decisões, após o reconhecimento das razões do endividamento, pode ajudar no processo anterior ao endividamento, com planejamento e controle financeiro, ou até mesmo no processo na condição de endividamento, quando os indivíduos podem escolher formas mais baratas de endividamento e controle de despesas (ZERRENNER, 2007).

Alguns autores (HAYHOE *et al*, 1999; ROBERTS; JONES, 2001) consideram que a educação financeira seria a melhor solução para os problemas ocasionados pelas dívidas, e que deveria ser lecionada em escolas de ensino primário e médio. Ferreira (2008) enfatiza que há certo consenso de que a qualidade de administração do dinheiro pode ser um fator mais importante do que o nível de renda para explicar os problemas com dívidas. Hayhoe *et al* (1999) encontraram relação significativa entre o número de cartões de crédito possuído pelo indivíduo e boas práticas de educação financeira adotadas. Norvilitis *et al* (2006) concluíram que o baixo conhecimento financeiro influencia a condição de endividamento do indivíduo. Vio (2008) concluiu, em sua pesquisa, que os endividados, em comparação aos não endividados, possuem baixo *locus* de controle econômico e piores práticas de educação financeira. Além do mais, os dois grupos também se diferenciam em relação ao estilo de consumo e experiência financeira durante a infância (socialização econômica).

Webley e Nyhus (2001), ao analisarem uma amostra representativa de famílias na Holanda, concluíram que os permanentes endividados são um grupo que possui recursos econômicos e sociais limitados, uma orientação mais de curto-prazo e dificuldade em controlar as despesas do que o grupo dos temporariamente endividados. Lea *et al* (1995) chegaram à conclusão, na Inglaterra, que pessoas endividadas possuem menores habilidades para lidar com o dinheiro e um horizonte de planejamento mais curto do que pessoas sem dívidas.

Perry (2008) analisou a influência do conhecimento financeiro sobre o risco de crédito do indivíduo: utilizou o *rating* FICO® de crédito dos EUA como variável dependente e diversas outras variáveis explicativas, entre elas, questões objetivas de conhecimento financeiro e uma escala de *locus* de controle. A autora detectou que altos níveis de conhecimento financeiro e *locus* de controle interno se relacionam com baixos níveis de risco de crédito e que a extensão do conhecimento financeiro sobre o risco de crédito depende se o indivíduo possui um *locus* de controle externo ou interno.

No Brasil, Zerrenner (2007) replica a pesquisa de Kusters *et al* (2004), cujo objetivo foi conhecer as causas do endividamento em cinco países: Alemanha, França, EUA, Bélgica e Áustria. Segundo a pesquisa, o desemprego é o principal motivo para o endividamento nesses cinco países, no entanto, a má gestão orçamentária tem um papel muito importante respondendo por 37%, 26% e 20% das causas citadas nos EUA, Áustria e Alemanha, respectivamente. Na Áustria, a má gestão orçamentária foi a principal razão para o sobre-endividamento. Ao analisar uma amostra de indivíduos de baixa renda no Brasil, Zerrenner (2007) encontrou os seguintes motivos apresentados pelos indivíduos para os seus problemas de endividamento: a) para 21,6% dos entrevistados, os incidentes pessoais e familiares como o desemprego, a morte de algum familiar, um divórcio, foram os motivos alegados; b) o consumismo foi a razão para os problemas com as dívidas para 35,1% da amostra; e c) a falta de planejamento foi o motivo citado por 43,1% dos entrevistados. Zerrenner (2007) ainda discute sobre educação financeira e seu impacto no comportamento nas finanças pessoais. A autora cita algumas pesquisas que concluíram que o aconselhamento financeiro reduziu a inadimplência entre 19% e 34%.

3.9.10. Comportamento de consumo

De acordo com Lea *et al* (1995), o inapropriado comportamento de consumo é uma das causas da má gestão financeira. Uma das explicações para as dívidas e dificuldades financeiras passa por tratar coisas como necessidade que, na verdade, são meras funções de convenção social. Em seus estudos encontraram que pessoas com problemas de débito consideram certos tipos de gastos, tais como mercadorias da moda e presentes para crianças no Natal como uma necessidade, mesmo que muitas pessoas as considerem luxo. Livingstone e Lunt (1992) comentam que a classificação de mercadorias em luxo e necessidade e as consequências para o comportamento de consumo é um interesse recorrente na Psicologia Econômica. Cabe constar que o comportamento de consumo se relaciona intimamente com a comparação social – as coisas que meu grupo de referência compra são mais prováveis de se tornar uma necessidade.

3.9.11. Autocontrole e horizonte temporal

Os conceitos de autocontrole e horizonte temporal estão intimamente relacionados e foram debatidos no contexto da teoria do CVC, discutida no tema sobre poupança.

Em relação ao crédito, Livingstone e Lunt (1992), Webley e Nyhus (2001) e Vio (2008) discutem que pessoas com baixo autocontrole possuem um perfil de maior propensão ao risco e tendem ter maiores problemas com dívidas. Webley e Nyhus (2001) e Vio (2008) corroboraram o poder discriminatório de variáveis de autocontrole para classificar indivíduos com problemas com dívidas.

Autores que incluíram variáveis de autocontrole para explicar a condição de endividado não utilizaram uma escala psicológica, por não existir uma escala com validade reconhecida, até porque esse constructo é dinâmico: o indivíduo pode ter autocontrole para com sua saúde, porém não ter na sua vida profissional, sentimental ou financeira. Vale lembrar que o constructo de autocontrole também está relacionado com os de *locus de controle*, *autoeficácia* e *autoestima* discutidos anteriormente.

Webley e Nyhus (2001) e Vio (2008) utilizaram quatro perguntas como estratégia para identificar problemas de autocontrole dos indivíduos: Na média, você bebe mais de 4 copos de bebida alcoólica no dia? Você fuma cigarros? Qual seu peso? Qual sua altura? A partir dessas duas últimas perguntas foi calculado o $IMC = \text{peso} \div \text{altura}^2$, que representa o índice de massa corporal, de acordo com a classificação da Organização Mundial de Saúde (OMS). Webley e Nyhus (2001), ao relacionar essas variáveis com grupos de maior e menor tendência ao endividamento, encontraram que indivíduos mais obesos e que fumam e bebem mais tendem a estar no grupo com maior disposição às dívidas. No entanto, no modelo dos autores para explicar a tendência ao endividamento, apenas a variável obesidade mostrou-se significativa. Em seu modelo, Vio (2008) encontrou apenas o maior consumo de bebida alcoólica associada à tendência ao endividamento.

Webley e Nyhus (2001) e Vio (2008) buscaram pesquisar qual perspectiva de tempo mais influencia o planejamento de gastos e poupança do indivíduo, a partir de perguntas pontuais. Os entrevistados poderiam responder que utilizam desde *nenhum planejamento* até mais de 10 anos de horizonte de planejamento quando decidem poupar ou gastar parte de sua renda. Os resultados encontrados por Webley e Nyhus (2001) e Vio (2008) mostraram que indivíduos

com um horizonte de planejamento mais curto tendem a possuir maiores problemas com dívida.

4 MÉTODO DA PESQUISA EMPÍRICA

Esta pesquisa tem natureza descritiva e quantitativa e fará uso, para cumprir seus objetivos, de procedimentos estatísticos para a produção de inferências com base em dados amostrais. De uma forma geral, a abordagem utilizada pode ser considerada como hipotético-dedutiva, partindo da construção de hipóteses, as quais foram testadas empiricamente no contexto de um modelo de *credit scoring*.

Para elaboração do modelo a ser testado, optou-se por seguir as etapas de desenvolvimento de um sistema de *credit scoring* baseado em Sicsú (1998) e Sicsú (2010), resumidas na revisão da literatura (seção 2.4). O foco do modelo será na avaliação do risco do cliente (pessoa física) com o objetivo de aprovar ou não uma nova solicitação de crédito, restringindo outros fins inerentes aos modelos de *credit scoring*, tais como: 1) avaliação do risco da operação; 2) precificação da operação; e 3) determinação de garantias ou processo de cobrança (SICSÚ, 1998, p.1). Nesse sentido, pode-se argumentar que o modelo testado apresenta-se como um modelo de *credit scoring* genérico para aplicação em solicitações de novos clientes (*application scoring*), pois não será desenvolvido para uma operação, produto ou mercado específico (SICSÚ, 1998; THOMAS *et al*, 2002).

4.1. Planejamento e definições

Nessa primeira etapa, além de decidir para que produto de crédito ou família de produtos e para que mercado será desenvolvido o modelo de *credit scoring*, deve-se especificar: a) sua finalidade de uso; b) o conceito de inadimplência; c) horizonte de previsão; e d) classificações intermediárias. O presente modelo não será testado em um produto/família de produtos ou mercado específico e poderá ter como finalidade de uso, tanto (1) a aprovação de propostas apresentados por clientes novos, quanto (2) a pré-aprovação de crédito de clientes novos. Sicsú (1998) comenta que modelos utilizados para pré-aprovação limitam-se às informações disponíveis na base de dados da empresa e, em geral, não incluem característica da operação/produto.

Outra decisão importante na fase de planejamento refere-se ao horizonte de previsão dos modelos de *credit scoring*. Se para seu desenvolvimento foram utilizadas variáveis de histórico de pagamento de doze meses, espera-se que o horizonte de previsão do modelo seja de um ano. Serão geradas informações confiáveis para identificar clientes que se tornarão inadimplentes ou pouco rentáveis no intervalo de um ano.

A presente tese possibilita incluir variáveis estruturais para ajudar a prever a inadimplência, o que dificulta ponderar o horizonte de previsão do modelo testado. Isso significa que a inclusão de características psicológicas, como autoestima baixa ou alta do indivíduo, não muda no curto prazo, fazendo parte de seu comportamento no longo prazo. Diferente de algumas variáveis tradicionais utilizadas em modelos de *credit scoring*, como renda corrente, que pode mudar em um curto espaço de tempo e, também, devido a condições externas ao indivíduo, algumas características psicológicas não mudam e tornam-se parte integrante do caráter do indivíduo.

4.1.1. Conceito de inadimplência

Sicsú (2010, p.18) e Thomas *et al* (2002) discutem que uma das atividades cruciais no planejamento do modelo de *credit scoring* é a definição de inadimplência. De acordo com Sicsú (1998), não existe consenso entre os analistas de crédito e, além da dificuldade natural ao definir inadimplência, os objetivos dos analistas envolvidos podem ser conflitantes: uns com uma visão conservadora, preocupados que o modelo aprove crédito de forma parcimoniosa, e outros menos conservadores, preocupados que o modelo não limite os negócios da instituição. Nesse sentido, a definição de inadimplência poderá ser mais ou menos restritiva, dependendo dos interesses envolvidos.

A classificação mais usual denomina os clientes que se tornaram inadimplentes de “maus clientes” e os que não se tornaram inadimplentes, durante determinado período de tempo, de “bons clientes”. Thomas *et al* (2002) ainda discutem duas outras classificações: a) indeterminados: casos que estão entre bons e maus clientes; e b) experiência insuficiente: casos com histórico curto de informações. No entanto, a metodologia estatística para discriminação em três ou mais classes é muito mais complexa e requer mais de uma equação de escoragem. De acordo com Sicsú (1998), esta complexidade técnica – a dificuldade em

caracterizar algumas categorias intermediárias e a dificuldade no planejamento amostral e coleta de dados – tem sido a principal barreira para este aperfeiçoamento metodológico.

Thomas *et al* (2002) e Caouette *et al* (2009) colocam que a definição de maus clientes geralmente é baseada em duas ou três delinquências nos pagamentos. Sicsú (1998) discute, ainda, que a utilização do *credit scoring* não precisa ater-se estritamente à ideia de inadimplência, mas também à classificação entre desejáveis e não desejáveis, por função de sua rentabilidade, por exemplo. O modelo testado limitou-se, como ponto de partida, à caracterização dos clientes em duas categorias: “bom crédito” e “mau crédito”. Esse foi o critério utilizado para separá-los sua *performance* externa. Segundo Sicsú (2010, p.19),

A definição de bom/mau pode restringir-se ao comportamento do cliente exclusivamente em sua relação com o credor (*performance* interna) ou pode, além desse comportamento, considerar informações de mercado como protestos, cheques sem fundo, ações de busca e apreensão etc. (*performance* externa). Alguns gestores preferem essa definição mais ampla. Acreditam que se um cliente causa problemas no mercado, acabará, mais cedo ou mais tarde, causando problemas também a ele, credor.

Nesse sentido, foi consultado o CPF (Cadastro de Pessoas Físicas) de cada indivíduo da amostra no banco de dados da SERASA EXPERIAN e SPC BRASIL, o que tornou possível identificar o número de restrições financeiras dos participantes da pesquisa. Com o número de cheques sem fundo registrado no CCF (Cadastro de Cheque sem Fundo), independente da data de inclusão, construiu-se a variável NCHEQUE. Com o número de pendências financeiras, independente dos seus valores e data de inclusão, foi contruída a variável NPENFIN. A soma das variáveis NCHEQUE e NPENFIN perfaz o número de restrições financeiras do indivíduo evidenciado na variável NRESTRIC. Se o indivíduo apresentou pelo menos duas restrições financeiras, foi considerado como mau crédito (variável CRED = 0), caso contrário, o indivíduo faz parte do bom crédito (variável CRED =1).

O critério utilizado para separar os maus dos bons pode influenciar o resultado do modelo de *credit scoring*: diferentes definições podem criar diferentes modelos – com pesos e variáveis preditivas diferentes. No entanto, se a definição de mau não for extrema, os resultados encontrados serão, apenas, marginalmente diferentes. Isso significa que a definição de mau e

bom pode gerar modelos levemente diferentes, mas, ainda assim, produzir resultados similares nos casos que são aceitos e rejeitados (THOMAS *et al*, 2002).

4.2. Identificação das variáveis previsoras

A identificação das variáveis previsoras é parte da arte necessária para o desenvolvimento do modelo de *credit scoring* (SICSÚ, 1998). A partir da leitura da bibliografia de Análise de Crédito e Psicologia Econômica, foram selecionadas quatro classes de variáveis potenciais: 1) variáveis sociodemográficas, utilizadas nos modelos de *application scoring* tradicionais; 2) variáveis situacionais, que representam uma condição ou *status* do indivíduo; 3) escalas psicológicas; e 4) variáveis comportamentais, que não dizem respeito ao histórico de pagamento do cliente utilizado em modelos de *behavioral scoring*, mas algumas características de comportamento observado que não foram possíveis mensurar através de uma escala psicológica validada.

Todas as variáveis potenciais foram estruturadas em um questionário de autopreenchimento, conforme demonstrado no Apêndice. O questionário estruturado possui 7 páginas, cerca de 195 itens de resposta e demora entre 25 e 30 minutos para preenchimento. Ressalta-se que no questionário aplicado não constavam os códigos das variáveis e foi explicitamente requerido a identificação do respondente (Nome e CPF), apesar de ter sido deixado claro que a pesquisa tratava de um trabalho acadêmico e o sigilo das informações preservado. Além do mais, foi solicitado que não se deixasse nenhuma questão sem resposta e que não haveria respostas certas ou erradas, pois estava interessado no ponto de vista do indivíduo, principalmente nas questões que se buscou identificar algum perfil psicológico.

Cabe ressaltar, nesse momento, que a extensão do questionário foi um limite à pesquisa, já que houve relutância em seu preenchimento, devido à demora para concluí-lo. No entanto, entre (1) um questionário menor, com menos variáveis e amostra maior; e (2) um questionário maior, com maior número de variáveis e uma amostra menor; escolheu-se a segunda opção, pois o objetivo geral do presente trabalho reside em explorar variáveis psicológicas potenciais que ajudem a explicar a condição de inadimplência. A seguir discutem-se as definições operacionais das variáveis elencadas para o modelo a ser testado.

4.2.1. Variáveis sociodemográficas

Elencaram-se para essa classe de variáveis alguns dados cadastrais comumente utilizados em modelos de *application scoring* (SICSÚ, 1998; THOMAS *et al*, 2002; SICSÚ, 2010) e empregados em pesquisas nacionais anteriores (AMORIM NETO, 2002; VASCONCELLOS, 2002; MAGALHÃES *et al*, 2004; GONÇALVES, 2005), tais como: idade, sexo, estado civil, local de nascimento, escolaridade, renda, ocupação, patrimônio. Algumas variáveis cadastrais relevantes em modelos de *credit scoring* não foram passíveis de elencar devido à natureza da pesquisa. Os questionários da pesquisa não foram aplicados em uma situação de tomada de crédito pelo indivíduo e, dessa forma, não seria factível, por exemplo, perguntar sobre referências pessoais e comerciais, se a renda, endereço, telefone comercial e residencial eram ou não comprovados.

Cabe ressaltar que para todas as variáveis socioeconômicas utilizaram-se classificações de pesquisas anteriores (VASCONCELLOS, 2002) ou de um órgão de pesquisa reconhecido, como por exemplo, no caso das faixas de renda (até R\$400, entre R\$400 e R\$600, etc.) e escolaridade (sem estudo, fundamental incompleto, fundamental completo, etc.), e classificação de estado civil (casado, divorciado, etc.) e ocupação (aposentado, autônomo, profissional liberal) que se basearam-se nas pesquisas (Pesquisa Nacional por Amostragem Domicílios – PNAD e Censo 2000) do Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE).

Duas outras variáveis socioeconômicas potenciais foram elencadas para análise: raça e religião/culto⁴, pois segundo Lea *et al* (1993), essas condições evidenciariam a percepção da cultura do endividamento (LEA *et al*, 1995) do indivíduo e contribuiria para sua atitude em relação ao débito. Inclusive, Lea *et al* (1993) e Davies e Lea (1995) identificaram, estatisticamente, que respondentes do grupo Agnóstico e Ateu possuem uma atitude mais permissiva em relação ao débito⁵. No entanto, por questões éticas, essas duas variáveis foram excluídas do modelo a ser testado. Mesmo que tais variáveis tenham algum poder discriminatório, elas não poderão ser utilizadas em modelos de *credit scoring*, porque a constituição brasileira não permite fazer discriminação de raça ou religião. Como propõe Flint

⁴ Chien e DeVaney (2001), Norvilitis *et al* (2006) e Stone e Maury (2006) discutem também a variável de etnia (branco, hispânico, negro americano, asiático, americano nativo, etc.).

⁵ As pesquisas de Greene (1989) e Flint (1997) evidenciaram que estudantes negros são mais propensos a não honrar os empréstimos universitários, e justifica seus achados, pela condição econômica e histórica desse grupo social. Ressalta-se que os trabalhos no âmbito da Psicologia Econômica que discutem religião, culto, etnia ou raça em relação ao crédito/débito, possuem objetivos de traçar o perfil dos indivíduos com problemas de endividamento, para até mesmo, ajudar na proposta de políticas públicas dos grupos menos favorecidos.

(1997) foi elencada para fazer parte do escopo do modelo a seguinte questão: Você é praticante de sua religião? (variável PRAT). O Quadro 1 resume as variáveis sociodemográficas apresentadas no Apêndice 9.

Quadro 1 – Variáveis sociodemográficas

| CÓDIGO | DESCRIÇÃO |
|---------------|---|
| IDADE | Idade (em anos) |
| SEXO | Gênero (masculino ou feminino) |
| UFNASC | Estado de origem (nascimento) |
| ESCOLARIDADE | Nível de escolaridade |
| ESTCIVIL | Estado Civil |
| NPESS | Número de pessoas que moram na casa |
| DEPEND | Número de dependentes financeiros |
| CONDRESID | Condição da residência (própria ou não) |
| ESCOLCONJ | Nível de escolaridade do cônjuge |
| TIPORES | Tipo da moradia (casa, apartamento, etc.) |
| TEMPRES | Período (em anos) que vive na residência |
| PRAT | Se o indivíduo pratica sua religião |
| OCUPACAO | Ocupação atual (emprego) |
| TEMPOCUP | Tempo na ocupação declarada |
| OCUPCONJ | Ocupação do cônjuge |
| RENDA | Renda bruta mensal |
| RENDACONJ | Renda bruta mensal do cônjuge |
| RENDAFAM | Renda bruta mensal da família |
| AUTO | Número de automóveis que possui |
| VRAUTO | Valor estimado dos automóveis declarados |
| IMOVEL | Número de imóveis que possui |
| VRIMOVEL | Valor estimado dos imóveis declarados |
| APLIC | Existência de aplicações financeiras |

4.2.2. Variáveis situacionais

Alguns estudos colocam outras variáveis de controle, que se refere a uma situação atual do indivíduo, e pode afetar seu *status* de endividado: 1) eventos adversos, tais como doenças na família, nascimento de filhos, divórcio, desemprego ocorridos num tempo recente com o indivíduo (DAVIES; LEA, 1995; STONE; MAURY, 2006; PERRY, 2008); e número de cartões de crédito possuído (LINVINGSTONE; LUNT, 1992; DAVIES; LEA, 1995; HAYHOE *et al*, 1999; KIM; DEVANEY, 2001; STONE; MAURY, 2006).

Kosters *et al* (2004) apresentaram evidências de que situações de morte, separação, desemprego e cartão de crédito são as principais razões que explicam a condição de endividamento das pessoas em países como Alemanha, França, Bélgica, Áustria e EUA. No Brasil, Zerrenner (2007) encontrou que os eventos adversos respondem por 21,6% das razões de endividamento da população de baixa renda. Sobre a questão do cartão de crédito no Brasil, Veludo-de-Oliveira *et al* (2004) discutem que a popularização e crescente uso do cartão de crédito trouxeram uma expansão da inadimplência. Os autores explicam que o uso e a acessibilidade do cartão de crédito estimulam mais os gastos, pois elimina ou atenua a necessidade de se ter dinheiro para comprar algo e o valor envolvido na transação parece ser algo irreal ou abstrato. Nas transações com cartão, o dinheiro envolvido é “virtual” e facilita psicologicamente a compra (ROBERTS; JONES, 2001). Há evidências de que os consumidores compulsivos possuem mais cartões que os demais compradores (VELUDO-DA-SILVA, 2004).

A partir das questões elaboradas por Davies e Lea (1995) cogitaram-se duas perguntas para fazer parte do conjunto de variáveis predictoras: 1) CARTAO = Você possui cartões de crédito? Se sim, quantos?; e 2) Quais eventos ocorreram contigo nos últimos 3 (três) meses? As opções de resposta dessa última pergunta foram: EVENTO1 = problemas de saúde ou acidente grave na família; EVENTO2 = nascimento ou adoção de filhos; EVENTO3 = desemprego; EVENTO4 = situação inesperada que causou sérias dificuldades financeiras; EVENTO5 = separação ou divórcio; EVENTO = nenhum evento tão importante ao ponto de abalar meu “estilo de vida”. Nesse caso, foram construídas cinco variáveis *dummies*: (=1) se houve resposta afirmativa nas variáveis EVENTO1,...,EVENTO5. Alternativamente, considerou-se a variável codificada como EVENTOS, que representa o número de eventos adversos ocorridos com a pessoa nos últimos 3 meses.

4.2.3. Escalas psicológicas

4.2.3.1. Escala do significado do dinheiro

Moreira e Tamayo (1999) e Moreira (2000) desenvolveram e validaram única Escala do Significado do Dinheiro (ESD) – posteriormente aprimorada por Moreira *et al* (2002) – que se

tem conhecimento no Brasil. Os 60 itens da escala encontram-se no Apêndice 2 e a construção das variáveis potenciais, a partir dos fatores da ESD, definidas no Quadro 2. Cada indivíduo apresenta um escore no fator em análise, que poderá variar entre (1 x número de itens do fator) a (5 x número de itens do fator). Alternativamente, já que se pretende explorar variáveis potenciais, também se considerou apenas as dimensões negativas e positivas da ESD.

Quadro 2 – Construção dos fatores da ESD

| FATOR | VARIÁVEIS | ITENS | Nº de Itens |
|--------------------------|-----------|---|-------------|
| Transcendência | TRANSC | ESD6 + ESD12 + ESD22 + ESD35 + ESD39 + ESD50 + ESD54 + ESD60 | 8 |
| Desigualdade | DESIG | ESD3 + ESD9 + ESD15 + ESD19 + ESD25 + ESD28 + ESD32 + ESD37 + ESD41 + ESD45 + ESD48 + ESD51 + ESD56 + ESD57 | 14 |
| Harmonia | HARMO | ESD4 + ESD10 + ESD16 + ESD20 + ESD26 + ESD29 + ESD33 + ESD38 + ESD42 + ESD46 + ESD49 + ESD52 + ESD58 | 13 |
| Conflito | CONFLIT | ESD2 + ESD8 + ESD14 + ESD18 + ESD24 + ESD27 + ESD31 + ESD36 + ESD40 + ESD44 + ESD47 | 11 |
| Altruísmo | ALTRUIS | ESD1 + ESD7 + ESD13 + ESD17 + ESD23 + ESD30 + ESD43 + ESD55 | 8 |
| Sufrimento | SOFRIM | ESD5 + ESD11 + ESD21 + ESD34 + ESD53 + ESD59 | 6 |
| Dimensão Negativa da ESD | ESDNEG | DESIG + CONFLIT + SOFRIM | 31 |
| Dimensão Positiva da ESD | ESDPOS | TRANSC + HARMO + ALTRUIS | 29 |

Fonte: Moreira *et al* (2002)

4.2.3.2. Autoeficácia

Para testar o constructo de autoeficácia no presente modelo utilizou-se a Escala Geral de Auto-eficácia de Schwarzer (1992), disponibilizada pelo autor no seu site pessoal⁶ em diferentes idiomas, inclusive o português. Essa escala foi validada por Nunes *et al* (1999) e utilizada por Medeiros (2006) no contexto de aprendizagem em administração de empresas. A escala consiste de 10 questões para serem respondidas utilizando-se a escala de Likert (1= não verdadeiro, ... , 4 = totalmente verdadeiro), sendo a pontuação mínima a ser atingida 10

⁶ <http://userpage.fu-berlin.de/~health/selfscal.htm>. Acesso em 06/07/2010.

pontos e a máxima 40 pontos (ver Apêndice 5). A partir da pontuação na Escala de Autoeficácia Geral foi construída uma variável codificada como AUTOEFIC, que representa um dos fatores a serem testados no presente modelo.

4.2.3.3. Locus de controle

Para fins do presente modelo, optou-se pela Escala de Locus de Controle de Levenson, devido à sua simplicidade (pequena quantidade de itens) e generalidade (DELA COLETA; DELA COLETA, 1997). Davies e Lea (1995), Norvilitis *et al* (2003) e Norvilitis *et al* (2006) utilizaram a Escala (original) de Locus de Controle de Rotter, também validada no Brasil, no entanto, o instrumento apresenta 40 itens de resposta e contribuiria para alongar o questionário da pesquisa.

A escala de Levenson permite ainda diferenciar duas dimensões do locus de controle externo: a crença no controle por pessoas poderosas e a crença no controle pelo acaso, sorte, Deus ou o destino. Nesse sentido, ela é composta de três subescalas, correspondendo a cada uma das variáveis de controle: INTER = subescala da Internalidade que mede o grau em que o sujeito acredita que mantém controle sobre sua vida; OPODER = subescala Outros Poderosos que mede a percepção de que este controle está nas mãos de pessoas poderosas; e ACASO = subescala Acaso que diz respeito à percepção de ser controlado pelo acaso, sorte ou destino.

As subescalas são apresentadas ao sujeito como uma escala única de 24 itens do tipo Likert, como podem ser evidenciadas no Apêndice 6. Obtêm-se as avaliações do sujeito somando-se os valores correspondentes à sua opção para cada item do questionário, da seguinte forma: INTER = LC1+LC4+LC5+LC9+LC18+LC19+LC21+LC23; OPODER: LC3+LC8+LC11+LC13+LC15+LC17+LC20+LC22; e ACASO = LC2+LC6+LC7+LC10+LC12+LC14+LC16+LC24. Adicionalmente, considerou-se como variável potencial a soma das subescalas de Outros Poderosos e Acaso para construir a variável EXTER, que representa o grau de externalidade total do indivíduo (EXTER = OPODER + ACASO). Foi ainda considerada uma variável de internalidade total, como propõem Romero-Garcia e Maldonado (1985): INTERTOT = Internalidade Total, que representa o escore na subescala INTER menos a soma dos escores nas duas subescalas de Externalidade (OPODER e ACASO) dividido por 2, ou seja: INTERTOT = INTER – (EXTER / 2).

4.2.3.4. Otimismo

Para a construção da variável OTIMISMO, utilizou-se do Teste de Orientação da Vida (TOV), proposto originalmente por Scheier *et al* (1994) e validado no Brasil por Bandeira *et a.* (2002). O TOV mensura “o construto de orientação da vida, referente à maneira como as pessoas percebem suas vidas, de uma forma mais otimista ou menos otimista” (BANDEIRA *et al*, 2002, p. 252). Ele tem sido utilizado, principalmente, no contexto clínico e educacional: (1) pesquisas têm relacionado a orientação otimista da vida com o bem estar psicológico e físico das pessoas, com a presença de comportamentos e manutenção da saúde e a capacidade das pessoas de enfrentamento em situações estressantes; (2) um nível baixo de otimismo tem sido preditivo de dificuldades de adaptação ao ambiente acadêmico, em estudantes universitários, em termos de sintomas depressivos, e estresse e sentimentos de solidão, assim como menor desempenho acadêmico (BANDEIRA *et al*, 2002).

A versão utilizada no presente trabalho corresponde à versão revisada, contendo dez itens (SCHEIER *et al*, 1994), conforme apresentado no Apêndice 7. Dentre esses itens, encontram-se três afirmativas positivas (itens O1, O4 e O10), três afirmativas negativas (itens O3, O7 e O9) e quatro questões neutras (O2, O5, O6 e O8). As questões neutras não visam analisar o construto de orientação da vida e, portanto, não são somadas ao escore final da escala. Ao responder o TOV, o sujeito deve avaliar cada afirmativa em uma escala tipo Likert de 5 pontos, com gradações de 0 a 4, conforme o seu grau de concordância ou discordância (0=discordo totalmente, ... , 4=concordo totalmente). Para a construção da variável OTIMISMO, os escores dos itens negativos do teste precisam ser invertidos, de modo que todos os valores próximos a 4 indiquem sempre um maior grau de expectativa otimista do sujeito em relação à vida. Após a inversão dos escores dos itens negativos, pode-se calcular o índice global de grau de otimismo pela soma dos seis itens do TOV. (BANDEIRA *et al*, 2002).

4.2.3.5. Autoestima

A escala de autoestima de Rosenberg foi selecionada para construir a variável AUTOEST, pois é um dos instrumentos mais utilizados para a avaliação da autoestima global (ROMANO *et al*, 2007; MARTIN-ALBO *et al*, 2007) e encontra-se validada nacionalmente pelo trabalho de Avanci *et al* (2007). De acordo com Avanci *et al* (2007), além de ser um dos instrumentos

mais utilizados em trabalhos internacionais para aferir a autoestima, a escala de Rosenberg: (a) possui adequação teórica do tema à cultura brasileira; (b) é consistente, pois foi originalmente validada em uma ampla amostra; (c) possui bons coeficientes psicométricos; (d) apresenta validade do constructo pela associação com constructos semelhantes; e (e) é uma das mais práticas devido ao número reduzido de itens.

Como pode ser evidenciado no Apêndice 8, a escala de autoestima de Rosenberg é do tipo Likert, constituída por dez itens de respostas, com as seguintes opções: concordo totalmente, concordo, discordo e discordo totalmente: cada item varia de 1 a 4 pontos. Quanto maior o escore, maior o “nível” de autoestima. A escala sugere dois níveis: (a) baixa autoestima, que contempla os itens EST2, EST5, EST6, EST8 e EST9; (b) alta autoestima, que engloba os itens restantes EST1, EST3, EST4, EST7 e EST10. Dessa forma, além da construção de um índice geral de autoestima (AUTOEST) torna-se possível construir duas outras variáveis: BAIXAEST (soma dos escores dos itens da baixa autoestima) e ALTAEST (soma dos escores dos itens da alta autoestima). Os itens da alta autoestima devem ser invertidos para que escores maiores denotem maior nível de alta autoestima.

4.2.3.6. Compras compulsivas

Para identificar os compradores compulsivos utilizou-se a escala de Faber e O’Guinn (1992), assim como também fizeram Veludo-de-Oliveira *et al* (2004) em pesquisa procedida no Brasil. A escala de Faber e O’Guinn encontra-se no Apêndice 10 e a construção da variável CLASIFCB torna-se obtida da seguinte forma: $SCORECB = - 9,39 + (0,33*CB1) + (0,34*CB2) + (0,50*CB3) + (0,47*CB4) + (0,33*CB5) + (0,38*CB6) + (0,31*CB7)$, se $SCORECB \leq - 1,34$ a variável CLASIFCB torna-se 1 e o indivíduo é classificado como comprador compulsivo, caso contrário a variável CLASIFCB torna-se 0 (variável *dummy*). Alternativamente, também se fez uso da variável contínua constituída a partir da SCORECB com intuito de investigar sua significância no modelo testado.

4.2.4. Variáveis de comportamento

4.2.4.1. Atitude em relação ao débito/crédito

Apesar de existir uma escala de atitude em relação ao crédito validada no Brasil (NICÁCIO-SILVA, 2008), não foi considerada qualquer escala desse tipo para fazer parte do modelo testado. Isso porque os itens que compõem essas escalas não seriam aplicáveis em uma situação real de tomada de crédito, como se pode perceber nas perguntas ARD1 (“O excesso de dívidas é um problema grave e individual, que me causa vergonha e angústia”), ARD2 (“Estar endividado é um “fato da vida” e não considero um problema sério, já que grande parte da população brasileira está endividada”) e ARD3 (“Se devo muito, não sou, sem sombra de dúvida, um “joão ninguém”, já que não dariam altos volumes de crédito para qualquer um”), apresentadas no Apêndice 3, e retiradas da escala de atitude em relação ao débito de Davies e Lea (1995).

As perguntas ARD1, ARD2 e ARD3 foram incluídas no questionário como tentativa de identificar a percepção dos indivíduos em relação aos problemas de endividamento e traçar, preliminarmente, um perfil da cultura do endividamento (LEA *et al*, 1993; DAVIES; LEA, 1995) da amostra. No entanto, como serão discutidos nos resultados, mais de 5% da amostra optaram por não responder perguntas como essa: imagina-se em uma situação prática de tomada de crédito? Mesmo que respondessem, será que os tomadores de crédito seriam sinceros em suas opiniões?

4.2.4.2. Comparação social

As pesquisas que buscaram analisar a influência da comparação social na condição de endividamento (LIVINGSTONE; LUNT, 1992; LEA *et al*, 1995; VIO, 2008) utilizaram apenas perguntas pontuais para identificar como o indivíduo se compara com outros indivíduos do seu entorno. No presente modelo, utilizaram-se as perguntas CS1, CS2, CS3, CS4 e CS5 (Apêndice 3), baseadas em Lea *et al* (1995), como variáveis potenciais para explicar a inadimplência e, alternativamente, a variável COMPSOC = CS1 + CS2 + CS3 + CS4 + CS5.

A variável CS5 deve ser invertida para a construção da variável COMPSOC averiguar quanto maior o escore, menos o indivíduo acha que tem dinheiro em relação aos indivíduos do seu entorno, e mais esforço (renda e dívida) empreende para manter o *status* (necessidade de ter as mesmas coisas que o grupo de referência).

4.2.4.3. Educação financeira

Dada a importância da educação e conhecimento financeiro para explicar condições de endividamento cogitaram-se quatro perguntas, baseadas em Hayhoe *et al* (1999), como variável potencial para explicar a condição de inadimplência que encontram-se no Apêndice 3 e dizem respeito a uma lista de práticas financeira que os indivíduos deveriam responder Sim = 1 ou Não = 0: EF1 = Você já fez algum curso de finanças pessoais?; EF2 = Você já pediu dinheiro emprestado para parentes ou amigos? ; EF3 = Antes de sair às compras, você prepara uma lista? ; EF4 = Você possui um orçamento pessoal, em que procura listar todas suas despesas e receitas? Essas quatro variáveis foram incluídas no modelo proposto separadamente. A variável EDUFIN = EF1 + EF2 + EF3 + EF4 propõe mensurar um escore de educação financeira do indivíduo: quanto mais pontos na escala (a variável EF2 deve ser invertida), que pode variar de 1 a 4, melhores as habilidades financeiras do indivíduo e menores as chances de tornar-se inadimplente.

4.2.4.4. Comportamento de consumo

Utilizou-se a mesma estratégia de Livingstone e Lunt (1992) e Lea *et al* (1995) para construção das variáveis de comportamento de consumo. Os autores perguntaram aos respondentes sobre uma categoria de bens duráveis (televisão, DVD, freezer, telefone, carro, máquina de lavar roupa) e outra de consumo regular (cigarros, bebidas e festas, presente para crianças no Natal) se considera cada item da categoria como necessidade ou luxo. Para trazer os itens da categoria de bens duráveis para realidade brasileira, utilizou-se o Critério Padrão de Classificação Econômica Brasil/2008 da ABEP – Associação Brasileira de Estudos Populacionais, cujo objetivo é discriminar grandes grupos de acordo com sua capacidade de consumo de produtos e serviços acessíveis a uma parte significativa da população.

Conforme o Apêndice 4, elencou-se os seguintes itens para o respondente classificar como necessidade (=1) ou luxo (=0): CC1 = automóvel; CC2 = aparelho de TV; CC3 = forno micro-ondas; CC4 = aparelho de som; CC5 = DVD; CC6 = linha telefônica; CC7 = telefone celular; CC8 = internet; CC9 = microcomputador; CC10 = freezer ou geladeira duplex; CC11 = empregada doméstica; CC12 = máquina de lavar roupa; CC13 = presentear amigos em datas comemorativas; CC14 = presentear parentes em datas comemorativas; CC15 = presentear crianças em datas comemorativas; CC16 = festejar datas comemorativas.

A partir dos 16 itens, foi construída a variável NECES, que é a soma de todos os itens (CC1+...+CC16) e identifica o número de bens duráveis, serviços e consumo considerado como necessidade pelo indivíduo. Alternativamente, considerou apenas os itens CC13, CC14, CC15 e CC16, como variáveis candidatas potenciais para explicar a condição de inadimplência, já que foram significativas nos estudos de Livingstone e Lunt (1992) e Lea *et al* (1995).

4.2.4.5. Autocontrole e horizonte temporal

Para mensurar o autocontrole, utilizou-se a mesma estratégia de Webley e Nyhus (2001) e Vio (2008), cujo interesse reside na inclinação como o indivíduo se comporta de modo que terá consequências prejudiciais no longo prazo. Os autores elencaram três *proxies* de autocontrole, cujas perguntas para sua construção se apresentam no Apêndice 9: ALCOOL = “Na média, você bebe mais de 4 copos de bebida alcoólica no dia?”; CIGARRO = “Você fuma cigarros?”; PESO = “Qual seu peso?”; e ALTURA = “Qual sua altura?”. No modelo testado utilizar-se-ão as variáveis ALCCOL, CIGARRO e IMC, que representam o Índice de Massa Corporal do indivíduo e calcula-se: $IMC = PESO / ALTURA^2$. Assim como em Webley e Nyhus (2001) e Vio (2008) também candidatou-se a variável IMCLASOMS, que representa a classificação do IMC pela Organização Mundial de Saúde: 1 = abaixo do peso ($IMC < 18,5$); 2 = peso normal ($18,5 < IMC < 25$); 3 = acima do peso ($25 < IMC < 30$); 4 = obeso ($IMC > 30$).

No presente modelo, utilizou-se a mesma estratégia de Webley e Nyhus (2001) e Vio (2008) que buscaram pesquisar qual perspectiva de tempo mais influencia o planejamento de gastos e poupança do indivíduo, a partir de uma pergunta pontual: TIMEHORIZ = “As pessoas usam diferentes horizontes de tempo quando decidem poupar ou gastar parte de sua renda. Qual horizonte de tempo mencionado abaixo você leva em consideração para planejar suas

despesas e poupança?” (Apêndice 9). As respostas poderiam variar de nenhum planejamento (=0) até mais de 10 anos de horizonte de planejamento (=5).

4.2.5. Resumo das variáveis

Os Quadros 3, 4 e 5 resumem todas as variáveis testadas no modelo de *application scoring* desenvolvido, exceto as variáveis sociodemográficas que são resumidas no Quadro 1.

Quadro 3 – Variáveis situacionais consideradas para o modelo de *application scoring*

| | CÓDIGO | DESCRIÇÃO | QUESTIONÁRIO |
|---------------------------------------|---------|--|--------------|
| Cartões de Crédito | CARTAO | Número de cartões de crédito possuído pelo indivíduo. | Apêndice 9 |
| Eventos adversos (Sim=1; Não=0) | EVENTO1 | “Problemas de saúde ou acidente grave na família” | Apêndice 9 |
| | EVENTO2 | “Nascimento ou adoção de filhos” | Apêndice 9 |
| | EVENTO3 | “Desemprego” | Apêndice 9 |
| | EVENTO4 | “Situação inesperada que causou sérias dificuldades financeiras” | Apêndice 9 |
| | EVENTO5 | “Separação ou divórcio” | Apêndice 9 |
| | EVENTOS | Número de eventos adversos ocorridos com o indivíduo nos últimos 3 meses | Apêndice 9 |

Quadro 4 – Escalas psicológicas consideradas para o modelo de *application scoring*

| | CÓDIGO | DESCRIÇÃO | QUESTIONÁRIO |
|-----------------------------------|--|--|--------------|
| Escala do Significado do Dinheiro | TRANSC, DESIG, HARMO, CONFLIT, ALTRUIS, SOFRIM, ESDNEG, ESDPOS | Ver Quadro 2 | Apêndice 2 |
| Autoeficácia | AUTOEFIC | AE1+AE2+AE3+AE4+AE5+AE6+AE7+AE8+AE9+AE10 | Apêndice 5 |
| Locus de controle | INTER | LC1+LC4+LC5+LC9+LC18+LC19+LC21+LC23 | Apêndice 6 |
| | OPODER | LC3+LC8+LC11+LC13+LC15+LC17+LC20+LC22 | Apêndice 6 |
| | ACASO | LC2+LC6+LC7+LC10+LC12+LC14+LC16+LC24 | Apêndice 6 |
| | EXTER | OPODER + ACASO | Apêndice 6 |
| | INTERTOT | INTER – (EXTER / 2) | Apêndice 6 |
| Otimismo | OTIMISMO | O1+O4+O10+(O3+O7+O9)* | Apêndice 7 |
| Autoestima | BAIXAEST | EST2+EST5+EST6+EST8+EST9 | Apêndice 8 |
| | ALTAEST | (EST1+EST3+EST4+EST7+EST10)* | Apêndice 8 |
| | AUTOEST | BAIXAEST+ALTAEST | Apêndice 8 |
| Comprador | SCORECB | - 9,39 + (0,33*CB1) + (0,34*CB2) + (0,50*CB3) + (0,47*CB4) + | Apêndice 10 |

| | | |
|------------|--|-------------|
| Compulsivo | $(0,33*CB5) + (0,38*CB6) + (0,31*CB7)$ | |
| CLASIFCB | $= 1$ se SCORECB $\leq - 1,34$ | Apêndice 10 |

*Os itens devem ser invertidos.

Quadro 5 – Variáveis comportamentais consideradas para o modelo de *application scoring*

| | CÓDIGO | DESCRIÇÃO | QUESTIONÁRIO |
|---|---------|---|--------------|
| Atitude em relação ao crédito/débito | ARD1 | “O excesso de dívidas é um problema grave e individual, que me causa vergonha e angústia” | Apêndice 3 |
| | ARD2 | “Estar endividado é um “fato da vida” e não considero um problema sério, já que grande parte da população brasileira está endividada” | Apêndice 3 |
| | ARD3 | “Se devo muito, não sou, sem sombra de dúvida, um “joão ninguém”, já que não dariam altos volumes de crédito para qualquer um” | Apêndice 3 |
| Comparação Social (Sim=1; Não=0) | CS1 | “Acho que tenho menos dinheiro que meus amigos” | Apêndice 3 |
| | CS2 | “Acho que tenho menos dinheiro que meus parentes” | Apêndice 3 |
| | CS3 | “Acho que tenho menos dinheiro que as pessoas de meu trabalho” | Apêndice 3 |
| | CS4 | “Acho que tenho menos dinheiro que as pessoas que vejo na TV e isso me INCOMODA” | Apêndice 3 |
| | CS5 | “Acho que tenho menos dinheiro que as pessoas que vejo na TV, porém isso NÃO ME INCOMODA” | Apêndice 3 |
| | COMPSOC | CS1 + CS2 + CS3 + CS4 + CS5* | Apêndice 3 |
| Educação Financeira (Sim=1; Não=0) | EF1 | “Você já fez algum curso de finanças pessoais?” | Apêndice 3 |
| | EF2 | “Você já pediu dinheiro emprestado para parentes ou amigos?” | Apêndice 3 |
| | EF3 | “Antes de sair às compras você prepara uma lista?” | Apêndice 3 |
| | EF4 | “Você possui um orçamento pessoal, no qual procura listar todas suas despesas e receitas?” | Apêndice 3 |
| | EDUFIN | EF1 + EF2* + EF3 + EF4 | Apêndice 3 |
| Comportamento de Consumo (Necessidade=1; Luxo=0) | CC13 | “Presentear amigos em datas comemorativas” | Apêndice 4 |
| | CC14 | “Presentear parentes em datas comemorativas” | Apêndice 4 |
| | CC15 | “Presentear crianças em datas comemorativas” | Apêndice 4 |
| | CC16 | “Festejar datas comemorativas” | Apêndice 4 |
| | NECES | CC1+CC2+CC3+CC4+CC5+CC6+CC7+CC8+CC9+CC10+CC11+CC12+CC13+CC14+CC15+CC16 | Apêndice 4 |
| | ALCOOL | “Na média, você bebe mais de 4 copos de bebida alcoólica no dia?” | Apêndice 9 |

| | | | |
|--------------------|-----------|--|------------|
| | CIGARRO | “Você fuma cigarros?” | Apêndice 9 |
| | IMC | PESO / ALTURA ² | Apêndice 9 |
| | IMCLASOMS | 1 = abaixo do peso (IMC<18,5); 2 = peso normal (18,5<IMC<25); 3 = acima do peso (25<IMC<30); 4 = obeso (IMC>30). | Apêndice 9 |
| Horizonte Temporal | TIMEHORIZ | “As pessoas usam diferentes horizontes de tempo quando decidem poupar ou gastar parte de sua renda. Qual horizonte de tempo mencionado abaixo você leva em consideração para planejar suas despesas e poupança?” | Apêndice 9 |

*Os itens devem ser invertidos.

4.3. Amostragem e coleta de dados

Nessa etapa do desenvolvimento do modelo de *credit scoring*, o analista deve definir o período de concessão, o período de observação de uma operação e a data de coleta dos dados (SICSÚ, 2010). De acordo com Sicsú (1998), a amostra será formada por clientes cujos créditos foram negados ou concedidos em um determinado período de concessão. Como já discutido, não se necessita preocupar com esses detalhes, pois: a) o modelo não será testado para um produto ou operação específica; e b) não será utilizada a base de dados de clientes de uma empresa. Adotou-se a seguinte estratégia para constituição da base de dados necessária:

- Validação do questionário: ao longo do ano de 2009, o autor e um assistente de pesquisa aplicaram 280 questionários em: a) alunos de graduação e pós-graduação (MBA) da Universidade Federal de Uberlândia; b) operários de uma média empresa de produtos de limpeza e outra empresa de alimentos de grande porte, ambas localizadas em Uberlândia-MG; e c) pessoas (amigos e familiares) relacionadas com os pesquisadores. A partir dos questionários levantados, tornou-se possível ajustar o questionário final no seguinte sentido: 1) correções gramaticais; 2) alterações semânticas de frases e palavras; 3) exclusão de itens e escalas; e 4) inclusão de itens e escalas. Na versão inicial do questionário, constava um instrumento de excesso de confiança baseado em Gigerenger *et al* (1991) e validado no Brasil por Baratella (2007). No entanto, devido à sua extensão e pelo constructo excesso de confiança se relacionar fortemente com otimismo, autoeficácia e autoestima, optou-se por sua exclusão. Na versão inicial, não constava a escala de compras compulsivas, pois se tomou conhecimento dela após os estudos

iniciais que geraram o questionário piloto. Além do mais, optou-se por substituir algumas perguntas na primeira versão do questionário para identificar o autocontrole / ilusão de controle, baseadas em Pompian (2006), pelas *proxies* sugeridas por Webley e Nyhus (2001) e Vio (2008), com intuito de reduzir o tamanho do questionário.

- Questionário da pesquisa: a partir da versão final do questionário, como apresentado no Apêndice, buscou-se a parceria com um instituto de pesquisa para aplicá-lo em uma amostra da população Uberlândia-MG. Depois de várias sondagens, em janeiro de 2010, foi fechada a parceria com o Instituto Veritá⁷, empresa com mais de 15 anos de atuação na realização de pesquisa de campo, para realização de 1.000 questionários ao longo dos meses de fevereiro, março e abril de 2010. Ao final do mês de abril, especificamente no dia 23/04/2010, os CPF's dos indivíduos da amostra foram pesquisados na base de dados da SPC Brasil e Serasa Experian.

4.3.1. Seleção da amostra

A seleção da amostra deve ser aleatória, extraída de uma subamostra de cada um dos extratos da base de dados: maus clientes e bons clientes (SICSÚ, 1998). Pela estratégia e planejamento amostral utilizados não seria possível conhecer os maus e bons clientes com antecedência. Nesse caso, esperava-se que, da amostra aleatória selecionada, conseguisse um extrato de inadimplentes a partir da definição de mau *a posteriori*. No entanto, não foi possível obter uma amostra aleatória da população de Uberlândia-MG devido à relutância das pessoas em conceder seu número de CPF.

Antes da configuração do plano amostral, efetuou-se uma pesquisa piloto com 30 visitas. Em apenas duas delas o respondente informou o número do CPF, mesmo com a identificação e justificativas dos pesquisadores. Pelas dificuldades encontradas, o Instituto Veritá optou pela seguinte estratégia: selecionou 35 pesquisadores de sua base de dados e instruiu-os a preencher 30 questionários cada um, a partir de pessoas relacionadas (amigos e familiares). Para isso, considerou que seria relativamente menos complexo conceder seu número de CPF para uma pessoa conhecida do que para um desconhecido que bate à sua porta.

⁷ www.institutoverita.com.br

4.3.2. Dimensionamento da amostra

De acordo com Thomas *et al* (2002), o tratamento estatístico formal para dimensionamento da amostra é um tema complexo e depende de vários fatores, tais como o número e o tipo de variáveis analisados. Sicsú (2010) e Thomas *et al* (2002) recomendam que as amostras não sejam inferiores a 1.000 clientes de cada tipo, pois deve-se considerar a necessidade de dividir a amostra em duas: 1) amostra de desenvolvimento do modelo, para cálculo da fórmula de escoragem; e 2) amostra de teste, para teste do modelo. No entanto, Sicsú (1998) ressalta que em muitos casos, por limitações operacionais, trabalha-se com amostra de tamanho menor para viabilizar a construção do modelo de *credit scoring*. O autor ressalta sua experiência de sucesso em desenvolver um modelo de *credit scoring* para um pequeno banco comercial de São Paulo com base em amostras da ordem de 150 clientes.

Ao final foram obtidos 975 questionários respondidos, com CPF's, sendo que após a consulta na base de dados da SPC Brasil e Serasa Experian eliminou-se 128 indivíduos, devido ao número do CPF constar como inválido. Nesse caso, obtiveram-se 847 indivíduos para fazer parte da amostra de construção do modelo: 70% para amostra de desenvolvimento e 30% para amostra de teste.

4.3.3. Aspectos operacionais

Os dados utilizados na pesquisa foram tabulados em dois *softwares*: SPSS 18 e Excel. Os questionários foram digitados no Excel, com algumas validações para não ocorrerem erros de digitação, e depois exportados para o SPSS 18, onde as variáveis foram parametrizadas. Antes, foi recebido um arquivo do Excel da SPC Brasil com as consultas dos CPF's realizadas, cuja operacionalização tornou-se demasiadamente demorada pela quantidade de informações (saídas) e falta de parâmetros.

4.4. Análise dos dados

Após a coleta de dados e montagem da base para desenvolvimento do modelo de *credit scoring*, Sicsú (2010) recomenda: a) verificar se os dados foram coletados corretamente, ou seja, se correspondem às especificações solicitadas; b) analisar as características de cada

variável individualmente; e c) entender a relação entre as variáveis. Especificamente, segundo Sicsú (1998), antes de determinar a fórmula de escoragem, um passo anterior deve analisar e tratar as variáveis potenciais escolhidas: a) identificação de eventuais inconsistências; b) análise de casos de *missing values*; c) detecção da presença de *outliers*; d) comparação individual das variáveis com o grupo de bons e maus clientes; e) redefinição de algumas variáveis e criação de outras variáveis. Nessas etapas, utilizaram-se os seguintes procedimentos:

- Identificação de inconsistências: a partir da análise das distribuições de frequências das variáveis, foram tomadas medidas diversas para que não houvesse desvios lógicos, como por exemplo: um indivíduo cuja renda individual situa-se entre R\$ 1.000,00 e R\$ 1.200,00 não pode ter uma renda familiar abaixo de R\$ 1.000,00;
- Análise dos *missing values*: para cada variável, os valores faltantes foram interpretados e tratados de forma diferente: em termos gerais adotou-se: a) exclusão de variáveis com mais de 5% de informações faltantes; e b) exclusão de alguns casos com observações faltantes; e c) preenchimento de casos faltantes na escalas psicológicas a partir do método de regressão, como sugere Sicsú (2010);
- Detecção dos *outliers*: a análise dos *outliers* será precedida após a estimação da equação do modelo, pela análise dos resíduos padronizados;
- Definição de novas variáveis: construção de variáveis, a partir das originais que, tradicionalmente, são consideradas para melhorar o poder de explicação do modelo, tal como renda disponível (renda familiar dividida pelo número de pessoas na residência);
- Fusão de categorias: em variáveis qualitativas nominais, que possuem muitas categorias com poucos casos. Indica-se agrupar as categorias das variáveis originais, pois se podem dar pesos a categorias representadas por poucos indivíduos, o que não é bom para o modelo (SICSÚ, 2010);
- Geração de *dummies*: a exclusão ou inclusão de uma variável nominal/ordinal implica assumir todas as categorias da variável no modelo, o que pode dificultar as análises estatísticas. Além do mais, a geração de *dummies* pode melhorar a parcimônia e *performance* do modelo.

4.5. Análise bivariada

Após a definição operacional de inadimplência, separando os maus dos bons créditos, testa-se individualmente cada variável em relação a esses dois grupos. O objetivo é: 1) analisar o potencial discriminador de cada variável explicativa; 2) refinar a categorização das variáveis explicativas; e 3) identificar correlações entre as variáveis explicativas.

Para cumprir o primeiro objetivo separaram-se as variáveis explicativas em escalar e nominal/ordinal. Para as variáveis explicativas escalares, utilizam-se testes de hipóteses paramétricos ou não paramétrico, e no caso das variáveis explicativas nominais/ordinais, geralmente utiliza-se o Teste de independência Qui-Quadrado. Ambos buscam evidências que diferenciam os bons créditos dos maus créditos.

Caso as amostras submetidas a algum teste de hipótese para duas variáveis independentes a) não possua dados com distribuição próxima da normal ou b) variância homogênea, deve-se adotar um teste não paramétrico. Se essas duas hipóteses forem aceitas, deve-se utilizar testes paramétricos, como o Teste t por exemplo, pois possuem maior poder estatístico. Nesse caso, necessita-se, primordialmente, testar se as amostras provêm de uma distribuição normal, pois a hipótese de variância homogênea não é tão crucial, e existem ajustes nos testes paramétricos que preveem variâncias heterogêneas.

O Teste Qui-quadrado, aplicado no contexto da tabela de contingência, permite inferir se mais ou menos frequência em determinada classe é estatisticamente significativa. A tabela de contingência (frequência), fabricada pelo cruzamento das duas variáveis, ajuda a analisar a relação entre duas variáveis nominais. Nesse caso, o Teste Qui-quadrado compara a frequência observada com a que seria esperada na tabela de contingência. Se a distribuição de frequências observadas apresenta-se de forma semelhante do que se espera, não existe relação de dependência entre as duas variáveis.

Para refinar a categorização das variáveis explicativas, geralmente adotou-se o procedimento *CHAID* (*Chi-squared Automatic Interaction Detection*), com intuito de maximizar o poder explicativo de cada variável independente em relação à variável de inadimplência. Thomas *et al* (2002) ressaltam que a partir do método de classificação *CHAID* busca-se redefinir algumas variáveis para viabilizar o uso de sua informação no desenvolvimento da fórmula de

escoragem. Segundo Sicsú (1998), algumas variáveis possuem vários itens de respostas e a construção de variáveis *dummys* a partir desses itens, no caso de variáveis nominais, pode inviabilizar a construção do modelo, dependendo do tamanho da amostra. De acordo com o autor, variáveis contínuas como idade e salário são frequentemente categorizadas (divididas em faixas) por conveniência.

Com intuito de averiguar se há variáveis altamente correlacionadas, que porventura introduzisse problemas de multicolinearidade para análise dos pesos das variáveis na aplicação de técnica estatística para estimação do modelo, geralmente busca-se calcular os coeficientes de correlações entre todas as variáveis consideradas no modelo de *credi scoring*. Para analisar possíveis colinearidades entre as variáveis, utiliza-se o coeficiente de correlação de Pearson (paramétrico) ou de Spearman (não paramétrico). Aqui também valem as hipóteses discutidas para aplicação de testes paramétricos e não paramétricos.

4.6. Obtenção da fórmula preliminar

A determinação dos pesos para cálculo do score é realizada com as técnicas estatísticas discutidas na revisão da literatura (seção 2.4.1). Utilizou-se, para a construção do modelo, as técnicas de regressão logística, pois: a) segundo Sicsú (1998) é a técnica mais recomendada; b) permite estimar diretamente a probabilidade de que um indivíduo venha a pertencer ao grupo dos inadimplentes, e nesse sentido os resultados são de fácil interpretação, diferente das técnicas de Redes Neurais e Algoritmos Genéticos; c) não possui as limitações teóricas da Análise Discriminantes; d) não há resultados confiáveis que comprovem a maior eficiência da técnica de Redes Neurais e Algoritmos Genéticos sobre ela; e) partiu-se de um quadro referencial teórico firmado, a partir dos estudos de Psicologia Econômica, e o modelo de *application scoring* testado merece uma técnica que também possui uma base teórica sólida.

A fórmula de escoragem obtida pelas técnicas de regressão logística é mais adequada para visualizar o impacto de cada uma das diferentes variáveis envolvidas no cálculo do score, e para operacionalizar um modelo de *application scoring*. Como coloca Sicsú (2010, p.85), “o poder discriminador de um modelo depende muito mais das variáveis consideradas e da forma de tratá-las que da metodologia utilizada para determinar a regra discriminante”.

A estrutura geral da fórmula de escoragem é baseada na análise de probabilidades e segue o raciocínio da seção 2.4.1.2, onde também se discute a técnica de regressão logística. No entanto, partindo-se de uma representação adotada por Johnston e DiNardo (2001), pode-se ilustrar a ideia do modelo que será construído da seguinte maneira:

$$\text{Prob}(Y_i=1) = F(X_i\beta) \quad [5]$$

Em que, Y representa a variável CRED, sendo igual a 1 caso o indivíduo i se encontre no grupo bom crédito e igual a 0 caso se encontre no grupo mau crédito, X representa a matriz de variáveis explicativas, β é o conjunto de parâmetros que reflete o impacto das mudanças em X na probabilidade de um determinado respondente ser bom crédito e F é a função de distribuição logística que transforma, de um modelo adequado, $X\beta$ num intervalo entre 0 e 1. Nesse caso, pode-se reescrever o modelo da seguinte forma:

$$\text{Prob}(Y_i=1) = P_i = F(X_i\beta) = \frac{1}{1+e^{-X_i\beta}} \quad [6]$$

Considerando uma amostra independente e identicamente distribuída, a estimação dos parâmetros (β) desse modelo é obtida pela maximização da função do logaritmo de verossimilhança:

$$\ln L = \sum_{i=1}^n Y_i \ln \left[\frac{1}{1+e^{-X_i\beta}} \right] + \sum_{i=1}^n (1-Y_i) \ln \left[1 - \frac{1}{1+e^{-X_i\beta}} \right] \quad [7]$$

Para o desenvolvimento do modelo, necessita-se preocupar com a quantidade adequada de variáveis incluídas na fórmula de escoragem. Segundo Sicsú (2010), quando um modelo tem poucas variáveis, tem-se uma série de problemas: 1) poucas diferenciações distintas de categorias de variáveis; 2) cada variável pesará muito no modelo; e 3) facilidade do usuário manipular o modelo. Da mesma forma, modelos com muitas variáveis também apresentam prós e contras: 1) maior custo de aquisição; 2) maior custo de monitoramento; 3) garante maior homogeneidade de risco e diferencia melhor os clientes; e 4) o modelo é mais estável e não muda com pequenas alterações no mercado.

No desenvolvimento do modelo, não se deve colocar todas as variáveis disponíveis, representada pela matriz X de variáveis explicativas, na fórmula de escoragem ou limitar ao

conjunto de variáveis escolhido automaticamente pelo *software*. “Deve-se experimentar a troca de uma ou mais variáveis da seleção estatística por outras, sugeridas pelos analistas de crédito ou pela análise exploratória das variáveis” (SICSÚ, 2010, p.84). Desse modo, como recomenda Thomas *et al* (2002), optou-se por quatro estratégias para seleção das variáveis para obter o modelo final de *application scoring*:

- Método *enter*: a seleção das variáveis será feita pelo pesquisador, de forma que num primeiro momento elencam-se todas as variáveis na fórmula de escoragem, com eliminação gradativa das variáveis não significativas;
- Método *forward selection*: as variáveis são selecionadas e adicionadas ao modelo final, uma a uma. No modelo resultante, a inclusão de qualquer nova variável não implica melhoria do poder discriminador do modelo;
- Método *backward elimination*: a seleção inicia-se como no método ENTER. As variáveis são excluídas gradativamente, uma a uma, até que a exclusão de qualquer variável comprometa o poder discriminador do modelo;
- Seleção por blocos: as variáveis são agrupadas em blocos ou famílias, com características comuns. O algoritmo seleciona as variáveis do Bloco I, ignorando as variáveis dos demais blocos e em seguida o algoritmo seleciona as variáveis do Bloco II que melhor discriminam em conjunto com as variáveis já selecionadas do Bloco I.

Em algumas situações, deseja-se que um modelo de *credit scoring* considere variáveis de diferentes famílias para caracterizar de forma ampla e justa o solicitante de crédito. Quando se têm variáveis superdiscriminadoras, isso pode não ocorrer, pois após serem selecionadas nos primeiros passos da seleção de variáveis, ofuscam o poder preditivo de outras variáveis que, conseqüentemente, não serão incluídas no modelo (SICSÚ, 2010). Para contornar esse problema, Sicsú (2010) recomenda utilizar a seleção de variáveis em blocos, cujo objetivo é que variáveis de diferentes famílias constituam o modelo de *credit scoring*, evitando que as variáveis mais fortes ocultem as informações oriundas das demais. Nesse sentido, devem-se ordenar os blocos deixando os que contêm as variáveis com alto poder discriminador para o fim. Como nem sempre isso é viável, pois essas variáveis podem estar distribuídas entre as diferentes famílias, adota-se também formar apenas uma família com as variáveis superfortes e proceder como descrito acima.

Com a fórmula de escore e as características do indivíduo, deve-se classificá-lo em duas (bom/mau) ou mais classes de risco (AAA, AA, B, C, etc), a partir de um ponto de corte do escore obtido pelo cliente. No presente modelo, utilizar-se-ão duas classes: se o escore for superior a um valor pré-determinado (ponto de corte), o crédito pode ser considerado como bom, caso contrário, o crédito será classificado como mau. Sicsú (2010) salienta que um critério usual, para determinar o ponto de corte, consiste em determinar um ponto de corte tal que a probabilidade de classificar erroneamente uma proposta seja a menor possível. No entanto, o autor não recomenda expressões comumente empregadas nos livros de estatísticas para esse fim, pois suas validades dependem de certas condições estatísticas que raramente se verificam nos modelos de escore. Nesse caso, seguiu-se a orientação de Sicsú (2010) e os pontos de cortes utilizados para a classificação de bom e mau crédito foram obtidos por tentativa e erro, de forma que o valor determinado conduziu à menor taxa de erro na amostra de desenvolvimento.

4.7. Análise e validação das fórmulas de escore

Thomas *et al* (2002) recomendam diversas técnicas estatística para testar o modelo de *credit scoring* antes de sua implantação, entre elas: a) taxas de erros na amostra de desenvolvimento e amostra de teste; b) estatística de KS; e c) Curva ROC. Utilizaram-se todas as técnicas citadas para avaliar a consistência do modelo a ser testado, além de dos *pseudos R²* (Cox e Snell e Nagelkerke) como estatísticas de apoio.

Cabe reforçar que se dividiu a amostra em duas: desenvolvimento e teste, como discutido acima. A divisão foi procedida de forma estratificada por uma rotina do SPSS 18, de modo que se encontram 386 observações (69,1%) na amostra de desenvolvimento e 173 observações (30,9%) na amostra de teste. Das 386 observações da amostra de desenvolvimento, 112 são mau crédito (29%) e 274 bom crédito (71%). Das 173 observações da amostra de teste, 44 são mau crédito (25,4%) e 129 bom crédito (74,6%). Com esses valores e os grupos preditos pelas fórmulas de escore torna-se possível montar uma tabela de classificação entre os bons e maus observados e bons e maus preditos e obter a taxa de erro do modelo, tanto na amostra de desenvolvimento como de teste.

O teste KS é a maior diferença entre as distribuições acumuladas de bons e maus clientes, assim, quanto maior a distância, maior a diferença entre os dois grupos, conseqüentemente, melhor o poder discriminatório do modelo. Oliveira e Andrade (2002) apresentam uma tabela com os valores típicos de KS para um *credit scoring* de aceitação, os quais são reproduzidos no Quadro 6. Segundo os autores, um *application scoring* com KS superior a 50% não são muito comuns, contudo, são perfeitamente comuns para *behavioral scoring* em que as variáveis de comportamento apresentam um maior poder preditivo aos modelos.

Quadro 6 – Nível de discriminação para diferentes valores de KS

| <i>Valores de KS</i> | <i>Nível de discriminação</i> |
|----------------------|-------------------------------|
| Abaixo de 20% | Baixa discriminação |
| De 20 a 30% | Discriminação aceitável |
| De 30 a 40% | Boa discriminação |
| De 40 a 50% | Excelente discriminação |
| Acima de 50% | Não são muito comuns |

Fonte: Oliveira e Andrade (2002)

A análise da área sobre a curva ROC dos modelos baseia-se nas definições de sensibilidade e especificidade. A primeira pode ser entendida como a capacidade de identificar os maus créditos; a especificidade pode ser entendida como a capacidade de identificar os bons créditos. Para um dado score k , a especificidade é medida pela relação de bons classificados corretamente, ou seja, a proporção de bons cujo score é maior ou igual a k e a medida (1-especificidade), utilizada na curva ROC representa os falsos alarmes, ou seja, os bons classificados como maus. Para calcular a área sob a curva ROC, ou simplesmente a medida ROC, calcula-se a sensibilidade e a especificidade para cada valor de k , variando do menor para o maior score.

5 MODELAGEM EMPÍRICA E RESULTADOS DA PESQUISA

A discussão dos resultados da pesquisa buscou seguir os passos apresentados no capítulo anterior, de forma que fiquem evidenciadas as etapas percorridas para o modelo final, que será testado de acordo com a hipótese de pesquisa.

5.1. Análise dos dados

5.1.1. Inconsistências

Inicialmente, construiu-se a distribuição de frequências para todas as variáveis do estudo e não foram identificados possíveis erros de digitação, apresentados por valores inválidos ou impossíveis, tais como: a) números negativos em variáveis de contagem (idade, dependentes, tempo residência, etc.); b) números inesperados (muito grandes ou pequenos para certas variáveis). A procura por inconsistências preocupou-se em: a) selecionar apenas indivíduos com mais de 18 anos de idade; b) analisar divergências entre informações de renda (individual, cônjuge e familiar); e c) procurar informações conflitantes sobre cônjuge.

Os Apêndices 11, 12, 13 e 14 apresentam os formatos das distribuições de probabilidade, após análises das inconsistências, para as variáveis consideradas na pesquisa: sociodemográficas, situacionais, escalas psicológicas e variáveis de comportamento, respectivamente. O Apêndice 15 apresenta as frequências das duas variáveis (NCHEQUE e NPENFIN) que foram utilizadas para definição de inadimplência.

5.1.2. *Missing values*

Um primeiro exame constatou que 15 variáveis consideradas no estudo apresentavam mais que 5% de *missing values*. O procedimento adotado para cada uma das variáveis segue adiante.

- DEPEND (número de dependentes): variável excluída do estudo por apresentar mais de 9% de *missing value*;
- TEMPRES (tempo de residência): variável excluída por apresentar mais de 6% de *missing value*;
- TEMPOCUP (tempo de permanência na ocupação atual): variável excluída por apresentar mais de 21% de *missing value*;
- IMC e IMCCLASOMS (índice de massa corporal e sua classificação pela OMS): variáveis excluídas por apresentarem mais de 16% de *missing value*. Essas duas variáveis dependem das informações de altura e peso dos respondentes, que, por sua vez, apresentaram diversos valores em branco, principalmente, porque os pesquisados não sabiam/respondiam essas informações com exatidão;
- ARD2 (Estar endividado é um “fato da vida” e não considero um problema sério, já que grande parte da população brasileira está endividada): essa pergunta no questionário obteve cerca de 9% de valores em branco e optou-se por excluí-la. Ademais, como se pretende que os resultados da presente tese sejam práticos, também foram consideradas as exclusões das variáveis ARD1 (O excesso de dívidas é um problema grave e individual, que me causa vergonha e angústia) e ARD3 (Se devo muito, não sou, sem sombra de dúvida, um “joão ninguém”, já que não dariam altos volumes de crédito para qualquer um), ambas com cerca de 2% de *missing values*, visto que seria contraproducente esse tipo de pergunta em uma tomada real de crédito;
- RENDA e RENDACONJ (variáveis de renda pessoal e do cônjuge): ambas apresentaram cerca de 6% de valores em branco e optou-se por excluir os casos faltantes, pela potencial importância dessas variáveis para o modelo final;
- CARTAO (número de cartões possuídos pelo indivíduo): variável com cerca de 6% de valores em branco, no entanto, optou-se por excluir os casos faltantes e não a variável, pelo potencial poder preditivo desta.

Em relação às escalas psicológicas, seis variáveis apresentaram cerca de 5% de *missing values*: AUTOEFIC, OPODER, ACASO, EXTER, INTERTOT e AUTOEST. As variáveis mais afetadas pelos valores em branco são da escala de locus de controle devido, principalmente, pela abstinência de respostas nas perguntas LC13 (As pessoas como eu têm muita pouca chance de proteger seus interesses pessoais quando esses entram em choque com os interesses de grupos poderosos) e LC14 (Nem sempre é desejável para mim fazer planos

com muita antecedência porque muitas coisas acontecem por uma questão de boa ou má sorte).

Para construção das escalas psicológicas, antes de seu cálculo, buscou-se preencher os valores em branco a partir da regressão do item em questão sobre todos os outros itens das escalas. Dessa forma, o valor em branco do indivíduo i no item LC13 foi estimado pela função $LC13 = ESD1 + \dots + ESD60 + LC1 + \dots + LC12 + LC14 + \dots + LC24 + O1 + O10 + \dots$, cujos pesos foram obtidos por Mínimos Quadrados Ordinários (MQO). O mesmo raciocínio segue em todos os outros itens utilizados para construção das escalas, de forma que nenhuma escala tenha algum *missing value*. Depois de procedidos os ajustes dos *missing values* a amostra ficou com 559 observações.

5.1.3. Novas variáveis

A partir das variáveis originais, foram cogitadas sete outras variáveis para explicar a condição de inadimplência dos indivíduos:

- REGIAO = agregação da variável UFNASC pelas regiões geográficas do Brasil (Sul, Sudeste, Centro-oeste, Norte e Nordeste);
- RENDADISPCLAS = RENDAFAM / NPESS. Para construção dessa variável, obteve-se o ponto médio da renda familiar e dividindo-o pelo número de pessoas da família. Após esse valor, a variável foi reclassificada, conforme categorias consideradas nas variáveis RENDA e RENDAFAM.
- VRBENS = VRAUTO + VRIMOVEL (soma dos valores dos bens informados no questionário);
- IDADE2 = IDADE*IDADE. A construção dessa variável justifica-se pelos anos de vida e experiência profissional se relacionar com a renda, conforme modelo do Ciclo de Vida da Poupança discutido na revisão da literatura;
- LNVRAUTO, LNVRIMOVEL e LNVRBENS = logaritmo natural do valor dos automóveis, imóveis e soma informada dos bens. Procedimento usual para diminuir a assimetria em variáveis que levam em conta valores monetários.

5.1.4. Fusão de categorias

Em relação às variáveis nominais/ordinais consideradas na pesquisa notou-se que algumas possuíam muitas categorias com poucos casos: UFNASC, REGIAO, ESCOLARIDADE, ESTCIVIL, CONDRESID, ESCOLCONJ, TIPORES, RENDA, RENDACONJ, RENDAFAM e RENDADISPCLAS.

Segundo Sicsú (2010), o processo de agrupamento pode ser em função da experiência dos analistas, seguir algum critério estatístico, ou um misto desses dois procedimentos. Optou-se por fazer o agrupamento por análise visual num primeiro momento, para depois, quando da análise bivariada, utilizar o critério *CHAID* para fusão de categorias. Nesse sentido, as frequências das variáveis com categorias fundidas pela análise visual encontram-se no Apêndice 16, com o sufixo zero ao final do código de cada variável (UFNASC0, REGIAO0, ... , RENDADISPCLAS0), para diferenciá-las das variáveis originais. Como a variável REGIAO0 e UFNASC0 mostraram-se praticamente idênticas, optou-se por fazer uso apenas da variável UFNASC0 no restante da pesquisa.

5.1.5. Geração de variáveis *dummies*

Diversos *softwares* estatísticos lhe dão a opção de estimar a regressão logística com as variáveis originais, sem necessidade de gerar variáveis *dummies*, bastando que se indique o nível de mensuração da variável: escalar, nominal ou ordinal. No entanto, a exclusão ou inclusão de uma variável nominal/ordinal implica assumir todas as categorias da variável no modelo. Como as análises (testes de hipóteses, por exemplo) das categorias nessa situação seriam, operacionalmente, complexas, optou-se por gerar variáveis *dummies* para todas as categorias (menos uma) das variáveis nominais e ordinais.

Após fusão das categorias e discretização das variáveis contínuas (exceto as escalas psicológicas), pelo método *CHAID* na análise bivariada, constituíram-se as variáveis *dummies* com o sufixo *_X*, onde X representa o código da categoria *i*. No caso da variável ESTCIVIL0, por exemplo, ESTCIVIL_2 representa a variável *dummy* da categoria “Desquitado ou Divorciado ou Viúvo”, ESTCIVIL_3 representa a variável *dummy* da categoria “Solteiro”, ESTCIVIL_4 representa a variável *dummy* da categoria “União consensual”. Como existem quatro categorias nessa variável a categoria base, ESTCIVIL_1 = “Casado”, não possui *dummy*.

5.2. Análises bivariadas

Nessa seção, analisa-se a relação entre duas variáveis, principalmente a variável CRED, construída a partir da definição de inadimplência, em relação às demais variáveis individualmente. A variável dependente CRED foi construída da seguinte forma: $NRESTRIC = NCHEQUE + NPENFIN$; se $NRESTRIC \leq 2$, $CRED = 1$ = bom crédito; se $NRESTRIC > 2$, $CRED = 0$ = mau crédito. A frequência da variável CRED encontra-se abaixo.

Tabela 1 – Frequencia da variável CRED

| | Frequencia | % |
|-------------|------------|-------|
| Mau crédito | 156 | 27,9 |
| Bom crédito | 403 | 72,1 |
| Total | 559 | 100,0 |

5.2.1. Teste Mann-Whitney U

O Apêndice 17 apresenta o Teste Kolmogorov-Sminorv (KS) de normalidade para as 36 variáveis escalares elencadas para o modelo final. Apenas em quatro variáveis não foi possível rejeitar, com 10% de significância, a hipótese de normalidade dos dados. Dessa forma, justifica-se a adoção do teste não paramétrico de Mann-Whitney (Teste U) para analisar as potenciais diferenças entre os grupos de bom crédito e mau crédito. O Apêndice 18 apresenta o Teste U de Mann-Whitney para cada variável escalar da pesquisa.

Ao analisar os resultados dos testes (considerando 10% de significância) nota-se que as variáveis sociodemográficas e situacionais são as que mais se diferenciam entre os grupos de bom e mau crédito. Exceto a variável NPESS (número de pessoas no domicílio) que não foi significativa no grupo das variáveis sociodemográficas. A soma e média dos *ranks* do Teste U indicam resultados condizentes com que se espera: a) pessoas mais novas têm mais chance de estar no grupo de mau crédito do que pessoas mais velhas; b) pessoas com mais bens (automóveis e imóveis) possuem maior probabilidade de serem bons créditos; c) quanto maior o valor dos bens, maior a chance de se encontrarem no grupo bom crédito.

Em relação às variáveis situacionais CARTAO e EVENTOS, apenas a primeira foi significativa a 10%. Como a segunda variável não foi significativa e sua introdução acarretaria multicolinearidade perfeita com as variáveis EVENTO1, ... , EVENTO5 optou-se

por excluí-la da análise. A média e soma dos *ranks* da variável CARTAO evidencia que mais cartões contribuem para a chance do indivíduo estar no grupo bom crédito, contrário que esperavam Veludo-de-Oliveira *et al* (2004), pois encontraram evidências que os consumidores compulsivos possuem mais cartões que os demais compradores, e esses possuem mais chances de terem descontrole nos gastos⁸. No entanto, a evidência da presente pesquisa torna-se plenamente justificável ao relacionar o número de cartões com renda: quanto maior a renda, mais acesso a cartões; e devido a renda e não ao número de cartões, maior a chance de o indivíduo estar no grupo de bom crédito⁹. Esse resultado é coadunado por Webley e Nyhus (2001).

Sobre as escalas psicológicas apenas as variáveis CONFLIT, ESDNEG e SCORECB apresentaram significância a 10%. As variáveis OTIMISMO, BAIXAEST, AUTOEST e AUTOEFIC apresentaram boa significância, no entanto, em torno de 15%. De acordo com a soma e média dos *ranks*: a) indivíduos com maior pontuação na subescala conflito da ESD possuem maior chance de serem classificados como mau crédito; b) indivíduos com maior pontuação na escala oriunda da dimensão negativa da ESD (soma das variáveis DESIG, CONFLIT e SOFRIM) possuem maior chance de serem classificados como mau crédito; c) indivíduos com escores mais baixos em SCORECB possuem maior probabilidade de serem classificados como compradores compulsivos e, portanto, no grupo mau crédito.

A variável de comportamento TIMEHORIZ, que denota a pontuação do indivíduo em relação ao horizonte temporal de planejamento de suas receitas e despesas, mostrou-se significativa a 5%. De acordo com a soma dos *ranks*, indivíduos que leva em consideração um prazo mais longo para planejamento das despesas e receitas têm mais chance de serem bons crédito.

5.2.2. Teste Qui-quadrado

No Apêndice 19, apresentam-se as tabelas de contingência com frequências relativas, em porcentagem por linha, agrupadas para os grupos de bom crédito e mau crédito. Logo abaixo das tabelas de contingência, apresentam-se os resultados do Teste Qui-quadrado para cada

⁸ A relação entre compradores compulsivos (variável CLASIFCB) e número de cartões (variável CARTAO) não foi evidenciada nos dados (estatística U do Teste Mann-Whitney igual -0,721 com *p-value* = 0,471)

⁹ O Teste *H* de Kruskal Wallis para *K* amostras independentes mostrou-se significativo entre as variáveis RENDA0 e CARTAO, indicado quanto maior a renda, mais cartões os indivíduos possuem.

variável nominal/ordinal considerada na pesquisa. Nesse momento, optou-se por tratar algumas variáveis ordinais como nominais, pois para algumas variáveis a natureza de ordem se perdeu, como por exemplo ESCOLCONJ0 (Escaridade do cônjuge) e RENDACONJ0 (Renda do cônjuge) em que se mesclaram as classes sem estudo ou renda até R\$ 400,00 com a classe de N/A (não se aplica).

Ressalta-se que em quatro variáveis: OCUPCONJ, RENDACONJ0, EVENTOS2 e TIMEHORIZ; não foi possível aceitar a hipótese de no mínimo 5 observações em cada classe para o Teste Qui-quadrado tornar-se válido. Dessa forma, rodou o Teste Qui-quadrado novamente para essas variáveis por meio de *bootstrap* ($n = 1000$), no entanto, as variáveis permaneceram não significativas a 10%.

Em relação às variáveis sociodemográficas, sete mostraram-se significativas a 10%:

- ESCOLARIDADE0: existe uma frequência maior de mau crédito na faixa entre fundamental completo e ensino médio completo;
- ESTCIVIL0: os solteiros e com união consensual possuem maior chance de se encontrarem no grupo de mau crédito;
- CONDRESID0: o indivíduo que possui imóvel quitado ou financiado tem maior probabilidade de estar no grupo bom crédito, em detrimento de quem mora em casa alugada, que possui maior chance de ser um mau crédito;
- PRAT: os praticantes de sua religião têm maior chance de serem bons créditos;
- RENDA0, RENDAFAM0 e RENDADISPCLAS0: de uma forma geral, a proporção de mau crédito e bom crédito não é homogênea em relação às faixas de renda, no entanto, evidencia-se uma maior proporção de “mau crédito” nas faixas até R\$ 1.600,00 ou R\$ 2.000,00.

A direção da relação entre as variáveis sociodemográficas e a variável CRED mostrou-se conforme esperado, cabendo ressaltar a significância da variável PRAT, que geralmente não é elencada em modelos de *credit scoring* para pessoas físicas. O resultado da variável PRAT de certa forma era esperado, principalmente ao se contrapor aos trabalhos de Lea *et al* (1993) e Davies e Lea (1995), que identificaram indivíduos sem prática de religião com atitudes mais permissivas em relação ao débito.

Sobre as variáveis situacionais (eventos adversos) quem respondeu que passou por desemprego (EVENTO3) e incorreu em situações inesperadas que causou sérias dificuldades financeiras (EVENTO4) possui maior probabilidade de se encontrar no grupo mau crédito. De certa forma, os resultados são factíveis e esperados, no entanto, numa aplicação real para tomada de crédito a viabilidade dessas perguntas deve ser analisada com cautela, já que os respondentes poderiam não responder com sinceridade.

A partir da variável SCORECB, obtida por intermédio da escala de comprador compulsivo de Faber e O'Guinn (1992), classificaram-se os indivíduos em compradores normais e compradores compulsivos, conforme variável CLASIFCB. Assim como a variável SCORECB, a variável CLASIFCB também se mostrou significativa a 10%, quando submetida ao Teste Qui-quadrado e comparada à variável CRED. As frequências mostram que os compradores compulsivos têm drasticamente mais chances de serem classificados como mau crédito.

Sobre as variáveis de comportamento, quatro mostraram-se significativas:

- CC13 e CC15: indivíduos classificados como mau crédito tendem a achar mais necessidade do que um luxo presentear amigos (CC13) e crianças (CC15) em datas comemorativas, resultados condizentes com Livingstone e Lunt (1992) e Lea *et al* (1995)¹⁰;
- ALCOOL e CIGARRO: pessoas que ingerem (mais) bebida alcoólica e fazem (mais) uso de cigarros, cujo índice representa a inclinação de como o indivíduo se comporta de modo que terá consequências prejudiciais no longo prazo (problemas com autocontrole), possuem maior chance de serem classificados como mau crédito, coadunando com achados de Webley e Nyhus (2001) e Vio (2008).

¹⁰ Também se executou o Teste Qui-quadrado das variáveis CC1, ... , CC12 contra a variável CRED e não foi encontrada nenhuma relação de dependência.

5.2.3. Correlações

A matriz de correlações entre as variáveis explicativas mostrou-se muito grande e sua apresentação impraticável, de forma que foi suprimida do apêndice. Cabe ressaltar as principais evidências e procedimentos oriundos de sua análise:

- Como era de se esperar, algumas variáveis, construídas a partir de uma função de outras escalas psicológicas, tais como: ESDNEG, ESDPOS, EXTER, INTERTOT e AUTOEST, possuem alta correlação (geralmente superior a 0,80) com suas escalas/variáveis originais. Dessa forma, elas deveriam ser consideradas de forma alternativa para estimar os parâmetros do modelo a ser testado, até porque a inclusão delas em conjunto com as variáveis que lhe deram origem causaria multicolinearidade perfeita. No entanto, como as variáveis EXTER, INTERTOT e AUTOEST não foram significativas no Teste U de Mann-Whitney e são altamente correlacionadas com as variáveis que lhe deram origem (ACASO, OPODER, INTER, BAIXAEST e ALTAEST), optou-se por excluí-las para estimativa dos parâmetros do modelo final;
- Foram encontradas diversas correlações significativas entre as escalas psicológicas, de forma a corroborar o que a teoria comenta sobre alguns constructos: o constructo de autocontrole está relacionado com os de locus de controle, autoeficácia e autoestima, por exemplo. Não cabe comentar as relações existentes entre as escalas consideradas na pesquisa por fugir do escopo inicial do trabalho;
- Exceto sobre as correlações existentes entre as variáveis que são funções de outras variáveis/escalas, não foram encontradas correlações fortes entre as escalas psicológicas que possam causar problemas de multicolinearidade;
- A variável AUTO mostrou-se altamente correlacionada com as variáveis VRAUTO e LNVRAUTO. A variável IMOVEL mostrou-se altamente correlacionada com as variáveis VRIMOVEL e LNVRIMOVEL. A variável VRAUTO e a LNVRAUTO mostraram-se altamente correlacionadas com VRIMOVEL e LNVRIMOVEL. As variáveis VRAUTO e VRIMOVEL mostraram-se altamente correlacionadas com VRBENS. Dessa forma, optou-se por excluir as variáveis VRAUTO, LNVRAUTO, VRIMOVEL e LNVRIMOVEL para estimar os parâmetros do modelo final, pois se considera que as variáveis AUTO, IMOVEL e VRBENS possuem as informações contidas nas variáveis excluídas e a sua permanência causaria problemas de multicolinearidade;

- As variáveis sociodemográficas relacionadas à condição econômica do indivíduo (AUTO, IMOVEL, VRBENS, RENDA0, RENDAFAM0, RENDADISPCLAS0) possuem correlações significativas, no entanto, não ao ponto de causarem problemas de multicolinearidade;
- As variáveis de escolaridade (ESCOLARIDADE0 e ESCOLCONJ0) estão correlacionadas de forma positiva com as variáveis que denotam a condição econômica do indivíduo;
- As variáveis de comportamento COMPSOC e EDUFIN não se mostraram significativas no Teste U de Mann-Whitney e as variáveis CS1, CS2, CS3, CS4 e CS5 que concorrem com a variável COMPSOC, e as variáveis EF1, EF2, EF3 e EF4 que concorrem com a variável EDUFIN, também não se mostraram significativas no Teste Qui-quadrado. Como existe uma altíssima correlação entre as variáveis CS1, CS2, CS3, CS4, CS5, COMPSOC e as variáveis EF1, EF2, EF3, EF4, EDUFIN, o que fatalmente ocasionaria problemas de redundância no modelo a ser testado, optou-se por permanecer com as variáveis que melhor discriminam a variável CRED, nesse caso as variáveis CS5 e EF3.

5.2.4. *Chi-squared Automatic Interaction Detection (CHAID)*

O método de agrupamento *CHAID* adota como critério a discretização ou fusão de categorias das variáveis, de forma que dentro de cada categoria gerada a separação entre bom crédito e mau crédito seja ótima (máxima), de acordo com critério baseado na estatística qui-quadrado. O Apêndice 20 apresenta os diagramas com as categorias resultantes pela aplicação do método *CHAID*.

Somente em 16 variáveis tornou-se necessário rearranjar/criar categorias para maximizar o poder de explicar a variável CRED. Dentre as 16 variáveis, foram construídas 10 novas variáveis discretas a partir de variáveis contínuas (IDADE, IDADE2, IMOVEL, CARTAO, CONFLIT, SOFRIM, ESDNEG, ESDPOS, AUTOEFIC, SCORECB). Nesse caso, como a variável IDADE teve seu poder explicativo maximizado pela sua discretização, excluiu-se a variável IDADE2 para ser testada no modelo final, com intuito de não incorrer em multicolinearidade perfeita. As outras seis variáveis (ESCOLARIDADE0, ESTCIVIL0, CONDRESID0, RENDA0, RENDADISPCLAS0 e CIGARRO) foram constituídas a partir da

fusão de categorias, que isoladamente, o critério *CHAID* considerou redundante para explicar a variável CRED.

Das 16 variáveis, oito resultaram em variáveis com apenas duas categorias, de forma que se colocou o sufixo *_T* ao final de cada variável: IDADE_T, ESCOLARIDADE0_T, ESTCIVIL0_T, CONDRESID0_T, IMOVEL_T, CARTAO_T, ESDPOS_T e CIGARRO_T; e codificou uma das categorias como zero (0) e outra como um (1). No caso de se ter mais de duas categorias foram construídas $N - 1$ variáveis binárias (*dummies*), em que N representa o número de categorias, e codificadas com o sufixo *_TX* ao final de cada variável, em que X representa o número da variável binária (RENDA0_T1, RENDA0_T2, etc.).

Nesse momento, calculou-se o coeficiente de correlação de Spearman entre as variáveis ESDNEG_T e ESDPOS_T com as variáveis que lhe deram origem, e não foi possível constatar correlações altas ao ponto de se ter problemas de multicolinearidade. Nesse caso, em conjunto com as variáveis CONFLIT, SOFRIM, DESIG, HARMO, TRANSC e ALTRUIS também elencar-se-ão, para estimar os parâmetros do modelo a ser testado, as variáveis *dummies*, constituídas a partir das variáveis ESDNEG_T e ESDPOS_T.

5.3. Obtenção da fórmula preliminar

Após concluir a análise bivariada e finalizar a transformação das variáveis, restaram 96 variáveis para iniciar o cálculo dos pesos da fórmula de escoragem (modelo de *application scoring*). Das 96 variáveis: a) 55 são variáveis sociodemográficas; b) seis são variáveis situacionais; c) 25 são variáveis baseadas nas escalas psicológicas; e d) 10 são variáveis de comportamento. O Quadro 7 resume as variáveis finais consideradas na obtenção dos pesos da fórmula de escoragem.

No desenvolvimento da fórmula de escoragem, considerar-se-ão todas as informações disponíveis, ainda que não sejam tradicionalmente utilizadas pelos analistas de crédito. O objetivo é otimizar a avaliação do risco ainda que utilizando variáveis não comuns em modelos de *application scoring*, como é o caso das escalas psicológicas e variáveis de comportamento. Nem todas as variáveis potenciais, identificadas no Quadro 7, serão necessárias para obter o modelo final, pois muitas variáveis, contrariando a expectativa

inicial, não têm poder discriminador e estão relacionadas com outras variáveis e, ao considerar algumas delas no modelo, a inclusão das demais não contribuiria significativamente para melhorar o modelo final.

Quadro 7 – Variáveis consideradas para cálculo do modelo final

| ORIGEM | CÓDIGO | DESCRIÇÃO |
|-----------------------------|--|--|
| Variáveis sociodemográficas | IDADE_T | Idade menor ou igual a 37 anos |
| | SEXO | Sexo (0 = Feminino ; 1 = Masculino) |
| | UFNASC_2 | UF de nascimento = GO |
| | UFNASC_3 | UF de nascimento = MG |
| | UFNASC_4 | UF de nascimento = SP |
| | ESCOLARIDADE0_T | Maior que ensino superior incompleto |
| | ESTCIVIL0_T | União consensual |
| | NPRESS | Número de pessoas na residência |
| | CONDRESID0_T | Casa alugada |
| | ESCOLCONJ_1 | Escolaridade do cônjuge = Fundamental incompleto ou completo |
| | ESCOLCONJ_2 | Escolaridade do cônjuge = Ensino médio incompleto |
| | ESCOLCONJ_3 | Escolaridade do cônjuge = Ensino médio completo |
| | ESCOLCONJ_4 | Escolaridade do cônjuge = Superior incompleto |
| | ESCOLCONJ_5 | Escolaridade do cônjuge = Superior completo ou Pós-graduado |
| | TIPORES_1 | Tipo de residência = casa |
| | PRAT | Praticante de sua religião (0 = Não ; 1 = Sim) |
| | OCUPACAO_2 | Ocupação atual = empregado com carteira |
| | OCUPACAO_3 | Ocupação atual = empregado sem carteira |
| | OCUPACAO_4 | Ocupação atual = autônomo |
| | OCUPACAO_5 | Ocupação atual = profissional liberal |
| | OCUPACAO_6 | Ocupação atual = funcionário público |
| | OCUPACAO_7 | Ocupação atual = empresário |
| | OCUPACAO_8 | Ocupação atual = desempregado |
| | OCUPACAO_9 | Ocupação atual = do lar |
| | OCUPCONJ_1 | Ocupação do cônjuge = aposentado |
| | OCUPCONJ_2 | Ocupação do cônjuge = empregado com carteira |
| | OCUPCONJ_3 | Ocupação do cônjuge = empregado sem carteira |
| | OCUPCONJ_4 | Ocupação do cônjuge = autônomo |
| | OCUPCONJ_5 | Ocupação do cônjuge = profissional liberal |
| | OCUPCONJ_6 | Ocupação do cônjuge = funcionário público |
| | OCUPCONJ_7 | Ocupação do cônjuge = empresário |
| | OCUPCONJ_8 | Ocupação do cônjuge = desempregado |
| | OCUPCONJ_9 | Ocupação do cônjuge = do lar |
| | RENDAA0_T1 | Renda maior ou igual a R\$ 1.000,00 |
| | RENDAA0_T2 | Renda entre R\$ 400,00 e R\$ 1.000,00 |
| RENDACONJ_2 | Renda do cônjuge entre R\$ 400,00 e R\$ 600,00 | |
| RENDACONJ_3 | Renda do cônjuge entre R\$ 600,00 e R\$ 1.000,00 | |
| RENDACONJ_4 | Renda do cônjuge entre R\$ 1.000,00 e R\$ 1.600,00 | |
| RENDACONJ_5 | Renda do cônjuge entre R\$ 1.600,00 e R\$ 2.000,00 | |

| | | |
|---------------------------|---|--|
| Variáveis situacionais | RENDACONJ_6 | Renda do cônjuge entre R\$ 2.000,00 e R\$ 3.000,00 |
| | RENDACONJ_7 | Renda do cônjuge mais R\$ 3.000,00 |
| | RENDAFAM_2 | Renda familiar entre R\$ 600,00 e R\$ 1.000,00 |
| | RENDAFAM_3 | Renda familiar entre R\$ 1.000,00 e R\$ 1.200,00 |
| | RENDAFAM_4 | Renda familiar entre R\$ 1.200,00 e R\$ 1.600,00 |
| | RENDAFAM_5 | Renda familiar entre R\$ 1.600,00 e R\$ 2.000,00 |
| | RENDAFAM_6 | Renda familiar entre R\$ 2.000,00 e R\$ 3.000,00 |
| | RENDAFAM_7 | Renda familiar entre R\$ 3.000,00 e R\$ 4.000,00 |
| | RENDAFAM_8 | Renda familiar entre R\$ 4.000,00 e R\$ 6.000,00 |
| | RENDAFAM_9 | Renda familiar mais de R\$ 6.000,00 |
| | RENDADISPCLAS0_T1 | Renda disponível maior que R\$ 1.600,00 |
| | RENDADISPCLAS0_T2 | Renda disponível entre R\$ 400,00 e R\$ 1.600,00 |
| | AUTO | Número de automóveis possuído pelo indivíduo |
| | IMOVEL_T | Se respondente possui mais de um imóvel |
| | VRBENS | Soma das variáveis VRAUTO e VRIMOVEL |
| APLIC | Se o indivíduo possui aplicações financeiras (0 = Não ; 1 = Sim) | |
| Escalas psicológicas | CARTAO | Número de cartões de créditos possuídos pelo indivíduo |
| | EVENTO1 | Problemas de saúde ou acidente grave na família (0 = Não ; 1 = Sim) |
| | EVENTO2 | Nascimento ou adoção de filhos (0 = Não ; 1 = Sim) |
| | EVENTO3 | Desemprego (0 = Não ; 1 = Sim) |
| | EVENTO4 | Situação inesperada que causou sérias dificuldades financeiras (0 = Não ; 1 = Sim) |
| | EVENTO5 | Separação ou divórcio (0 = Não ; 1 = Sim) |
| | TRANSC | Sub-escala Transcendência da ESD |
| | DESIG | Sub-escala Desigualdade da ESD |
| | HARMO | Sub-escala Harmonia da ESD |
| | CONFLIT_T1 | Se o indivíduo apresentar pontuação na sub-escala Conflito da ESD superior a 52 |
| | CONFLIT_T2 | Se o indivíduo apresentar pontuação na sub-escala Conflito da ESD entre 44 e 52 |
| | ALTRUIS | Sub-escala Altruísmo da ESD |
| | SOFRIM_T1 | Se o indivíduo apresentar pontuação na sub-escala Sofrimento da ESD superior a 19 |
| | SOFRIM_T2 | Se o indivíduo apresentar pontuação na sub-escala Sofrimento da ESD entre 17 e 19 |
| | ESDPOS_T | Se o indivíduo apresentar pontuação superior a 128 nas somas das sub-escalas Transcendência, Harmonia e Altruísmo da ESD |
| | ESDNEG_T1 | Se o indivíduo apresentar pontuação superior a 126 nas somas das sub-escalas Desigualdade, Conflito e Sofrimento da ESD |
| | ESDNEG_T2 | Se o indivíduo apresentar pontuação entre 105 e 126 nas somas das sub-escalas Desigualdade, Conflito e Sofrimento da ESD |
| | ESDNEG_T3 | Se o indivíduo apresentar pontuação entre 95 e 105 nas somas das sub-escalas Desigualdade, Conflito e Sofrimento da ESD |
| | AUTOEFIC_T1 | Se o indivíduo apresentar pontuação na escala de Autoeficácia superior a 37 |
| AUTOEFIC_T2 | Se o indivíduo apresentar pontuação na escala de Autoeficácia entre 32 e 37 | |
| AUTOEFIC_T3 | Se o indivíduo apresentar pontuação na escala de Autoeficácia entre 29 e 32 | |
| AUTOEFIC_T4 | Se o indivíduo apresentar pontuação na escala de Autoeficácia entre | |

| | |
|------------|--|
| | 28 e 29 |
| INTERT | Sub-escala Internalidade da escala de lócus de controle de Levenson |
| OPODER | Sub-escala Outros Poderosos da escala de lócus de controle de Levenson |
| ACASO | Sub-escala Acaso da escala de lócus de controle de Levenson |
| OTIMISMO | Teste de Orientação da Vida (Escala de Otimismo) |
| BAIXAEST | Sub-escala Baixa Autoestima da escala de Autoestima |
| ALTAEST | Sub-escala Alta Autoestima da escala de Autoestima |
| SCORECB_T1 | Se o indivíduo apresentar score na escala de comprador compulsivo de Faber e O'Guinn maior que 2.31 |
| SCORECB_T1 | Se o indivíduo apresentar score na escala de comprador compulsivo de Faber e O'Guinn entre 0,66 e 2,31 |
| CLASIFCB | Se o indivíduo é classificado como comprador compulsivo pela escala de Faber Faber e O'Guinn |
| CS5 | Indivíduo acha que tem menos dinheiro que as pessoas que vê na TV, porém isso não lhe incomoda |
| EF3 | Respondente antes de sair às compras prepara uma lista |
| CC13 | Indivíduo considera que presentear amigos em datas comemorativas é uma necessidade |
| CC14 | Indivíduo considera que presentear parentes em datas comemorativas é uma necessidade |
| CC15 | Indivíduo considera que presentear crianças em datas comemorativas é uma necessidade |
| CC16 | Indivíduo considera que festejar datas comemorativas é uma necessidade |
| NECES | Quantidade de itens na lista de 16 itens da ABEP que o indivíduo considera como necessidade |
| ALCOOL | Na média, o indivíduo bebe mais de 4 copos de bebida alcoólica no dia |
| CIGARRO_T | O indivíduo é um fumante |
| TIMEHORIZ | Ordenação do horizonte temporal do indivíduo em planejar suas despesas e receitas: se o respondente considera os próximos meses (=0), se o respondente considera o próximo ano (=1), ..., se considera mais de 10 anos para planejar receitas e despesas (=5). |

Em todas as estratégias adotadas para seleção de variáveis, discutidas na seção 4.6, considerou 10% de significância para a variável entrar ou sair do modelo. A estatística utilizada como critério foi o Teste Wald, pois exames preliminares mostraram que os métodos Condicional e LR (log da razão de verossimilhança), disponíveis no SPSS 18, produziram os mesmos resultados. O tempo de processamento computacional no Teste Wald é mais rápido. Seguem os modelos contruídos em cada método de seleção de variáveis.

5.3.1. Método *enter*

A fórmula de escoragem considerando todas as variáveis elencadas para o modelo final, exceto a variável OCUPACAO_7 que foi excluída por apresentar muitos valores iguais a zero

e causar redundância no modelo, encontra-se na Tabela 2. Esse modelo, apesar de apresentar 70 variáveis não significativas, produziu boas estatísticas de ajuste: 1) Teste de Hosmer e Lemeshow igual a 5,616 (p -value = 0,69); 2) R^2 de Cox e Snell igual a 0,381; 3) R^2 de Nagelkerke igual a 0,543; e 4) *Count* R^2 igual a 0,826.

Tabela 2 – Modelo com todas as variáveis consideradas na pesquisa

| Variável | B | E.P. | Wald | df | Sig. | Exp(B) | 95% C.I. EXP(B) | |
|-----------------|--------|-------|--------|----|------|--------|-----------------|----------|
| | | | | | | | Inferior | Superior |
| IDADE_T | ,477 | ,515 | ,857 | 1 | ,354 | 1,612 | ,587 | 4,425 |
| SEXO | -,048 | ,384 | ,016 | 1 | ,901 | ,953 | ,449 | 2,025 |
| UFNASC_2 | -,963 | 1,056 | ,831 | 1 | ,362 | ,382 | ,048 | 3,027 |
| UFNASC_3 | -,892 | ,906 | ,970 | 1 | ,325 | ,410 | ,069 | 2,419 |
| UFNASC_4 | -1,763 | 1,162 | 2,304 | 1 | ,129 | ,171 | ,018 | 1,672 |
| ESCOLARIDADE0_T | ,581 | ,539 | 1,164 | 1 | ,281 | 1,789 | ,622 | 5,144 |
| ESTCIVIL0_T | -,306 | ,734 | ,173 | 1 | ,677 | ,737 | ,175 | 3,107 |
| NPESS | -,069 | ,181 | ,146 | 1 | ,703 | ,933 | ,655 | 1,330 |
| CONDRESID0_T | -1,566 | ,445 | 12,386 | 1 | ,000 | ,209 | ,087 | ,500 |
| ESCOLCONJ_1 | ,939 | ,607 | 2,387 | 1 | ,122 | 2,556 | ,777 | 8,408 |
| ESCOLCONJ_2 | -1,723 | ,830 | 4,312 | 1 | ,038 | ,179 | ,035 | ,908 |
| ESCOLCONJ_3 | -,063 | ,554 | ,013 | 1 | ,910 | ,939 | ,317 | 2,783 |
| ESCOLCONJ_4 | ,220 | ,853 | ,066 | 1 | ,797 | 1,246 | ,234 | 6,630 |
| ESCOLCONJ_5 | ,308 | ,684 | ,202 | 1 | ,653 | 1,361 | ,356 | 5,203 |
| TIPORES_1 | ,270 | ,539 | ,252 | 1 | ,616 | 1,310 | ,456 | 3,769 |
| PRAT | ,354 | ,417 | ,723 | 1 | ,395 | 1,425 | ,630 | 3,227 |
| OCUPACAO_2 | -1,828 | 1,186 | 2,377 | 1 | ,123 | ,161 | ,016 | 1,642 |
| OCUPACAO_3 | -2,115 | 1,270 | 2,772 | 1 | ,096 | ,121 | ,010 | 1,455 |
| OCUPACAO_4 | -1,189 | 1,173 | 1,028 | 1 | ,311 | ,305 | ,031 | 3,034 |
| OCUPACAO_5 | -1,666 | 1,485 | 1,260 | 1 | ,262 | ,189 | ,010 | 3,468 |
| OCUPACAO_6 | -,864 | 1,373 | ,396 | 1 | ,529 | ,421 | ,029 | 6,221 |
| OCUPACAO_8 | -1,415 | 1,354 | 1,094 | 1 | ,296 | ,243 | ,017 | 3,447 |
| OCUPACAO_9 | -1,697 | 1,406 | 1,457 | 1 | ,227 | ,183 | ,012 | 2,883 |
| OCUPCONJ_1 | -,799 | 1,555 | ,264 | 1 | ,607 | ,450 | ,021 | 9,478 |
| OCUPCONJ_2 | 1,237 | 1,345 | ,846 | 1 | ,358 | 3,445 | ,247 | 48,084 |
| OCUPCONJ_3 | 1,266 | 1,412 | ,804 | 1 | ,370 | 3,548 | ,223 | 56,499 |
| OCUPCONJ_4 | 2,663 | 1,446 | 3,391 | 1 | ,066 | 14,338 | ,842 | 244,048 |
| OCUPCONJ_5 | 1,110 | 2,210 | ,252 | 1 | ,615 | 3,035 | ,040 | 230,933 |
| OCUPCONJ_6 | 1,087 | 1,816 | ,358 | 1 | ,549 | 2,965 | ,084 | 104,173 |
| OCUPCONJ_7 | ,176 | 2,138 | ,007 | 1 | ,934 | 1,192 | ,018 | 78,821 |

| | | | | | | | | |
|-------------------|--------|-------|-------|---|------|--------|-------|----------|
| OCUPCONJ_8 | ,257 | 1,451 | ,031 | 1 | ,859 | 1,294 | ,075 | 22,233 |
| OCUPCONJ_9 | 2,191 | 1,724 | 1,615 | 1 | ,204 | 8,940 | ,305 | 262,196 |
| RENDA0_T1 | ,404 | ,777 | ,271 | 1 | ,603 | 1,498 | ,327 | 6,870 |
| RENDA0_T2 | ,242 | ,746 | ,106 | 1 | ,745 | 1,274 | ,296 | 5,493 |
| RENDACONJ_2 | -2,001 | 1,370 | 2,134 | 1 | ,144 | ,135 | ,009 | 1,981 |
| RENDACONJ_3 | -2,475 | 1,345 | 3,383 | 1 | ,066 | ,084 | ,006 | 1,176 |
| RENDACONJ_4 | -1,361 | 1,367 | ,992 | 1 | ,319 | ,256 | ,018 | 3,733 |
| RENDACONJ_5 | -1,418 | 1,512 | ,879 | 1 | ,348 | ,242 | ,013 | 4,693 |
| RENDACONJ_6 | -3,380 | 1,769 | 3,649 | 1 | ,056 | ,034 | ,001 | 1,092 |
| RENDACONJ_7 | -1,320 | 1,751 | ,568 | 1 | ,451 | ,267 | ,009 | 8,268 |
| RENDAFAM_2 | ,323 | ,944 | ,117 | 1 | ,732 | 1,382 | ,217 | 8,780 |
| RENDAFAM_3 | -1,556 | ,834 | 3,481 | 1 | ,062 | ,211 | ,041 | 1,082 |
| RENDAFAM_4 | -1,128 | ,909 | 1,541 | 1 | ,214 | ,324 | ,055 | 1,921 |
| RENDAFAM_5 | -,477 | ,919 | ,270 | 1 | ,603 | ,620 | ,102 | 3,756 |
| RENDAFAM_6 | -1,244 | 1,074 | 1,343 | 1 | ,247 | ,288 | ,035 | 2,364 |
| RENDAFAM_7 | -,780 | 1,250 | ,389 | 1 | ,533 | ,459 | ,040 | 5,315 |
| RENDAFAM_8 | -2,046 | 1,466 | 1,948 | 1 | ,163 | ,129 | ,007 | 2,287 |
| RENDAFAM_9 | -1,114 | 1,552 | ,516 | 1 | ,473 | ,328 | ,016 | 6,866 |
| RENDADISPCLAS0_T1 | 1,414 | 1,173 | 1,454 | 1 | ,228 | 4,113 | ,413 | 40,963 |
| RENDADISPCLAS0_T2 | ,803 | ,662 | 1,474 | 1 | ,225 | 2,233 | ,610 | 8,170 |
| AUTO | ,079 | ,316 | ,062 | 1 | ,804 | 1,082 | ,582 | 2,011 |
| IMOVEL_T | -,430 | ,665 | ,419 | 1 | ,518 | ,650 | ,177 | 2,394 |
| VRBENS | ,000 | ,000 | ,511 | 1 | ,475 | 1,000 | 1,000 | 1,000 |
| APLIC | -,448 | ,564 | ,630 | 1 | ,427 | ,639 | ,212 | 1,931 |
| CARTAO | ,481 | ,243 | 3,914 | 1 | ,048 | 1,617 | 1,004 | 2,603 |
| EVENTO1 | ,239 | ,674 | ,126 | 1 | ,723 | 1,270 | ,339 | 4,757 |
| EVENTO2 | -,074 | ,981 | ,006 | 1 | ,940 | ,928 | ,136 | 6,346 |
| EVENTO3 | -,225 | ,754 | ,089 | 1 | ,766 | ,799 | ,182 | 3,503 |
| EVENTO4 | -1,141 | ,559 | 4,160 | 1 | ,041 | ,320 | ,107 | ,956 |
| EVENTO5 | 3,757 | 2,062 | 3,321 | 1 | ,068 | 42,818 | ,753 | 2434,635 |
| TRANSC | -,048 | ,033 | 2,169 | 1 | ,141 | ,953 | ,894 | 1,016 |
| DESIG | ,086 | ,035 | 5,960 | 1 | ,015 | 1,090 | 1,017 | 1,168 |
| HARMO | -,004 | ,026 | ,029 | 1 | ,864 | ,996 | ,946 | 1,048 |
| CONFLIT_T1 | -1,718 | ,774 | 4,926 | 1 | ,026 | ,179 | ,039 | ,818 |
| CONFLIT_T2 | -,622 | ,498 | 1,560 | 1 | ,212 | ,537 | ,202 | 1,425 |
| ALTRUIS | ,079 | ,039 | 4,060 | 1 | ,044 | 1,082 | 1,002 | 1,168 |
| SOFRIM_T1 | -,114 | ,567 | ,040 | 1 | ,841 | ,892 | ,294 | 2,713 |
| SOFRIM_T2 | 1,841 | ,767 | 5,758 | 1 | ,016 | 6,303 | 1,401 | 28,357 |
| ESDPOS_T | -1,460 | ,937 | 2,427 | 1 | ,119 | ,232 | ,037 | 1,458 |

| | | | | | | | | |
|-------------|--------|-------|--------|---|------|--------|-------|--------|
| ESDNEG_T1 | -1,707 | 1,402 | 1,482 | 1 | ,223 | ,181 | ,012 | 2,833 |
| ESDNEG_T2 | -1,441 | ,845 | 2,910 | 1 | ,088 | ,237 | ,045 | 1,239 |
| ESDNEG_T3 | -1,839 | ,729 | 6,353 | 1 | ,012 | ,159 | ,038 | ,664 |
| AUTOEFIC_T1 | -2,479 | ,733 | 11,450 | 1 | ,001 | ,084 | ,020 | ,352 |
| AUTOEFIC_T2 | -,985 | ,546 | 3,257 | 1 | ,071 | ,374 | ,128 | 1,088 |
| AUTOEFIC_T3 | -1,498 | ,548 | 7,465 | 1 | ,006 | ,224 | ,076 | ,655 |
| AUTOEFIC_T4 | -1,818 | ,750 | 5,880 | 1 | ,015 | ,162 | ,037 | ,706 |
| INTER | -,046 | ,048 | ,917 | 1 | ,338 | ,955 | ,869 | 1,050 |
| OPODER | ,040 | ,050 | ,647 | 1 | ,421 | 1,041 | ,944 | 1,148 |
| ACASO | -,048 | ,051 | ,894 | 1 | ,344 | ,953 | ,863 | 1,053 |
| OTIMISMO | -,066 | ,066 | 1,005 | 1 | ,316 | ,936 | ,823 | 1,065 |
| BAIXAEST | -,066 | ,081 | ,662 | 1 | ,416 | ,936 | ,798 | 1,098 |
| ALTAEST | ,102 | ,076 | 1,766 | 1 | ,184 | 1,107 | ,953 | 1,286 |
| SCORECB_T1 | ,775 | ,595 | 1,697 | 1 | ,193 | 2,170 | ,677 | 6,960 |
| SCORECB_T2 | ,723 | ,480 | 2,268 | 1 | ,132 | 2,060 | ,804 | 5,278 |
| CLASIFCB | -1,639 | ,698 | 5,519 | 1 | ,019 | ,194 | ,049 | ,762 |
| CS5 | 1,376 | 1,175 | 1,370 | 1 | ,242 | 3,957 | ,396 | 39,586 |
| EF3 | -1,391 | 1,159 | 1,439 | 1 | ,230 | ,249 | ,026 | 2,415 |
| CC13 | -1,601 | ,607 | 6,951 | 1 | ,008 | ,202 | ,061 | ,663 |
| CC14 | -,152 | ,600 | ,064 | 1 | ,800 | ,859 | ,265 | 2,783 |
| CC15 | -1,054 | ,505 | 4,357 | 1 | ,037 | ,348 | ,129 | ,938 |
| CC16 | 1,243 | ,524 | 5,629 | 1 | ,018 | 3,465 | 1,241 | 9,672 |
| NECES | ,171 | ,080 | 4,606 | 1 | ,032 | 1,187 | 1,015 | 1,388 |
| ALCOOL | -2,037 | ,660 | 9,534 | 1 | ,002 | ,130 | ,036 | ,475 |
| CIGARRO_T | -,351 | ,488 | ,517 | 1 | ,472 | ,704 | ,270 | 1,833 |
| TIMEHORIZ | -,006 | ,242 | ,001 | 1 | ,980 | ,994 | ,619 | 1,596 |
| Constante | 3,347 | 3,050 | 1,205 | 1 | ,272 | 28,422 | | |

Ao eliminar gradativamente as variáveis não significativas chegou-se no primeiro modelo, que aqui se denominará de Modelo 1, com 24 variáveis explicativas. O Modelo 1, apresentado na Tabela 3, possui estatísticas de ajustes inferiores ao modelo completo da Tabela 2, no entanto, torna-se mais parcimonioso considerar informações de apenas 19 variáveis. As estatísticas de ajustes do modelo são: 1) Teste de Hosmer e Lemeshow igual a 8,879 (p -value = 0,353); 2) R^2 de Cox e Snell igual a 0,281; 3) R^2 de Nagelkerke igual a 0,401; e 4) $Count R^2$ igual a 0,801.

Tabela 3 – Modelo 1

| Variáveis | B | S.E. | Wald | df | Sig. | Exp(B) | 95% C.I. EXP(B) | |
|--------------|--------|-------|--------|----|------|--------|-----------------|----------|
| | | | | | | | Inferior | Superior |
| CONDRESID0_T | -1,076 | ,288 | 13,932 | 1 | ,000 | ,341 | ,194 | ,600 |
| ESCOLCONJ_2 | -,992 | ,567 | 3,054 | 1 | ,081 | ,371 | ,122 | 1,128 |
| OCUPCONJ_4 | 1,052 | ,568 | 3,428 | 1 | ,064 | 2,862 | ,940 | 8,714 |
| RENDACONJ_3 | -1,005 | ,435 | 5,326 | 1 | ,021 | ,366 | ,156 | ,859 |
| RENDACONJ_6 | -1,478 | ,780 | 3,587 | 1 | ,058 | ,228 | ,049 | 1,053 |
| RENDAFAM_3 | -,776 | ,386 | 4,041 | 1 | ,044 | ,460 | ,216 | ,981 |
| CARTAO | ,514 | ,192 | 7,177 | 1 | ,007 | 1,672 | 1,148 | 2,436 |
| EVENTO4 | -1,007 | ,416 | 5,873 | 1 | ,015 | ,365 | ,162 | ,825 |
| EVENTO5 | 2,167 | 1,187 | 3,333 | 1 | ,068 | 8,728 | ,853 | 89,350 |
| CONFLIT_T1 | -1,302 | ,443 | 8,622 | 1 | ,003 | ,272 | ,114 | ,649 |
| ALTRUIS | ,055 | ,026 | 4,356 | 1 | ,037 | 1,056 | 1,003 | 1,112 |
| SOFRIM_T2 | 1,568 | ,578 | 7,356 | 1 | ,007 | 4,796 | 1,545 | 14,889 |
| ESDPOS_T | -1,269 | ,521 | 5,939 | 1 | ,015 | ,281 | ,101 | ,780 |
| ESDNEG_T3 | -,582 | ,355 | 2,679 | 1 | ,100 | ,559 | ,279 | 1,122 |
| AUTOEFIC_T1 | -1,612 | ,503 | 10,290 | 1 | ,001 | ,199 | ,074 | ,534 |
| AUTOEFIC_T2 | -,988 | ,405 | 5,956 | 1 | ,015 | ,372 | ,168 | ,823 |
| AUTOEFIC_T3 | -1,337 | ,418 | 10,260 | 1 | ,001 | ,263 | ,116 | ,595 |
| AUTOEFIC_T4 | -2,033 | ,572 | 12,655 | 1 | ,000 | ,131 | ,043 | ,401 |
| CLASIFCB | -1,376 | ,431 | 10,222 | 1 | ,001 | ,252 | ,109 | ,587 |
| CC13 | -,939 | ,379 | 6,142 | 1 | ,013 | ,391 | ,186 | ,822 |
| CC15 | -1,129 | ,364 | 9,602 | 1 | ,002 | ,323 | ,158 | ,660 |
| CC16 | ,647 | ,367 | 3,114 | 1 | ,078 | 1,911 | ,931 | 3,922 |
| NECES | ,147 | ,059 | 6,194 | 1 | ,013 | 1,158 | 1,032 | 1,299 |
| ALCOOL | -1,765 | ,463 | 14,559 | 1 | ,000 | ,171 | ,069 | ,424 |
| Constante | ,640 | ,808 | ,627 | 1 | ,428 | 1,896 | | |

5.3.2. Método *forward*

O método *forward selection*, implementado em conjunto com a estatística Wald, e seguindo o critério de inclusão e exclusão de variáveis significativas a 10%, após 20 passos, elencou o Modelo 2, apresentado na Tabela 4. Note que esse modelo considera apenas 16 variáveis para a fórmula de escoragem. Como as variáveis RENDACONJ_2, RENDACONJ_3 e RENDACONJ_6 são *dummies* da variável RENDACONJ, bastaria 14 variáveis para implementação desse modelo, que também apresentou estatísticas de ajustes aceitáveis: 1)

Teste de Hosmer e Lemeshow igual a 7,438 (p -value = 0,49); 2) R^2 de Cox e Snell igual a 0,242; 3) R^2 de Nagelkerke igual a 0,345; e 4) *Count* R^2 igual a 0,793.

Tabela 4 – Modelo 2

| Variável | B | S.E. | Wald | df | Sig. | Exp(B) | 95% C.I. EXP(B) | |
|-----------------|--------|-------|--------|----|------|--------|-----------------|----------|
| | | | | | | | Inferior | Superior |
| ESCOLARIDADE0_T | ,750 | ,349 | 4,614 | 1 | ,032 | 2,116 | 1,068 | 4,193 |
| CONDRESID0_T | -1,072 | ,280 | 14,684 | 1 | ,000 | ,342 | ,198 | ,592 |
| ESCOLCONJ_2 | -,971 | ,589 | 2,712 | 1 | ,100 | ,379 | ,119 | 1,203 |
| RENDACONJ_3 | -,781 | ,404 | 3,744 | 1 | ,053 | ,458 | ,207 | 1,010 |
| RENDACONJ_6 | -1,773 | ,802 | 4,889 | 1 | ,027 | ,170 | ,035 | ,818 |
| RENDAFAM_2 | 1,228 | ,544 | 5,090 | 1 | ,024 | 3,415 | 1,175 | 9,924 |
| CARTAO | ,537 | ,179 | 8,994 | 1 | ,003 | 1,711 | 1,205 | 2,431 |
| EVENTO4 | -,771 | ,407 | 3,593 | 1 | ,058 | ,463 | ,208 | 1,027 |
| EVENTO5 | 2,321 | 1,178 | 3,883 | 1 | ,049 | 10,184 | 1,012 | 102,443 |
| CONFLIT_T1 | -1,410 | ,427 | 10,910 | 1 | ,001 | ,244 | ,106 | ,564 |
| SOFRIM_T2 | 1,659 | ,551 | 9,082 | 1 | ,003 | 5,255 | 1,786 | 15,458 |
| AUTOEFIC_T4 | -1,150 | ,487 | 5,578 | 1 | ,018 | ,317 | ,122 | ,822 |
| CLASIFCB | -1,227 | ,383 | 10,258 | 1 | ,001 | ,293 | ,138 | ,621 |
| CC15 | -,736 | ,277 | 7,060 | 1 | ,008 | ,479 | ,278 | ,824 |
| ALCOOL | -1,140 | ,425 | 7,210 | 1 | ,007 | ,320 | ,139 | ,735 |
| CIGARRO_T | -,812 | ,326 | 6,201 | 1 | ,013 | ,444 | ,234 | ,841 |
| Constante | 1,881 | ,329 | 32,736 | 1 | ,000 | 6,560 | | |

5.3.3. Método *backward*

O método *backward elimination*, após 64 iterações, selecionou o melhor modelo produzido até o momento, quando se analisam as estatísticas de ajuste: 1) Teste de Hosmer e Lemeshow igual a 11,727 (p -value = 0,164); 2) R^2 de Cox e Snell igual a 0,308; 3) R^2 de Nagelkerke igual a 0,44; e 4) *Count* R^2 igual a 0,824. Conforme apresentado na Tabela 5, o Modelo 3 possuiu 29 variáveis na sua fórmula de escoragem, no entanto, necessita-se de informações apenas de 22 variáveis, pois 7 delas são *dummies* de outras variáveis do modelo.

Tabela 5 – Modelo 3

| Variáveis | B | S.E. | Wald | df | Sig. | Exp(B) | 95% C.I. EXP(B) | |
|--------------|--------|-------|--------|----|------|--------|-----------------|----------|
| | | | | | | | Inferior | Superior |
| NPESS | -,205 | ,114 | 3,269 | 1 | ,071 | ,814 | ,652 | 1,017 |
| CONDRESID0_T | -1,230 | ,311 | 15,688 | 1 | ,000 | ,292 | ,159 | ,537 |
| ESCOLCONJ_2 | -1,103 | ,570 | 3,742 | 1 | ,053 | ,332 | ,109 | 1,015 |
| OCUPCONJ_4 | 1,454 | ,601 | 5,849 | 1 | ,016 | 4,279 | 1,317 | 13,899 |
| RENDACONJ_2 | -1,049 | ,594 | 3,111 | 1 | ,078 | ,350 | ,109 | 1,124 |
| RENDACONJ_3 | -1,196 | ,453 | 6,962 | 1 | ,008 | ,303 | ,124 | ,735 |
| RENDACONJ_6 | -1,764 | ,809 | 4,753 | 1 | ,029 | ,171 | ,035 | ,837 |
| RENDAFAM_3 | -,870 | ,405 | 4,616 | 1 | ,032 | ,419 | ,190 | ,927 |
| CARTAO | ,368 | ,192 | 3,657 | 1 | ,056 | 1,445 | ,991 | 2,107 |
| EVENTO4 | -1,093 | ,436 | 6,289 | 1 | ,012 | ,335 | ,143 | ,788 |
| EVENTO5 | 2,499 | 1,488 | 2,822 | 1 | ,093 | 12,171 | ,659 | 224,742 |
| DESIG | ,080 | ,025 | 9,793 | 1 | ,002 | 1,083 | 1,030 | 1,138 |
| CONFLIT_T1 | -1,194 | ,504 | 5,614 | 1 | ,018 | ,303 | ,113 | ,814 |
| ALTRUIS | ,061 | ,027 | 5,057 | 1 | ,025 | 1,063 | 1,008 | 1,122 |
| SOFRIM_T2 | 1,726 | ,619 | 7,777 | 1 | ,005 | 5,618 | 1,670 | 18,897 |
| ESDPOS_T | -1,636 | ,646 | 6,423 | 1 | ,011 | ,195 | ,055 | ,690 |
| ESDNEG_T1 | -1,884 | ,920 | 4,195 | 1 | ,041 | ,152 | ,025 | ,922 |
| ESDNEG_T2 | -1,475 | ,577 | 6,521 | 1 | ,011 | ,229 | ,074 | ,710 |
| ESDNEG_T3 | -1,564 | ,516 | 9,173 | 1 | ,002 | ,209 | ,076 | ,576 |
| AUTOEFIC_T1 | -2,000 | ,540 | 13,726 | 1 | ,000 | ,135 | ,047 | ,390 |
| AUTOEFIC_T2 | -1,036 | ,414 | 6,258 | 1 | ,012 | ,355 | ,158 | ,799 |
| AUTOEFIC_T3 | -1,472 | ,435 | 11,444 | 1 | ,001 | ,229 | ,098 | ,538 |
| AUTOEFIC_T4 | -2,094 | ,593 | 12,454 | 1 | ,000 | ,123 | ,038 | ,394 |
| CLASIFCB | -1,492 | ,447 | 11,135 | 1 | ,001 | ,225 | ,094 | ,540 |
| CC13 | -1,128 | ,400 | 7,937 | 1 | ,005 | ,324 | ,148 | ,709 |
| CC15 | -1,174 | ,380 | 9,515 | 1 | ,002 | ,309 | ,147 | ,652 |
| CC16 | ,711 | ,383 | 3,440 | 1 | ,064 | 2,036 | ,960 | 4,315 |
| NECES | ,152 | ,063 | 5,822 | 1 | ,016 | 1,164 | 1,029 | 1,317 |
| ALCOOL | -1,830 | ,481 | 14,459 | 1 | ,000 | ,160 | ,062 | ,412 |
| Constante | -1,225 | 1,176 | 1,086 | 1 | ,297 | ,294 | | |

5.3.4. Seleção por blocos

Como evidenciado até o momento, o método de seleção de variáveis conduziu a diferentes conjuntos de variáveis e, portanto, a diferentes modelos. Todavia, o poder preditivo dos modelos, principalmente quando se analisa o *Count R*², não tem sido muito diferente.

Para construção de modelos com base na seleção de variáveis por blocos utilizaram-se duas estratégias: 1) agrupar as variáveis em relação às suas características: sociodemográficas, situacionais, escalas psicológicas e variáveis de comportamento; 2) separar as variáveis que não foram significativas na análise bivariada (Teste U de Mann-Whitney e Teste Qui-quadrado) das que foram significativas.

Na primeira estratégia, considera-se a família das escalas psicológicas para o Bloco I, as variáveis de comportamento para o Bloco II, as variáveis situacionais no Bloco III e, por último, as variáveis socioemográficas no Bloco IV. A ideia reside em deixar as variáveis que são comumente utilizadas em modelos de *credit scoring* por último, que *a priori*, pela utilização prática, são consideradas melhores discriminadoras que as variáveis que são cogitadas na presente tese. A figura 4 representa o esquema da estratégia mencionada.

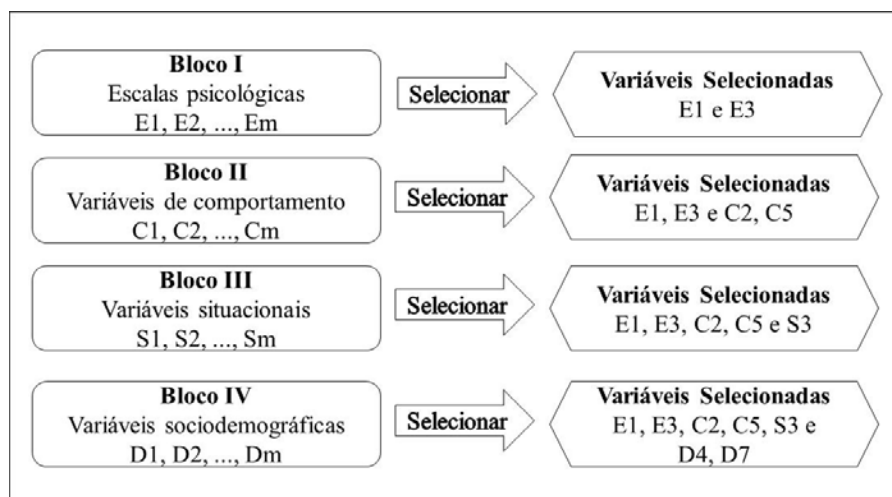


Figura 4 – Seleção por blocos: agrupamento pelas características das variáveis

Para segunda estratégia, cogita-se separar as variáveis em dois blocos, de forma que as variáveis, que não foram significativas na análise bivariada, componham o Bloco I, e as variáveis que apresentaram algum poder discriminativo na análise bivariada, componham o Bloco II. Mais uma vez, a justificativa recaiu em não ofuscar o poder discriminador de outras

variáveis que conceitualmente podem ser importantes. A figura 5 mostra o esquema da segunda estratégia, que gerará o quinto modelo a ser analisado.

5.3.4.1. Agrupamento pelas características das variáveis

Para estimativa da fórmula de escoragem, a partir da estratégia adotada na figura 4, foi utilizado o método *backward elimination*, para selecionar as variáveis significativas do Bloco I, em seguida o que restou no Bloco I + Bloco II, e assim por diante. O método *backward elimination* tornou-se escolhido por apresentar melhores resultados nas análises preliminares. O modelo oriundo dessa estratégia encontra-se na Tabela 6. O modelo 4 apresenta 27 variáveis significativas, de forma que se tornam necessárias informações de 21 variáveis para construção de sua fórmula de escoragem. As estatísticas de ajuste do modelo são: 1) Teste de Hosmer e Lemeshow igual a 7,985 ($p\text{-value} = 0,435$); 2) R^2 de Cox e Snell igual a 0,295; 3) R^2 de Nagelkerke igual a 0,421; e 4) *Count R*² igual a 0,793.

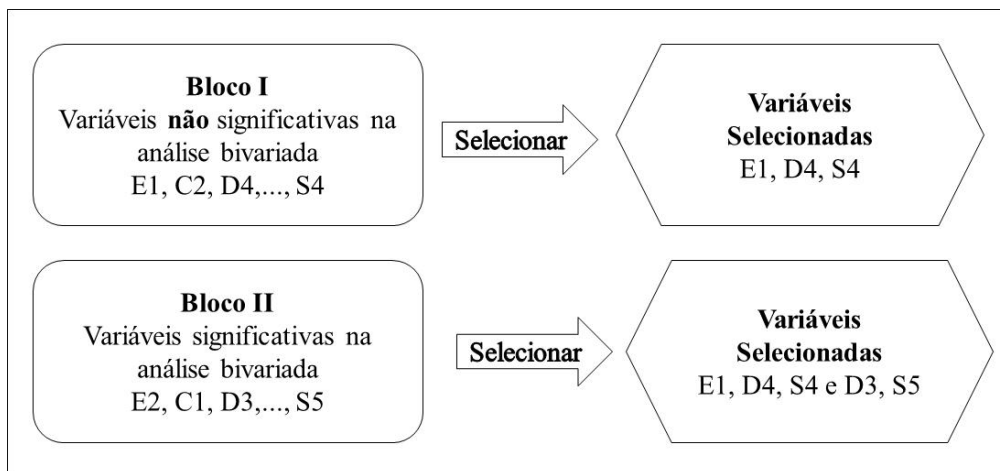


Figura 5 – Seleção por blocos: agrupamento pelo poder discriminador

Tabela 6 – Modelo 4

| | B | S.E. | Wald | df | Sig. | Exp(B) | 95% C.I. EXP(B) | |
|--------------|--------|-------|--------|----|------|--------|-----------------|----------|
| | | | | | | | Inferior | Superior |
| ESTCIVIL0_T | -,890 | ,514 | 3,000 | 1 | ,083 | ,410 | ,150 | 1,124 |
| NPESS | -,203 | ,110 | 3,390 | 1 | ,066 | ,816 | ,658 | 1,013 |
| CONDRESID0_T | -1,002 | ,304 | 10,864 | 1 | ,001 | ,367 | ,202 | ,666 |
| ESCOLCONJ_2 | -,935 | ,570 | 2,696 | 1 | ,100 | ,392 | ,128 | 1,199 |
| OCUPCONJ_4 | 1,450 | ,614 | 5,584 | 1 | ,018 | 4,262 | 1,281 | 14,185 |
| RENDACONJ_3 | -,916 | ,444 | 4,261 | 1 | ,039 | ,400 | ,168 | ,955 |
| RENDACONJ_6 | -1,481 | ,771 | 3,691 | 1 | ,055 | ,227 | ,050 | 1,030 |
| RENDAFAM_3 | -,933 | ,403 | 5,358 | 1 | ,021 | ,393 | ,178 | ,867 |
| CARTAO | ,361 | ,188 | 3,674 | 1 | ,055 | 1,435 | ,992 | 2,075 |
| EVENTO4 | -,994 | ,421 | 5,580 | 1 | ,018 | ,370 | ,162 | ,844 |
| DESIG | ,079 | ,025 | 10,049 | 1 | ,002 | 1,082 | 1,031 | 1,136 |
| CONFLIT_T1 | -1,192 | ,492 | 5,870 | 1 | ,015 | ,303 | ,116 | ,796 |
| ALTRUIS | ,046 | ,026 | 3,113 | 1 | ,078 | 1,047 | ,995 | 1,103 |
| SOFRIM_T2 | 1,584 | ,604 | 6,883 | 1 | ,009 | 4,875 | 1,493 | 15,922 |
| ESDPOS_T | -1,312 | ,627 | 4,372 | 1 | ,037 | ,269 | ,079 | ,921 |
| ESDNEG_T1 | -1,914 | ,914 | 4,381 | 1 | ,036 | ,147 | ,025 | ,885 |
| ESDNEG_T2 | -1,320 | ,565 | 5,466 | 1 | ,019 | ,267 | ,088 | ,808 |
| ESDNEG_T3 | -1,442 | ,502 | 8,238 | 1 | ,004 | ,236 | ,088 | ,633 |
| AUTOEFIC_T1 | -1,761 | ,513 | 11,774 | 1 | ,001 | ,172 | ,063 | ,470 |
| AUTOEFIC_T2 | -,978 | ,409 | 5,735 | 1 | ,017 | ,376 | ,169 | ,837 |
| AUTOEFIC_T3 | -1,417 | ,426 | 11,090 | 1 | ,001 | ,242 | ,105 | ,558 |
| AUTOEFIC_T4 | -2,034 | ,580 | 12,294 | 1 | ,000 | ,131 | ,042 | ,408 |
| CLASIFCB | -1,617 | ,440 | 13,510 | 1 | ,000 | ,199 | ,084 | ,470 |
| CC13 | -,961 | ,390 | 6,083 | 1 | ,014 | ,383 | ,178 | ,821 |
| CC15 | -,941 | ,364 | 6,687 | 1 | ,010 | ,390 | ,191 | ,796 |
| NECES | ,175 | ,060 | 8,456 | 1 | ,004 | 1,191 | 1,059 | 1,340 |
| ALCOOL | -1,737 | ,476 | 13,314 | 1 | ,000 | ,176 | ,069 | ,448 |
| Constante | -1,128 | 1,145 | ,970 | 1 | ,325 | ,324 | | |

5.3.4.2. Agrupamento pelo poder discriminador

Para estimativa da estratégia esquematizada na figura 5, também se fez uso do método *backward elimination* para seleção das variáveis. O Modelo 5, estimado por essa estratégia, encontra-se na Tabela 7. Até o momento, o modelo originado por essa estratégia apresenta-se o mais parcimonioso, com apenas 16 variáveis significativas: quatro delas *dummies* de outra

variável. Nesse caso, seriam necessárias informações de 13 variáveis para construção da fórmula de escoragem do Modelo 5. Suas estatísticas de ajustes também se apresentaram aceitáveis: 1) Teste de Hosmer e Lemeshow igual a 2,795 ($p\text{-value} = 0,947$); 2) R^2 de Cox e Snell igual a 0,237; 3) R^2 de Nagelkerke igual a 0,339; e 4) *Count* R^2 igual a 0,79.

Tabela 7 – Modelo 5

| Variáveis | B | S.E. | Wald | df | Sig. | Exp(B) | 95% C.I. EXP(B) | |
|--------------|--------|-------|--------|----|------|--------|-----------------|----------|
| | | | | | | | Inferior | Superior |
| CONDRESIDO_T | -1,061 | ,276 | 14,730 | 1 | ,000 | ,346 | ,201 | ,595 |
| RENDA0_T2 | -,570 | ,277 | 4,225 | 1 | ,040 | ,566 | ,329 | ,974 |
| RENDAFAM_2 | 1,144 | ,539 | 4,510 | 1 | ,034 | 3,140 | 1,092 | 9,028 |
| CARTAO | ,612 | ,179 | 11,672 | 1 | ,001 | 1,844 | 1,298 | 2,619 |
| EVENTO4 | -,780 | ,406 | 3,696 | 1 | ,055 | ,458 | ,207 | 1,015 |
| EVENTO5 | 2,227 | 1,250 | 3,175 | 1 | ,075 | 9,275 | ,801 | 107,453 |
| CONFLIT_T1 | -1,412 | ,421 | 11,251 | 1 | ,001 | ,244 | ,107 | ,556 |
| SOFRIM_T2 | 1,450 | ,546 | 7,058 | 1 | ,008 | 4,265 | 1,463 | 12,433 |
| AUTOEFIC_T1 | -,954 | ,463 | 4,242 | 1 | ,039 | ,385 | ,155 | ,955 |
| AUTOEFIC_T2 | -,680 | ,373 | 3,324 | 1 | ,068 | ,507 | ,244 | 1,052 |
| AUTOEFIC_T3 | -,917 | ,387 | 5,607 | 1 | ,018 | ,400 | ,187 | ,854 |
| AUTOEFIC_T4 | -1,845 | ,539 | 11,693 | 1 | ,001 | ,158 | ,055 | ,455 |
| CLASIFCB | -1,427 | ,401 | 12,666 | 1 | ,000 | ,240 | ,109 | ,527 |
| CC15 | -,652 | ,275 | 5,600 | 1 | ,018 | ,521 | ,304 | ,894 |
| ALCOOL | -1,260 | ,430 | 8,583 | 1 | ,003 | ,284 | ,122 | ,659 |
| CIGARRO_T | -,682 | ,330 | 4,263 | 1 | ,039 | ,505 | ,264 | ,966 |
| Constante | 2,599 | ,402 | 41,792 | 1 | ,000 | 13,451 | | |

5.4. Análise e validação das fórmulas de escoragem

Além das estatísticas de ajuste anteriores, que ajudam a analisar a aderência dos modelos (Teste de Hosmer e Lemeshow) e o potencial preditivo destes (*pseudos-R²*), três outras importantes análises/estatísticas devem ser levadas em conta para escolha do modelo final: 1) tabela de classificação; 2) Teste KS (Kolmogorov-Smirnov); e 3) área abaixo da curva ROC.

5.4.1. Amostras de desenvolvimento e de teste

A tabela de classificação dos modelos na amostra de desenvolvimento, conforme apresentado na Tabela 8, corrobora os resultados das estatísticas de ajustes anteriores, ao indicar o Modelo 3 como o de melhor ajuste, seguido pelos Modelos 4, 1, 2 e 5, respectivamente. Essa relação é verdadeira ao se comparar a porcentagem total de previsão correta dos modelos, que em essência é o valor do *Count R*². No entanto, essa relação não permanece ao se comparar a porcentagem total de previsão correta dos modelos na amostra de teste. Na verdade, essa relação praticamente se inverte ao concluir que o modelo que apresentou melhor ajuste na amostra de teste foi o Modelo 5, seguido pelos Modelos 4, 2, 1 e 3.

Como se considera que 559 observações é uma amostra pequena, tratando-se de desenvolvimento de modelos de *credit scoring*, pode estar ocorrendo o fenômeno de *overfit*, que não ocorre em amostras muito grandes. Nesse caso, parece que a fórmula dos modelos, principalmente do Modelo 3, funciona bem melhor aplicada à amostra de desenvolvimento do que a outros casos (amostra de teste).

Tabela 8 – Tabela de classificação dos modelos

| Observado | Previsão | | | | | | | |
|-----------------------------|--------------------------|-------------|-----------|--------------------------|-------------|-----------|-----|------|
| | Amostra Desenvolvimento | | | Amostra Teste | | | | |
| | Classificação do Crédito | | | Classificação do Crédito | | | | |
| | Mau crédito | Bom crédito | % Correta | Mau crédito | Bom crédito | % Correta | | |
| Modelo 1^a | Classificação do Crédito | Mau crédito | 59 | 53 | 52,7 | 17 | 27 | 38,6 |
| | | Bom crédito | 24 | 250 | 91,2 | 22 | 107 | 82,9 |
| | % Total | | | | 80,1 | | | 71,7 |
| Modelo 2^a | Classificação do Crédito | Mau crédito | 52 | 60 | 46,4 | 15 | 29 | 34,1 |
| | | Bom crédito | 20 | 254 | 92,7 | 15 | 114 | 88,4 |
| | % Total | | | | 79,3 | | | 74,6 |
| Modelo 3^a | Classificação do Crédito | Mau crédito | 65 | 47 | 58,0 | 15 | 29 | 34,1 |
| | | Bom crédito | 21 | 253 | 92,3 | 22 | 107 | 82,9 |
| | % Total | | | | 82,4 | | | 70,5 |
| Modelo 4^b | Classificação do Crédito | Mau crédito | 62 | 50 | 55,4 | 17 | 27 | 38,6 |
| | | Bom crédito | 30 | 244 | 89,1 | 15 | 114 | 88,4 |
| | % Total | | | | 79,3 | | | 75,7 |
| Modelo 5^c | Classificação do Crédito | Mau crédito | 57 | 55 | 50,9 | 18 | 26 | 40,9 |
| | | Bom crédito | 26 | 248 | 90,5 | 15 | 114 | 88,4 |
| | % Total | | | | 79,0 | | | 76,3 |

a. ponto de corte = 0,50; b. ponto de corte = 0,52; c. ponto de corte = 0,53

Quando a amostra não é muito grande, a divisão em duas partes de tamanhos satisfatórios pode não ser viável, e, nesses casos, Sicsú (2010) recomenda utilizar a técnica de *bootstrap* para estimar a tabela de classificação. Na técnica de *bootstrap*, uma amostra é selecionada entre as observações que compõem a amostra original. Esse procedimento é repetido um número grande de vezes. Para cada amostra obtida, calcula-se a fórmula de escoragem e suas estatísticas. A estimativa da fórmula de escoragem e estatísticas pode ser a média das diferentes amostras selecionadas.

Ao aplicar a técnica de *bootstrap* na amostra original (n=559) e amostrando-a aleatoriamente 1000 vezes, encontram-se as tabelas de classificação dos modelos apresentadas na Tabela 9. Como ficam evidenciadas, as taxas de erros aumentam ligeiramente, de forma a tornar os modelos mais homogêneos. No entanto, o Modelo 3 continua com a maior porcentagem total de previsão correta, acompanhado de perto pelo Modelo 4. Os resultados apresentados pela amostra de desenvolvimento mostraram-se ligeiramente mais otimistas se comparada a aplicação da fórmula ao conjunto da amostra.

Tabela 9 – Tabela de classificação dos modelos por *bootstrap*

| Observado | | Amostra Total (Previsão) | | | |
|-----------------------------|--------------------------|--------------------------|-------------|-----|-----------|
| | | Classificação do Crédito | | | % Correta |
| | | Mau crédito | Bom crédito | | |
| Modelo 1^a | Classificação do Crédito | Mau crédito | 67 | 89 | 42,9 |
| | | Bom crédito | 31 | 372 | 92,3 |
| | % Total | | | | 78,5 |
| Modelo 2^a | Classificação do Crédito | Mau crédito | 60 | 96 | 38,5 |
| | | Bom crédito | 26 | 377 | 93,5 |
| | % Total | | | | 78,2 |
| Modelo 3^a | Classificação do Crédito | Mau crédito | 67 | 89 | 42,9 |
| | | Bom crédito | 26 | 377 | 93,5 |
| | % Total | | | | 79,4 |
| Modelo 4^b | Classificação do Crédito | Mau crédito | 70 | 86 | 44,9 |
| | | Bom crédito | 31 | 372 | 92,3 |
| | % Total | | | | 79,1 |
| Modelo 5^c | Classificação do Crédito | Mau crédito | 68 | 88 | 43,6 |
| | | Bom crédito | 36 | 367 | 91,1 |
| | % Total | | | | 77,8 |

a. ponto de corte = 0,50; b. ponto de corte = 0,52; c. ponto de corte = 0,53

Mesmo que a porcentagem total de previsão correta na amostra de teste nos modelos 1 e 3 tenham sido inferiores a um modelo aleatório onde todos os indivíduos são classificados como bom crédito (72% da amostra total), ressalta-se que esses modelos conseguiram prever corretamente 38,6% e 34,1% dos maus créditos, respectivamente. Como na prática o custo de se ter um mau crédito pode ser maior do que deixar de conceder crédito para um bom crédito, esses modelos continuariam válidos. Além do mais, não se deve avaliar o desempenho de um modelo aplicando-o apenas a alguns casos, como ocorre pela situação da amostra de teste ser pequena.

5.4.2. Teste KS

Por conveniência, os escores Z da fórmula de escoreagem foram reescalados, de acordo com a função: $SCR_x = round[100*(Z + 6)/12]$, se $SCR \geq 100 \rightarrow SCR = 100$, se $SCR \leq 0 \rightarrow 0$, em que *round* representa a rotina para arredondamento ao inteiro mais próximo e SCR_x o score reescalado para cada um dos cinco modelos. Conforme salienta Sicsú (2010, p.99), “adotando essa transformação para todos os modelos de *credit scoring* é possível compará-los”.

A partir da maior distância entre as funções de distribuição acumulada dos escores dos bons e a dos maus créditos, tornou-se possível obter a estatística KS para todos os modelos, conforme apresentado no Apêndice 21: Modelo 1 = 44,9% ; Modelo 2 = 43,1% ; Modelo 3 = 46,7% ; Modelo 4 = 46,0% ; Modelo 5 = 44,5%. Como reforça Sicsú (2010), em se tratando de modelos *application scoring* esses valores estão próximo do excelente. Todas as estatísticas KS mostraram-se extremamente significativas e direcionaram, mais uma vez, para Modelo 3 como superior aos demais, seguido de perto pelo Modelo 4, que apresentou KS ligeiramente inferior.

5.4.3. Curva ROC

As medidas ROC para os modelos encontram-se na Tabela 10. O exame dessas medidas indica o bom desempenho dos modelos, que podem ser considerado próximo de excelente, visto que as medidas ROC aproximam-se de 0,80. Nesse caso, a estimativa pontual da medida ROC do Modelo 4 foi levemente superior a do Modelo 3, no entanto, levando em

consideração 95% de confiança para essas estimativas, pode-se inferir que os modelos produzem desempenhos estatisticamente idênticos. A Figura 6 compara a área sob a curva ROC dos modelos 3 e 4, de forma a evidenciar a semelhança de desempenho dos modelos. O Apêndice 22 apresenta essa mesma figura para todos os modelos, individualmente.

5.4.4. Modelo final

Após análises das estatísticas de ajustes, resumidas na Tabela 11, e considerações práticas, optou-se pelo Modelo 4 como candidato ao modelo final a ser testado, pelos seguintes motivos: 1) é um modelo mais parcimonioso (com menos variáveis) ao se comparar com o Modelo 3; 2) possui fórmula de escoragem muito próxima a do Modelo 3, a não ser por desconsiderar as variáveis CC16, EVENTO5 e RENDACONJ_2 para estimativa da probabilidade; 3) apresentou melhor aderência, comparado com o Modelo 3, ao ser aplicado na amostra de teste; 4) figurou ajuste semelhante ao Modelo 3, principalmente nas estatísticas da amostra total (ROC e KS) e nas estatísticas estimadas por *bootstrap*.

Tabela 10 – Área sob a curva ROC dos modelos

| Modelo | Area | Erro Padrão ^a | p-value ^b | Intervalo de Confiança (95%) | |
|-------------|------|--------------------------|----------------------|------------------------------|-----------------|
| | | | | Limite Inferior | Limite Superior |
| SCR_1 | ,788 | ,021 | ,000 | ,746 | ,830 |
| SCR_2 | ,770 | ,023 | ,000 | ,724 | ,815 |
| SCORE SCR_3 | ,797 | ,021 | ,000 | ,755 | ,839 |
| SCR_4 | ,798 | ,021 | ,000 | ,756 | ,840 |
| SCR_5 | ,779 | ,023 | ,000 | ,734 | ,823 |

a. Sob hipótese não paramétrica

b. H_0 : area verdadeira = 0.5

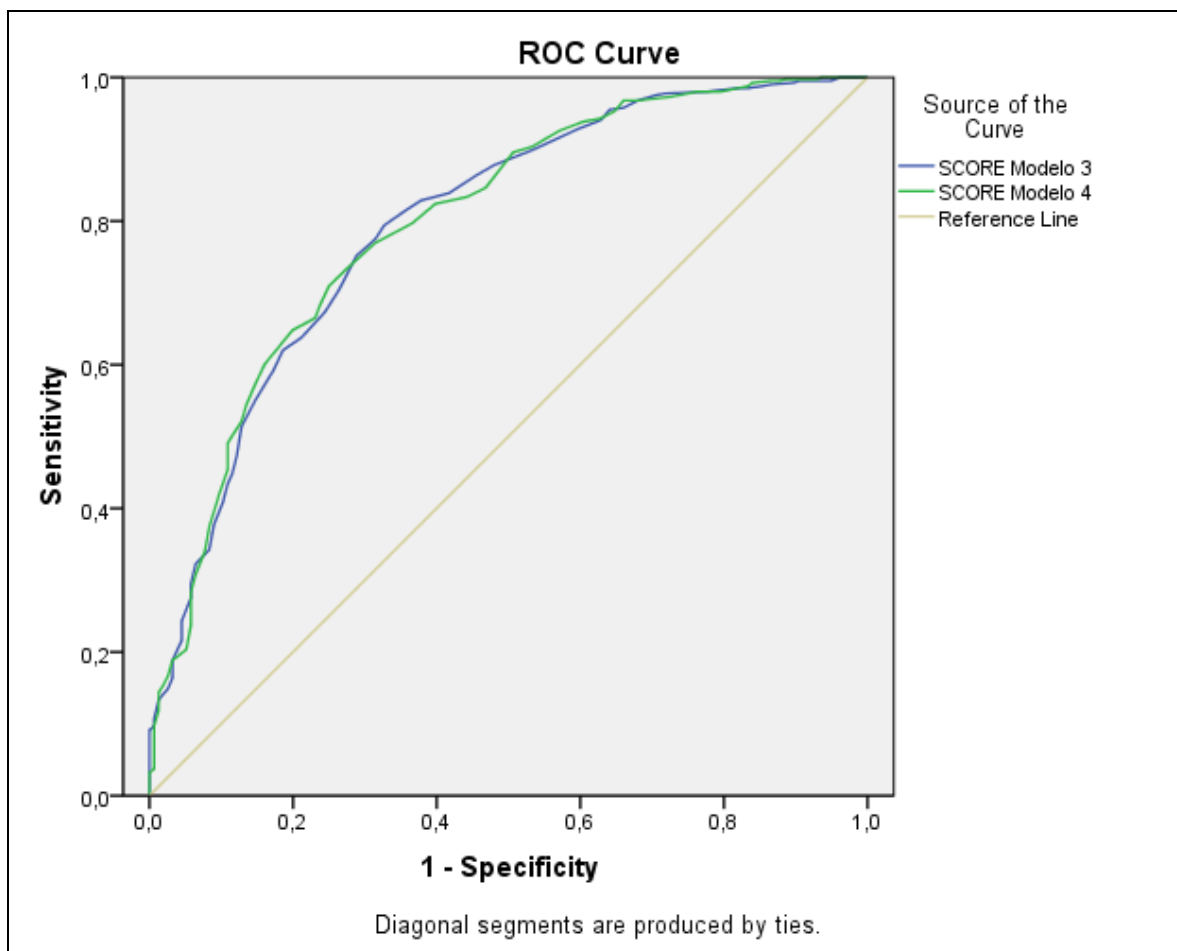


Figura 6 – Curva ROC dos Modelos 3 e 4

Tabela 11 – Resumo das estatísticas de ajuste dos modelos

| Modelo | Amostra de Desenvolvimento | | | Amostra de Teste | Bootstrap (n=1.000) | | | Amostra Total | |
|--------|----------------------------|---------------------------|----------------------|------------------|--------------------------|---------------------------|----------------------|---------------|-------|
| | Cox Snell R ² | Nagelkerke R ² | Count R ² | Taxa de Acerto | Cox Snell R ² | Nagelkerke R ² | Count R ² | KS | ROC |
| 1 | 0,281 | 0,401 | 0,801 | 71,7% | 0,227 | 0,327 | 0,785 | 44,9% | 0,788 |
| 2 | 0,242 | 0,345 | 0,793 | 74,6% | 0,190 | 0,273 | 0,782 | 43,1% | 0,770 |
| 3 | 0,308 | 0,440 | 0,824 | 70,5% | 0,244 | 0,351 | 0,794 | 46,7% | 0,797 |
| 4 | 0,295 | 0,421 | 0,793 | 75,7% | 0,241 | 0,347 | 0,791 | 46,0% | 0,798 |
| 5 | 0,237 | 0,339 | 0,790 | 76,3% | 0,206 | 0,297 | 0,778 | 44,5% | 0,779 |

Nesse momento cabe discutir a questão dos *outliers*. No geral, considera-se que as análises procedidas não foram influenciadas pela presença de pontos extremos. Aconteceu de em 70% das vezes serem os mesmos casos, de forma que o número de casos com resíduos padronizados superiores a ± 2 nunca excedeu 12 casos em cada modelo. Além do mais, o exame individual desses 12 casos não mostrou motivos para sua exclusão, exceto por quatro casos

com número de restrições financeiras (variável NRESTRIC) superiores a 10. O caso 59, por exemplo, possui NRESTRIC = 29.

A exclusão gradativa de todos os *outliers* tornou-se totalmente improcedente, pois superdimensionou as estatísticas de ajuste de todos os modelos (*overfit*), à medida que perdia eficácia em prever corretamente os casos da amostra de teste. Bons modelos também devem dar conta de casos extremos, no entanto, se sua retirada melhorar as estatísticas de ajustes do modelo, ao mesmo tempo em que permanece constante ou melhora a taxa de acerto na amostra de teste, essa ação pode ser salutar. Nesse sentido, para estimativa do modelo final, cogitou-se a retirada dos quatro casos mencionados acima (casos números 56, 236, 343 e 473). A fórmula de escoragem do Modelo 4, com a retirada de quatro casos extremos, encontra-se na Tabela 12. Conforme pode ser evidenciado na Tabela 13, em que se resumem as estatísticas de ajustes, esse modelo apresenta melhor desempenho se comparado ao Modelo 4 e até mesmo ao Modelo 3, considerado superior em análises anteriores.

Os valores do KS e da curva ROC foram, respectivamente, 50,8% e 0,809, considerados excelentes na prática do mercado, inclusive em se tratando de um modelo de *application scoring*. A tabela de classificação do modelo final encontra-se na Tabela 14, onde se pode evidenciar uma perda para prever corretamente os maus créditos na amostra de teste, apesar do resultado líquido ter aumentado a porcentagem de acertos total, inclusive na amostra de desenvolvimento. Se o modelo deve prever melhor o mau crédito ou bom crédito, passa por questões práticas, e deveriam-se ter informações do custo financeiro para cada grupo classificado incorretamente.

Tabela 12 – Fórmula de escoragem do modelo final

| Variáveis | B | S.E. | Wald | df | Sig. | Exp(B) | 95% C.I. EXP(B) | |
|--------------|--------|------|--------|----|------|--------|-----------------|----------|
| | | | | | | | Inferior | Superior |
| ESTCIVIL0_T | -1,090 | ,528 | 4,258 | 1 | ,039 | ,336 | ,119 | ,947 |
| NPESS | -,264 | ,116 | 5,145 | 1 | ,023 | ,768 | ,611 | ,965 |
| CONDRESID0_T | -1,027 | ,318 | 10,447 | 1 | ,001 | ,358 | ,192 | ,667 |
| ESCOLCONJ_2 | -1,018 | ,588 | 2,996 | 1 | ,083 | ,361 | ,114 | 1,144 |
| OCUPCONJ_4 | 1,555 | ,637 | 5,960 | 1 | ,015 | 4,735 | 1,359 | 16,499 |
| RENDACONJ_3 | -,893 | ,463 | 3,715 | 1 | ,054 | ,410 | ,165 | 1,015 |
| RENDACONJ_6 | -1,587 | ,800 | 3,936 | 1 | ,047 | ,205 | ,043 | ,981 |
| REDAFAM_3 | -,999 | ,422 | 5,612 | 1 | ,018 | ,368 | ,161 | ,842 |

| | | | | | | | | |
|-------------|--------|-------|--------|---|------|--------|-------|--------|
| CARTAO | ,380 | ,197 | 3,735 | 1 | ,053 | 1,462 | ,995 | 2,150 |
| EVENTO4 | -1,001 | ,440 | 5,181 | 1 | ,023 | ,367 | ,155 | ,870 |
| DESIG | ,094 | ,026 | 12,972 | 1 | ,000 | 1,098 | 1,044 | 1,156 |
| CONFLIT_T1 | -1,212 | ,509 | 5,666 | 1 | ,017 | ,298 | ,110 | ,807 |
| ALTRUIS | ,046 | ,027 | 2,949 | 1 | ,086 | 1,047 | ,993 | 1,104 |
| SOFRIM_T2 | 2,497 | ,805 | 9,618 | 1 | ,002 | 12,148 | 2,507 | 58,865 |
| ESDPOS_T | -1,501 | ,655 | 5,243 | 1 | ,022 | ,223 | ,062 | ,806 |
| ESDNEG_T1 | -2,128 | ,956 | 4,955 | 1 | ,026 | ,119 | ,018 | ,775 |
| ESDNEG_T2 | -1,638 | ,592 | 7,646 | 1 | ,006 | ,194 | ,061 | ,621 |
| ESDNEG_T3 | -1,765 | ,529 | 11,107 | 1 | ,001 | ,171 | ,061 | ,483 |
| AUTOEFIC_T1 | -1,890 | ,535 | 12,485 | 1 | ,000 | ,151 | ,053 | ,431 |
| AUTOEFIC_T2 | -1,001 | ,425 | 5,556 | 1 | ,018 | ,368 | ,160 | ,845 |
| AUTOEFIC_T3 | -1,340 | ,442 | 9,203 | 1 | ,002 | ,262 | ,110 | ,622 |
| AUTOEFIC_T4 | -2,237 | ,604 | 13,731 | 1 | ,000 | ,107 | ,033 | ,349 |
| CLASIFCB | -1,846 | ,457 | 16,329 | 1 | ,000 | ,158 | ,064 | ,387 |
| CC13 | -1,033 | ,408 | 6,404 | 1 | ,011 | ,356 | ,160 | ,792 |
| CC15 | -1,137 | ,381 | 8,890 | 1 | ,003 | ,321 | ,152 | ,677 |
| NECES | ,175 | ,063 | 7,734 | 1 | ,005 | 1,191 | 1,053 | 1,347 |
| ALCOOL | -1,889 | ,492 | 14,751 | 1 | ,000 | ,151 | ,058 | ,397 |
| Constante | -1,126 | 1,181 | ,909 | 1 | ,340 | ,324 | | |

Tabela 13 – Estatísticas de ajuste do modelo final

| Amostra de Desenvolvimento | | Amostra de Teste | | Bootstrap (n=1.000) | | | Amostra Total | |
|----------------------------|---------------------------|----------------------|----------------|--------------------------|---------------------------|----------------------|---------------|-------|
| Cox Snell R ² | Nagelkerke R ² | Count R ² | Taxa de Acerto | Cox Snell R ² | Nagelkerke R ² | Count R ² | KS | ROC |
| 0,320 | 0,459 | 0,814 | 0,763 | 0,252 | 0,365 | 0,793 | 0,508 | 0,809 |

Tabela 14 – Tabela de classificação do modelo final

| Observado | Previsão | | | | | | | |
|--------------|--------------------------|-------------|-----------|--------------------------|-------------|-----------|-----|------|
| | Amostra Desenvolvimento | | | Amostra Teste | | | | |
| | Classificação do Crédito | | | Classificação do Crédito | | | | |
| | Mau crédito | Bom crédito | % Correta | Mau crédito | Bom crédito | % Correta | | |
| Modelo Final | Classificação do Crédito | Mau crédito | 45 | 63 | 41,7 | 10 | 34 | 22,7 |
| | | Bom crédito | 8 | 266 | 97,7 | 7 | 122 | 94,6 |
| | % Total | | | | 81,4 | | | 76,3 |

ponto de corte = 0,34

5.4.5. Auditoria do modelo final

Segundo Sicsú (2010), ao se auditar um modelo ou sistema de decisão de crédito, entre outras atividades, deve-se verificar: a) se as especificações (definições operacionais) para as variáveis estão sendo respeitadas; b) os escores estão sendo calculados corretamente e os clientes classificados nas classes de risco correspondentes. No entanto, esse tipo de auditoria torna factível o momento da operação do modelo e, decorrido um tempo, de sua efetiva implantação. Como não se teve o privilégio de colocar o modelo final em operação, adotaram-se duas estratégias para fazer essa auditoria: 1) o que se denominou de auditoria interna, pela verificação das correlações entre as predições dos modelos e da definição de inadimplência adotada; e 2) o que se denominou de auditoria externa, pela comparação do modelo final com o modelo SCORE SPC.

5.4.5.1. Auditoria interna

Um primeiro passo foi verificar se os modelos estimados produziram escores semelhantes. Dessa forma, computaram-se os coeficientes de correlações de Spearman entre os scores dos modelos para avaliar se indicavam a mesma direção. O objetivo com essa estratégia é apresentar que não seria possível construir modelos de *application scoring* muito diferentes, em termos de eficiência, do que o modelo final a ser testado, com os dados disponíveis para a tese. Como podem ser evidenciadas na Tabela 15, as correlações entre os escores dos modelos são extremamente fortes, principalmente quando se compara os modelos 3, 4 e final (SCR_F).

Outra decisão interna, que pode resultar em modelos diferentes, reside na definição de inadimplência utilizada. A definição operacional do que seja mau crédito é provavelmente a mais complexa e controvertida para a construção de um modelo de *credit scoring*. Nesse sentido, buscou-se analisar se o modelo final consegue discriminar relativamente bem bons e maus créditos se a definição de inadimplência fosse outra.

Foram consideradas três definições alternativas de inadimplência, variando entre mais a menos restritiva:

- Caso o indivíduo apresentasse pelo menos uma restrição financeira (variável NRESTRIC) a variável CRED_1 torna-se 0, identificando o elemento como mau crédito;

- Caso o indivíduo apresentasse pelo menos três restrições financeiras, a variável CRED_2 torna-se 0, identificando o elemento como mau crédito;
- Cada cheque sem fundo registrado no CCF (Cadastro de Cheque sem Fundo) – variável NCHEQUE, independente da data de inclusão, vale 3 (três) pontos. Cada pendência financeira – variável NPENFIN, independente do seu valor e data de inclusão, vale 2 (dois) pontos. Se um indivíduo acumulou 6 (seis) ou mais pontos foi considerado como mau crédito (variável CRED_3 = 0). A prática empresarial brasileira, no que diz respeito à análise de crédito, mostra que cheques registrados no CCF são melhores previsores para identificar a probabilidade de inadimplência do que baixos valores de pendências financeiras.

Tabela 15 – Coeficiente de correlação de Spearman entre os escores dos modelos

| | | SCR_1 | SCR_2 | SCR_3 | SCR_4 | SCR_5 | SCR_F |
|--------------|---------------------------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|
| SCR_1 | Coeficiente de Correlação | 1,000 | ,796** | ,947** | ,913** | ,797** | ,897** |
| | P-valor | . | ,000 | ,000 | ,000 | ,000 | ,000 |
| | N | 555 | 555 | 555 | 555 | 555 | 555 |
| SCR_2 | Coeficiente de Correlação | ,796** | 1,000 | ,767** | ,748** | ,889** | ,756** |
| | P-valor | ,000 | . | ,000 | ,000 | ,000 | ,000 |
| | N | 555 | 555 | 555 | 555 | 555 | 555 |
| SCR_3 | Coeficiente de Correlação | ,947** | ,767** | 1,000 | ,945** | ,761** | ,939** |
| | P-valor | ,000 | ,000 | . | ,000 | ,000 | ,000 |
| | N | 555 | 555 | 555 | 555 | 555 | 555 |
| SCR_4 | Coeficiente de Correlação | ,913** | ,748** | ,945** | 1,000 | ,749** | ,990** |
| | P-valor | ,000 | ,000 | ,000 | . | ,000 | ,000 |
| | N | 555 | 555 | 555 | 555 | 555 | 555 |
| SCR_5 | Coeficiente de Correlação | ,797** | ,889** | ,761** | ,749** | 1,000 | ,749** |
| | P-valor | ,000 | ,000 | ,000 | ,000 | . | ,000 |
| | N | 555 | 555 | 555 | 555 | 555 | 555 |
| SCR_F | Coeficiente de Correlação | ,897** | ,756** | ,939** | ,990** | ,749** | 1,000 |
| | P-valor | ,000 | ,000 | ,000 | ,000 | ,000 | . |
| | N | 555 | 555 | 555 | 555 | 555 | 555 |

** . Correlação significativa ao nível de 1%.

A frequência dessas variáveis alternativas de inadimplência encontra-se na Tabela 16. Nota-se que quando menos conservadora é a definição de inadimplência, menor é a frequência de indivíduos classificados como mau crédito, e que a definição utilizada para construção do modelo a ser testado, classifica-se de forma intermediária.

Tabela 16 – Frequencia das definições alternativas de inadimplência

| Definição | Frequencia | % |
|---------------------------|-------------------|----------|
| CRED Mau crédito | 156 | 27,9 |
| CRED Bom crédito | 403 | 72,1 |
| CRED Total | 559 | 100,0 |
| CRED_1 Mau crédito | 211 | 37,7 |
| CRED_1 Bom crédito | 348 | 62,3 |
| CRED_1 Total | 559 | 100,0 |
| CRED_2 Mau crédito | 115 | 20,6 |
| CRED_2 Bom crédito | 444 | 79,4 |
| CRED_2 Total | 559 | 100,0 |
| CRED_3 Mau crédito | 94 | 16,8 |
| CRED_3 Bom crédito | 465 | 83,2 |
| CRED_3 Total | 559 | 100,0 |

Nesse sentido, foi obtida a maior distância entre as funções de distribuição acumulada dos escores dos bons e a dos maus créditos do modelo final a partir da estatística KS e entre as classificações de inadimplências alternativas. Ao proceder dessa forma objetiva-se analisar se o modelo final apresenta robustez em discriminar bons e maus créditos, caso a definição do que seja bom ou mau tenha alguma alteração. Esse mesmo raciocínio vale ao se computar a curva ROC dos escores do modelo final em relação ao grupo de bons e maus definidos de forma alternativa, conforme variáveis CRED_1, CRED_2 e CRED_3. Essas duas estatísticas encontram-se na Tabela 17.

Tabela 17 – Estatísticas KS e ROC no caso de definições de inadimplência alternativas

| Definição de inadimplência | SCR_F | |
|-----------------------------------|--------------|------------|
| | KS | ROC |
| CRED_1 | 38,4% | 0,739 |
| CRED_2 | 47,3% | 0,767 |
| CRED_3 | 45,3% | 0,757 |

Caso a definição de inadimplência mude para pelos menos uma restrição, o modelo final prediz satisfatoriamente o bom e mau crédito (KS = 38,4%). Caso considere-se mau crédito, o indivíduo com pelos menos três restrições (CRED_2) ou dado pela definição da variável CRED_3, o modelo final prediz de forma próxima ao excelente o bom e mau crédito (KS de 47,3% e 45,3%, respectivamente). Os resultados da curva ROC corroboram os da estatística KS.

Outra análise interessante apresenta-se na Tabela 18. Essa tabela cruza os valores dos grupos de bons e maus créditos, dados pelas definições de inadimplência alternativas, em relação ao

grupo de bom e mau crédito previsto pelo modelo final. Na verdade, a Tabela 18 é uma tabela de classificação, nos moldes das anteriores, no entanto, em vez de utilizar a própria definição de inadimplência para construir o modelo final, fez-se uso das três definições alternativas discutidas acima. Como se pode notar, o modelo final apresenta ótimas taxas de acerto, chegando a 83,1%, caso as definições de inadimplência sejam as dadas pelas variáveis CRED_1, CRED_2 e CRED_3. O modelo melhora seu poder de previsão caso a definição de inadimplência seja menos restritiva.

Tabela 18 – Tabela de classificação no caso de definições de inadimplência alternativas

| | Observado | Definição de inadimplência alternativa | Previsão CRED pelo modelo final | | |
|---------------|--------------------------|--|---------------------------------|-------------|-----------|
| | | | Classificação do Crédito | | % Correta |
| | | | Mau crédito | Bom crédito | |
| CRED_1 | Classificação do Crédito | Mau crédito | 56 | 151 | 27,1 |
| | | Bom crédito | 14 | 334 | 96,0 |
| | % Total | | | | 70,3 |
| CRED_2 | Classificação do Crédito | Mau crédito | 38 | 73 | 34,2 |
| | | Bom crédito | 32 | 412 | 92,8 |
| | % Total | | | | 81,1 |
| CRED_3 | Classificação do Crédito | Mau crédito | 33 | 57 | 36,7 |
| | | Bom crédito | 37 | 428 | 92,0 |
| | % Total | | | | 83,1 |

5.4.5.2. Auditora externa

O SPC SCORE é um produto baseado na metodologia de *credit scoring* da SPC Brasil que apura a chance do consumidor consultado ficar inadimplente (SPC, Cheque logista e/ou CCF) nos próximos 3 ou 12 meses. O consumidor é classificado em notas, que variam de 0 (zero) a 100 (cem) pontos, que refletem a probabilidade (%) de inadimplência. Esse modelo de *application scoring* genérico da SPC Brasil foi computado tendo por base 6,8 milhões de transações/clientes, 120 variáveis, mais de 250 combinações de variáveis e produziu um KS de 46%. Sua classificação de risco apresenta-se na Tabela 19.

Para cada indivíduo da amostra, na mesma data em que foram obtidas as informações de crédito nas agências SPC e SERASA/EXPERIAN, para construção das variáveis de

inadimplência, também foram colhidos os escores do modelo SPC SCORE de 12 meses¹¹. A frequência da classificação de risco do SPC SCORE na amostra da pesquisa encontra-se na Tabela 20.

Tabela 19 – Classificação de risco do SPC SCORE

| <i>Risco</i> | <i>Classe Risco</i> | <i>Faixa Escore</i> | <i>Probabilidade Inadimplência</i> | | |
|--------------|---------------------|-----------------------|------------------------------------|--------------|---------------|
| | | | <i>Mínima</i> | <i>Média</i> | <i>Máxima</i> |
| Baixo | A | 89 a 100 (muito alto) | 0,1% | 1,8% | 4,0% |
| | B | 75 a 89 (alto) | >4,0% | 7,0% | 10,3% |
| Médio | C | 57 a 75 (média) | >10,3% | 15,1% | 20,7% |
| Alto | D | 39 a 57 (baixo) | >20,7% | 27,7% | 35,4% |
| | E | 24 a 39 (muito baixo) | >35,4% | 43,0% | 52,3% |
| | F | 0 a 24 (crítico) | >52,3% | 63,5% | 98,8% |

Fonte: CDL Uberlândia (2010)

Tabela 20 – Frequência da classificação de risco SPS SCORE na amostra

| <i>Risco</i> | <i>Classe Risco</i> | <i>Frequência</i> | <i>%</i> |
|--------------|---------------------|-------------------|----------|
| Baixo | A | 30 | 5,4% |
| | B | 103 | 18,4% |
| Médio | C | 145 | 25,9% |
| | D | 114 | 20,4% |
| Alto | E | 49 | 8,8% |
| | F | 118 | 21,1% |

Se um critério de decisão de crédito prevê não conceder empréstimos para clientes com risco crítico (F) e muito alto (E) na classificação SPC SCORE, aproximadamente 29,9% dos clientes serão rejeitados, ou seja, serão previstos como potenciais inadimplentes (probabilidade situada entre 35,4% e 52,3%). Essa proporção é muito próxima da proporção do grupo de mau crédito na amostra da pesquisa, que pela definição de inadimplência adotada situa-se em 27,9% (Tabela 1).

A comparação dessas duas proporções justifica o motivo de não ter corrigido o valor da constante da fórmula de escoragem ou ponderadas as observações para o caso de amostragem estratificada nos cálculos das probabilidades finais, conforme recomenda Sicsú (2010). Quando se trabalha com amostras de bons e maus créditos selecionadas separadamente, os tamanhos dessas duas amostras geralmente não são proporcionais às porcentagens de bons e maus na população. No entanto, na presente situação parece que as proporções de bons e

¹¹ Agradecemos ao CDL Uberlândia por essa informação.

maus resultantes da definição de inadimplência assemelham-se às proporções de bons e maus na população, acredita-se na eficiência do modelo SPC SCORE.

Quando se calcula a maior distância entre as funções de distribuição acumulada dos escores do modelo SPC SCORE (variável SCR_SPC), em relação à definição de bons e maus créditos adotada na pesquisa (variável CRED), obtém-se estatística KS de 63,7%. Seguindo essa mesma lógica, encontra-se uma área sob a curva ROC de 0,863. Esses resultados corroboram, mais uma vez, a estabilidade da definição de inadimplência adotada, pois os escores do modelo SPC SCORE conseguem discriminar, de forma excelente, os maus e bons créditos da amostra.

Outra análise procedida com fins de auditar a eficácia do modelo final reside na comparação entre os escores do modelo SPC SCORE (SCR_SPC) com os escores do modelo final (SCR_F). Ao computar o coeficiente de correlação de Spearman encontra-se um valor de 0,281 – altamente significativo ao nível de 1%. Outro procedimento interessante reside em testar se os escores produzem previsões/classificações semelhantes entre os indivíduos. Dessa forma, tomou-se o valor padronizado dos escores SPC SCORE e do modelo final¹² e aplicou-se o teste de Wilcoxon para amostras relacionadas. O mesmo apresentou $z = -0,39$ com $p\text{-valor} = 0,697$, de forma a aceitar a hipótese que os dois escores produzem classificações semelhantes.

5.5. Teste da hipótese de pesquisa

A fórmula de escoragem do modelo final, que se mostrou robusto nas análises e validações anteriores, pode ser expressa como na equação 8:

¹² O procedimento de padronização consiste em retirar o valor da média da variável de cada observação e dividi-la pelo seu desvio-padrão. No caso em questão, esse procedimento tornou-se primordial, pois consumidores que apresentam registro de inadimplência, ou não possuem informações suficientes para cálculo do escore, terão escore igual a zero no modelo SPC SCORE. Dessa forma, os valores das variáveis SCR_SPC e SCR_F não são diretamente comparáveis, pois a primeira possui média subestimada e desvio-padrão superestimado. O cálculo do coeficiente de correlação de Spearman não sofre alteração com a padronização.

$$\begin{aligned}
\text{CRED} = & - 1,126 - 1,09*\text{ESTCIVIL0_T} - 0,264*\text{NPRESS} - 1,027*\text{CONDRESID0_T} - \\
& 1,018*\text{ESCOLCONJ_2} + 1,555*\text{OCUPCONJ_4} - 0,893*\text{RENDACONJ_3} - \\
& 0,999*\text{RENDACONJ_6} - 0,999*\text{RENDAFAM_3} + 0,38*\text{CARTAO} - 1,001*\text{EVENTO4} + \\
& 0,094*\text{DESIG} - 1,212*\text{CONFLIT_T1} + 0,046*\text{ALTRUIS} + 2,497*\text{SOFRIM_T2} - \\
& 1,501*\text{ESDPOS_T} - 2,128*\text{ESDNEG_T1} - 1,638*\text{ESDNEG_T2} - 1,765*\text{ESDNEG_T3} - \\
& 1,89*\text{AUTOEFIC_T1} - 1,001*\text{AUTOEFIC_T2} - 1,34*\text{AUTOEFIC_T3} - \\
& 2,237*\text{AUTOEFIC_T4} - 1,846*\text{CLASIFCB} - 1,033*\text{CC13} - 1,137*\text{CC15} + 0,175*\text{NECES} - \\
& 1,889*\text{ALCOOL} \quad [8]
\end{aligned}$$

A equação 8 é altamente significativa, com LR $\chi^2(27) = 147,22$ (p-valor = 0,000), de forma que se aceita que os coeficientes do modelo, no seu conjunto, sejam estatisticamente diferentes de zero. A verificação da hipótese central da tese reside em testar se os coeficientes das variáveis: DESIG, CONFLIT_T1, ALTRUIS, SOFRIM_T2, ESDPOS_T, ESDNEG_T1, ESDNEG_T2, ESDNEG_T3, AUTOEFIC_T1, AUTOEFIC_T2, AUTOEFIC_T3, AUTOEFIC_T4, CLASIFCB, CC13, CC15, NECES e ALCOOL; na equação 8, são diferentes de zero. Ou de outra forma, comparar o modelo expandido da equação 8, com o modelo da equação 9:

$$\begin{aligned}
\text{CRED} = & - 1,126 - 1,09*\text{ESTCIVIL0_T} - 0,264*\text{NPRESS} - 1,027*\text{CONDRESID0_T} - \\
& 1,018*\text{ESCOLCONJ_2} + 1,555*\text{OCUPCONJ_4} - 0,893*\text{RENDACONJ_3} - \\
& 0,999*\text{RENDACONJ_6} - 0,999*\text{RENDAFAM_3} + 0,38*\text{CARTAO} - 1,001*\text{EVENTO4} \quad [9]
\end{aligned}$$

A equação 9 é altamente significativa, com LR $\chi^2(10) = 42,045$ (p-valor = 0,000), de forma que se aceita que os coeficientes do modelo, no seu conjunto, sejam estatisticamente diferentes de zero. O teste de mudança no *log* da razão de verossimilhança (Teste LR) produz LR $\chi^2(17) = 105,175$ com p-valor (0,000) altamente significativo, ao se confrontar o modelo da equação 9 com o modelo final (equação 8). Dessa forma, aceita-se a hipótese central da presente tese, ou seja, controladas por características sociodemográficas e situacionais, algumas variáveis de comportamento e escalas psicológicas contribuem para predizer o risco de crédito das pessoas físicas.

5.5.1. Modelos com famílias específicas de variáveis

Uma questão natural que surgiu a partir da comprovação da hipótese de pesquisa foi a possibilidade de se contruir um modelo satisfatório de *application scoring* apenas com variáveis de cunho psicológico. Nesse sentido, com intuito de reforçar os resultados que se corroboraram a partir do modelo final testado, buscaram-se comparar outros dois modelos: 1) um somente com variáveis sociodemográficas e situacionais; e 2) outro apenas com escalas psicológicas e variáveis de comportamento.

Para construção dos modelos, utilizou-se o método *backward elimination* para selecionar apenas as variáveis das famílias específicas, considerando a exclusão dos quatro casos mencionados acima. O modelo, selecionado a partir das variáveis dos dois primeiros blocos do Quadro 7, denominou-se de Modelo TRAD, por contemplar variáveis tradicionalmente usadas em modelos de *application scoring*. O modelo desenvolvido a partir dos dois últimos blocos de variáveis do Quadro 7 denominou-se Modelo PSICO, por considerar apenas as escalas psicológicas e variáveis de comportamento.

As fórmulas de escoragem do Modelo PSICO e TRAD encontram-se nas Tabelas 21 e 22, respectivamente. Para construção do Modelo PSICO, bastaria ter informações da escala de significado do dinheiro (60 itens), da escala de autoeficácia (10 itens), da escala de comprador compulsivo (7 itens) e cinco outras perguntas (CC13, CC15, CC16, ALCOOL e CIGARRO_T). As estatísticas de ajustes do Modelo PSICO, como apresentado na Tabela 23, mostraram-se satisfatórias, e no caso da estatística KS (40,4%), próxima do excelente para modelos de *application scoring*.

Ao analisar o Modelo TRAD, cuja equação final consta de 10 variáveis, nota-se que não apresentou bom ajuste na amostra de desenvolvimento, ficando aquém do Modelo PSICO. Suas medidas KS e ROC mostraram-se apenas satisfatórias (31,9% e 0,716, respectivamente), e os *pseudos R*² consideravelmente inferiores ao do modelo PSICO. No entanto, cabe ressaltar que o Modelo TRAD mostrou um desempenho levemente melhor quando aplicado na amostra de teste, resultado esse que é muito sensível ao ponto de corte dos modelos. Esses achados se explicam, de certa forma, por se considerar mais variáveis no modelo PSICO do que no Modelo TRAD, no entanto, não desabona a importância das variáveis de cunho psicológico em explicar a definição de bom e mau crédito considerada na pesquisa.

Tabela 21 – Modelo PSICO

| Variável | B | S.E. | Wald | df | Sig. | Exp(B) | 95% C.I. EXP(B) | |
|-------------|--------|-------|--------|----|------|--------|-----------------|----------|
| | | | | | | | Inferior | Superior |
| DESIG | ,083 | ,024 | 12,316 | 1 | ,000 | 1,086 | 1,037 | 1,138 |
| CONFLIT_T1 | -1,336 | ,442 | 9,131 | 1 | ,003 | ,263 | ,111 | ,625 |
| ALTRUIS | ,044 | ,025 | 3,145 | 1 | ,076 | 1,045 | ,995 | 1,097 |
| SOFRIM_T2 | 2,617 | ,718 | 13,289 | 1 | ,000 | 13,695 | 3,353 | 55,931 |
| ESDNEG_T1 | -3,081 | ,835 | 13,628 | 1 | ,000 | ,046 | ,009 | ,236 |
| ESDNEG_T2 | -1,678 | ,539 | 9,709 | 1 | ,002 | ,187 | ,065 | ,537 |
| ESDNEG_T3 | -1,695 | ,479 | 12,503 | 1 | ,000 | ,184 | ,072 | ,470 |
| AUTOEFIC_T1 | -1,373 | ,476 | 8,320 | 1 | ,004 | ,253 | ,100 | ,644 |
| AUTOEFIC_T2 | -,819 | ,380 | 4,635 | 1 | ,031 | ,441 | ,209 | ,929 |
| AUTOEFIC_T3 | -1,116 | ,407 | 7,532 | 1 | ,006 | ,328 | ,148 | ,727 |
| AUTOEFIC_T4 | -2,150 | ,546 | 15,489 | 1 | ,000 | ,117 | ,040 | ,340 |
| CLASIFCB | -1,275 | ,400 | 10,134 | 1 | ,001 | ,280 | ,128 | ,613 |
| CC13 | -,691 | ,343 | 4,058 | 1 | ,044 | ,501 | ,256 | ,981 |
| CC15 | -,718 | ,343 | 4,388 | 1 | ,036 | ,488 | ,249 | ,955 |
| CC16 | ,583 | ,326 | 3,193 | 1 | ,074 | 1,791 | ,945 | 3,395 |
| ALCOOL | -1,483 | ,436 | 11,548 | 1 | ,001 | ,227 | ,097 | ,534 |
| CIGARRO_T | -,681 | ,336 | 4,105 | 1 | ,043 | ,506 | ,262 | ,978 |
| Constante | -1,133 | 1,028 | 1,214 | 1 | ,271 | ,322 | | |

Tabela 22 – Modelo TRAD

| Variável | B | S.E. | Wald | df | Sig. | Exp(B) | 95% C.I. EXP(B) | |
|-----------------|--------|-------|--------|----|------|--------|-----------------|----------|
| | | | | | | | Inferior | Superior |
| CARTAO | ,402 | ,159 | 6,415 | 1 | ,011 | 1,495 | 1,095 | 2,040 |
| EVENTO4 | -,793 | ,374 | 4,503 | 1 | ,034 | ,453 | ,218 | ,941 |
| EVENTO5 | 2,864 | 1,199 | 5,702 | 1 | ,017 | 17,533 | 1,671 | 184,004 |
| ESCOLARIDADE0_T | 1,054 | ,346 | 9,271 | 1 | ,002 | 2,868 | 1,456 | 5,651 |
| CONDRESID0_T | -1,017 | ,259 | 15,384 | 1 | ,000 | ,362 | ,218 | ,601 |
| ESCOLCONJ_2 | -,898 | ,516 | 3,029 | 1 | ,082 | ,407 | ,148 | 1,120 |
| OCUPCONJ_8 | -2,004 | ,947 | 4,476 | 1 | ,034 | ,135 | ,021 | ,863 |
| RENDA0_T2 | -,550 | ,260 | 4,463 | 1 | ,035 | ,577 | ,346 | ,961 |
| RENDACONJ_6 | -1,768 | ,715 | 6,107 | 1 | ,013 | ,171 | ,042 | ,694 |
| RENDAFAM_2 | 1,411 | ,537 | 6,896 | 1 | ,009 | 4,098 | 1,430 | 11,744 |
| Constante | 1,138 | ,236 | 23,209 | 1 | ,000 | 3,120 | | |

Tabela 23 - Estatísticas de ajuste do Modelo PSICO e TRAD

| Modelo | Amostra de Desenvolvimento | | | Amostra de Teste | Amostra Total | |
|--------|----------------------------|---------------------------|----------------------|------------------|---------------|-------|
| | Cox Snell R ² | Nagelkerke R ² | Count R ² | Taxa de Acerto | KS | ROC |
| PSICO | 0,230 | 0,330 | 0,798 | 74,6 | 40,4% | 0,759 |
| TRAD | 0,146 | 0,209 | 0,751 | 76,9 | 31,9% | 0,716 |

Tabela 24 – Tabela de classificação do Modelo PSICO e TRAD

| Observado | Previsão | | | | | | | |
|---------------|--------------------------|-------------|-----------|--------------------------|-------------|-----------|-----|------|
| | Amostra Desenvolvimento | | | Amostra Teste | | | | |
| | Classificação do Crédito | | | Classificação do Crédito | | | | |
| | Mau crédito | Bom crédito | % Correta | Mau crédito | Bom crédito | % Correta | | |
| Modelo PSICO* | Classificação do Crédito | Mau crédito | 48 | 60 | 44,4 | 12 | 32 | 27,3 |
| | | Bom crédito | 17 | 257 | 93,8 | 12 | 117 | 90,7 |
| | % Total | | | | 79,8 | | | 74,6 |
| Modelo TRAD** | Classificação do Crédito | Mau crédito | 23 | 85 | 21,3 | 12 | 32 | 27,3 |
| | | Bom crédito | 10 | 264 | 96,4 | 8 | 121 | 93,8 |
| | % Total | | | | 75,1 | | | 76,9 |

*ponto de corte = 0,5; **ponto de corte = 0,46

5.6. Discussão dos resultados

Thomas *et al* (2002) ressaltam que a filosofia subjacente aos modelos de *credit scoring* é pragmática e empírica, e o principal objetivo desses modelos é prever o risco de crédito e não explicá-lo. Segundo essa filosofia, não há necessidade de justificar a inclusão de qualquer variável: se ajudar a prever o risco de crédito, a variável deverá ser utilizada. Isso posto, a discussão dos resultados do modelo final deveria se resumir à apresentação de seu ajuste aos dados, e assim, estaria finalizada. No entanto, somos de uma linha teórica que os coeficientes não devem ser contrários à lógica ou intuição, tanto que se buscou embasamento teórico na Psicologia Econômica para justificar as variáveis psicológicas a serem incluídas nos modelos de *application scoring* para pessoas físicas.

Dentre todas as variáveis elencadas para testar o modelo final, nove variáveis/constructos foram consistentemente significativas em todos os modelos potenciais: ALCOOL, AUTOEFIC, CARTAO, CC15, CLASIFCB, CONDRESID, CONFLIT, EVENTO4 e

SOFRIM. Dentre todas as variáveis elencadas, 21 variáveis/constructos foram significativas nos modelos 3, 4 e final: ALCOOL, ALTRUIS, AUTOEFIC, CARTAO, CC13, CC15, CLASIFCB, CONDRESID, CONFLIT, DESIG, ESTCIVIL, ESCOLCONJ, ESDNEG, ESDPOS, EVENTO4, NECES, NPRESS, OCUPCONJ, RENDACONJ, RENDAFAM e SOFRIM.

Em relação às variáveis sociodemográficas e situacionais CARTAO, CONDRESID, NPRESS e EVENTO4, os coeficientes mostraram-se sinais a favor da lógica, e condizentes com a condição econômica do indivíduo. O fato de a pessoa residir em casa alugada aumenta a probabilidade de ela ser um mau crédito, em função de o aluguel ser mais uma despesa fixa que contribui para reduzir a renda líquida da família, ou até mesmo o nome da pessoa sofrer restrições financeiras por não pagamentos de aluguéis.

O coeficiente da variável CARTAO evidencia que mais cartões contribuem para a chance de o indivíduo estar no grupo do bom crédito, contrário à Veludo-de-Oliveira *et al* (2004) que encontraram evidências de consumidores compulsivos endividados com mais cartões que os compradores normais. No entanto, parece que essa variável está sendo uma *proxy* da renda, pois quanto maior a renda, mais acesso a cartões, e devido à maior renda, maior a chance de o indivíduo estar no grupo de bom crédito. Esses resultados são coadunados por Webley e Nyhus (2001) e pelas análises das estatísticas das variáveis de renda em relação a variável CARTAO.

O coeficiente da variável NPRESS evidencia que mais pessoas na residência contribuem para a chance de o indivíduo estar no grupo de mau crédito, o que parece ser intuitivo, já que um número maior de pessoas reduz a renda disponível. A interpretação do coeficiente da variável EVENTO4 é direta: indivíduos que afirmaram passar por situação inesperada que causou sérias dificuldades financeiras possuem maior chance de ser um mau crédito. Mais uma vez cabe indagar a praticidade desse tipo de pergunta em modelos de *credit scoring*: será que em uma situação real de tomada de crédito o indivíduo responderia com sinceridade esse questionamento?

Sobre as variáveis sociodemográficas ordinais RENDACONJ¹³ e RENDAFAM, as estatísticas descritivas seguiram a intuição econômica, de forma a corroborar para o fato de que que maior renda aumenta a probabilidade de o indivíduo se encontrar no grupo do bom crédito. Na variável ordinal ESCOLCONJ não foi possível notar diferença entre as escolaridades dos cônjuges dos bons créditos e maus créditos.

Nesse caso, no contexto do modelo, os coeficientes negativos das variáveis RENDACONJ_3, RENDACONJ_6, RENDAFAM_3 e ESCOLCONJ_2 não possuem explicação intuitiva, pois suas análises deveriam se dar pela comparação com o estrato populacional dos indivíduos. Os resultados dos modelos permitem concluir, sem uma extrapolação/explicação, que indivíduos cuja renda do cônjuge reside entre R\$ 600,00 e R\$ 1.000,00 ou entre R\$ 2.000,00 e R\$ 3.000,00, ou ainda, o cônjuge possui ensino médio incompleto ou a variável renda familiar reside entre R\$ 1.000,00 e R\$ 1.200,00, são mais propensos a se enquadrarem no grupo do mau crédito.

Essa mesma linha de raciocínio pode ser seguida para as outras variáveis sociodemográficas nominais ESTCONJ0_T e OCUPCONJ_4, ou seja, a justificativa da direção do sinal dos coeficientes dessas variáveis deveria passar pela análise do estrato populacional dos bons e maus créditos. A partir dos dados amostrais e no contexto do modelo, apenas pode-se concluir que indivíduos classificados com união consensual, ou cujo cônjuge é autônomo, são mais propensos a estarem no grupo de mau crédito. Ademais, foi notado que a explicação da direção do impacto dessas variáveis pode passar pela condição econômica dos indivíduos. Os dados amostrais provaram que indivíduos com união consensual e com cônjuge autônomo possuem menor renda pessoal e familiar.

Em relação às escalas psicológicas e variáveis de comportamento, cabe discutir os resultados oriundos da Escala do Significado do Dinheiro (ESD), da escala de autoeficácia, da classificação de comprador compulsivo pela escala de Faber e O'Guinn (1992) e das variáveis ALCOOL, CC13 e CC15.

As variáveis oriundas da ESD mostraram-se fortes candidatas em todos os modelos. Apesar de qualquer conclusão ser especulativa e exploratória, pelo uso pioneiro da ESD para o

¹³ Para essa análise, desconsideraram-se os casos N/A (não se aplica) nas variáveis relacionadas ao cônjuge.

presente fim, a leitura de Tokunaga (1993), Hayhoe *et al* (1999), Roberts e Jones (2001), Norvilitis *et al* (2003) e Stone e Maury (2006) permitiu esperar que as dimensões negativas relacionadas com o dinheiro (CONFLIT, SOFRIM, DESIG e ESDNEG) estariam mais associadas a indivíduos com problemas com dívidas. As estatísticas descritivas, resumidas na Tabela 25, e os coeficientes do modelo final, de certa forma, ajudaram a corroborar essa expectativa.

No entanto, os coeficientes das variáveis ESDPOS_T e DESIG mostraram-se contrário ao que se esperava. Apesar de essas variáveis serem cogitadas a sair do modelo final, optou-se pelas suas permanências, pois menores escores na dimensão positiva do dinheiro (ESDPOS) no grupo bom crédito é um fato da amostra (Tabela 25). Além do mais, como a variável DESIG é muito correlacionada com as outras da ESD, poder-se estar incorrendo em multicolinearidade ou interação, o que não é de todo ruim caso o objetivo seja previsão e não explicação. Como a exclusão da variável DESIG seria uma especulação, pelo caráter exploratório da ESD em explicar a condição de inadimplente dos indivíduos, optou-se por melhorar a previsão com sua permanência.

Como colocam Stone e Maury (2006), apenas um conjunto de características isoladas (socioeconômica, institucional e situacional e psicológica) não é suficiente para discriminar os indivíduos, pois a condição de endividado depende de um conjunto multifacetado de fatores, tais como: atitudes, hábitos, administração do dinheiro, habilidade de predizer rendas futuras, obsessão, inadequação e retenção em relação ao dinheiro.

Contreras *et al* (2006) colocam que o mau uso do crédito e maus hábitos de endividamento podem estar sendo afetados pelo baixo sentimento de autoeficácia. Sob essa perspectiva, esperar-se-ia que os escores da variável AUTOEFIC nos bons créditos fossem maiores do que os dos maus créditos, e os coeficientes das variáveis AUTOEFIC_TX fossem positivos. As *dummies* da variável AUTOEFIC foram todas negativas e a média dos escores dos bons créditos foi menor do que do grupo de mau crédito.

Entretanto, torna-se importante salientar que a autoeficácia é definida como a crença que o indivíduo tem sobre sua capacidade de organizar e executar ações exigidas para manejar uma ampla gama de situações desafiadoras, inclusive aquelas prospectivas, de maneira eficaz, ou seja, conseguindo alcançar os objetivos específicos propostos. De maneira mais simples seria a

avaliação que o indivíduo faz de sua habilidade de realizar uma tarefa dentro de certo domínio, ou o julgamento das suas próprias competências ou capacidades de ações exigidas para realizar os desempenhos planejados. A autoeficácia está fortemente relacionada a outros constructos, inclusive autoestima, locus de controle, excesso de confiança e otimismo (BANDEIRA *et al*, 2002). Os coeficientes de correlação de Spearman entre as escalas desses construtos, a partir dos dados disponíveis, mostraram-se altamente significativos e com a direção esperada.

Especificamente, cabe julgar a relação existente entre a escala de autoeficácia e otimismo. Tornou-se comprovada uma relação positiva (coeficiente de Spearman igual a 0,287 com p-valor altamente significativo a 1%) entre as variáveis AUTOEFIC e OTIMISMO, o que se justifica, pois o otimismo é um julgamento que leva pessoas a acreditarem que seus futuros serão melhores e mais brilhantes do que os de outras pessoas, talvez, justamente, por possuírem maior autoeficácia.

No entanto, no que diz respeito ao crédito, o otimismo pode levar a expectativas confortáveis de renda futura e encorajar indivíduos a consumir no presente e a se endividar para justificar suas aquisições. A tendência em superestimar a renda futura está positivamente relacionada aos níveis atuais de dívida de um indivíduo (BODDINGTON; KEMP, 1999; SEAWARD; KEMP, 2000; YANG *et al*, 2007). Posto dessa forma, esperar-se-ia um coeficiente negativo da variável OTIMISMO e, no que parece, a variável AUTOEFIC está captando essa informação no modelo final.

Nos dados da pesquisa, notou-se uma estreita relação das compras compulsivas com a condição de crédito dos indivíduos, o que foi comprovado pela forte relação entre classificação de comprador compulsivo, dada pela escala de Faber e O'Guinn (1992), e a variável CRED. Ademais, a variável CLASIFCB colocada em conjunto com as outras variáveis nos modelos, mostrou-se altamente significativa e de acordo com o esperado. O fato de um indivíduo ser classificado como comprador compulsivo reduz a probabilidade de tornar-se um bom crédito em 37,94% (Tabela 26).

Em relação às variáveis CC13 e CC15, os resultados do modelo final coadunam com Lea *et al* (1995). Indivíduos que consideram presentear crianças e amigos em datas comemorativas como uma necessidade, mesmo que muitas pessoas as considerem luxo, possuem maior

chance de encontrar-se no grupo do mau crédito. No que parece, o inapropriado comportamento de consumo pode ajudar a prever a condição de inadimplência do indivíduo.

No entanto, ao analisar o coeficiente da variável NECES, que denota a quantidade de itens (entre os 16 elencados nas variáveis CC1 , ..., CC16) classificada como necessidade pelo indivíduo, encontra-se uma relação positiva com o bom crédito. Esse achado não se contrapõem ao de Lea *et al* (1995) e Livingstone e Lunt (1992), pois a variável NECES pode estar relacionada com informações de condição econômica, o que, por sinal, foi comprovado pela correlação positiva e significativa entre as variáveis NECES e RENDAFAM.

Quanto maior a renda familiar do respondente, mais internalizados estão os itens de consumo (automóvel, DVD, internet, celular, etc.) no seu estilo de vida, e tendem a considerá-los uma necessidade. Nesse caso, suspeita-se que a classificação enquanto necessidade ou luxo relaciona-se com a posse do item, de forma que itens considerados como necessidades são geralmente possuídos pelo indivíduo, e itens considerados como luxo, geralmente são itens que o indivíduo não possui. Dessa forma, suspeita-se que a variável NECES esteja fazendo papel parecido com o da ABEP, cujo objetivo é discriminar grandes grupos de acordo com sua capacidade de consumo de produtos e serviços acessíveis a uma parte significativa da população.

Problemas de autocontrole, identificados pela variável ALCOOL em todos os modelos e a variável CIGARRO_T nos modelos 2, 5 e PSICO, mostraram-se importantes para identificar indivíduos com tendências de ter maiores problemas com dívida. Os sinais dos coeficientes foram conforme o esperado e relataram que pessoas com baixo autocontrole: bebem em média mais de quatro copos de bebida alcoólica ou são fumantes; têm maior probabilidade de serem classificados como mau crédito. Nesse sentido, os resultados coadunam-se com os de Webley e Nyhus (2001) e Vio (2008).

De uma forma geral, os sinais dos coeficientes não foram contrários à lógica, intuição ou teoria, e quando não foi possível evidenciar suas justificativas de forma direta e clara, as relações das variáveis em questão com outras consideradas na pesquisa ajudaram. A Tabela 25 permite ao leitor tirar suas próprias conclusões, se compará-la com as fórmulas de escoragem dos modelos estimados. Outra conclusão interessante que emana da Tabela 25

reside na evidência de que o bom crédito é mais homogêneo enquanto grupo do que o mau crédito, visto os valores dos desvios-padrão desse último ser consistentemente maior.

Tabela 25 – Média, frequência e desvio-padrão das variáveis significativa nos modelos e algumas variáveis que lhe deram origem

| | CRED | | | |
|-------------------|----------------------------|---------------|----------------------------|---------------|
| | Mau crédito | | Bom crédito | |
| | Média ou Frequência (%) | Desvio-padrão | Média ou Frequência (%) | Desvio-padrão |
| ESTCIVIL0_T | 13% | 34% | 6% | 24% |
| NECES | 9.72 | 3.47 | 9.72 | 3.22 |
| CONDRESID0_T | 47% | 50% | 28% | 45% |
| ESCOLCONJ_2 | 6% | 25% | 5% | 21% |
| OCUPCONJ_4 | 8% | 27% | 7% | 25% |
| RENDACONJ_3 | 15% | 36% | 10% | 30% |
| RENDACONJ_6 | 4% | 19% | 3% | 16% |
| RENDAFAM_3 | 17% | 38% | 12% | 32% |
| RENDAFAM (escore) | 5.57 | 2.21 | 6.13 | 2.49 |
| CARTAO | .65 | .82 | .89 | .90 |
| EVENTO4 | 19% | 40% | 8% | 28% |
| DESIG | 48.10 | 10.88 | 47.44 | 9.79 |
| CONFLIT_T1 | 19% | 39% | 6% | 25% |
| CONFLIT | 43.43 | 9.07 | 41.31 | 7.81 |
| ALTRUIS | 28.38 | 5.90 | 27.86 | 5.80 |
| SOFRIM_T2 | 6% | 23% | 13% | 34% |
| SOFRIM | 15.49 | 5.59 | 14.86 | 4.69 |
| ESDPOS_T | 16% | 37% | 8% | 27% |
| ESDPOS | 108.55 | 16.86 | 106.61 | 15.81 |
| ESDNEG_T1 | 17% | 38% | 8% | 27% |
| ESDNEG_T2 | 35% | 48% | 42% | 49% |
| ESDNEG_T3 | 24% | 43% | 17% | 38% |
| ESDNEG | 107.01 | 20.67 | 103.61 | 17.48 |
| AUTOEFIC_T1 | 15% | 36% | 10% | 30% |
| AUTOEFIC_T2 | 28% | 45% | 35% | 48% |
| AUTOEFIC_T3 | 24% | 43% | 17% | 38% |
| AUTOEFIC_T4 | 12% | 33% | 44% | 19% |

| | | | | |
|----------|-------|------|-------|------|
| AUTOEFIC | 31.22 | 4.54 | 30.29 | 5.12 |
| CLASIFCB | 19% | 40% | 9% | 29% |
| CC13 | 40% | 49% | 31% | 46% |
| CC15 | 62% | 49% | 52% | 50% |
| NECES | 9.72 | 3.47 | 9.72 | 3.22 |
| ALCOOL | 14% | 35% | 7% | 26% |

Outra análise interessante que se pode fazer com os coeficientes do modelo final torna-se computar os efeitos marginais. Uma consequência prática dos modelos de regressão logística reside no fato de que não é útil apresentar apenas os coeficientes, a não ser que se esteja apenas interessados no sinal e na significância dos mesmos.

Os efeitos marginais são dados pela derivada da função logística, e seus cálculos para variáveis discretas, contínuas e binárias, discutidas em Johnston e DiNardo (2001). A apresentação dos resultados dos efeitos marginais para um elemento típico da amostra (considerando valores médios em todas as variáveis, como disposto na Tabela 25), que no caso do modelo final são dispostos na Tabela 26, abastece o pesquisador de maiores informações, pois permitir avaliar o impacto na probabilidade do indivíduo torna-se bom crédito ($Y=1$) pelas alterações nas variáveis explicativas.

Os valores constantes na Tabela 26 são analisados da seguinte forma: a) o fato de o indivíduo residir em casa alugada (CONDRESID0_T) reduz a chance de ele tornar-se bom crédito em 16,82%; b) um cartão a mais (CARTAO) aumenta a chance do indivíduo tornar-se bom crédito em 7,82%; c) se o indivíduo possui escore na variável ESDNEG superior a 126 (ESDNEG_T1) reduz a probabilidade de ele ser bom crédito em 45,03%; d) um escore a mais na subescala da ESD de altruísmo (ALTRUIS) aumenta a chance de o indivíduo tornar-se bom crédito em 0,95%. As outras análises são similares. A magnitude do efeito marginal evidencia a importância/dimensão da variável em questão para explicar a condição de bom crédito.

Tabela 26 – Efeitos marginais do modelo final para um elemento típico da amostra

| Variáveis | B | E.M (%) |
|--------------|--------|---------|
| ESTCIVIL0_T | -1,090 | -20,83% |
| NPRESS | -,264 | -5,44% |
| CONDRESID0_T | -1,027 | -16,82% |
| ESCOLCONJ_2 | -1,018 | -19,39% |
| OCUPCONJ_4 | 1,555 | 15,00% |
| RENDACONJ_3 | -,893 | -16,26% |
| RENDACONJ_6 | -1,587 | -33,40% |
| RENDAFAM_3 | -,999 | -18,34% |
| CARTAO | ,380 | 7,82% |
| EVENTO4 | -1,001 | -18,49% |
| DESIG | ,094 | 1,94% |
| CONFLIT_T1 | -1,212 | -23,34% |
| ALTRUIS | ,046 | 0,95% |
| SOFRIM_T2 | 2,497 | 20,56% |
| ESDPOS_T | -1,501 | -30,32% |
| ESDNEG_T1 | -2,128 | -45,03% |
| ESDNEG_T2 | -1,638 | -26,79% |
| ESDNEG_T3 | -1,765 | -34,66% |
| AUTOEFIC_T1 | -1,890 | -38,79% |
| AUTOEFIC_T2 | -1,001 | -16,84% |
| AUTOEFIC_T3 | -1,340 | -24,87% |
| AUTOEFIC_T4 | -2,237 | -48,08% |
| CLASIFCB | -1,846 | -37,94% |
| CC13 | -1,033 | -16,85% |
| CC15 | -1,137 | -16,45% |
| NECES | ,175 | 3,60% |
| ALCOOL | -1,889 | -39,69% |

6 CONCLUSÕES

A literatura sobre crédito no Brasil, no contexto da administração financeira, tem-se concentrado na discussão dos modelos para carteiras de créditos: avanços e aplicabilidade na esfera nacional; e na comparação das técnicas para desenvolvimento de modelos de *credit scoring*. Especificamente, em relação aos modelos de *credit scoring*, acredita-se que a preocupação com as técnicas para estimação da fórmula de escoragem dos modelos tem sido exacerbada e passa a ser descabida, à medida que os estudos têm provado que não existe uma técnica superior a outra para melhorar o poder preditivo dos modelos. Nesse sentido, o avanço natural deve ser na busca por novas variáveis a serem incluídas nos modelos de *credit scoring*, uma vez que o desempenho dos modelos depende muito mais das variáveis consideradas do que a técnica utilizada.

O ponto principal desta tese foi avaliar se algumas variáveis psicológicas, encontradas na literatura de Psicologia Econômica, podem contribuir para a análise do risco de crédito de pessoas físicas, à medida que incrementam o poder preditivo dos modelos de *application scoring*.

A pretensão da Psicologia Econômica reside em estudar o comportamento econômico dos indivíduos no sentido de compreender como a economia influencia o indivíduo, e este influencia a economia, tendo como variáveis pensamentos, sentimentos, crenças, atitudes e expectativas. Um dos comportamentos mais analisados pelos estudos dessa disciplina tem sido o ato de se endividar. Em essência, as pesquisas que abordam o assunto crédito, débito ou endividamento, buscam entender o perfil psicológico, principalmente do ponto de vista comportamental, dos indivíduos que têm maior propensão a tomar crédito, endividar-se e ter problemas com dívidas.

Sobre esses aspectos, fez-se a leitura do tema crédito/débito no âmbito da Psicologia Econômica sob o olhar do Analista de Crédito, de forma a elencar potenciais variáveis a serem consideradas em modelos de *application scoring* para pessoas físicas. Encontraram-se diversos constructos, escalas e variáveis que poderiam explicar o risco de crédito dos indivíduos, sendo consideradas na presente tese as seguintes: escala do significado do dinheiro, escala de autoeficácia, escala de locus de controle, escala de otimismo, escala de

autoestima, escala de comprador compulsivo, variáveis de comparação social, variáveis relacionadas com educação financeira, variáveis de comportamento de consumo, *proxies* de autocontrole e horizonte temporal.

Pela metodologia adotada, que em essência simulou a construção de modelos de *application scoring* por um profissional de crédito experiente, foi possível comprovar, de forma contundente, a contribuição das escalas de significado do dinheiro, autoeficácia e comprador compulsivo, e algumas variáveis de autocontrole e comportamento de consumo, para explicar a condição de inadimplência dos indivíduos, mesmo depois de controlada a influência de fatores sociodemográficos e situacionais. Na verdade, um modelo contruído apenas com escalas e variáveis psicológicas mostrou-se de melhor desempenho do que outro desenvolvido apenas com variáveis sociodemográficas e situacionais, utilizadas comumente nos modelos de *application scoring* tradicionais.

As contribuições oriundas dos resultados da presente tese podem ser discutidas no campo teórico e prático. No âmbito teórico, avançou-se no entendimento do risco de crédito das pessoas físicas, de forma a suscitar variáveis que podem aumentar a precisão da previsão dos modelos de *credit scoring*. Sem muitas pretensões, considera-se que essa primeira tentativa no mercado brasileiro de crédito ao consumidor estabeleceu e desenvolveu um estudo sistêmico sobre o comportamento psicológico do risco de crédito, permitindo identificar variáveis presentes na inter-relação Finanças-Psicologia, debater fontes que possam alimentar outras investigações para construção de modelos de *credit scoring* e confrontar as implicações de uma ampliação dos modelos de *credit scoring* na direção psicológica.

Em termos práticos, alguns achados são de aplicação direta e passam por considerar algumas das variáveis significativas no modelo final como uma pergunta no formulário cadastral para novos clientes, tais como: Você acha que presentear amigos em datas comemorativas é uma necessidade ou luxo? Você acha que presentear crianças em datas comemorativas é uma necessidade ou luxo? Na média, você bebe mais de 4 copos de bebida alcoólica no dia? Você fuma cigarros? Ressalta-se que as implicações éticas desse tipo de perguntas ainda devem ser debatidas, tanto no âmbito da Psicologia como da Análise de Crédito.

A consideração das escalas psicológicas em um formulário cadastral para novos clientes é um ponto que deve ser analisado com cautela, uma vez que aumentaria muito a quantidade de

itens que o demandante de crédito deve responder. Só a escala do significado do dinheiro, por exemplo, requer 60 itens de resposta. Talvez seja o caso de desenvolver um modelo com essas escalas apenas para clientes que vão tomar um volume considerável de crédito na empresa. Todavia, se acredita na veracidade das respostas dos tomadores de crédito, poder-se-ia considerar eliminar algumas variáveis sociodemográficas do formulário cadastral de novos clientes, e assim a necessidade de suas comprovações, e cogitar apenas as variáveis psicológicas, o que reduziria sobremaneira a quantidade de itens, esforço e custo da ficha cadastral.

Também se torna cabível comentar que as variáveis cogitadas na presente tese para construção do modelo de *application scoring*, não precisam, necessariamente, ser utilizadas apenas nesses modelos e apenas para pessoas físicas. Ressalta-se que as variáveis psicológicas também poderiam ser cogitadas em uma empresa que deseja rever/construir seu modelo de *behavioral scoring*. É óbvio que a permanência dessas variáveis deveria ser analisada por sua contribuição preditiva para o modelo final. Sobre o outro aspecto, as variáveis analisadas na presente tese também poderiam ser elencadas em modelos de pessoas jurídicas, principalmente para pequenas e médias empresas, cujas informações dos sócios-proprietários são cruciais para mensurar o risco de crédito da pessoa jurídica.

Outra implicação prática importante, e aqui se passa também a discutir as limitações do discurso empreendido na presente tese, está relacionada com a mudança de postura nas respostas, caso os indivíduos fossem confrontados com as perguntas em uma situação real de tomada de crédito. O questionário estruturado imposto aos indivíduos não fez menção, explicitamente, ao motivo real da pesquisa, e dessa forma levanta-se a seguinte questão: Será que ao preencher uma ficha cadastral, cujo intuito seja obter crédito de uma empresa, o indivíduo responderia da mesma forma que respondeu o questionário da tese? Infelizmente, não se tem uma resposta para essa pergunta, cuja discussão considera-se muito mais ampla e passa pelas limitações, inclusive, dos métodos psicológicos enquanto instrumento da ciência.

Ainda sobre as limitações dos achados, as barreiras impostas à parte empírica do trabalho, tais como o tamanho da amostra utilizada nos testes estatísticos e por ser uma amostra de conveniência, restringem inferências de maior abrangência em razão da disponibilidade das informações necessárias para conclusões contundentes. Mesmo assim, considera-se que a presente tese é um primeiro passo na Análise de Crédito ao consumidor brasileiro para o

entendimento teórico do tema risco de crédito, sob a ótica da Psicologia Econômica, mas especificamente para explicação do risco de crédito por intermédio de variáveis e escalas psicológicas.

Como recomendações para pesquisas futuras orientam-se diversas estratégias com intuito de reforçar/refutar as evidências encontradas na presente tese: 1) aplicação do questionário de pesquisa na base de dados de uma empresa que concede crédito a pessoas físicas para construção de seu modelo de *application scoring*; 2) aplicação do questionário de pesquisa em uma amostra maior e aleatória; 3) enxugar o questionário de pesquisa às variáveis consideradas significativas no presente estudo e aplicá-lo nas estratégias 1 e 2 discutidas acima; 4) considerar outras estratégias para coletar algumas variáveis excluídas por causa de *missing values*, como são os casos das variáveis peso e altura na construção do IMC, *proxy* de autocontrole; 5) considerar as escalas e variáveis psicológicas apresentadas na tese em modelos de *behaviorial scoring* ou modelos de *application scoring* para pequenas empresas, onde as entidades da pessoa jurídica e física se confundem; 7) reproduzir os resultados a partir de outras técnicas para obtenção da fórmula de escoragem, tais como análise discriminante clássica, redes neurais, algoritmos genéticos e *automatic interaction detection*.

7 REFERÊNCIAS

ALBUQUERQUE, G. T. G. T. de. **As relações entre significado do dinheiro e significado do salário para motoristas e cobradores de transporte coletivo urbano**. Belém, 2003. Dissertação (Mestrado) - Curso de Mestrado em Psicologia, Centro de Filosofia e Ciências Humanas, Universidade Federal do Pará.

ALMEIDA, F. C. de. Desvendando o uso de redes neurais em problemas de administração de empresas. **Revista de Administração de empresas (RAE)**, v. 35, n. 1, p. 46-55, 1995.

ALMEIDA, F. C. de; DUMONTIER, P. O uso de redes neurais em avaliação de riscos de inadimplência. **Revista de Administração**. São Paulo, v. 31, n. 1, p. 52-63, jan/mar 1996.

ALTMAN, E. I. *Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy*. **The Journal of Finance**. v. 23, n. 4, p. 589-609, Sept. 1968.

_____.; HALDEMAN, R. *Corporate credit scoring models: approaches and tests for successful implementation*. **Journal of commercial lending**. p. 10-22, May 1995.

_____.; SAUNDERS, A. *Credit risk measurement: Developments over the last 20 years*. **Journal of Banking & Finance**. v. 21, p. 1721-1742, 1998.

_____. *et al.* *Corporate distress diagnosis: comparisons using linear discriminant analysis and neural networks*. **Journal of Banking & Finance**. p. 505-529, 1994.

_____. Previsão de problemas financeiros em empresas. **Revista de Administração de empresas (RAE)**. v. 19, n. 1, p. 17-28, jan/mar 1979.

AMORIM NETO, A. A. **Modelagem do risco de crédito: um estudo do segmento de pessoas físicas em um banco de varejo**. Recife, 2002. Dissertação (Mestrado). Universidade Federal de Pernambuco.

_____.; CARMONA, C. U. de M.. *Modelagem do risco de crédito: um estudo do segmento de pessoas físicas em um banco de varejo*. **Read – Revista Eletrônica de Administração**. v. 10, n. 4, Jul./Ago, 2004.

ANDRADE, F. W. M. **Desenvolvimento de modelo de risco de portfólio para carteiras de crédito a pessoas físicas**. São Paulo, 2004. Tese (Doutorado em Administração). Escola de Administração de Empresas de São Paulo, Fundação Getúlio Vargas.

ANNIBAL, C. A. Risco de concentração e correlações de inadimplência de micro, pequenas e médias empresas brasileiras. **Tecnologia do crédito**. nº 71, p.41-65, janeiro/2010.

ARAÚJO, E. A.; CARMONA, C. U. de M. Construção de modelos *credit scoring* com análise discriminante e regressão logística para a gestão do risco de inadimplência de uma instituição de microcrédito. **REAd**, edição 62, v. 15, nº 1, jan-abril 2009.

AVANCI, J. Q. *et al.* Adaptação transcultural de Escala de Auto-estima para adolescentes. **Psicologia: Reflexão e Crítica**, v. 20, n. 3, p.397-405, 2007.

BANCO CENTRAL DO BRASIL. **Sistema gerador de séries temporais**: indicadores de crédito. Brasília, 2009. Disponível em: <<https://www3.bcb.gov.br/sgspub/localizarseries/localizarSeries.do?method=prepararTelaLocalizarSeries>>. Acesso em: 22/03/2010.

BANDEIRA, M. *et al.* Validação transcultural do Teste de Orientação da Vida (TOV-R). **Estudos de Psicologia**, v. 7, n. 2, p. 251-258, 2002

BARATELLA, F. de M. **Excesso de confiança**: estudantes versus gerentes. Florianópolis, 2007. Dissertação (Mestrado) - Programa de Pós-Graduação em Administração da Universidade Federal de Santa Catarina.

BARRACHO, C. **Lições de psicologia económica**. 2ª ed. Lisboa: Instituto Piaget, 2001.

BARTH, N. L. **Inadimplência**: construção de modelos de previsão. São Paulo: Nobel, 2004.

BAZERMAN, M. H. **Processo decisório**: para cursos de administração e economia. Rio de Janeiro: Elsevier, 2004.

BELSKY, G.; GILOVICH, T. **Why smart people make big money mistakes – and how to correct them: Lessons from the new science of behavioral economics**. New York: Simon & Schuster, 1999.

BODDINGTON, L.; KEMP, S. *Student debt, attitudes towards debt, impulsive buying, and financial management*. **New Zealand Journal of Psychology**, v. 28, n. 2, p. 89-93, December 1999.

BRENNAN, M. J. *et al.* *Vendor Financing*, **Journal of Finance**, v. 43, n. 5, p. 1127-1141, December 1988.

BRITO, G. A. S. **Mensuração de risco de portfólio para carteiras de crédito a empresas**. São Paulo, 2005. Dissertação (Mestrado) - Departamento de Contabilidade e Atuária. Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade da Universidade de São Paulo.

BUENO, V. de F. F. **Avaliação de risco na concessão de crédito bancário para micros e pequenas empresas**. Florianópolis, 2003. Dissertação (Mestrado em Engenharia de Produção) – Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção da Universidade Federal de Santa Catarina.

CAMARGOS, M. A. *et al.* Fatores condicionantes de inadimplência em processos de concessão de crédito a micro e pequenas empresas do Estado de Minas Gerais. **Revista de Administração Contemporânea (RAC)**. v. 14, n. 2, p. 333-352, Mar./Abr. 2010.

CAOQUETTE, J. B. *et al.* **Gestão de risco de crédito: o grande desafio dos mercados financeiros globais**. 2º ed. Rio de Janeiro: Qualitymark, SERASA, 2009.

_____. *et al.* **Gestão de risco de crédito: o grande desafio dos mercados financeiros globais**. Rio de Janeiro: Qualitymark, SERASA, 2009.

CAPON, N. *Credit scoring systems: a critical analysis*. **Journal of Marketing**. v. 46, p. 82-91, spring 1982.

CARPENTER, E. M. L. **Um modelo de análise de risco de crédito de clientes em relações B2B**. Rio de Janeiro, 2006. Dissertação (Mestrado) - Departamento de Administração da Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro.

CASTRO JR., F. H. F. de. **Previsão insolvência de empresas brasileira usando Análise Discriminante, Regressão Logística e Redes Neurais**. São Paulo, 2003. Dissertação (Mestrado) - Departamento de Administração, da Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade da Universidade de São Paulo.

CDL UBERLANDIA. **SCORE SPC Apresentação Comercial**. Uberlândia, 2010.

CHAIA, A. J. **Modelos de gestão do risco de crédito e sua aplicabilidade ao mercado brasileiro**. São Paulo, 2003. Dissertação (Mestrado) - Departamento de Administração. Faculdade de Economia, Administração e Contábeis da Universidade de São Paulo. Universidade de São Paulo.

CHIEN, Y.; DEVANEY, S. *The effects of credit attitude and socioeconomic factors on credit card and installment debt*. **The Journal of Consumer Affairs**. v. 35, n. 1, p. 162-179, 2001.

COATS, P. K.; FANT, F. *Recognizing financial distress patterns using a neural network tool*. **Financial Management**. v. 22, n. 3, Autumn 1993.

CONTRERAS, L. *et al.* **Psicología del endeudamiento: una investigación teórica. Documento preparado para la asignatura de Psicología Económica**, dictada na Universidad De La Frontera, 2006.

CROUHY, M. *et al.* **Gerenciamento de risco – abordagem conceitual e prática: uma visão integrada dos riscos de crédito operacional e de mercado**. Rio de Janeiro: Qualitymark: São Paulo: Serasa, 2004.

DAVIES, E.; LEA, S. E. G. *Student attitudes to student debt*. **Journal of Economic Psychology**. North-Holland, v. 16, p. 663-679, 1995.

DELA COLETA, M. F., DELA COLETA, J. A. Estudos sobre o lócus de controle: uma amostra da pesquisa brasileira no período 1979-1995. **Cadernos de Psicologia**, n.1, p.135-141. 1997.

DITTMAR, H. *The social psychology of economic and consumer behaviour*. In G. R. SEMIN & K. FIEDLER (Eds.), **Applied social psychology** (pp. 145-172). London: Sage Publications, Inc, 1996.

DUARTE JÚNIOR, A. M. **Gestão de riscos para fundos de investimentos**. São Paulo: Prentice Hall, 2005.

FABER, R. J.; O'GUINN, T. C. *A clinical screener for compulsive Buying*. **Journal of Consumer Research**. v. 13, p. 348-356, 1992.

FEDERAL RESERVE BANK. **Data download program home**: consumer credit. Washington, 2009. Disponível em: <<http://www.federalreserve.gov/datadownload/>>. Acesso em: 22/03/2010.

FERREIRA, V. R. de M. **Psicologia econômica**: origens, modelos, propostas. São Paulo, 2007. Tese (Doutorado em Psicologia Social) – Programa de Estudos Pós-Graduados em Psicologia Social da Pontifícia Universidade Católica de São Paulo (PUC-SP).

_____. **Psicologia econômica**: estudo do comportamento econômico e da tomada de decisão. Rio de Janeiro: Elsevier, 2008.

FERRIS, J. S. *A Transactions Theory of Trade Credit Use*. **Quarterly Journal of Economics**. v. 96, n. 2, p. 243-270, May 1981.

FLINT, T. A. *Predicting student loan defaults*. **Journal of Higher Education**. v. 68, n. 3, p. 322-354, May/June 1997.

FURNHAM, A.; ARGYLE, M. **The psychology of Money**. New York: Routledge – Taylor & Francis Group, 1998.

GINGERENGER, G. *et al. Probabilistic mental models: a brunswikian theory of confidence*. **Psychological Review**. v. 98, n. 4, p. 506-528, 1991.

GLEN, J.; PINTO, B. *Debt or Equity? How firms in developing countries choose*. **Washington: International Finance Corporation**. discussion paper 22, 1994.

GONÇALVES, E. B. **Análise de risco de crédito com o uso de modelos de regressão logística, redes neurais e algoritmos genéticos**. São Paulo, 2005. Dissertação (Mestrado) - Departamento de Administração, da Faculdade de Economia, Administração e Contábeis da Universidade de São Paulo.

GREENE, L. L. *An economic analysis of student loan default*. **Educational Evaluation and Policy Analysis**. v. 11, n. 1, p. 61-68, Spring 1989.

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

HAIR, J. F. *et al.* **Análise multivariada de dados**. 5. ed. Porto Alegre: Bookman, 2005.

HAYHOE, C. R. *et al.* *Discriminating the number of credit cards held by college students using credit and money attitudes*. **Journal of Economic Psychology**, v. 20, p. 643-656, 1999.

HAYKIN, S. **Redes Neurais: Princípios e Prática**. 2. ed. Porto Alegre: Bookman, 2001.

JOHNSTON, J.; DINARDO, J. **Métodos econométricos**. 4º ed. Lisboa: McGraw Hill, 2001.

JOHNSON, R. A.; WICHERN, D. W. *Applied multivariate statistical analysis*. EUA: Prentice-Hall, 1982.

KANITZ, S. C. **Indicadores contábeis e financeiros de previsão de insolvência: a experiência na pequena e média empresa brasileira**. São Paulo, 1976. Tese (Livre Docência). Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade da Universidade de São Paulo.

KATONA, G. *Psychological Economics*. New York: Elsevier, 1975.

KEYNES, J. M. *The ex ante theory of the rate of interest*. **The Economic Journal**. v. 47, n. 188, p. 663-669, Dec. 1937.

_____. *The general theory of employment, interest and money*. London: Macmillan, 1936.

KIDWELL, B.; TURRISI, R.. *An examination of college student money management tendencies*. **Journal of Economic Psychology**. North-Holland, v. 25, p. 601-616, 2004.

KIM, H.; DEVANEY, S. A. *The determinants of outstanding balances among credit card revolvers*. **Financial Counseling and Planning**. v. 12, n. 1, p. 67-78, 2001.

KIRCHLER, E. *Household decision making*. In P. EARL e S. KEMP (orgs.). **The Elgar Companion to Consumer Research and Economic Psychology**. Aldershot: Edward Elgar, 1999.

_____.; HÖLZL, E. *Economic psychology*. In: COOPER, C. L.; ROBERTSON, I. T. **International review of industrial and organizational psychology 2003 volume 18**. West Sussex: John Wiley & Sons, 2003.

KOSTERS, W. *et al.* *An economic analysis of the EU Commission's Proposal for a new consumer credit directive*. **Intereconomics**. v. 39, n. 2, p. 84-96, mar/apr 2004.

LEA, S. E. G. *Credit, debt and problem debt*. In: EARL, P. E.; KEMP, S. **The Elgar companion to consumer research and economic psychology**. Massachusetts, USA: Edward Elgar Publishing, Inc., 1999.

_____. *et al. Psychological factors in consumer debt: money management, economic socialization, and credit use*. **Journal of Economic Psychology**. North-Holland, v. 16, p. 681-701, 1995.

_____. *et al. The economic psychology of consumer debt*. **Journal of Economic Psychology**. North-Holland, v. 14, p. 85-119, 1993.

LIMA, M. A. F. **Provisão em crédito nos bancos de varejo: a aplicação de um modelo estatístico para análise de risco de pessoas jurídicas**. São Paulo, 2003. Dissertação (Mestrado) do Programa de Mestrado em Controladoria e Contabilidade Estratégica. Centro Universitário Álvares Penteado (UNIFECAP).

LINS, A. *et al. Inadimplência no setor de telecomunicações: segmentação de clientes*. **Tecnologia do crédito**. nº 73, p.46-73, agosto/2010.

LIVINGSTONE, S. M.; LUNT, P. K. *Predicting personal debt and debt repayment: psychology, social and economic determinants*. **Journal of Economic Psychology**. North-Holland, v. 13, p. 111-134, 1992.

LUCRO do Wells Fargo cai, mas perdas com crédito diminuem. **O Globo**. Nova York, 21/07/2010. Disponível em: <<http://oglobo.globo.com/economia/mat/2010/07/21/lucro-do-wells-fargo-cai-mas-perdas-com-credito-diminuem-917199050.asp>>. Acesso em: 05/04/2011.

MAGALHÃES, D. V. *et al. Risco de Crédito de Curto Prazo para Pessoa Física: Um Estudo Qualitativo das Variáveis*. In: XXXIX Asamblea Anual CLADEA, 2004, Puerto Plata. Anais do CLADEA, 2004.

MARQUES, L. F. B. **Gerenciamento do risco de crédito: cálculo do risco de crédito para a carteira de um banco de varejo**. Porto Alegre, 2002. Dissertação (Mestrado) - Escola de Administração da Universidade Federal do Rio Grande do Sul.

MARTIN-ALBO, J. *et al. The Rosenberg Self-Esteem Scale: translation and validation in university students*. **The Spanish Journal of Psychology**. v. 10, n. 2, p.458-467, 2007.

MARTINS, M. S. **A previsão de insolvência pelo modelo de Cox: uma contribuição para a análise de companhias abertas brasileiras**. Porto Alegre, 2003. Dissertação (Mestrado) - Escola de Administração da Universidade Federal do Rio Grande do Sul.

MATTOS, E. J.; GALLI, O. C. O impacto da amostragem desproporcional sobre os modelos de *credit scoring*. **Tecnologia do crédito**. nº 71, p.66-79, janeiro/2010.

MEDEIROS, A. L. B. **Alfabetismo funcional em alunos do curso de Administração de Empresas e sua relação com a Auto-eficácia e o Auto-controle de suas atividades de**

aprendizagem. São Paulo, 2006. Dissertação (Mestrado) - Programa de Pós-Graduação do Centro Universitário Nove de Julho.

MELTZER, A. H. *Mercantile credit, monetary policy, and size of firms.* **The Review of Economics and Statistics.** v. 42, n. 4, p. 429-437, Nov. 1960.

MINSKY, H. *Stabilizing an unstable economy.* New Haven: Yale University Press, 1986.

MOREIRA, A. da S. Dinheiro no Brasil: um estudo comparativo do significado do dinheiro entre as regiões geográficas brasileiras. **Estudos de Psicologia.** v. 7, n. 2, p. 379-387, 2002.

_____. **Valores e dinheiros:** um estudo transcultural das relações entre prioridades de valores e significado do dinheiro para indivíduos. Brasília, 2000. Tese (Doutorado) - Instituto de Psicologia da Universidade de Brasília.

_____.; TAMAYO, A. Escala de significado do dinheiro: desenvolvimento e validação. **Psicologia: Teoria e Prática.** vol. 15, n. 2, p. 93-105, mar/ago 1999.

_____. *et al.* ESDII: revendo a estrutura conceitual do significado do dinheiro. In: XXXII REUNIÃO ANUAL DE PSICOLOGIA: SUSTENTAÇÃO CIENTÍFICA DA PRÁTICA EM PSICOLOGIA, 2002, Florianópolis. **Resumos de Comunicação Científica.** Ribeirão Preto: Sociedade Brasileira de Psicologia, 2002.

NEEDLEMAN, J. **O dinheiro e o significado da vida.** São Paulo: Editora Cultrix, 1991.

NICÁCIO-SILVA, S. B. da C. **Alfabetização econômica, hábitos de consumo e atitudes em direção ao endividamento de estudantes de pedagogia.** Campinas, 2008. Tese (Doutorado) - Faculdade de Educação, Universidade Estadual de Campinas.

NORVILITIS, J. M. *et al.* *Factors influencing levels of credit-card debt in college students.* **Journal of Applied Social Psychology.** v. 33, n. 5, p. 935-947, 2003.

_____. *et al.* *Personality factors, money attitudes, financial knowledge, and credit-card debt in college students.* **Journal of Applied Social Psychology.** v. 36, n. 6, p.1395-1413, 2006.

NUNES, R. *et al.* **A escala de Auto-Eficácia Geral Percepcionada.** 1999. Disponível em: <<http://userpage.fu-berlin.de/~health/auto.htm>>. Acesso em: 06/07/2010.

NYHUS, E. K. *Psychological determinants of household saving behavior.* Dissertation submitted for the Degree of Dr. Oeconomics, Norwegian School of Economics and Business Administration, Bergen, 2002.

OHLSON, J. A. *Financial ratios and the probabilistic of bankruptcy.* **Journal of accounting research.** v. 18, n. 1, p. 109-131, spring 1980.

- OLIVEIRA, J. G. C. de; ANDRADE, F. W. M. de. Comparação entre medidas de performance de modelos de *credit scoring*. **Tecnologia de Crédito**. São Paulo: Serasa, n. 33, 2002.
- OLIVEIRA, V. D. **A gestão do risco de crédito nos financiamentos de veículos**. Brasília, 2003. Dissertação (Mestrado) - Programa de Pós-Graduação *Scripto Sensu* em Economia de Empresas da Universidade Católica de Brasília.
- PARKINSON, K. L.; OCHS, J. R. *Using credit screening to manage credit risk*, **Business Credit**. p. 23-27, March 1998.
- PEREIRA, G. H. de A. **Modelos de risco de crédito de clientes: uma aplicação a dados reais**. São Paulo, 2004. Dissertação (Mestrado) - Departamento de Estatística, do Instituto de Matemática e Estatística da Universidade de São Paulo.
- PEREIRA, O. M.; NESS JR., W. L. O modelo de *e-score* de previsão de falências para empresas de internet. **Revista de Administração Contemporânea (RAC)**. v. 8, n. 3, p. 143-166, Jul./Set. 2004.
- PERERA, L. C. J. **Decisões de crédito para grandes corporações**. Tese (Doutorado) - Departamento de Administração, da Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade da Universidade de São Paulo. São Paulo, 1998.
- PERRY, V. G. *Giving credit where credit is due: the psychology of credit ratings*. **The Journal of Behavioral Finance**. v. 9, p. 15-21, 2008.
- PETERSON, M. A.; RAJAN, R. G. *Trade credit: theories and evidence*. **The Review of financial studies**. v. 10, n. 3, p. 661-691, Autumn 1997.
- PINTO, M. B. *et al.* *Relationship of credit attitude and debt to self-esteem and locus of control in college-age consumers*. **Psychological Reports**. v. 94, n. 3, p.1405-1418, Jun 2004.
- PIROG III, S. F.; ROBERTS, J. A. *Personality and credit card misuse among college students: the mediating role of impulsiveness*. **Journal of Marketing Theory and Practice**. v. 15, n. 1, p. 65-77, Winter 2007.
- POLITSER, P. **Neuroeconomics: a guide to the new science of making choices**. New York: Oxford University Press, 2008.
- POMPIAN, M. M. **Behavioral finance and wealth management: how to build optimal portfolios account for invertors biases**. New Jersey: John Wiley & Sons, Inc, 2006.
- RAJAN, R. G; ZINGALES, L. *What do we know about capital structure? Some evidence from international data*, **The Journal of Finance**. v. 50, n. 5, p. 1421-1460, Dec. 1995.

REYNAUD, P. L. **A psicologia econômica**. Tradução de Djalma Forjaz Neto. São Paulo: Difusão Européia do Livro, 1967.

ROBERTS, J. A.; JONES, E. *Money attitudes, credit card use, and compulsive buying among American college students*. **The Journal of Consumer Affairs**. v. 35, n. 2, p. 213-240, 2001.

ROMANO, A. *et al.* Contributos para validação da Escala de Auto-estima de Rosenberg numa amostra de adolescente da região interior Norte do país. **Psicologia, Saúde & Doenças**. v. 8, n. 1, p. 109-116, 2007.

ROMERO-GARCIA, O; MALDONADO, I.P. Escala Levenson de locus de control: **Análisis factorial en Venezuela**. Laboratorio de Psicología (ULA), publicación 51, 1985.

ROVEDA, A. **O processo de concessão de crédito no varejo de eletro-eletrônico na cidade de Caxias do Sul**. Porto Alegre, 2002. Dissertação (Mestrado em Administração) - Programa de Pós-Graduação em Administração da Universidade Federal do Rio Grande do Sul.

SABATO, G. Solucionando o viés de seleção amostral em *scoring* de crédito: a inferência de rejeição. **Tecnologia do crédito**. nº 72, p.24-42, maio/2010.

SANTI FILHO, A. **Avaliação de risco de crédito**: para gerente de operações. São Paulo: Atlas, 1997.

SANTOS, J. O. **Análise de crédito**: empresas e pessoas físicas. 2. Ed, São Paulo: Atlas, 2006.

SANTOS, J. R. de A. *et al.* Significado do dinheiro: a visão do futuro administrador. In: XI SEMINÁRIOS DE ADMINISTRAÇÃO - SEMEAD, 2008, FEA/USP, São Paulo. **Anais...**, FEA/USP, 2008. Disponível em: <<http://www.ead.fea.usp.br/semead/11semead/>>. Acesso em: 05/07/2010.

SAUNDERS, A. **Medindo o risco de crédito**: Novas abordagens para *Value at Risk* e outros paradigmas. Rio de Janeiro: Qualitymark, 2000.

SCHEEFFER, R. **Introdução aos testes psicológicos**. Cadernos de administração pública. Rio de Janeiro: Serviço de Publicações da Fundação Getúlio Vargas, 1962.

SCHEIER, M. F. *et al.* *Distinguishing optimism from neuroticism (and trait anxiety, self-mastery, and self-esteem) – a reevaluation of the Life Orientation Test*. **Journal of Personality and Social Psychology**. v. 67, v. 6, p. 1063-1078, 1994.

SCHERR, F. C. **Modern working capital management**. New Jersey: Prentice-Hall, 1989.

SCHRICKEL, K. W. **Análise de crédito**: concessão e gerência de empréstimos. 2. ed. São Paulo: Atlas, 1995.

SCHWARTZ, R. A. *An economic model of trade credit*. **The Journal of financial and quantitative analysis**. v. 9, n. 4, p. 643-657, Sep. 1974.

SCHWARZER, R. *Self-Efficacy as a Resource Factor in Stress Appraisal Processes*. In: R. Schwarzer (Ed.), *Self-efficacy: Thought control of Action* (pp. 195-213). Washington, DC: Hemisphere, 1992. Disponível em: <http://chipts.ucla.edu/assessment/Assessment_Instruments/Assessment_pdf_new/assess_gses_pdf.pdf>. Acesso em: 06/07/2010.

SEAWARD, H. G.; KEMP, S. *Optimism bias and student debt*. **New Zealand Journal of Psychology**. v. 29, n. 1, p. 17-19, June 2000.

SECURATO, J. R. (Coordenador). **Crédito: análise e avaliação do risco**. São Paulo: Saint Paul, 2002.

SHEFRIN, H. M.; THALER, R. H. *The behavioral life-cycle hypothesis*. **Economic Inquiry**. XXVI, 609-643, 1988.

SICSÚ, A. L. **Credit Scoring: desenvolvimento, implantação, acompanhamento**. São Paulo: Blucher, 2010.

_____. **Desenvolvimento de um sistema de credit scoring - Parte II. Tecnologia de Crédito**. São Paulo: Serasa, n. 5, 1998.

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

SINGH, A. *How Do Large Corporations in Developing Countries Finance Their Growth?* **Finance and the international economy**. Oxford University Press, 1994.

SMITH, J. K. *Trade credit and informational asymmetry*. **The Journal of Finance**. v. 42, n. 4, p. 863-872, Sep. 1987.

SMITH, V. *Constructivist and Ecological Rationality in Economics*. **Prize Lecture – Nobel Prize**, Dec. 8th, 2002. Disponível em: <http://nobelprize.org/nobel_prizes/economics/laureates/2002/smith-lecture.pdf> Acesso em: 05/04/2011.

SOBRINHO, M. J. V. de M. **Um estudo da inadimplência aplicado ao segmento educacional de ensino médio e fundamental, utilizando modelos Credit Scoring com análise discriminante, regressão logística e redes neurais**. Recife, 2007. Dissertação (Mestrado) - Departamento de Ciências Administrativas, do Centro de Ciências Sociais Aplicadas da Universidade Federal de Pernambuco.

STONE, B.; MAURY, R. V. *Indicators of personal financial debt using a multi-disciplinary behavioral model*. **Journal of Economic Psychology**. North-Holland, v. 27, p. 543-556, 2006.

SUMIHARA FILHO, H.; SLLEGERS, L. C. Influência da política de crédito nos indicadores de acurácia dos modelos de *credit scoring*. **Tecnologia do crédito**. nº 70, p.29-39, outubro/2009.

_____.; _____. Valores de referência para os principais indicadores de acurácia dos modelos de escoragem. **Tecnologia do crédito**. nº 73, p.31-45, agosto/2010.

TERRA, M. C. T. *Credit Constraints in Brazilian Firms: Evidence from panel data*. **Revista brasileira de economia (RBE)**. 57 (2), p. 443-464, Abril/Junho 2003.

THALER, R. H.; SUNSTEIN, C. R. **Nudge**: o empurrão para a escolha certa. Tradução Marcello Lino. Rio de Janeiro: Elsevier, 2009.

THOMAS, L. C. *A survey of credit and behavioural scoring: forecasting financial risk of lending to consumers*. **International Journal of Forecasting**. v. 16, p. 149-172, 2000.

_____. *et al. Credit scoring and its applications*. Philadelphia: SIAM - Monographs on mathematical modeling and computation, 2002.

TOKUNAGA, H. *The use and abuse of consumer credit: application of psychological theory and research*. **Journal of Economic Psychology**. v. 14, n. 2, p. 285-317, jun 1993.

TREACY, F.; CAREY, M. *Credit risk rating at U.S Banks*. New York: Federal Reserve Bulletin, November, 1998.

TYLER, L. E. **Testes e medidas**: Curso de psicologia moderna. Rio de Janeiro: Zahar Editores, 1966.

VASCONCELLOS, M. S. **Proposta de método para análise de concessões de crédito a pessoas físicas**. São Paulo, 2002. Dissertação (Mestrado) - Departamento de Administração, da Faculdade de Economia, Administração e Contábeis da Universidade de São Paulo.

VELUDO-DE-OLIVEIRA , T. M. *et al.* Compra compulsiva e a influência do cartão de crédito. **Revista de Administração de Empresas – ERA**. v. 44, n. 3, p.89-99, jul/set 2004.

VIO, B. B. *Credit beyond rationality*. Exeter, 2008. Dissertation (Master of Science) – Advanced Study in Economic and Consumer Psychology of University of Exeter.

WEBLEY, P.; NYHUS, E. K. *Life-cycle and dispositional routes into problem debt*. **British Journal of Psychology**. n. 92, p.423-446, 2001.

_____.; WALKER, C. M. (orgs.). *Handbook for the teaching of Economic and Consumer Psychology*. Exeter: Washington Singer Press, 1999.

_____. *et al. The economic psychology of everyday life*. East Sussex: Psychology Press, 2001.

YANG, S. *et al.* *Unrealistic optimism in consumer credit card adoption*. **Journal of Economic Psychology**. v. 28, p. 170-185, 2007.

ZERRENER, S. A. **Estudo sobre as razões para o endividamento da população de baixa renda**. São Paulo, 2007. Dissertação (Mestrado) - Departamento de Administração, da Faculdade de Economia, Administração e Contábeis da Universidade de São Paulo.

8 APÊNDICES

| | |
|--|-----|
| APÊNDICE 1: APRESENTAÇÃO DO QUESTIONÁRIO DA PESQUISA..... | 174 |
| APÊNDICE 2: ESCALA DO SIGNIFICADO DO DINHEIRO..... | 175 |
| APÊNDICE 3: QUESTIONÁRIO DE COMPARAÇÃO SOCIAL E EDUCAÇÃO FINANCEIRA | 177 |
| APÊNDICE 4: QUESTIONÁRIO DE COMPORTAMENTO DE CONSUMO..... | 178 |
| APÊNDICE 5: ESCALA DE AUTO-EFICÁCIA GERAL..... | 179 |
| APÊNDICE 6: ESCALA DE LÓCUS DE CONTROLE..... | 180 |
| APÊNDICE 7: ESCALA DE OTIMISMO..... | 182 |
| APÊNDICE 8: ESCALA DE AUTO-ESTIMA | 183 |
| APÊNDICE 9: QUESTIONÁRIO DE VARIÁVEIS SOCIOECONÔMICAS, SITUACIONAIS E HORIZONTE TEMPORAL..... | 184 |
| APÊNDICE 10: ESCALA DE COMPRADOR COMPULSIVO | 187 |
| APÊNDICE 11: FREQUENCIAS DAS VARIÁVEIS SOCIODEMOGRÁFICAS ORIGINAIS | 188 |
| APÊNDICE 12: FREQUENCIAS DAS VARIÁVEIS SITUACIONAIS ORIGINAIS | 196 |
| APÊNDICE 13: ESTATÍSTICA DAS ESCALAS PSICOLÓGICAS ORIGINAIS | 198 |
| APÊNDICE 14: FREQUÊNCIAS DAS VARIÁVEIS DE COMPORTAMENTO ORIGINAIS | 199 |
| APÊNDICE 15: FREQUENCIAS DAS VARIÁVEIS PARA DEFINIÇÃO DE INADIMPLÊNCIA..... | 204 |
| APÊNDICE 16: FREQUENCIAS DAS VARIÁVEIS COM FUSÃO DE CATEGORIAS | 206 |
| APÊNDICE 17: TESTE DE NORMALIDADE DAS VARIÁVEIS ESCALARES | 209 |
| APÊNDICE 18: TESTE MANN-WHITNEY U..... | 212 |
| APÊNDICE 19: TESTE QUI-QUADRADO | 216 |
| APÊNDICE 20: DISCRETIZAÇÃO E FUSÃO DE CATEGORIAS PELO CHAID | 221 |
| APÊNDICE 21: TESTE KS DOS MODELOS | 227 |
| APÊNDICE 22: CURVA ROC DOS MODELOS | 228 |

APÊNDICE 1: APRESENTAÇÃO DO QUESTIONÁRIO DA PESQUISA

Faculdade de Gestão e Negócios
Universidade Federal de Uberlândia



Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade
Universidade de São Paulo

Prezado (a) Senhor (a)

*Vimos solicitar sua colaboração em um trabalho de pesquisa sobre como as pessoas tomam decisões econômicas e o significado que o dinheiro tem para elas. A pesquisa tem objetivo acadêmico, compõe-se de uma tese de doutorado, e com ela esperamos contribuir para a compreensão de um assunto ainda pouco estudado no Brasil. Solicitamos que preencha o questionário a seguir, de acordo com as instruções. **NÃO DEIXE NENHUMA QUESTÃO SEM RESPOSTA**, pois todas representam informações importantes para a pesquisa. **O SIGILO DAS INFORMAÇÕES SERÁ PRESERVADO**. Não há respostas certas ou erradas no questionário. Estamos interessados no seu ponto de vista sobre o assunto. Da sinceridade de suas respostas depende a qualidade de nosso trabalho.*

Agradecemos sua colaboração

Pablo Rogers
Professor da FAGEN/UFU
Doutorando da FEA/USP

APÊNDICE 2: ESCALA DO SIGNIFICADO DO DINHEIRO

A seguir, você encontrará diversas afirmativas relacionadas a dinheiro. Estamos interessados em saber se você concorda ou não com o que cada frase afirma. Utilize a escala de cinco pontos que será colocada à direita de cada afirmação. Marque com um **X** o número que expressa a sua opinião.

| | Afirmação | Discordo Fortemente | Discordo Levemente | Nem discordo nem concordo | Concordo levemente | Concordo fortemente |
|-------|--|---------------------|--------------------|---------------------------|--------------------|---------------------|
| ESD1 | Quem tem dinheiro deve empregá-lo no desenvolvimento cultural do país | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 |
| ESD2 | Dinheiro causa assassinatos | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 |
| ESD3 | Crianças ricas são ensinadas a evitar contato com crianças pobres | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 |
| ESD4 | O dinheiro torna as relações amorosas mais agradáveis | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 |
| ESD5 | Pensar em dinheiro me deixa deprimido | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 |
| ESD6 | A caridade torna o dinheiro abençoado por Deus | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 |
| ESD7 | Ajudar quem precisa é melhor que guardar dinheiro | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 |
| ESD8 | Dinheiro provoca frustrações | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 |
| ESD9 | Quem tem dinheiro é o primeiro a ser atendido em qualquer lugar | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 |
| ESD10 | O dinheiro melhora o humor das pessoas | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 |
| ESD11 | Dinheiro é uma coisa complicada para mim | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 |
| ESD12 | Quem tem fé sabe que precisa fazer caridade | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 |
| ESD13 | Gosto de ajudar amigos em dificuldades financeiras | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 |
| ESD14 | Dinheiro atrai inveja | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 |
| ESD15 | Pessoas negras e pobres são vistas como perigosas | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 |
| ESD16 | A falta de dinheiro me deixa desesperado | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 |
| ESD17 | Eu investiria dinheiro em inovações tecnológicas | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 |
| ESD18 | Dinheiro provoca neuroses | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 |
| ESD19 | Quem tem dinheiro passa por cima das normas estabelecidas | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 |
| ESD20 | Sem dinheiro eu me sentiria inútil | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 |
| ESD21 | Dinheiro provoca angústia | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 |
| ESD22 | O dinheiro é o que torna os países civilizados | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 |
| ESD23 | Eu investiria dinheiro em eventos culturais | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 |
| ESD24 | Dinheiro provoca ilusões | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 |
| ESD25 | Crianças ricas são educadas para mandar | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 |
| ESD26 | O dinheiro facilita a convivência familiar | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 |
| ESD27 | Dinheiro provoca traições | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 |
| ESD28 | Pessoas pobres são impedidas de ir a lugares frequentados por gente rica | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 |
| ESD29 | Ter dinheiro é ter poder | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 |
| ESD30 | Com dinheiro eu investiria em pesquisas científicas | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 |
| ESD31 | Dinheiro provoca descontrole emocional | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 |
| ESD32 | Quem tem dinheiro tem autoridade sobre os outros | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 |
| ESD33 | Dinheiro facilita a vida sexual das pessoas | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 |
| ESD34 | Eu preferiria morrer a ficar sem nenhum dinheiro | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 |
| ESD35 | Dinheiro garante prosperidade para a sociedade | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 |
| ESD36 | O dinheiro torna as pessoas oportunistas | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 |
| ESD37 | Quem tem dinheiro se livra de entrar em filas | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 |
| ESD38 | Dinheiro atrai felicidade | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 |
| ESD39 | O dinheiro facilita a vida da humanidade | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 |
| ESD40 | Dinheiro provoca desavenças com parentes | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 |
| ESD41 | Quem tem dinheiro é o centro das atenções | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 |
| ESD42 | Dinheiro ajuda a ter harmonia familiar | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 |
| ESD43 | Com dinheiro eu patrocinaria o | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 |

| | | | | | | |
|-------|--|---|---|---|---|---|
| | desenvolvimento das artes | | | | | |
| ESD44 | Dinheiro atrai falsos amigos | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 |
| ESD45 | As pessoas submetem-se a quem tem dinheiro | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 |
| ESD46 | O dinheiro ajuda as pessoas a gostarem mais de si mesmas | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 |
| ESD47 | Dinheiro gera desconfiança entre pessoas | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 |
| ESD48 | Quem é rico impõe sua personalidade | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 |
| ESD49 | Dinheiro significa prazer | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 |
| ESD50 | O dinheiro constrói um mundo melhor | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 |
| ESD51 | A classe pobre é excluída dos direitos sociais | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 |
| ESD52 | Dinheiro ajuda a ser feliz | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 |
| ESD53 | Tenho pesadelos por causa de dinheiro | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 |
| ESD54 | Basta crer em Deus para ter as necessidades atendidas | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 |
| ESD55 | Com dinheiro eu desenvolveria a cultura popular | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 |
| ESD56 | Quem é rico pode impor sua opinião | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 |
| ESD57 | Quem é pobre é excluído de participar na sociedade | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 |
| ESD58 | O dinheiro representa a busca de felicidade | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 |
| ESD59 | Tenho sentimento de culpa quando gasto dinheiro | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 |
| ESD60 | Dinheiro resolve problemas sociais | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 |

APÊNDICE 3: QUESTIONÁRIO DE COMPARAÇÃO SOCIAL E EDUCAÇÃO FINANCEIRA

Leia com atenção cada afirmativa/pergunta e responda assinalando com um **X** no **SIM** ou no **NÃO**. Não há respostas certas ou erradas. Estamos interessados no seu ponto de vista sobre o assunto.

| | Afirmção/Pergunta | SIM | NÃO |
|-------------|--|------------|------------|
| ARD1 | O excesso de dívidas é um problema grave e individual, que me causa vergonha e angústia. | 1 | 0 |
| ARD2 | Estar endividado é um “fato da vida” e não considero um problema sério, já que grande parte da população brasileira está endividada. | 1 | 0 |
| ARD3 | Se devo muito, não sou, sem sombra de dúvida, um “joão ninguém”, já que não dariam altos volumes de crédito para qualquer um. | 1 | 0 |
| CS1 | Acho que tenho menos dinheiro que meus amigos. | 1 | 0 |
| CS2 | Acho que tenho menos dinheiro que meus parentes. | 1 | 0 |
| CS3 | Acho que tenho menos dinheiro que as pessoas de meu trabalho | 1 | 0 |
| CS4 | Acho que tenho menos dinheiro que as “pessoas que vejo na TV” e isso me INCOMODA. | 1 | 0 |
| CS5 | Acho que tenho menos dinheiro que as “pessoas que vejo na TV”, porém isso NÃO ME INCOMODA. | 1 | 0 |
| EF1 | Você já fez algum curso de finanças pessoais? | 1 | 0 |
| EF2 | Você já pediu dinheiro emprestado para parentes ou amigos? | 1 | 0 |
| EF3 | Antes de sair às compras você prepara uma lista? | 1 | 0 |
| EF4 | Você possui um orçamento pessoal, no qual procura listar todas suas despesas e receitas? | 1 | 0 |

APÊNDICE 4: QUESTIONÁRIO DE COMPORTAMENTO DE CONSUMO

Abaixo estão relacionados itens de consumo que você deve classificá-los como LUXO ou NECESSIDADE, segundo seu ponto de vista. Marque com um X apenas uma, das duas opções, na caixa () ao lado de cada item.

| | Item | Luxo | Necessidade | | Item | Luxo | Necessidade |
|------------|---------------------|--------------------------|--------------------------|-------------|--|--------------------------|--------------------------|
| CC1 | Automóvel | <input type="checkbox"/> | <input type="checkbox"/> | CC9 | Microcomputador | <input type="checkbox"/> | <input type="checkbox"/> |
| CC2 | Aparelho de TV | <input type="checkbox"/> | <input type="checkbox"/> | CC10 | Freezer ou Geladeira Duplex | <input type="checkbox"/> | <input type="checkbox"/> |
| CC3 | Forno de Microondas | <input type="checkbox"/> | <input type="checkbox"/> | CC11 | Empregada Doméstica | <input type="checkbox"/> | <input type="checkbox"/> |
| CC4 | Aparelho de Som | <input type="checkbox"/> | <input type="checkbox"/> | CC12 | Máquina de Lavar Roupa | <input type="checkbox"/> | <input type="checkbox"/> |
| CC5 | DVD | <input type="checkbox"/> | <input type="checkbox"/> | CC13 | Presentear amigos em datas comemorativas | <input type="checkbox"/> | <input type="checkbox"/> |
| CC6 | Linha telefônica | <input type="checkbox"/> | <input type="checkbox"/> | CC14 | Presentear parentes em datas comemorativas | <input type="checkbox"/> | <input type="checkbox"/> |
| CC7 | Telefone Celular | <input type="checkbox"/> | <input type="checkbox"/> | CC15 | Presentear crianças em datas comemorativas | <input type="checkbox"/> | <input type="checkbox"/> |
| CC8 | Internet | <input type="checkbox"/> | <input type="checkbox"/> | CC16 | Festejar datas comemorativas | <input type="checkbox"/> | <input type="checkbox"/> |

APÊNDICE 5: ESCALA DE AUTOEFICÁCIA GERAL

A seguir, você encontrará diversas frases relacionadas com seu cotidiano. Estamos interessados em saber se as afirmações são verdadeiras para ti. Leia com atenção cada afirmativa e responda assinalando com um **X** a opção de resposta de acordo com as opções lateral.

| | Afirmção | Não Verdadeiro | Pouco Verdadeiro | Moderadamente Verdadeiro | Totalmente Verdadeiro |
|-------------|---|-----------------------|-------------------------|---------------------------------|------------------------------|
| AE1 | Sempre posso resolver os problemas difíceis se me empenhar bastante. | 1 | 2 | 3 | 4 |
| AE2 | Se alguém se opõe a mim, eu posso encontrar a maneira de obter o que quero. | 1 | 2 | 3 | 4 |
| AE3 | É tranquilo pra eu persistir em meus objetivos até alcançar as minhas metas. | 1 | 2 | 3 | 4 |
| AE4 | Estou seguro de que eu poderia lidar de maneira eficiente com eventos inesperados. | 1 | 2 | 3 | 4 |
| AE5 | Graças às minhas qualidades e talento, posso superar situações imprevistas. | 1 | 2 | 3 | 4 |
| AE6 | Posso resolver a maioria dos problemas, se me esforço o necessário. | 1 | 2 | 3 | 4 |
| AE7 | Posso permanecer calmo (a) quando enfrento dificuldades, porque confio no meu jogo de cintura. | 1 | 2 | 3 | 4 |
| AE8 | Quando enfrento uma situação difícil, geralmente eu tenho idéia do quê devo fazer. | 1 | 2 | 3 | 4 |
| AE9 | Venha o que vier, geralmente sou capaz de lidar com isto. | 1 | 2 | 3 | 4 |
| AE10 | Quando tenho um problema pela frente, geralmente me ocorrem várias alternativas de como resolvê-lo. | 1 | 2 | 3 | 4 |

APÊNDICE 6: ESCALA DE LÓCUS DE CONTROLE

Marque com um **X** as questões abaixo, indicando seu grau de concordância em cada afirmativa

| | Afirmção | Discordo Totalmente | Discordo | Absolutamente em dúvida | Concordo | Concordo Totalmente |
|-------------|---|---------------------|----------|-------------------------|----------|---------------------|
| LC1 | Se eu vou ou não tornar-me um líder depende principalmente de minha capacidade. | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 |
| LC2 | Minha vida é, em grande parte, determinada por acontecimentos inesperados. | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 |
| LC3 | Eu sinto que o que ocorre em minha vida é determinado principalmente por pessoas mais poderosas do que eu. | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 |
| LC4 | Se eu vou ou não sofrer um acidente de automóvel depende principalmente de eu ser ou não um bom motorista. | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 |
| LC5 | Quando faço planos, sempre tenho certeza de que vou realizá-los. | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 |
| LC6 | Geralmente não tenho oportunidade de proteger meus interesses pessoais da influência do azar. | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 |
| LC7 | Quando eu consigo o que quero, freqüentemente, é porque tenho sorte. | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 |
| LC8 | Embora eu tenha muita capacidade, só conseguirei ter uma posição importante se pedir ajuda a pessoas de prestígio. | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 |
| LC9 | A quantidade de amigos que eu tenho depende de quão agradável eu sou. | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 |
| LC10 | Verifico freqüentemente que o que está para acontecer, fatalmente acontecerá. | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 |
| LC11 | Minha vida é controlada principalmente por pessoas poderosas. | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 |
| LC12 | Se eu vou ou não sofrer um acidente de automóvel, isto é principalmente uma questão de sorte. | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 |
| LC13 | As pessoas como eu têm muita pouca chance de proteger seus interesses pessoais quando esses entram em choque com os interesses de grupos poderosos. | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 |
| LC14 | Nem sempre é desejável para mim fazer planos com muita antecedência porque muitas coisas acontecem por uma questão de boa ou má sorte. | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 |
| LC15 | Para conseguir o que desejo, eu necessito da ajuda de pessoas superiores a mim. | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 |
| LC16 | Se eu vou ou não me tornar um líder, depende principalmente de eu ter sorte suficiente para estar no | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 |

| | | | | | | |
|-------------|---|---|---|---|---|---|
| LC17 | lugar certo na hora certa. Se as pessoas importantes decidirem que não gostam de mim, provavelmente não conseguirei ter muitos amigos. | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 |
| LC18 | Eu posso, quase sempre, em determinar o que vai acontecer na minha vida. | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 |
| LC19 | Freqüentemente eu sou capaz de proteger meus interesses pessoais. | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 |
| LC20 | Se eu vou ou não sofrer um acidente de automóvel depende muito do outro motorista. | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 |
| LC21 | Quando eu consigo o que quero, freqüentemente é porque eu me esforcei muito. | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 |
| LC22 | Para que meus planos realizem, eu devo fazer com que eles se ajustem aos desejos das pessoas mais poderosas do que eu. | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 |
| LC23 | Minha vida é determinada por minhas próprias ações. | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 |
| LC24 | O fato de eu ter poucos ou muitos amigos deve-se, principalmente, à influência do destino. | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 |

APÊNDICE 7: ESCALA DE OTIMISMO

Marque com um **X** as questões abaixo, indicando seu grau de concordância em cada afirmativa

| | Afirmção | Discordo Totalmente | Discordo | Nem discordo nem concordo | Concordo | Concordo Totalmente |
|------------|---|----------------------------|-----------------|----------------------------------|-----------------|----------------------------|
| O1 | Nos momentos de incerteza, geralmente eu espero que aconteça o melhor | 0 | 1 | 2 | 3 | 4 |
| O2 | É fácil para eu relaxar | 0 | 1 | 2 | 3 | 4 |
| O3 | Se alguma coisa ruim pode acontecer comigo, vai acontecer | 0 | 1 | 2 | 3 | 4 |
| O4 | Eu sou sempre otimista com relação ao meu futuro | 0 | 1 | 2 | 3 | 4 |
| O5 | Eu gosto muito da companhia de meus amigos e amigas | 0 | 1 | 2 | 3 | 4 |
| O6 | É importante que eu mantenha-me sempre em atividade. | 0 | 1 | 2 | 3 | 4 |
| O7 | Quase nunca eu espero que as coisas funcionem como eu desejaria | 0 | 1 | 2 | 3 | 4 |
| O8 | Eu não me zango facilmente | 0 | 1 | 2 | 3 | 4 |
| O9 | Raramente eu espero que coisas boas aconteçam comigo | 0 | 1 | 2 | 3 | 4 |
| O10 | De maneira geral, eu espero que me aconteçam mais coisas boas do que coisas ruins | 0 | 1 | 2 | 3 | 4 |

APÊNDICE 8: ESCALA DE AUTO-ESTIMA

Marque com um **X** as questões abaixo, indicando seu grau de concordância em cada afirmativa

| | Afirmção | Concordo Totalmente | Concordo | Discordo | Discordo Totalmente |
|--------------|---|---------------------|----------|----------|---------------------|
| EST1 | No conjunto, eu estou satisfeito comigo | 1 | 2 | 3 | 4 |
| EST2 | Às vezes, eu acho que não presto para nada | 1 | 2 | 3 | 4 |
| EST3 | Eu sinto que eu tenho várias boas qualidades | 1 | 2 | 3 | 4 |
| EST4 | Eu sou capaz de fazer coisas tão bem como a maioria das pessoas | 1 | 2 | 3 | 4 |
| EST5 | Eu sinto que não tenho muito do que me orgulhar | 1 | 2 | 3 | 4 |
| EST6 | Eu, com certeza, me sinto inútil às vezes | 1 | 2 | 3 | 4 |
| EST7 | Eu sinto que sou uma pessoa de valor, pelo menos do mesmo nível que as outras pessoas | 1 | 2 | 3 | 4 |
| EST8 | Eu gostaria de poder ter mais respeito por mim mesmo | 1 | 2 | 3 | 4 |
| EST9 | No geral, estou inclinado a sentir que sou um fracasso | 1 | 2 | 3 | 4 |
| EST10 | Eu tenho uma atitude positiva em relação a mim mesmo | 1 | 2 | 3 | 4 |

APÊNDICE 9: QUESTIONÁRIO DE VARIÁVEIS SOCIOECONÔMICAS, SITUACIONAIS E HORIZONTE TEMPORAL

Por favor, não deixe nenhuma questão sem resposta, pois todas representam informações importantes para essa pesquisa. Garantimos que suas informações serão tratadas com **SIGILO**, adequado rigor científico, ética e seriedade profissional.

| | | | |
|---------------------|---|------------------|---|
| SEXO | Identificação: Foi perguntado o Nome e o CPF do indivíduo no começo da pesquisa. Caso o respondente relutasse em disponibilizar o CPF, encerramos a pesquisa. | IDADE | Idade: _____ (anos) |
| SEXO | Sexo: <input type="checkbox"/> Feminino <input type="checkbox"/> Masculino | UFNASC | Estado de Nascimento: _____ (UF) = lista das siglas |
| ESCOLARIDADE | Escolaridade: <input type="checkbox"/> Sem Estudo = 0 <input type="checkbox"/> Fundamental Incompleto = 1 <input type="checkbox"/> Fundamental Completo = 2 <input type="checkbox"/> Ensino Médio Incompleto = 3 <input type="checkbox"/> Ensino Médio Completo = 4 <input type="checkbox"/> Superior Incompleto = 5 <input type="checkbox"/> Superior Completo = 6 <input type="checkbox"/> Mestrado/Doutorado Incompleto = 7 <input type="checkbox"/> Mestrado/Doutorado Completo = 8 | ESTCIVIL | Estado Civil: <input type="checkbox"/> Casado <input type="checkbox"/> Desquitado ou Separado Judicialmente <input type="checkbox"/> Divorciado <input type="checkbox"/> Viúvo <input type="checkbox"/> Solteiro <input type="checkbox"/> União Consensual |
| NPES | Quantas pessoas mora na sua casa? <input type="checkbox"/> Moro sozinho = 1 <input type="checkbox"/> _____ pessoas | DEPEN | Possuí dependentes financeiros? <input type="checkbox"/> Não = 0 <input type="checkbox"/> Sim: Quantos? _____ |
| CONDRESID | Qual a condição de sua casa? <input type="checkbox"/> Própria – Já paga <input type="checkbox"/> Própria – Ainda pagando <input type="checkbox"/> Alugada <input type="checkbox"/> Outras | ESCOLCONJ | Qual a escolaridade do seu cônjuge? <input type="checkbox"/> Sem Estudo = 0 <input type="checkbox"/> Fundamental Incompleto = 1 <input type="checkbox"/> Fundamental Completo = 2 <input type="checkbox"/> Ensino Médio Incompleto = 3 <input type="checkbox"/> Ensino Médio Completo = 4 <input type="checkbox"/> Superior Incompleto = 5 <input type="checkbox"/> Superior Completo = 6 <input type="checkbox"/> Mestrado/Doutorado Incompleto = 7 <input type="checkbox"/> Mestrado/Doutorado Completo = 8 <input type="checkbox"/> Não se aplica = 999 |
| TIPORES | Qual o tipo da sua moradia? <input type="checkbox"/> Casa <input type="checkbox"/> Apartamento <input type="checkbox"/> Cômodo | TEMPRES | Há quantos anos você mora nessa casa? _____ (anos) |
| RELIG | Qual sua religião ou culto? <input type="checkbox"/> Católica Apostólica Romana <input type="checkbox"/> Evangélica <input type="checkbox"/> Espírita | C PRA T | Você é praticante de sua religião? <input type="checkbox"/> Não = 0 <input type="checkbox"/> Sim = 1 |
| | | C | Qual sua cor ou raça? |

| | | | |
|-----------------|---|------------------|---|
| OCUPACAO | <input type="checkbox"/> Umbanda e Candomblé <input type="checkbox"/> Outras religiosidades <input type="checkbox"/> Sem religião | TEMPOCUP | <input type="checkbox"/> Branca <input type="checkbox"/> Preta <input type="checkbox"/> Amarela <input type="checkbox"/> Parda <input type="checkbox"/> Indígena |
| | Qual sua ocupação atual? <input type="checkbox"/> Aposentado <input type="checkbox"/> Empregado com carteira assinada <input type="checkbox"/> Empregado sem carteira assinada <input type="checkbox"/> Autônomo <input type="checkbox"/> Profissional liberal <input type="checkbox"/> Funcionário público <input type="checkbox"/> Empresário <input type="checkbox"/> Desempregado <input type="checkbox"/> Do lar | | Há quanto tempo está na sua ocupação atual? _____ (anos) <input type="checkbox"/> Não se aplica = 999 |
| RENDA | Qual sua renda bruta mensal? <input type="checkbox"/> Até R\$ 400 = 1 <input type="checkbox"/> Mais de R\$ 400 a R\$ 600 = 2 <input type="checkbox"/> Mais de R\$ 600 a R\$ 1.000 = 3 <input type="checkbox"/> Mais de R\$ 1.000 a R\$ 1.200 = 4 <input type="checkbox"/> Mais de R\$ 1.200 a R\$ 1.600 = 5 <input type="checkbox"/> Mais de R\$ 1.600 a R\$ 2.000 = 6 <input type="checkbox"/> Mais de R\$ 2.000 a R\$ 3.000 = 7 <input type="checkbox"/> Mais de R\$ 3.000 a R\$ 4.000 = 8 <input type="checkbox"/> Mais de R\$ 4.000 a R\$ 6.000 = 9 <input type="checkbox"/> Mais de R\$ 6.000 a R\$ 8.000 = 10 <input type="checkbox"/> Mais de R\$ 8.000 = 11 <input type="checkbox"/> Sem rendimento = 0 | OCUPCONJ | Qual a ocupação atual do seu cônjuge? <input type="checkbox"/> Aposentado <input type="checkbox"/> Empregado com carteira assinada <input type="checkbox"/> Empregado sem carteira assinada <input type="checkbox"/> Autônomo <input type="checkbox"/> Profissional liberal <input type="checkbox"/> Funcionário público <input type="checkbox"/> Empresário <input type="checkbox"/> Desempregado <input type="checkbox"/> Do lar <input type="checkbox"/> Não se aplica = 999 |
| | Qual a renda bruta mensal do seu cônjuge? <input type="checkbox"/> Até R\$ 400 = 1 <input type="checkbox"/> Mais de R\$ 400 a R\$ 600 = 2 <input type="checkbox"/> Mais de R\$ 600 a R\$ 1.000 = 3 <input type="checkbox"/> Mais de R\$ 1.000 a R\$ 1.200 = 4 <input type="checkbox"/> Mais de R\$ 1.200 a R\$ 1.600 = 5 <input type="checkbox"/> Mais de R\$ 1.600 a R\$ 2.000 = 6 <input type="checkbox"/> Mais de R\$ 2.000 a R\$ 3.000 = 7 <input type="checkbox"/> Mais de R\$ 3.000 a R\$ 4.000 = 8 <input type="checkbox"/> Mais de R\$ 4.000 a R\$ 6.000 = 9 <input type="checkbox"/> Mais de R\$ 6.000 a R\$ 8.000 = 10 <input type="checkbox"/> Mais de R\$ 8.000 = 11 <input type="checkbox"/> Sem rendimento = 0 <input type="checkbox"/> Não se aplica = 999 | | Qual a renda bruta mensal do seu cônjuge? <input type="checkbox"/> Até R\$ 400 = 1 <input type="checkbox"/> Mais de R\$ 400 a R\$ 600 = 2 <input type="checkbox"/> Mais de R\$ 600 a R\$ 1.000 = 3 <input type="checkbox"/> Mais de R\$ 1.000 a R\$ 1.200 = 4 <input type="checkbox"/> Mais de R\$ 1.200 a R\$ 1.600 = 5 <input type="checkbox"/> Mais de R\$ 1.600 a R\$ 2.000 = 6 <input type="checkbox"/> Mais de R\$ 2.000 a R\$ 3.000 = 7 <input type="checkbox"/> Mais de R\$ 3.000 a R\$ 4.000 = 8 <input type="checkbox"/> Mais de R\$ 4.000 a R\$ 6.000 = 9 <input type="checkbox"/> Mais de R\$ 6.000 a R\$ 8.000 = 10 <input type="checkbox"/> Mais de R\$ 8.000 = 11 <input type="checkbox"/> Sem rendimento = 0 <input type="checkbox"/> Não se aplica = 999 |
| RENDAFAM | Qual a renda bruta mensal da sua família? <input type="checkbox"/> Até R\$ 400 = 1 <input type="checkbox"/> Mais de R\$ 400 a R\$ 600 = 2 <input type="checkbox"/> Mais de R\$ 600 a R\$ 1.000 = 3 <input type="checkbox"/> Mais de R\$ 1.000 a R\$ 1.200 = 4 <input type="checkbox"/> Mais de R\$ 1.200 a R\$ 1.600 = 5 <input type="checkbox"/> Mais de R\$ 1.600 a R\$ 2.000 = 6 <input type="checkbox"/> Mais de R\$ 2.000 a R\$ 3.000 = 7 <input type="checkbox"/> Mais de R\$ 3.000 a R\$ 4.000 = 8 <input type="checkbox"/> Mais de R\$ 4.000 a R\$ 6.000 = 9 <input type="checkbox"/> Mais de R\$ 6.000 a R\$ 8.000 = 10 <input type="checkbox"/> Mais de R\$ 8.000 = 11 <input type="checkbox"/> Sem rendimento = 0 | RENDACONJ | Quantos automóveis você tem? <input type="checkbox"/> Nenhum = 0 <input type="checkbox"/> Tenho _____ automóvel (is) |
| | | | Qual valor estimado do(s) automóvel (is)? _____ R\$ |
| | | VRIMO | Quantos imóveis você tem? <input type="checkbox"/> Nenhum = 0 <input type="checkbox"/> Tenho _____ imóvel (is) |
| | | | Qual valor estimado do(s) imóvel(is)? _____ R\$ |
| | | VRAU | |
| | | | |
| | | AUTO | |
| | | | |
| | | TEL | |
| | | | |

| | | | |
|------------------|--|----------------|--|
| APLIC | Você possui aplicações financeiras? | CARTÃO | Você possui cartões de crédito? |
| | <input type="checkbox"/> Não = 0 <input type="checkbox"/> Sim = 1 | | <input type="checkbox"/> Não = 0 <input type="checkbox"/> Sim: Quantos? _____ |
| ALCOOL | Na média, você bebe mais de 4 copos de bebida alcoólica no dia? | CIGARRO | Você fuma cigarros? |
| | <input type="checkbox"/> Não = 0 <input type="checkbox"/> Sim = 1 | | <input type="checkbox"/> Não = 0 <input type="checkbox"/> Sim, fumo de vez em quando = 1 <input type="checkbox"/> Sim, fumo todo dia = 2 |
| PESO | Qual seu peso? | ALTURA | Qual sua altura? |
| | _____ kg <input type="checkbox"/> Não sei = 99 | | _____ mts <input type="checkbox"/> Não sei = 99 |
| TIMEHORIZ | As pessoas usam diferentes horizontes de tempo quando decidem poupar ou gastar parte de sua renda. Qual horizonte de tempo mencionado abaixo você leva em consideração para planejar suas despesas e poupança? | | |
| | <input type="checkbox"/> Não faço nenhum planejamento = 0 <input type="checkbox"/> Próximos meses = 1 <input type="checkbox"/> Próximo ano = 2 <input type="checkbox"/> Próximos cinco anos = 3 <input type="checkbox"/> De cinco a dez anos = 4 <input type="checkbox"/> Mais de dez anos = 5 | | |
| EVENTO | Quais eventos ocorreram contigo nos últimos 3 (três) meses? Podes responder mais de 1 (um). | | |
| | <input type="checkbox"/> Problemas de saúde ou acidente grave na família (EVENTO1 = 1) <input type="checkbox"/> Nascimento ou adoção de filhos (EVENTO2 = 1) <input type="checkbox"/> Desemprego (EVENTO3 = 1) <input type="checkbox"/> Situação inesperada que causou sérias dificuldades financeiras (EVENTO4 = 1) <input type="checkbox"/> Separação ou divórcio (EVENTO5 = 1) <input type="checkbox"/> Nenhum evento tão importante ao ponto de abalar meu “estilo de vida” = 0 | | |

APÊNDICE 10: ESCALA DE COMPRADOR COMPULSIVO

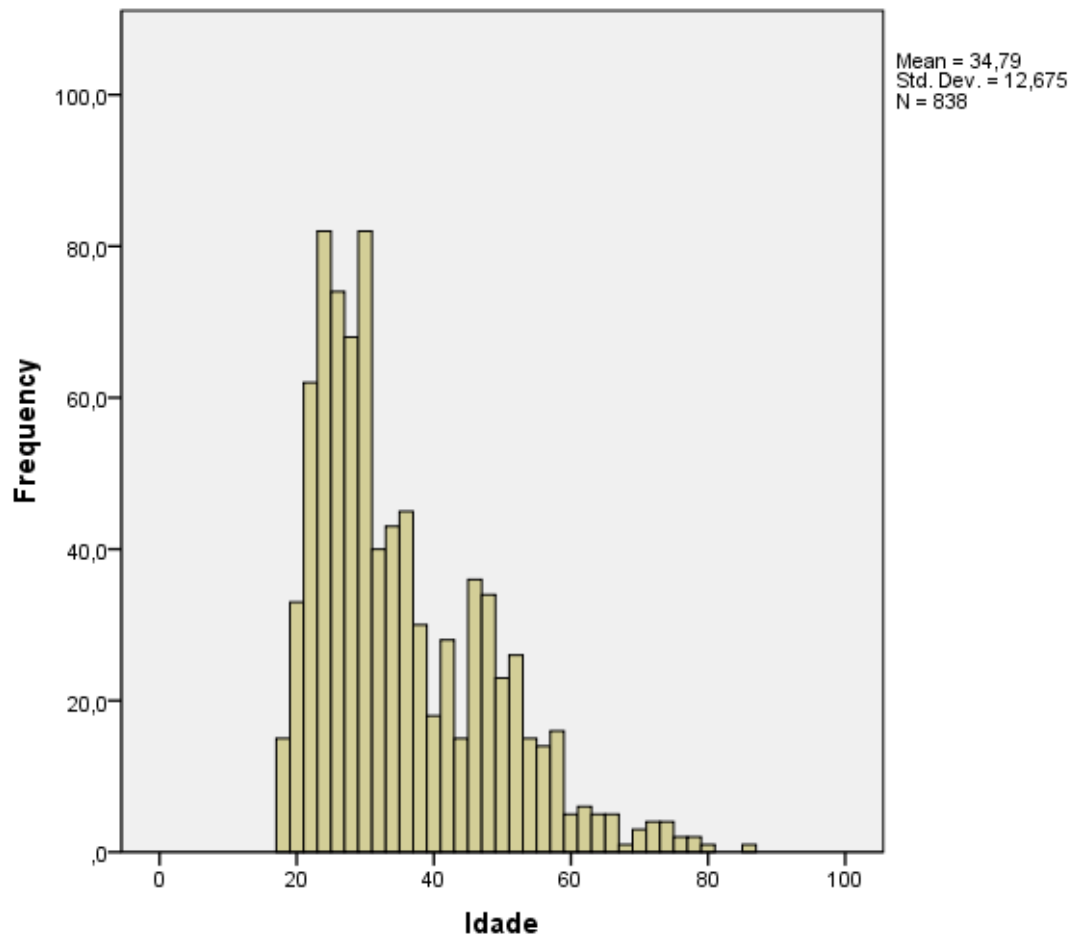
Marque com um **X** a questão abaixo, indicando seu grau de concordância na afirmativa

| | Afirmção | Discordo Totalmente | Discordo | Nem discordo nem concordo | Concordo | Concordo Totalmente |
|------------|---|---------------------|----------|---------------------------|----------|---------------------|
| CB1 | Se eu tenho algum dinheiro sobrando no final do mês, eu simplesmente tenho que gastá-lo | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 |

Marque com um **X** a questão, indicando a frequência com que você já fez cada uma das coisas seguintes

| | Afirmção | Muito Freqüente | Frequente | Algumas Vezes | Raramente | Nunca |
|------------|---|-----------------|-----------|---------------|-----------|-------|
| CB2 | Eu já senti que as outras pessoas ficariam horrorizadas se soubessem de meus hábitos de consumo | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 |
| CB3 | Eu já comprei coisas apesar de não ter dinheiro suficiente para pagá-las | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 |
| CB4 | Eu já passei um cheque mesmo sabendo que não tinha dinheiro suficiente no banco para cobri-lo | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 |
| CB5 | Eu já comprei coisas para mim para me fazer sentir melhor. | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 |
| CB6 | Eu já me senti ansioso ou nervoso nos dias em que não fiz compras | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 |
| CB7 | Eu já fiz apenas o pagamento mínimo do meu cartão de crédito ou contas mensais | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 |

**APÊNDICE 11: FREQUÊNCIAS DAS VARIÁVEIS SOCIODEMOGRÁFICAS
ORIGINAIS**



SEXO

| | | Frequency | Percent | Valid Percent | Cumulative Percent |
|-------|-----------|-----------|---------|---------------|--------------------|
| Valid | Masculino | 468 | 55,3 | 55,3 | 55,3 |
| | Feminino | 379 | 44,7 | 44,7 | 100,0 |
| | Total | 847 | 100,0 | 100,0 | |

UFNASC

| | | Frequency | Percent | Valid Percent | Cumulative Percent |
|---------|---------------------|-----------|---------|---------------|--------------------|
| Valid | Alagoas | 1 | ,1 | ,1 | ,1 |
| | Bahia | 5 | ,6 | ,6 | ,7 |
| | Ceará | 3 | ,4 | ,4 | 1,1 |
| | Distrito Federal | 3 | ,4 | ,4 | 1,5 |
| | Espírito Santo | 3 | ,4 | ,4 | 1,8 |
| | Goiás | 67 | 7,9 | 8,2 | 10,0 |
| | Maranhão | 1 | ,1 | ,1 | 10,1 |
| | Mato Grosso | 5 | ,6 | ,6 | 10,7 |
| | Minas Gerais | 657 | 77,6 | 79,9 | 90,6 |
| | Paraná | 13 | 1,5 | 1,6 | 92,2 |
| | Pernambuco | 2 | ,2 | ,2 | 92,5 |
| | Piauí | 4 | ,5 | ,5 | 92,9 |
| | Rio de Janeiro | 6 | ,7 | ,7 | 93,7 |
| | Rio Grande do Norte | 3 | ,4 | ,4 | 94,0 |
| | Rio Grande do Sul | 5 | ,6 | ,6 | 94,6 |
| | Rondônia | 1 | ,1 | ,1 | 94,8 |
| | Santa Catarina | 1 | ,1 | ,1 | 94,9 |
| | São Paulo | 41 | 4,8 | 5,0 | 99,9 |
| | Sergipe | 1 | ,1 | ,1 | 100,0 |
| Total | 822 | 97,0 | 100,0 | | |
| Missing | System | 25 | 3,0 | | |
| Total | | 847 | 100,0 | | |

ESCOLARIDADE

| | | Frequency | Percent | Valid Percent | Cumulative Percent |
|---------|-------------------------------|-----------|---------|---------------|--------------------|
| Valid | Sem Estudo | 9 | 1,1 | 1,1 | 1,1 |
| | Fundamental Incompleto | 62 | 7,3 | 7,4 | 8,4 |
| | Fundamental Completo | 40 | 4,7 | 4,7 | 13,2 |
| | Ensino Médio Incompleto | 79 | 9,3 | 9,4 | 22,5 |
| | Ensino Médio Completo | 281 | 33,2 | 33,3 | 55,9 |
| | Superior Incompleto | 158 | 18,7 | 18,7 | 74,6 |
| | Superior Completo | 192 | 22,7 | 22,8 | 97,4 |
| | Mestrado/Doutorado Incompleto | 15 | 1,8 | 1,8 | 99,2 |
| | Mestrado/Doutorado Completo | 7 | ,8 | ,8 | 100,0 |
| | Total | 843 | 99,5 | 100,0 | |
| Missing | System | 4 | ,5 | | |
| Total | | 847 | 100,0 | | |

ESTCIVIL

| | | Frequency | Percent | Valid Percent | Cumulative Percent |
|-------|--------------------------------------|-----------|---------|---------------|--------------------|
| Valid | Casado | 310 | 36,6 | 36,7 | 36,7 |
| | Desquitado ou Separado Judicialmente | 19 | 2,2 | 2,3 | 39,0 |
| | Divorciado | 33 | 3,9 | 3,9 | 42,9 |
| | Viúvo | 26 | 3,1 | 3,1 | 46,0 |
| | Solteiro | 396 | 46,8 | 46,9 | 92,9 |
| | União Consensual | 60 | 7,1 | 7,1 | 100,0 |
| | Total | 844 | 99,6 | 100,0 | |
| | Missing | System | 3 | ,4 | |
| Total | | 847 | 100,0 | | |

NPES

| | | Frequency | Percent | Valid Percent | Cumulative Percent |
|---------|--------|-----------|---------|---------------|--------------------|
| Valid | 1,00 | 83 | 9,8 | 9,9 | 9,9 |
| | 2,00 | 172 | 20,3 | 20,5 | 30,4 |
| | 3,00 | 233 | 27,5 | 27,8 | 58,2 |
| | 4,00 | 211 | 24,9 | 25,1 | 83,3 |
| | 5,00 | 103 | 12,2 | 12,3 | 95,6 |
| | 6,00 | 26 | 3,1 | 3,1 | 98,7 |
| | 7,00 | 8 | ,9 | 1,0 | 99,6 |
| | 8,00 | 1 | ,1 | ,1 | 99,8 |
| | 10,00 | 1 | ,1 | ,1 | 99,9 |
| | 12,00 | 1 | ,1 | ,1 | 100,0 |
| Total | 839 | 99,1 | 100,0 | | |
| Missing | System | 8 | ,9 | | |
| Total | | 847 | 100,0 | | |

DEPEND

| | | Frequency | Percent | Valid Percent | Cumulative Percent |
|---------|--------|-----------|---------|---------------|--------------------|
| Valid | ,00 | 499 | 58,9 | 64,7 | 64,7 |
| | 1,00 | 140 | 16,5 | 18,2 | 82,9 |
| | 2,00 | 78 | 9,2 | 10,1 | 93,0 |
| | 3,00 | 41 | 4,8 | 5,3 | 98,3 |
| | 4,00 | 8 | ,9 | 1,0 | 99,4 |
| | 5,00 | 2 | ,2 | ,3 | 99,6 |
| | 8,00 | 1 | ,1 | ,1 | 99,7 |
| | 9,00 | 1 | ,1 | ,1 | 99,9 |
| | 13,00 | 1 | ,1 | ,1 | 100,0 |
| | Total | 771 | 91,0 | 100,0 | |
| Missing | System | 76 | 9,0 | | |
| Total | | 847 | 100,0 | | |

CONDRESID

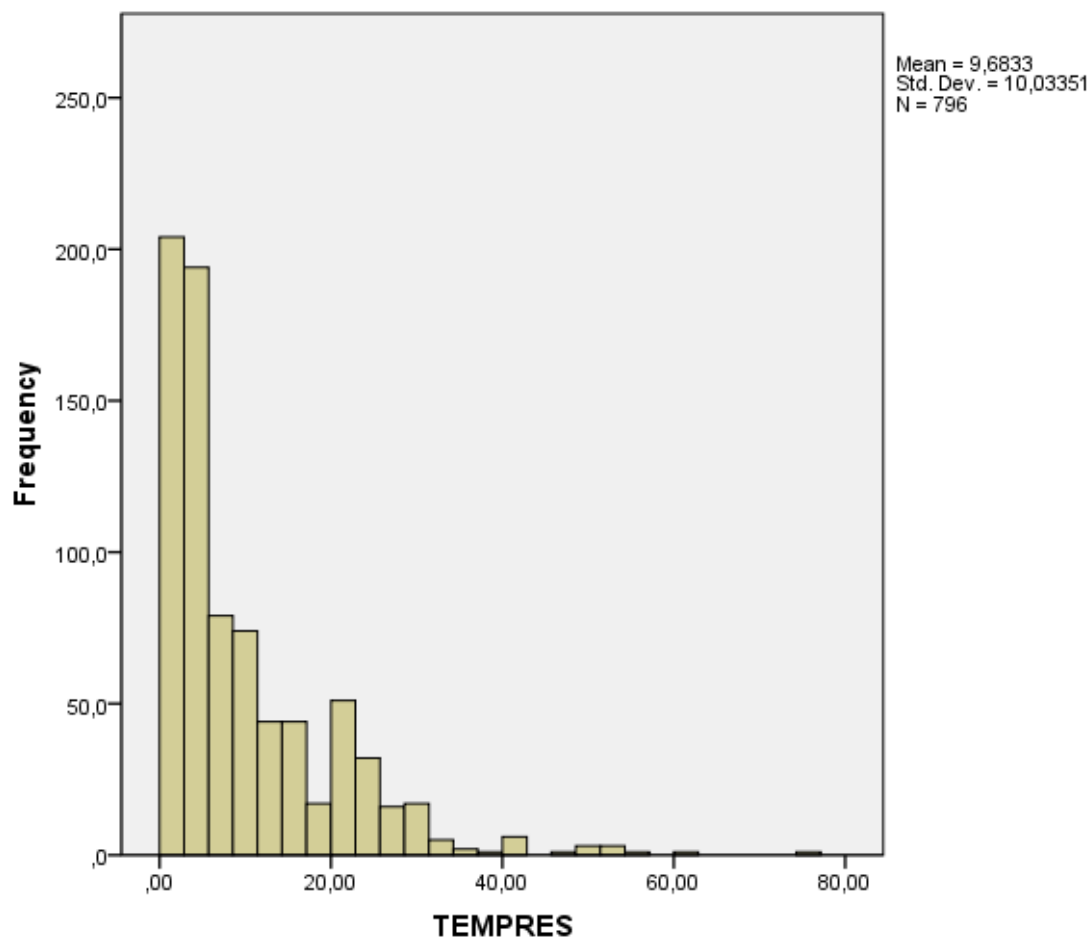
| | | Frequency | Percent | Valid Percent | Cumulative Percent |
|---------|-------------------------|-----------|---------|---------------|--------------------|
| Valid | Própria - quitada | 396 | 46,8 | 47,2 | 47,2 |
| | Própria - ainda pagando | 110 | 13,0 | 13,1 | 60,3 |
| | Alugada | 260 | 30,7 | 31,0 | 91,3 |
| | Outras | 73 | 8,6 | 8,7 | 100,0 |
| | Total | 839 | 99,1 | 100,0 | |
| Missing | System | 8 | ,9 | | |
| Total | | 847 | 100,0 | | |

ESCOLCONJ

| | | Frequency | Percent | Valid Percent | Cumulative Percent |
|---------|-------------------------------|-----------|---------|---------------|--------------------|
| Valid | Sem Estudo | 428 | 50,5 | 50,9 | 50,9 |
| | Fundamental Incompleto | 46 | 5,4 | 5,5 | 56,4 |
| | Fundamental Completo | 45 | 5,3 | 5,4 | 61,7 |
| | Ensino Médio Incompleto | 52 | 6,1 | 6,2 | 67,9 |
| | Ensino Médio Completo | 140 | 16,5 | 16,6 | 84,5 |
| | Superior Incompleto | 49 | 5,8 | 5,8 | 90,4 |
| | Superior Completo | 75 | 8,9 | 8,9 | 99,3 |
| | Mestrado/Doutorado Incompleto | 3 | ,4 | ,4 | 99,6 |
| | Mestrado/Doutorado Completo | 3 | ,4 | ,4 | 100,0 |
| | Total | 841 | 99,3 | 100,0 | |
| Missing | System | 6 | ,7 | | |
| Total | | 847 | 100,0 | | |

TIPORES

| | | Frequency | Percent | Valid Percent | Cumulative Percent |
|---------|-------------|-----------|---------|---------------|--------------------|
| Valid | Casa | 699 | 82,5 | 83,0 | 83,0 |
| | Apartamento | 139 | 16,4 | 16,5 | 99,5 |
| | Cômodo | 4 | ,5 | ,5 | 100,0 |
| | Total | 842 | 99,4 | 100,0 | |
| Missing | System | 5 | ,6 | | |
| Total | | 847 | 100,0 | | |

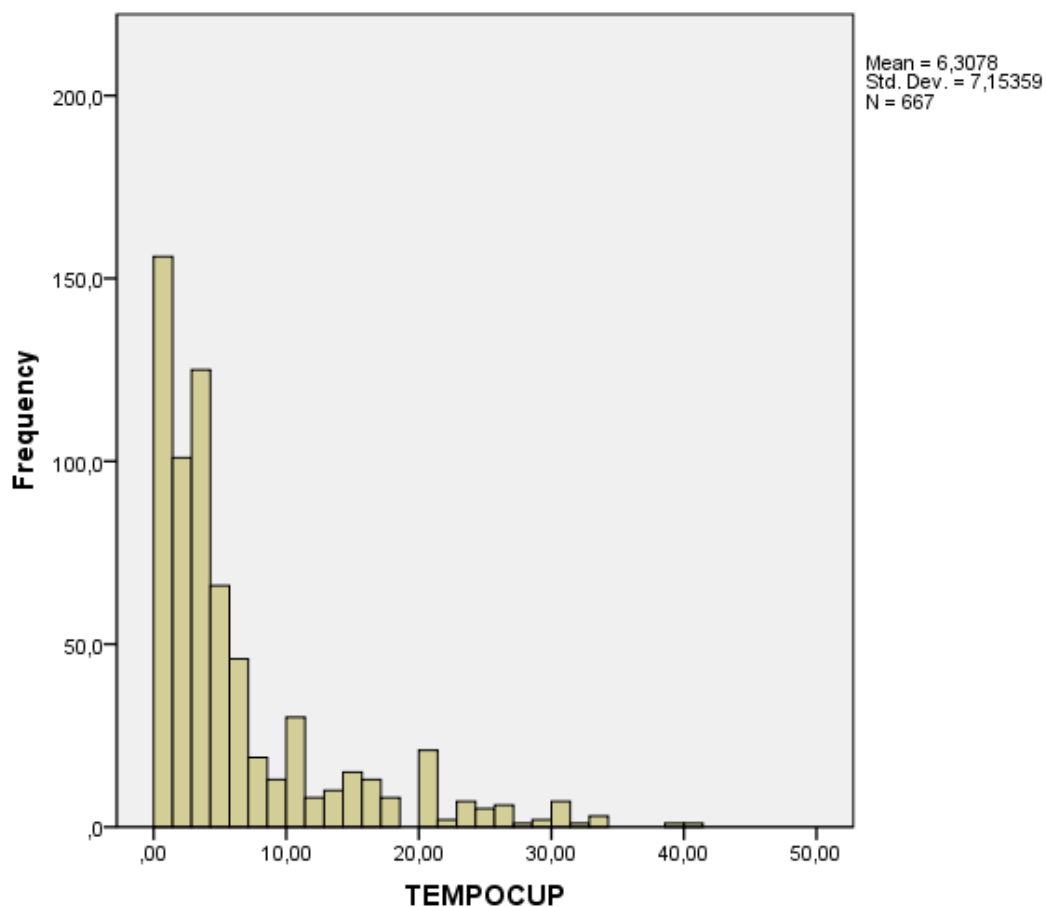


PRAT

| | | Frequency | Percent | Valid Percent | Cumulative Percent |
|---------|--------|-----------|---------|---------------|--------------------|
| Valid | Não | 340 | 40,1 | 41,1 | 41,1 |
| | Sim | 488 | 57,6 | 58,9 | 100,0 |
| | Total | 828 | 97,8 | 100,0 | |
| Missing | System | 19 | 2,2 | | |
| Total | | 847 | 100,0 | | |

OCUPACAO

| | | Frequency | Percent | Valid Percent | Cumulative Percent |
|---------|---------------------------------|-----------|---------|---------------|--------------------|
| Valid | Aposentado | 43 | 5,1 | 5,1 | 5,1 |
| | Empregado com carteira assinada | 367 | 43,3 | 43,6 | 48,7 |
| | Empregado sem carteira assinada | 65 | 7,7 | 7,7 | 56,4 |
| | Autônomo | 118 | 13,9 | 14,0 | 70,4 |
| | Profissional liberal | 38 | 4,5 | 4,5 | 74,9 |
| | Funcionário público | 59 | 7,0 | 7,0 | 81,9 |
| | Empresário | 27 | 3,2 | 3,2 | 85,2 |
| | Desempregado | 75 | 8,9 | 8,9 | 94,1 |
| | Do lar | 50 | 5,9 | 5,9 | 100,0 |
| | Total | 842 | 99,4 | 100,0 | |
| Missing | System | 5 | ,6 | | |
| Total | | 847 | 100,0 | | |



OCUPCONJ

| | | Frequency | Percent | Valid Percent | Cumulative Percent |
|-------|---------------------------------|-----------|---------|---------------|--------------------|
| Valid | ,00 | 443 | 52,3 | 53,0 | 53,0 |
| | Aposentado | 26 | 3,1 | 3,1 | 56,1 |
| | Empregado com carteira assinada | 183 | 21,6 | 21,9 | 78,0 |
| | Empregado sem carteira assinada | 28 | 3,3 | 3,3 | 81,3 |
| | Autônomo | 62 | 7,3 | 7,4 | 88,8 |
| | Profissional liberal | 16 | 1,9 | 1,9 | 90,7 |
| | Funcionário público | 22 | 2,6 | 2,6 | 93,3 |
| | Empresário | 14 | 1,7 | 1,7 | 95,0 |
| | Desempregado | 14 | 1,7 | 1,7 | 96,7 |
| | Do lar | 28 | 3,3 | 3,3 | 100,0 |
| | Total | 836 | 98,7 | 100,0 | |
| | Missing | System | 11 | 1,3 | |

OCUPCONJ

| | | Frequency | Percent | Valid Percent | Cumulative Percent |
|---------|---------------------------------|-----------|---------|---------------|--------------------|
| Valid | ,00 | 443 | 52,3 | 53,0 | 53,0 |
| | Aposentado | 26 | 3,1 | 3,1 | 56,1 |
| | Empregado com carteira assinada | 183 | 21,6 | 21,9 | 78,0 |
| | Empregado sem carteira assinada | 28 | 3,3 | 3,3 | 81,3 |
| | Autônomo | 62 | 7,3 | 7,4 | 88,8 |
| | Profissional liberal | 16 | 1,9 | 1,9 | 90,7 |
| | Funcionário público | 22 | 2,6 | 2,6 | 93,3 |
| | Empresário | 14 | 1,7 | 1,7 | 95,0 |
| | Desempregado | 14 | 1,7 | 1,7 | 96,7 |
| | Do lar | 28 | 3,3 | 3,3 | 100,0 |
| | Total | 836 | 98,7 | 100,0 | |
| Missing | System | 11 | 1,3 | | |
| Total | | 847 | 100,0 | | |

RENDA

| | | Frequency | Percent | Valid Percent | Cumulative Percent |
|---------|--------------------------------|-----------|---------|---------------|--------------------|
| Valid | Sem rendimento | 92 | 10,9 | 11,6 | 11,6 |
| | Até R\$ 400,00 | 25 | 3,0 | 3,2 | 14,8 |
| | De R\$ 400,00 a R\$ 600,00 | 142 | 16,8 | 17,9 | 32,7 |
| | De R\$ 600,00 a R\$ 1.000,00 | 182 | 21,5 | 23,0 | 55,6 |
| | De R\$ 1.000,00 a R\$ 1.200,00 | 104 | 12,3 | 13,1 | 68,7 |
| | De R\$ 1.200,00 a R\$ 1.600,00 | 73 | 8,6 | 9,2 | 77,9 |
| | De R\$ 1.600,00 a R\$ 2.000,00 | 67 | 7,9 | 8,4 | 86,4 |
| | De R\$ 2.000,00 a R\$ 3.000,00 | 64 | 7,6 | 8,1 | 94,5 |
| | De R\$ 3.000,00 a R\$ 4.000,00 | 12 | 1,4 | 1,5 | 96,0 |
| | De R\$ 4.000,00 a R\$ 6.000,00 | 16 | 1,9 | 2,0 | 98,0 |
| | De R\$ 6.000,00 a R\$ 8.000,00 | 7 | ,8 | ,9 | 98,9 |
| | Mais de R\$ 8.000,00 | 9 | 1,1 | 1,1 | 100,0 |
| | Total | 793 | 93,6 | 100,0 | |
| Missing | System | 54 | 6,4 | | |
| Total | | 847 | 100,0 | | |

RENDACONJ

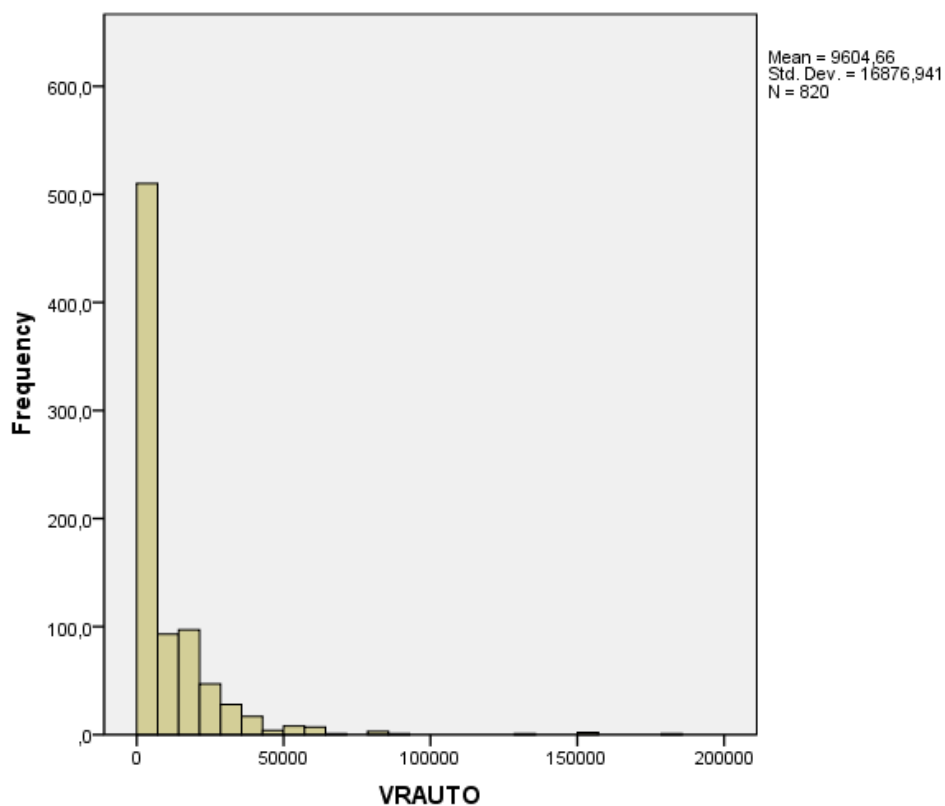
| | | Frequency | Percent | Valid Percent | Cumulative Percent |
|---------|--------------------------------|-----------|---------|---------------|--------------------|
| Valid | Sem rendimento | 489 | 57,7 | 60,7 | 60,7 |
| | Até R\$ 400,00 | 7 | ,8 | ,9 | 61,6 |
| | De R\$ 400,00 a R\$ 600,00 | 55 | 6,5 | 6,8 | 68,4 |
| | De R\$ 600,00 a R\$ 1.000,00 | 90 | 10,6 | 11,2 | 79,6 |
| | De R\$ 1.000,00 a R\$ 1.200,00 | 46 | 5,4 | 5,7 | 85,3 |
| | De R\$ 1.200,00 a R\$ 1.600,00 | 32 | 3,8 | 4,0 | 89,3 |
| | De R\$ 1.600,00 a R\$ 2.000,00 | 37 | 4,4 | 4,6 | 93,9 |
| | De R\$ 2.000,00 a R\$ 3.000,00 | 28 | 3,3 | 3,5 | 97,4 |
| | De R\$ 3.000,00 a R\$ 4.000,00 | 8 | ,9 | 1,0 | 98,4 |
| | De R\$ 4.000,00 a R\$ 6.000,00 | 8 | ,9 | 1,0 | 99,4 |
| | De R\$ 6.000,00 a R\$ 8.000,00 | 2 | ,2 | ,2 | 99,6 |
| | Mais de R\$ 8.000,00 | 3 | ,4 | ,4 | 100,0 |
| | Total | 805 | 95,0 | 100,0 | |
| Missing | System | 42 | 5,0 | | |
| Total | | 847 | 100,0 | | |

REDAFAM

| | | Frequency | Percent | Valid Percent | Cumulative Percent |
|---------|--------------------------------|-----------|---------|---------------|--------------------|
| Valid | Sem rendimento | 17 | 2,0 | 2,1 | 2,1 |
| | Até R\$ 400,00 | 9 | 1,1 | 1,1 | 3,1 |
| | De R\$ 400,00 a R\$ 600,00 | 38 | 4,5 | 4,6 | 7,7 |
| | De R\$ 600,00 a R\$ 1.000,00 | 67 | 7,9 | 8,1 | 15,8 |
| | De R\$ 1.000,00 a R\$ 1.200,00 | 95 | 11,2 | 11,5 | 27,3 |
| | De R\$ 1.200,00 a R\$ 1.600,00 | 125 | 14,8 | 15,1 | 42,4 |
| | De R\$ 1.600,00 a R\$ 2.000,00 | 105 | 12,4 | 12,7 | 55,1 |
| | De R\$ 2.000,00 a R\$ 3.000,00 | 146 | 17,2 | 17,7 | 72,8 |
| | De R\$ 3.000,00 a R\$ 4.000,00 | 102 | 12,0 | 12,3 | 85,1 |
| | De R\$ 4.000,00 a R\$ 6.000,00 | 61 | 7,2 | 7,4 | 92,5 |
| | De R\$ 6.000,00 a R\$ 8.000,00 | 28 | 3,3 | 3,4 | 95,9 |
| | Mais de R\$ 8.000,00 | 34 | 4,0 | 4,1 | 100,0 |
| | Total | 827 | 97,6 | 100,0 | |
| Missing | System | 20 | 2,4 | | |
| Total | | 847 | 100,0 | | |

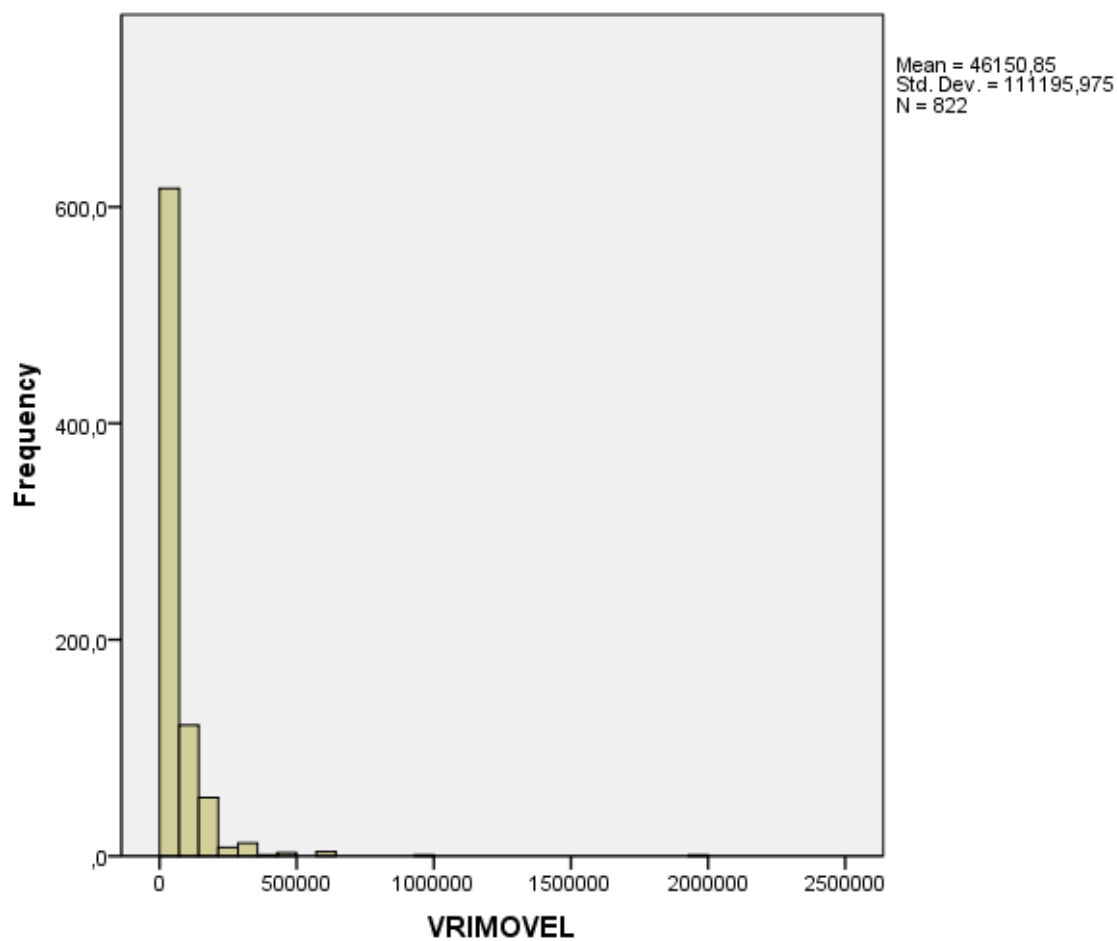
AUTO

| | | Frequency | Percent | Valid Percent | Cumulative Percent |
|---------|--------|-----------|---------|---------------|--------------------|
| Valid | 0 | 424 | 50,1 | 50,3 | 50,3 |
| | 1 | 362 | 42,7 | 42,9 | 93,2 |
| | 2 | 51 | 6,0 | 6,0 | 99,3 |
| | 3 | 5 | ,6 | ,6 | 99,9 |
| | 4 | 1 | ,1 | ,1 | 100,0 |
| | Total | 843 | 99,5 | 100,0 | |
| Missing | System | 4 | ,5 | | |
| Total | | 847 | 100,0 | | |



IMOVEL

| | | Frequency | Percent | Valid Percent | Cumulative Percent |
|---------|--------|-----------|---------|---------------|--------------------|
| Valid | 0 | 516 | 60,9 | 61,7 | 61,7 |
| | 1 | 279 | 32,9 | 33,4 | 95,1 |
| | 2 | 23 | 2,7 | 2,8 | 97,8 |
| | 3 | 9 | 1,1 | 1,1 | 98,9 |
| | 4 | 4 | ,5 | ,5 | 99,4 |
| | 5 | 1 | ,1 | ,1 | 99,5 |
| | 7 | 2 | ,2 | ,2 | 99,8 |
| | 9 | 1 | ,1 | ,1 | 99,9 |
| | 10 | 1 | ,1 | ,1 | 100,0 |
| | Total | 836 | 98,7 | 100,0 | |
| Missing | System | 11 | 1,3 | | |
| Total | | 847 | 100,0 | | |



APLIC

| | | Frequency | Percent | Valid Percent | Cumulative Percent |
|---------|--------|-----------|---------|---------------|--------------------|
| Valid | Não | 702 | 82,9 | 84,2 | 84,2 |
| | Sim | 132 | 15,6 | 15,8 | 100,0 |
| | Total | 834 | 98,5 | 100,0 | |
| Missing | System | 13 | 1,5 | | |
| Total | | 847 | 100,0 | | |

APÊNDICE 12: FREQUÊNCIAS DAS VARIÁVEIS SITUACIONAIS ORIGINAIS**CARTAO**

| | | Frequency | Percent | Valid Percent | Cumulative Percent |
|---------|--------|-----------|---------|---------------|--------------------|
| Valid | ,00 | 323 | 38,1 | 40,4 | 40,4 |
| | 1,00 | 353 | 41,7 | 44,2 | 84,6 |
| | 2,00 | 82 | 9,7 | 10,3 | 94,9 |
| | 3,00 | 29 | 3,4 | 3,6 | 98,5 |
| | 4,00 | 9 | 1,1 | 1,1 | 99,6 |
| | 5,00 | 2 | ,2 | ,3 | 99,9 |
| | 8,00 | 1 | ,1 | ,1 | 100,0 |
| | Total | 799 | 94,3 | 100,0 | |
| Missing | System | 48 | 5,7 | | |
| Total | | 847 | 100,0 | | |

EVENTO1

| | | Frequency | Percent | Valid Percent | Cumulative Percent |
|-------|-------|-----------|---------|---------------|--------------------|
| Valid | ,00 | 751 | 88,7 | 88,7 | 88,7 |
| | 1,00 | 96 | 11,3 | 11,3 | 100,0 |
| | Total | 847 | 100,0 | 100,0 | |

EVENTO2

| | | Frequency | Percent | Valid Percent | Cumulative Percent |
|-------|-------|-----------|---------|---------------|--------------------|
| Valid | ,00 | 828 | 97,8 | 97,8 | 97,8 |
| | 1,00 | 19 | 2,2 | 2,2 | 100,0 |
| | Total | 847 | 100,0 | 100,0 | |

EVENTO3

| | | Frequency | Percent | Valid Percent | Cumulative Percent |
|-------|-------|-----------|---------|---------------|--------------------|
| Valid | ,00 | 782 | 92,3 | 92,3 | 92,3 |
| | 1,00 | 65 | 7,7 | 7,7 | 100,0 |
| | Total | 847 | 100,0 | 100,0 | |

EVENTO4

| | | Frequency | Percent | Valid Percent | Cumulative Percent |
|-------|-------|-----------|---------|---------------|--------------------|
| Valid | ,00 | 758 | 89,5 | 89,5 | 89,5 |
| | 1,00 | 89 | 10,5 | 10,5 | 100,0 |
| | Total | 847 | 100,0 | 100,0 | |

EVENTO5

| | | Frequency | Percent | Valid Percent | Cumulative Percent |
|-------|-------|-----------|---------|---------------|--------------------|
| Valid | ,00 | 826 | 97,5 | 97,5 | 97,5 |
| | 1,00 | 21 | 2,5 | 2,5 | 100,0 |
| | Total | 847 | 100,0 | 100,0 | |

| EVENTOS | | | | | |
|----------------|-------|-----------|---------|---------------|--------------------|
| | | Frequency | Percent | Valid Percent | Cumulative Percent |
| Valid | ,00 | 613 | 72,4 | 72,4 | 72,4 |
| | 1,00 | 188 | 22,2 | 22,2 | 94,6 |
| | 2,00 | 38 | 4,5 | 4,5 | 99,1 |
| | 3,00 | 6 | ,7 | ,7 | 99,8 |
| | 4,00 | 2 | ,2 | ,2 | 100,0 |
| | Total | 847 | 100,0 | 100,0 | |

APÊNDICE 13: ESTATÍSTICA DAS ESCALAS PSICOLÓGICAS ORIGINAIS

| Descriptive Statistics | | | | | |
|------------------------|-----------|-----------|-----------|-----------|----------------|
| | N | Minimum | Maximum | Mean | Std. Deviation |
| | Statistic | Statistic | Statistic | Statistic | Statistic |
| TRANSC | 836 | 13,00 | 50,00 | 36,1208 | 7,16234 |
| DESIG | 825 | 14,00 | 70,00 | 47,7115 | 10,20645 |
| HARMO | 837 | 14,00 | 65,00 | 43,6535 | 9,66679 |
| CONFLIT | 834 | 11,00 | 55,00 | 41,9233 | 8,17435 |
| ALTRUIS | 839 | 9,00 | 40,00 | 28,2610 | 6,08314 |
| SOFRIM | 841 | 6,00 | 30,00 | 15,0000 | 5,00547 |
| ESDNEG | 812 | 41,00 | 152,00 | 104,3645 | 18,35202 |
| ESDPOS | 823 | 60,00 | 155,00 | 107,8591 | 16,73551 |
| AUTOEFIC | 802 | 11,00 | 40,00 | 30,5299 | 5,11391 |
| INTER | 835 | 11,00 | 40,00 | 26,2731 | 4,77350 |
| OPODER | 802 | 8,00 | 35,00 | 17,6758 | 5,39081 |
| ACASO | 800 | 8,00 | 36,00 | 18,1350 | 5,33337 |
| EXTER | 787 | 16,00 | 69,00 | 35,9327 | 9,75745 |
| INTERTOT | 783 | -8,00 | 29,00 | 8,5083 | 6,07632 |
| OTIMISMO | 838 | 6,00 | 24,00 | 17,1253 | 3,68338 |
| AUTOEST | 798 | 10,00 | 40,00 | 31,3935 | 5,04465 |
| BAIXAEST | 808 | 5,00 | 20,00 | 15,2438 | 2,90429 |
| ALTAEST | 829 | 5,00 | 20,00 | 16,1327 | 2,84703 |
| SCORECB | 818 | -6,70 | 3,61 | ,9278 | 1,69704 |
| Valid N (listwise) | 666 | | | | |

| Descriptive Statistics | | | | |
|------------------------|-----------|------------|-----------|------------|
| | Skewness | | Kurtosis | |
| | Statistic | Std. Error | Statistic | Std. Error |
| TRANSC | -,352 | ,085 | -,111 | ,169 |
| DESIG | -,309 | ,085 | -,161 | ,170 |
| HARMO | -,314 | ,085 | -,026 | ,169 |
| CONFLIT | -,667 | ,085 | ,525 | ,169 |
| ALTRUIS | -,276 | ,084 | -,322 | ,169 |
| SOFRIM | ,374 | ,084 | -,457 | ,168 |
| ESDNEG | -,506 | ,086 | ,705 | ,171 |
| ESDPOS | -,037 | ,085 | -,143 | ,170 |
| AUTOEFIC | -,428 | ,086 | ,361 | ,172 |
| INTER | -,240 | ,085 | -,066 | ,169 |
| OPODER | ,332 | ,086 | -,260 | ,172 |
| ACASO | ,352 | ,086 | -,165 | ,173 |
| EXTER | ,299 | ,087 | -,073 | ,174 |
| INTERTOT | -,055 | ,087 | -,109 | ,175 |
| OTIMISMO | -,301 | ,084 | -,294 | ,169 |
| AUTOEST | -,856 | ,087 | 2,026 | ,173 |
| BAIXAEST | -,573 | ,086 | ,604 | ,172 |
| ALTAEST | -1,003 | ,085 | 2,053 | ,170 |
| SCORECB | -,756 | ,085 | ,241 | ,171 |
| Valid N (listwise) | | | | |

| CLASIFCB | | | | | |
|----------|----------------------|-----------|---------|---------------|--------------------|
| | | Frequency | Percent | Valid Percent | Cumulative Percent |
| Valid | Comprador Normal | 718 | 84,8 | 87,8 | 87,8 |
| | Comprador Compulsivo | 100 | 11,8 | 12,2 | 100,0 |
| | Total | 818 | 96,6 | 100,0 | |
| Missing | System | 29 | 3,4 | | |
| Total | | 847 | 100,0 | | |

APÊNDICE 14: FREQUÊNCIAS DAS VARIÁVEIS DE COMPORTAMENTO ORIGINAIS

| ARD1 | | | | | |
|-------------|--------|-----------|---------|---------------|--------------------|
| | | Frequency | Percent | Valid Percent | Cumulative Percent |
| Valid | Não | 200 | 23,6 | 24,3 | 24,3 |
| | Sim | 624 | 73,7 | 75,7 | 100,0 |
| | Total | 824 | 97,3 | 100,0 | |
| Missing | System | 23 | 2,7 | | |
| Total | | 847 | 100,0 | | |

| ARD2 | | | | | |
|-------------|--------|-----------|---------|---------------|--------------------|
| | | Frequency | Percent | Valid Percent | Cumulative Percent |
| Valid | Não | 201 | 23,7 | 26,0 | 26,0 |
| | Sim | 573 | 67,7 | 74,0 | 100,0 |
| | Total | 774 | 91,4 | 100,0 | |
| Missing | System | 73 | 8,6 | | |
| Total | | 847 | 100,0 | | |

| ARD3 | | | | | |
|-------------|--------|-----------|---------|---------------|--------------------|
| | | Frequency | Percent | Valid Percent | Cumulative Percent |
| Valid | Não | 255 | 30,1 | 30,8 | 30,8 |
| | Sim | 574 | 67,8 | 69,2 | 100,0 |
| | Total | 829 | 97,9 | 100,0 | |
| Missing | System | 18 | 2,1 | | |
| Total | | 847 | 100,0 | | |

| CS1 | | | | | |
|------------|--------|-----------|---------|---------------|--------------------|
| | | Frequency | Percent | Valid Percent | Cumulative Percent |
| Valid | Não | 226 | 26,7 | 27,3 | 27,3 |
| | Sim | 603 | 71,2 | 72,7 | 100,0 |
| | Total | 829 | 97,9 | 100,0 | |
| Missing | System | 18 | 2,1 | | |
| Total | | 847 | 100,0 | | |

| CS2 | | | | | |
|------------|--------|-----------|---------|---------------|--------------------|
| | | Frequency | Percent | Valid Percent | Cumulative Percent |
| Valid | Não | 230 | 27,2 | 27,7 | 27,7 |
| | Sim | 600 | 70,8 | 72,3 | 100,0 |
| | Total | 830 | 98,0 | 100,0 | |
| Missing | System | 17 | 2,0 | | |
| Total | | 847 | 100,0 | | |

CS3

| | | Frequency | Percent | Valid Percent | Cumulative Percent |
|---------|--------|-----------|---------|---------------|--------------------|
| Valid | Não | 229 | 27,0 | 27,6 | 27,6 |
| | Sim | 600 | 70,8 | 72,4 | 100,0 |
| | Total | 829 | 97,9 | 100,0 | |
| Missing | System | 18 | 2,1 | | |
| Total | | 847 | 100,0 | | |

CS4

| | | Frequency | Percent | Valid Percent | Cumulative Percent |
|---------|--------|-----------|---------|---------------|--------------------|
| Valid | Não | 241 | 28,5 | 29,1 | 29,1 |
| | Sim | 588 | 69,4 | 70,9 | 100,0 |
| | Total | 829 | 97,9 | 100,0 | |
| Missing | System | 18 | 2,1 | | |
| Total | | 847 | 100,0 | | |

CS5

| | | Frequency | Percent | Valid Percent | Cumulative Percent |
|---------|--------|-----------|---------|---------------|--------------------|
| Valid | Não | 212 | 25,0 | 25,5 | 25,5 |
| | Sim | 618 | 73,0 | 74,5 | 100,0 |
| | Total | 830 | 98,0 | 100,0 | |
| Missing | System | 17 | 2,0 | | |
| Total | | 847 | 100,0 | | |

COMPSOC

| | | Frequency | Percent | Valid Percent | Cumulative Percent |
|---------|--------|-----------|---------|---------------|--------------------|
| Valid | ,00 | 13 | 1,5 | 1,6 | 1,6 |
| | 1,00 | 209 | 24,7 | 25,2 | 26,8 |
| | 2,00 | 13 | 1,5 | 1,6 | 28,4 |
| | 3,00 | 12 | 1,4 | 1,4 | 29,8 |
| | 4,00 | 576 | 68,0 | 69,6 | 99,4 |
| | 5,00 | 5 | ,6 | ,6 | 100,0 |
| | Total | 828 | 97,8 | 100,0 | |
| Missing | System | 19 | 2,2 | | |
| Total | | 847 | 100,0 | | |

EF1

| | | Frequency | Percent | Valid Percent | Cumulative Percent |
|---------|--------|-----------|---------|---------------|--------------------|
| Valid | Não | 247 | 29,2 | 29,8 | 29,8 |
| | Sim | 582 | 68,7 | 70,2 | 100,0 |
| | Total | 829 | 97,9 | 100,0 | |
| Missing | System | 18 | 2,1 | | |
| Total | | 847 | 100,0 | | |

EF2

| | | Frequency | Percent | Valid Percent | Cumulative Percent |
|---------|--------|-----------|---------|---------------|--------------------|
| Valid | Não | 214 | 25,3 | 25,8 | 25,8 |
| | Sim | 617 | 72,8 | 74,2 | 100,0 |
| | Total | 831 | 98,1 | 100,0 | |
| Missing | System | 16 | 1,9 | | |
| Total | | 847 | 100,0 | | |

EF3

| | | Frequency | Percent | Valid Percent | Cumulative Percent |
|---------|--------|-----------|---------|---------------|--------------------|
| Valid | Não | 219 | 25,9 | 26,4 | 26,4 |
| | Sim | 610 | 72,0 | 73,6 | 100,0 |
| | Total | 829 | 97,9 | 100,0 | |
| Missing | System | 18 | 2,1 | | |
| Total | | 847 | 100,0 | | |

EF4

| | | Frequency | Percent | Valid Percent | Cumulative Percent |
|---------|--------|-----------|---------|---------------|--------------------|
| Valid | Não | 212 | 25,0 | 25,6 | 25,6 |
| | Sim | 616 | 72,7 | 74,4 | 100,0 |
| | Total | 828 | 97,8 | 100,0 | |
| Missing | System | 19 | 2,2 | | |
| Total | | 847 | 100,0 | | |

EDUFIN

| | | Frequency | Percent | Valid Percent | Cumulative Percent |
|---------|--------|-----------|---------|---------------|--------------------|
| Valid | ,00 | 7 | ,8 | ,8 | ,8 |
| | 1,00 | 208 | 24,6 | 25,1 | 26,0 |
| | 2,00 | 26 | 3,1 | 3,1 | 29,1 |
| | 3,00 | 587 | 69,3 | 70,9 | 100,0 |
| | Total | 828 | 97,8 | 100,0 | |
| Missing | System | 19 | 2,2 | | |
| Total | | 847 | 100,0 | | |

CC13

| | | Frequency | Percent | Valid Percent | Cumulative Percent |
|---------|-------------|-----------|---------|---------------|--------------------|
| Valid | Luxo | 554 | 65,4 | 66,1 | 66,1 |
| | Necessidade | 284 | 33,5 | 33,9 | 100,0 |
| | Total | 838 | 98,9 | 100,0 | |
| Missing | System | 9 | 1,1 | | |
| Total | | 847 | 100,0 | | |

CC14

| | | Frequency | Percent | Valid Percent | Cumulative Percent |
|---------|-------------|-----------|---------|---------------|--------------------|
| Valid | Luxo | 510 | 60,2 | 60,9 | 60,9 |
| | Necessidade | 327 | 38,6 | 39,1 | 100,0 |
| | Total | 837 | 98,8 | 100,0 | |
| Missing | System | 10 | 1,2 | | |
| Total | | 847 | 100,0 | | |

CC15

| | | Frequency | Percent | Valid Percent | Cumulative Percent |
|---------|-------------|-----------|---------|---------------|--------------------|
| Valid | Luxo | 383 | 45,2 | 45,7 | 45,7 |
| | Necessidade | 455 | 53,7 | 54,3 | 100,0 |
| | Total | 838 | 98,9 | 100,0 | |
| Missing | System | 9 | 1,1 | | |
| Total | | 847 | 100,0 | | |

CC16

| | | Frequency | Percent | Valid Percent | Cumulative Percent |
|---------|-------------|-----------|---------|---------------|--------------------|
| Valid | Luxo | 473 | 55,8 | 56,4 | 56,4 |
| | Necessidade | 366 | 43,2 | 43,6 | 100,0 |
| | Total | 839 | 99,1 | 100,0 | |
| Missing | System | 8 | ,9 | | |
| Total | | 847 | 100,0 | | |

NECES

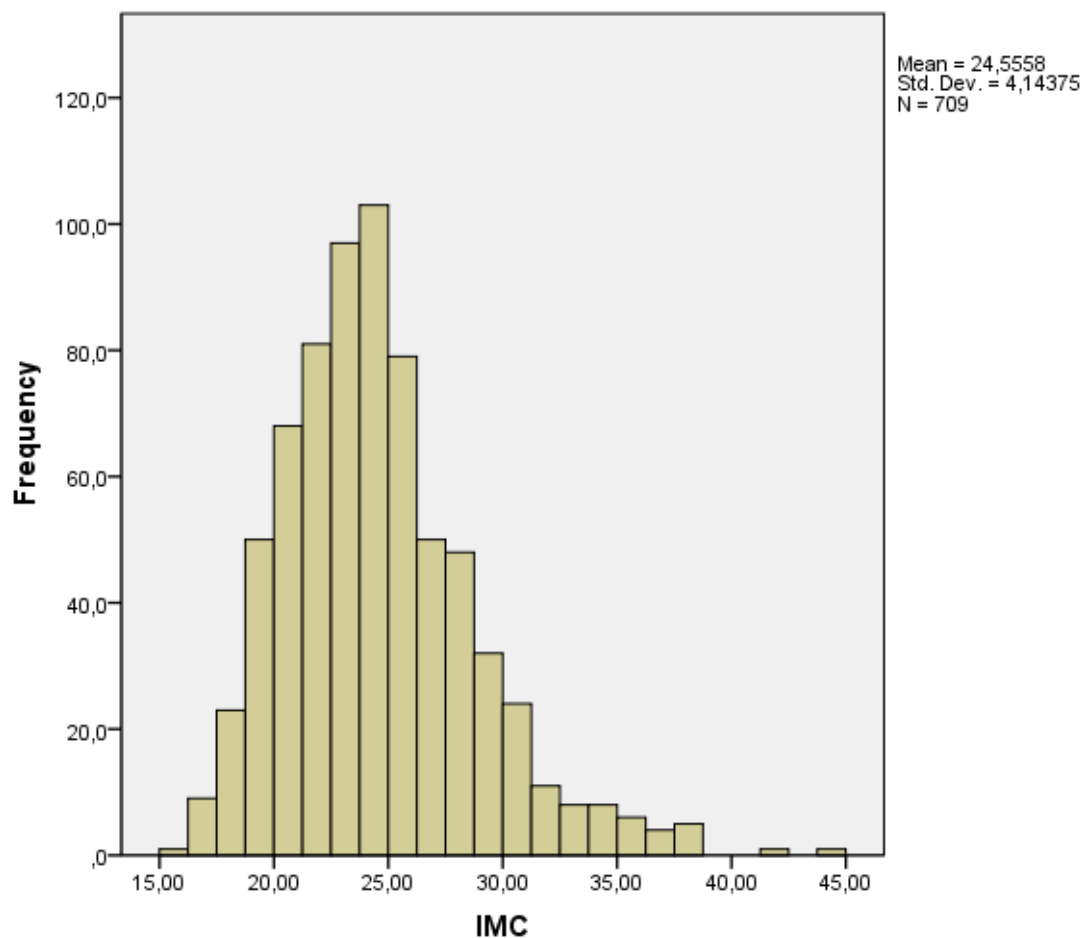
| | | Frequency | Percent | Valid Percent | Cumulative Percent |
|-------|-------|-----------|---------|---------------|--------------------|
| Valid | ,00 | 3 | ,4 | ,4 | ,4 |
| | 1,00 | 2 | ,2 | ,2 | ,6 |
| | 2,00 | 8 | ,9 | ,9 | 1,5 |
| | 3,00 | 8 | ,9 | ,9 | 2,5 |
| | 4,00 | 29 | 3,4 | 3,4 | 5,9 |
| | 5,00 | 38 | 4,5 | 4,5 | 10,4 |
| | 6,00 | 56 | 6,6 | 6,6 | 17,0 |
| | 7,00 | 78 | 9,2 | 9,2 | 26,2 |
| | 8,00 | 96 | 11,3 | 11,3 | 37,5 |
| | 9,00 | 90 | 10,6 | 10,6 | 48,2 |
| | 10,00 | 109 | 12,9 | 12,9 | 61,0 |
| | 11,00 | 85 | 10,0 | 10,0 | 71,1 |
| | 12,00 | 73 | 8,6 | 8,6 | 79,7 |
| | 13,00 | 47 | 5,5 | 5,5 | 85,2 |
| | 14,00 | 46 | 5,4 | 5,4 | 90,7 |
| | 15,00 | 32 | 3,8 | 3,8 | 94,5 |
| 16,00 | 47 | 5,5 | 5,5 | 100,0 | |
| Total | | 847 | 100,0 | 100,0 | |

ALCOOL

| | | Frequency | Percent | Valid Percent | Cumulative Percent |
|---------|--------|-----------|---------|---------------|--------------------|
| Valid | Não | 774 | 91,4 | 92,1 | 92,1 |
| | Sim | 66 | 7,8 | 7,9 | 100,0 |
| | Total | 840 | 99,2 | 100,0 | |
| Missing | System | 7 | ,8 | | |
| Total | | 847 | 100,0 | | |

CIGARRO

| | | Frequency | Percent | Valid Percent | Cumulative Percent |
|---------|----------------------------|-----------|---------|---------------|--------------------|
| Valid | Não | 695 | 82,1 | 82,7 | 82,7 |
| | Sim, fumo de vez em quando | 57 | 6,7 | 6,8 | 89,5 |
| | Sim, fumo todo dia | 88 | 10,4 | 10,5 | 100,0 |
| | Total | 840 | 99,2 | 100,0 | |
| Missing | System | 7 | ,8 | | |
| Total | | 847 | 100,0 | | |



IMCCLASOMS

| | | Frequency | Percent | Valid Percent | Cumulative Percent |
|---------|----------------|-----------|---------|---------------|--------------------|
| Valid | Abaixo do peso | 24 | 2,8 | 3,4 | 3,4 |
| | Peso normal | 408 | 48,2 | 57,5 | 60,9 |
| | Acima do peso | 209 | 24,7 | 29,5 | 90,4 |
| | Obeso | 68 | 8,0 | 9,6 | 100,0 |
| | Total | 709 | 83,7 | 100,0 | |
| Missing | System | 138 | 16,3 | | |
| Total | | 847 | 100,0 | | |

TIMEHORIZ

| | | Frequency | Percent | Valid Percent | Cumulative Percent |
|---------|-----------------------|-----------|---------|---------------|--------------------|
| Valid | Não faço planejamento | 287 | 33,9 | 35,5 | 35,5 |
| | Próximos meses | 362 | 42,7 | 44,8 | 80,3 |
| | Próximo ano | 111 | 13,1 | 13,7 | 94,1 |
| | Próximos 5 anos | 33 | 3,9 | 4,1 | 98,1 |
| | De 5 a 10 anos | 9 | 1,1 | 1,1 | 99,3 |
| | Mais de 10 anos | 6 | ,7 | ,7 | 100,0 |
| | Total | 808 | 95,4 | 100,0 | |
| Missing | System | 39 | 4,6 | | |
| Total | | 847 | 100,0 | | |

**APÊNDICE 15: FREQUÊNCIAS DAS VARIÁVEIS PARA DEFINIÇÃO DE
INADIMPLÊNCIA**

| NCHEQUE | | | | | |
|----------------|-------|------------------|----------------|----------------------|---------------------------|
| | | Frequency | Percent | Valid Percent | Cumulative Percent |
| Valid | ,00 | 775 | 91,5 | 91,5 | 91,5 |
| | 1,00 | 16 | 1,9 | 1,9 | 93,4 |
| | 2,00 | 6 | ,7 | ,7 | 94,1 |
| | 3,00 | 6 | ,7 | ,7 | 94,8 |
| | 4,00 | 4 | ,5 | ,5 | 95,3 |
| | 5,00 | 3 | ,4 | ,4 | 95,6 |
| | 6,00 | 3 | ,4 | ,4 | 96,0 |
| | 7,00 | 1 | ,1 | ,1 | 96,1 |
| | 8,00 | 3 | ,4 | ,4 | 96,5 |
| | 9,00 | 1 | ,1 | ,1 | 96,6 |
| | 10,00 | 3 | ,4 | ,4 | 96,9 |
| | 11,00 | 3 | ,4 | ,4 | 97,3 |
| | 12,00 | 1 | ,1 | ,1 | 97,4 |
| | 13,00 | 1 | ,1 | ,1 | 97,5 |
| | 14,00 | 1 | ,1 | ,1 | 97,6 |
| | 15,00 | 1 | ,1 | ,1 | 97,8 |
| | 16,00 | 3 | ,4 | ,4 | 98,1 |
| | 17,00 | 1 | ,1 | ,1 | 98,2 |
| | 19,00 | 1 | ,1 | ,1 | 98,3 |
| | 20,00 | 1 | ,1 | ,1 | 98,5 |
| | 22,00 | 2 | ,2 | ,2 | 98,7 |
| | 26,00 | 3 | ,4 | ,4 | 99,1 |
| | 30,00 | 1 | ,1 | ,1 | 99,2 |
| | 31,00 | 2 | ,2 | ,2 | 99,4 |
| | 33,00 | 2 | ,2 | ,2 | 99,6 |
| | 35,00 | 1 | ,1 | ,1 | 99,8 |
| | 41,00 | 1 | ,1 | ,1 | 99,9 |
| | 45,00 | 1 | ,1 | ,1 | 100,0 |
| | Total | 847 | 100,0 | 100,0 | |

| NPENFIN | | | | | |
|---------|-------|-----------|---------|---------------|--------------------|
| | | Frequency | Percent | Valid Percent | Cumulative Percent |
| Valid | ,00 | 552 | 65,2 | 65,2 | 65,2 |
| | 1,00 | 81 | 9,6 | 9,6 | 74,7 |
| | 2,00 | 67 | 7,9 | 7,9 | 82,6 |
| | 3,00 | 35 | 4,1 | 4,1 | 86,8 |
| | 4,00 | 24 | 2,8 | 2,8 | 89,6 |
| | 5,00 | 15 | 1,8 | 1,8 | 91,4 |
| | 6,00 | 12 | 1,4 | 1,4 | 92,8 |
| | 7,00 | 8 | ,9 | ,9 | 93,7 |
| | 8,00 | 8 | ,9 | ,9 | 94,7 |
| | 9,00 | 7 | ,8 | ,8 | 95,5 |
| | 10,00 | 26 | 3,1 | 3,1 | 98,6 |
| | 11,00 | 1 | ,1 | ,1 | 98,7 |
| | 12,00 | 4 | ,5 | ,5 | 99,2 |
| | 13,00 | 2 | ,2 | ,2 | 99,4 |
| | 14,00 | 2 | ,2 | ,2 | 99,6 |
| | 15,00 | 1 | ,1 | ,1 | 99,8 |
| | 16,00 | 1 | ,1 | ,1 | 99,9 |
| | 21,00 | 1 | ,1 | ,1 | 100,0 |
| | Total | 847 | 100,0 | 100,0 | |

APÊNDICE 16: FREQUÊNCIAS DAS VARIÁVEIS COM FUSÃO DE CATEGORIAS**UFNASC0**

| | | Frequency | Percent | Valid Percent | Cumulative Percent |
|-------|----------------|-----------|---------|---------------|--------------------|
| Valid | Outros Estados | 36 | 6,4 | 6,4 | 6,4 |
| | GO | 43 | 7,7 | 7,7 | 14,1 |
| | MG | 450 | 80,5 | 80,5 | 94,6 |
| | SP | 30 | 5,4 | 5,4 | 100,0 |
| | Total | 559 | 100,0 | 100,0 | |

REGIAO0

| | | Frequency | Percent | Valid Percent | Cumulative Percent |
|-------|-----------------------|-----------|---------|---------------|--------------------|
| Valid | Sul, Norte e Nordeste | 22 | 3,9 | 3,9 | 3,9 |
| | Sudeste | 487 | 87,1 | 87,1 | 91,1 |
| | Centro-Oeste | 50 | 8,9 | 8,9 | 100,0 |
| | Total | 559 | 100,0 | 100,0 | |

ESCOLARIDADE0

| | | Frequency | Percent | Valid Percent | Cumulative Percent |
|-------|---|-----------|---------|---------------|--------------------|
| Valid | Sem Estudo ou Fundamental Incompleto | 42 | 7,5 | 7,5 | 7,5 |
| | Fundamental Completo e Médio Incompleto | 69 | 12,3 | 12,3 | 19,9 |
| | Ensino Médio Completo | 191 | 34,2 | 34,2 | 54,0 |
| | Ensino superior incompleto | 114 | 20,4 | 20,4 | 74,4 |
| | Ensino superior completo | 124 | 22,2 | 22,2 | 96,6 |
| | Pós graduado | 19 | 3,4 | 3,4 | 100,0 |
| | Total | 559 | 100,0 | 100,0 | |

ESTCIVIL0

| | | Frequency | Percent | Valid Percent | Cumulative Percent |
|-------|-----------------------------------|-----------|---------|---------------|--------------------|
| Valid | Casado | 187 | 33,5 | 33,5 | 33,5 |
| | Desquitado ou Divorciado ou Viúvo | 52 | 9,3 | 9,3 | 42,8 |
| | Solteiro | 275 | 49,2 | 49,2 | 91,9 |
| | União consensual | 45 | 8,1 | 8,1 | 100,0 |
| | Total | 559 | 100,0 | 100,0 | |

CONDRESID0

| | | Frequency | Percent | Valid Percent | Cumulative Percent |
|-------|-----------------------------|-----------|---------|---------------|--------------------|
| Valid | Casa própria quitada | 246 | 44,0 | 44,0 | 44,0 |
| | Casa própria pagando | 73 | 13,1 | 13,1 | 57,1 |
| | Casa alugada | 185 | 33,1 | 33,1 | 90,2 |
| | Outras condições de moradia | 55 | 9,8 | 9,8 | 100,0 |
| | Total | 559 | 100,0 | 100,0 | |

ESCOLCONJ0

| | | Frequency | Percent | Valid Percent | Cumulative Percent |
|-------|--|-----------|---------|---------------|--------------------|
| Valid | N/A ou sem estudo | 288 | 51,5 | 51,5 | 51,5 |
| | Fundamental Incompleto ou Completo | 60 | 10,7 | 10,7 | 62,3 |
| | Ensino Médio Incompleto | 29 | 5,2 | 5,2 | 67,4 |
| | Ensino Médio Completo | 100 | 17,9 | 17,9 | 85,3 |
| | Ensino superior incompleto | 29 | 5,2 | 5,2 | 90,5 |
| | Ensino superior completo ou pós-graduado | 53 | 9,5 | 9,5 | 100,0 |
| | Total | 559 | 100,0 | 100,0 | |

TIPORES0

| | | Frequency | Percent | Valid Percent | Cumulative Percent |
|-------|---------------|-----------|---------|---------------|--------------------|
| Valid | Casa | 456 | 81,6 | 81,6 | 81,6 |
| | Apto e comodo | 103 | 18,4 | 18,4 | 100,0 |
| | Total | 559 | 100,0 | 100,0 | |

RENDA0

| | | Frequency | Percent | Valid Percent | Cumulative Percent |
|-------|----------------------------|-----------|---------|---------------|--------------------|
| Valid | até 400 de renda | 83 | 14,8 | 14,8 | 14,8 |
| | Entre 400 e 600 de renda | 97 | 17,4 | 17,4 | 32,2 |
| | Entre 600 e 1000 de renda | 130 | 23,3 | 23,3 | 55,5 |
| | Entre 1000 e 1600 de renda | 129 | 23,1 | 23,1 | 78,5 |
| | Entre 1600 e 2000 de renda | 42 | 7,5 | 7,5 | 86,0 |
| | Entre 2000 e 3000 de renda | 49 | 8,8 | 8,8 | 94,8 |
| | Mais de 3000 de renda | 29 | 5,2 | 5,2 | 100,0 |
| | Total | 559 | 100,0 | 100,0 | |

RENDACONJ0

| | | Frequency | Percent | Valid Percent | Cumulative Percent |
|-------|----------------------------|-----------|---------|---------------|--------------------|
| Valid | N/A ou até 400 de renda | 364 | 65,1 | 65,1 | 65,1 |
| | Entre 600 e 1000 de renda | 35 | 6,3 | 6,3 | 71,4 |
| | Entre 1000 e 1600 de renda | 64 | 11,4 | 11,4 | 82,8 |
| | Entre 1600 e 2000 de renda | 53 | 9,5 | 9,5 | 92,3 |
| | Entre 2000 e 3000 de renda | 26 | 4,7 | 4,7 | 97,0 |
| | Mais de 3000 de renda | 17 | 3,0 | 3,0 | 100,0 |
| | Total | 559 | 100,0 | 100,0 | |

RENDAFAM0

| | | Frequency | Percent | Valid Percent | Cumulative Percent |
|-------|----------------------------|-----------|---------|---------------|--------------------|
| Valid | até 600 de renda | 42 | 7,5 | 7,5 | 7,5 |
| | Entre 600 e 1000 de renda | 42 | 7,5 | 7,5 | 15,0 |
| | Entre 1000 e 1200 de renda | 74 | 13,2 | 13,2 | 28,3 |
| | Entre 1200 e 1600 de renda | 83 | 14,8 | 14,8 | 43,1 |
| | Entre 1600 e 2000 de renda | 76 | 13,6 | 13,6 | 56,7 |
| | Entre 2000 e 3000 de renda | 93 | 16,6 | 16,6 | 73,3 |
| | Entre 3000 e 4000 de renda | 67 | 12,0 | 12,0 | 85,3 |
| | Entre 4000 e 6000 de renda | 40 | 7,2 | 7,2 | 92,5 |
| | Mais de 6000 de renda | 42 | 7,5 | 7,5 | 100,0 |
| | Total | 559 | 100,0 | 100,0 | |

RENDADISPCLASO

| | Frequency | Percent | Valid Percent | Cumulative Percent |
|----------------------------|-----------|---------|---------------|--------------------|
| Valid | | | | |
| até 400 de renda | 162 | 29,0 | 29,0 | 29,0 |
| Entre 400 e 600 de renda | 113 | 20,2 | 20,2 | 49,2 |
| Entre 600 e 1000 de renda | 126 | 22,5 | 22,5 | 71,7 |
| Entre 1000 e 1600 de renda | 77 | 13,8 | 13,8 | 85,5 |
| Entre 1600 e 2000 de renda | 32 | 5,7 | 5,7 | 91,2 |
| Entre 2000 e 3000 de renda | 28 | 5,0 | 5,0 | 96,2 |
| Mais de 3000 de renda | 21 | 3,8 | 3,8 | 100,0 |
| Total | 559 | 100,0 | 100,0 | |

APÊNDICE 17: TESTE DE NORMALIDADE DAS VARIÁVEIS ESCALARES

Variáveis Sociodemográficas

One-Sample Kolmogorov-Smirnov Test

| | | IDADE | IDADE2 | NPESS | AUTO |
|----------------------------------|----------------|--------|------------|---------|--------|
| N | | 2977 | 2977 | 2977 | 2977 |
| Normal Parameters ^{a,b} | Mean | 34,61 | 1353,0366 | 3,1952 | ,5801 |
| | Std. Deviation | 12,459 | 1043,02477 | 1,41915 | ,64527 |
| Most Extreme Differences | Absolute | ,129 | ,172 | ,136 | ,312 |
| | Positive | ,129 | ,172 | ,133 | ,312 |
| | Negative | -,091 | -,162 | -,136 | -,246 |
| Kolmogorov-Smirnov Z | | 7,058 | 9,382 | 7,434 | 17,013 |
| Asymp. Sig. (2-tailed) | | ,000 | ,000 | ,000 | ,000 |

a. Test distribution is Normal.

b. Calculated from data.

One-Sample Kolmogorov-Smirnov Test

| | | VRAUTO | LNVRAUTO | IMOVEL |
|----------------------------------|----------------|-----------|----------|--------|
| N | | 2977 | 2977 | 2977 |
| Normal Parameters ^{a,b} | Mean | 10212,09 | 4,8357 | ,4276 |
| | Std. Deviation | 17025,352 | 4,83304 | ,64619 |
| Most Extreme Differences | Absolute | ,274 | ,338 | ,376 |
| | Positive | ,222 | ,338 | ,376 |
| | Negative | -,274 | -,246 | -,254 |
| Kolmogorov-Smirnov Z | | 14,967 | 18,421 | 20,539 |
| Asymp. Sig. (2-tailed) | | ,000 | ,000 | ,000 |

a. Test distribution is Normal.

b. Calculated from data.

One-Sample Kolmogorov-Smirnov Test

| | | VRIMOVEL | LNVRIMOVEL |
|----------------------------------|----------------|------------|------------|
| N | | 2977 | 2977 |
| Normal Parameters ^{a,b} | Mean | 46969,77 | 4,0317 |
| | Std. Deviation | 122577,419 | 5,50797 |
| Most Extreme Differences | Absolute | ,351 | ,418 |
| | Positive | ,299 | ,418 |
| | Negative | -,351 | -,232 |
| Kolmogorov-Smirnov Z | | 19,140 | 22,783 |
| Asymp. Sig. (2-tailed) | | ,000 | ,000 |

a. Test distribution is Normal.

b. Calculated from data.

One-Sample Kolmogorov-Smirnov Test

| | | VRBENS | LNVRBENS |
|----------------------------------|----------------|------------|----------|
| N | | 2977 | 2977 |
| Normal Parameters ^{a,b} | Mean | 57181,8609 | 6,4440 |
| | Std. Deviation | 1,29485E5 | 5,34990 |
| Most Extreme Differences | Absolute | ,329 | ,285 |
| | Positive | ,224 | ,285 |
| | Negative | -,329 | -,224 |
| Kolmogorov-Smirnov Z | | 17,972 | 15,543 |
| Asymp. Sig. (2-tailed) | | ,000 | ,000 |

a. Test distribution is Normal.

b. Calculated from data.

Variáveis situacionais

One-Sample Kolmogorov-Smirnov Test

| | | CARTAO | EVENTOS |
|----------------------------------|----------------|--------|---------|
| N | | 2977 | 2977 |
| Normal Parameters ^{a,b} | Mean | ,8808 | ,3651 |
| | Std. Deviation | ,89252 | ,65585 |
| Most Extreme Differences | Absolute | ,272 | ,423 |
| | Positive | ,272 | ,423 |
| | Negative | -,185 | -,289 |
| Kolmogorov-Smirnov Z | | 14,814 | 23,076 |
| Asymp. Sig. (2-tailed) | | ,000 | ,000 |

a. Test distribution is Normal.

b. Calculated from data.

Escalas psicológicas

One-Sample Kolmogorov-Smirnov Test

| | | TRANSC | DESIG | HARMO | CONFLT |
|----------------------------------|----------------|---------|----------|---------|---------|
| N | | 559 | 559 | 559 | 559 |
| Normal Parameters ^{a,b} | Mean | 35,6843 | 47,6210 | 43,4635 | 41,9008 |
| | Std. Deviation | 7,13479 | 10,09912 | 9,45397 | 8,22738 |
| Most Extreme Differences | Absolute | ,058 | ,050 | ,064 | ,072 |
| | Positive | ,026 | ,026 | ,031 | ,056 |
| | Negative | -,058 | -,050 | -,064 | -,072 |
| Kolmogorov-Smirnov Z | | 1,368 | 1,194 | 1,505 | 1,697 |
| Asymp. Sig. (2-tailed) | | ,047 | ,116 | ,022 | ,006 |

a. Test distribution is Normal.

b. Calculated from data.

One-Sample Kolmogorov-Smirnov Test

| | | ALTRUIS | SOFRIM | ESDNEG | ESDPOS |
|----------------------------------|----------------|---------|---------|----------|----------|
| N | | 559 | 559 | 559 | 559 |
| Normal Parameters ^{a,b} | Mean | 28,0043 | 15,0360 | 104,5578 | 107,1521 |
| | Std. Deviation | 5,82715 | 4,95722 | 18,46823 | 16,12206 |
| Most Extreme Differences | Absolute | ,060 | ,073 | ,053 | ,029 |
| | Positive | ,039 | ,073 | ,020 | ,022 |
| | Negative | -,060 | -,042 | -,053 | -,029 |
| Kolmogorov-Smirnov Z | | 1,423 | 1,716 | 1,257 | ,693 |
| Asymp. Sig. (2-tailed) | | ,035 | ,006 | ,085 | ,722 |

a. Test distribution is Normal.

b. Calculated from data.

One-Sample Kolmogorov-Smirnov Test

| | | AUTOEFIC | INTER | OPODER | ACASO |
|----------------------------------|----------------|----------|---------|---------|---------|
| N | | 559 | 559 | 559 | 559 |
| Normal Parameters ^{a,b} | Mean | 30,5495 | 26,6334 | 17,6037 | 18,0757 |
| | Std. Deviation | 4,97990 | 4,70422 | 5,43082 | 5,20388 |
| Most Extreme Differences | Absolute | ,091 | ,067 | ,067 | ,070 |
| | Positive | ,046 | ,038 | ,067 | ,070 |
| | Negative | -,091 | -,067 | -,039 | -,034 |
| Kolmogorov-Smirnov Z | | 2,155 | 1,589 | 1,578 | 1,656 |
| Asymp. Sig. (2-tailed) | | ,000 | ,013 | ,014 | ,008 |

a. Test distribution is Normal.

b. Calculated from data.

One-Sample Kolmogorov-Smirnov Test

| | | EXTER | INTERTOT | OTIMISMO | BAIXAEST |
|----------------------------------|----------------|---------|----------|----------|----------|
| N | | 559 | 559 | 559 | 559 |
| Normal Parameters ^{a,b} | Mean | 35,6794 | 8,7937 | 17,2311 | 15,1577 |
| | Std. Deviation | 9,64637 | 6,21206 | 3,69442 | 2,93662 |
| Most Extreme Differences | Absolute | ,038 | ,044 | ,094 | ,096 |
| | Positive | ,038 | ,035 | ,051 | ,050 |
| | Negative | -,028 | -,044 | -,094 | -,096 |
| Kolmogorov-Smirnov Z | | ,889 | 1,036 | 2,223 | 2,267 |
| Asymp. Sig. (2-tailed) | | ,408 | ,234 | ,000 | ,000 |

a. Test distribution is Normal.

b. Calculated from data.

One-Sample Kolmogorov-Smirnov Test

| | | ALTAEST | AUTOEST | SCORECB |
|----------------------------------|----------------|---------|---------|---------|
| N | | 559 | 559 | 559 |
| Normal Parameters ^{a,b} | Mean | 16,0483 | 31,2060 | ,9035 |
| | Std. Deviation | 2,87982 | 5,14708 | 1,69936 |
| Most Extreme Differences | Absolute | ,156 | ,073 | ,084 |
| | Positive | ,085 | ,044 | ,058 |
| | Negative | -,156 | -,073 | -,084 |
| Kolmogorov-Smirnov Z | | 3,683 | 1,724 | 1,985 |
| Asymp. Sig. (2-tailed) | | ,000 | ,005 | ,001 |

a. Test distribution is Normal.

b. Calculated from data.

Variáveis de comportamento

One-Sample Kolmogorov-Smirnov Test

| | | ALTAEST | AUTOEST | SCORECB |
|----------------------------------|----------------|---------|---------|---------|
| N | | 2977 | 2977 | 2977 |
| Normal Parameters ^{a,b} | Mean | 16,0756 | 31,3173 | 1,0859 |
| | Std. Deviation | 2,88477 | 5,15395 | 1,62215 |
| Most Extreme Differences | Absolute | ,161 | ,080 | ,092 |
| | Positive | ,087 | ,050 | ,062 |
| | Negative | -,161 | -,080 | -,092 |
| Kolmogorov-Smirnov Z | | 8,811 | 4,369 | 5,034 |
| Asymp. Sig. (2-tailed) | | ,000 | ,000 | ,000 |

a. Test distribution is Normal.

b. Calculated from data.

One-Sample Kolmogorov-Smirnov Test

| | | COMPSOC | EDUFIN | NECES | TIMEHORIZ |
|----------------------------------|----------------|---------|--------|---------|-----------|
| N | | 2977 | 2977 | 2977 | 2977 |
| Normal Parameters ^{a,b} | Mean | 3,1911 | 2,4965 | 9,7195 | ,9893 |
| | Std. Deviation | 1,34432 | ,85945 | 3,23044 | ,94855 |
| Most Extreme Differences | Absolute | ,445 | ,456 | ,082 | ,268 |
| | Positive | ,270 | ,279 | ,082 | ,268 |
| | Negative | -,445 | -,456 | -,054 | -,174 |
| Kolmogorov-Smirnov Z | | 24,288 | 24,880 | 4,500 | 14,608 |
| Asymp. Sig. (2-tailed) | | ,000 | ,000 | ,000 | ,000 |

a. Test distribution is Normal.

b. Calculated from data.

APÊNDICE 18: TESTE MANN-WHITNEY U

Variáveis sociodemográficas

| | | Ranks | | |
|------------|-------------|-------|-----------|--------------|
| CRED | | N | Mean Rank | Sum of Ranks |
| IDADE | Mau crédito | 156 | 255,48 | 39855,00 |
| | Bom crédito | 403 | 289,49 | 116665,00 |
| | Total | 559 | | |
| IDADE2 | Mau crédito | 156 | 255,48 | 39855,00 |
| | Bom crédito | 403 | 289,49 | 116665,00 |
| | Total | 559 | | |
| NPESS | Mau crédito | 156 | 279,06 | 43534,00 |
| | Bom crédito | 403 | 280,36 | 112986,00 |
| | Total | 559 | | |
| AUTO | Mau crédito | 156 | 261,00 | 40716,50 |
| | Bom crédito | 403 | 287,35 | 115803,50 |
| | Total | 559 | | |
| VRAUTO | Mau crédito | 156 | 255,34 | 39832,50 |
| | Bom crédito | 403 | 289,55 | 116687,50 |
| | Total | 559 | | |
| LNVRAUTO | Mau crédito | 156 | 255,34 | 39832,50 |
| | Bom crédito | 403 | 289,55 | 116687,50 |
| | Total | 559 | | |
| IMOVEL | Mau crédito | 156 | 260,30 | 40606,50 |
| | Bom crédito | 403 | 287,63 | 115913,50 |
| | Total | 559 | | |
| VRIMOVEL | Mau crédito | 156 | 259,84 | 40535,00 |
| | Bom crédito | 403 | 287,80 | 115985,00 |
| | Total | 559 | | |
| LNVRIMOVEL | Mau crédito | 156 | 259,84 | 40535,00 |
| | Bom crédito | 403 | 287,80 | 115985,00 |
| | Total | 559 | | |
| VRBENS | Mau crédito | 156 | 254,70 | 39732,50 |
| | Bom crédito | 403 | 289,80 | 116787,50 |
| | Total | 559 | | |
| LNVRBENS | Mau crédito | 156 | 254,70 | 39732,50 |
| | Bom crédito | 403 | 289,80 | 116787,50 |
| | Total | 559 | | |

| Test Statistics ^a | | | | | |
|------------------------------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|
| | IDADE | IDADE2 | NPESS | AUTO | VRAUTO |
| Mann-Whitney U | 27609,000 | 27609,000 | 31288,000 | 28470,500 | 27586,500 |
| Wilcoxon W | 39855,000 | 39855,000 | 43534,000 | 40716,500 | 39832,500 |
| Z | -2,235 | -2,235 | -,087 | -1,949 | -2,420 |
| Asymp. Sig. (2-tailed) | ,025 | ,025 | ,930 | ,051 | ,016 |

a. Grouping Variable: CRED

| Test Statistics ^a | | | | |
|------------------------------|-----------|-----------|-----------|------------|
| | LNVRAUTO | IMOVEL | VRIMOVEL | LNVRIMOVEL |
| Mann-Whitney U | 27586,500 | 28360,500 | 28289,000 | 28289,000 |
| Wilcoxon W | 39832,500 | 40606,500 | 40535,000 | 40535,000 |
| Z | -2,420 | -2,158 | -2,194 | -2,194 |
| Asymp. Sig. (2-tailed) | ,016 | ,031 | ,028 | ,028 |

a. Grouping Variable: CRED

| Test Statistics ^a | | |
|------------------------------|-----------|-----------|
| | VRBENS | LNVRBENS |
| Mann-Whitney U | 27486,500 | 27486,500 |
| Wilcoxon W | 39732,500 | 39732,500 |
| Z | -2,394 | -2,394 |
| Asymp. Sig. (2-tailed) | ,017 | ,017 |

a. Grouping Variable: CRED

Variáveis situacionais

| Ranks | | | | |
|---------|-------------|-----|-----------|--------------|
| CRED | | N | Mean Rank | Sum of Ranks |
| CARTAO | Mau crédito | 156 | 246,80 | 38501,00 |
| | Bom crédito | 403 | 292,85 | 118019,00 |
| | Total | 559 | | |
| EVENTOS | Mau crédito | 156 | 292,89 | 45691,50 |
| | Bom crédito | 403 | 275,01 | 110828,50 |
| | Total | 559 | | |

| Test Statistics ^a | | |
|------------------------------|-----------|------------|
| | CARTAO | EVENTOS |
| Mann-Whitney U | 26255,000 | 29422,500 |
| Wilcoxon W | 38501,000 | 110828,500 |
| Z | -3,279 | -1,462 |
| Asymp. Sig. (2-tailed) | ,001 | ,144 |

a. Grouping Variable: CRED

Escalas psicológicas

| Ranks | | | | |
|----------|-------------|-----|-----------|--------------|
| CRED | | N | Mean Rank | Sum of Ranks |
| TRANSC | Mau crédito | 156 | 284,91 | 44445,50 |
| | Bom crédito | 403 | 278,10 | 112074,50 |
| | Total | 559 | | |
| DESIG | Mau crédito | 156 | 290,77 | 45359,50 |
| | Bom crédito | 403 | 275,83 | 111160,50 |
| | Total | 559 | | |
| HARMO | Mau crédito | 156 | 293,06 | 45717,50 |
| | Bom crédito | 403 | 274,94 | 110802,50 |
| | Total | 559 | | |
| CONFLIT | Mau crédito | 156 | 316,39 | 49357,00 |
| | Bom crédito | 403 | 265,91 | 107163,00 |
| | Total | 559 | | |
| ALTRUIS | Mau crédito | 156 | 289,60 | 45177,50 |
| | Bom crédito | 403 | 276,28 | 111342,50 |
| | Total | 559 | | |
| SOFRIM | Mau crédito | 156 | 292,08 | 45564,50 |
| | Bom crédito | 403 | 275,32 | 110955,50 |
| | Total | 559 | | |
| ESDNEG | Mau crédito | 156 | 305,51 | 47659,50 |
| | Bom crédito | 403 | 270,13 | 108860,50 |
| | Total | 559 | | |
| ESDPOS | Mau crédito | 156 | 294,34 | 45916,50 |
| | Bom crédito | 403 | 274,45 | 110603,50 |
| | Total | 559 | | |
| AUTOEFIC | Mau crédito | 156 | 295,14 | 46041,50 |
| | Bom crédito | 403 | 274,14 | 110478,50 |
| | Total | 559 | | |
| INTER | Mau crédito | 156 | 279,72 | 43636,50 |

| | | | | |
|----------|-------------|-----|--------|-----------|
| | Bom crédito | 403 | 280,11 | 112883,50 |
| | Total | 559 | | |
| OPODER | Mau crédito | 156 | 282,55 | 44077,50 |
| | Bom crédito | 403 | 279,01 | 112442,50 |
| | Total | 559 | | |
| ACASO | Mau crédito | 156 | 293,68 | 45813,50 |
| | Bom crédito | 403 | 274,71 | 110706,50 |
| | Total | 559 | | |
| EXTER | Mau crédito | 156 | 286,87 | 44751,50 |
| | Bom crédito | 403 | 277,34 | 111768,50 |
| | Total | 559 | | |
| INTERTOT | Mau crédito | 156 | 272,60 | 42525,00 |
| | Bom crédito | 403 | 282,87 | 113995,00 |
| | Total | 559 | | |
| OTIMISMO | Mau crédito | 156 | 262,96 | 41021,50 |
| | Bom crédito | 403 | 286,60 | 115498,50 |
| | Total | 559 | | |
| BAIXAEST | Mau crédito | 156 | 265,00 | 41340,00 |
| | Bom crédito | 403 | 285,81 | 115180,00 |
| | Total | 559 | | |
| ALTAEST | Mau crédito | 156 | 272,38 | 42492,00 |
| | Bom crédito | 403 | 282,95 | 114028,00 |
| | Total | 559 | | |
| AUTOEST | Mau crédito | 156 | 265,32 | 41390,50 |
| | Bom crédito | 403 | 285,68 | 115129,50 |
| | Total | 559 | | |
| SCORECB | Mau crédito | 156 | 225,74 | 35216,00 |
| | Bom crédito | 403 | 301,00 | 121304,00 |
| | Total | 559 | | |

Test Statistics^a

| | TRANSC | DESIG | HARMO | CONFLIT | ALTRUIS |
|------------------------|------------|------------|------------|------------|------------|
| Mann-Whitney U | 30668,500 | 29754,500 | 29396,500 | 25757,000 | 29936,500 |
| Wilcoxon W | 112074,500 | 111160,500 | 110802,500 | 107163,000 | 111342,500 |
| Z | -,447 | -,981 | -,190 | -,317 | -,875 |
| Asymp. Sig. (2-tailed) | ,655 | ,327 | ,234 | ,001 | ,381 |

a. Grouping Variable: CRED

Test Statistics^a

| | SOFRIM | ESDNEG | ESDPOS | AUTOEFIC | INTER |
|------------------------|------------|------------|------------|------------|-----------|
| Mann-Whitney U | 29549,500 | 27454,500 | 29197,500 | 29072,500 | 31390,500 |
| Wilcoxon W | 110955,500 | 108860,500 | 110603,500 | 110478,500 | 43636,500 |
| Z | -,102 | -,324 | -,306 | -,382 | -,025 |
| Asymp. Sig. (2-tailed) | ,270 | ,020 | ,192 | ,167 | ,980 |

a. Grouping Variable: CRED

Test Statistics^a

| | OPODER | ACASO | EXTER | INTERTOT | OTIMISMO |
|------------------------|------------|------------|------------|-----------|-----------|
| Mann-Whitney U | 31036,500 | 29300,500 | 30362,500 | 30279,000 | 28775,500 |
| Wilcoxon W | 112442,500 | 110706,500 | 111768,500 | 42525,000 | 41021,500 |
| Z | -,232 | -,248 | -,626 | -,675 | -,558 |
| Asymp. Sig. (2-tailed) | ,816 | ,212 | ,531 | ,500 | ,119 |

a. Grouping Variable: CRED

Test Statistics^a

| | BAIXAEST | ALTAEST | AUTOEST | SCORECB |
|------------------------|-----------|-----------|-----------|-----------|
| Mann-Whitney U | 29094,000 | 30246,000 | 29144,500 | 22970,000 |
| Wilcoxon W | 41340,000 | 42492,000 | 41390,500 | 35216,000 |
| Z | -,374 | -,701 | -,339 | -,942 |
| Asymp. Sig. (2-tailed) | ,170 | ,483 | ,180 | ,000 |

a. Grouping Variable: CRED

Variáveis de comportamento

| Ranks | | | | |
|-----------|-------------|------|-----------|--------------|
| CRED8 | | N | Mean Rank | Sum of Ranks |
| COMPSOC | Mau crédito | 156 | 1480,90 | 231020,50 |
| | Bom crédito | 2821 | 1489,45 | 4201732,50 |
| | Total | 2977 | | |
| EDUFIN | Mau crédito | 156 | 1428,85 | 222900,50 |
| | Bom crédito | 2821 | 1492,33 | 4209852,50 |
| | Total | 2977 | | |
| NECES | Mau crédito | 156 | 1480,56 | 230968,00 |
| | Bom crédito | 2821 | 1489,47 | 4201785,00 |
| | Total | 2977 | | |
| TIMEHORIZ | Mau crédito | 156 | 1361,29 | 212362,00 |
| | Bom crédito | 2821 | 1496,06 | 4220391,00 |
| | Total | 2977 | | |

| Test Statistics ^a | | | | |
|------------------------------|------------|------------|------------|------------|
| | COMPSOC | EDUFIN | NECES | TIMEHORIZ |
| Mann-Whitney U | 218774,500 | 210654,500 | 218722,000 | 200116,000 |
| Wilcoxon W | 231020,500 | 222900,500 | 230968,000 | 212362,000 |
| Z | -,153 | -1,168 | -,127 | -2,040 |
| Asymp. Sig. (2-tailed) | ,878 | ,243 | ,899 | ,041 |

a. Grouping Variable: CRED8

APÊNDICE 19: TESTE QUI-QUADRADO

Variáveis sociodemográficas

| | | CRED | | |
|---------------|--|-------------|-------------|---------|
| | | Mau crédito | Bom crédito | Total |
| | | Row N % | Row N % | Row N % |
| SEXO | Feminino | 28,5% | 71,5% | 100,0% |
| | Masculino | 27,4% | 72,6% | 100,0% |
| UFNASC0 | Outros Estados | 22,2% | 77,8% | 100,0% |
| | GO | 25,6% | 74,4% | 100,0% |
| | MG | 28,0% | 72,0% | 100,0% |
| | SP | 36,7% | 63,3% | 100,0% |
| REGIAO0 | Sul, Norte e Nordeste | 13,6% | 86,4% | 100,0% |
| | Sudeste | 28,5% | 71,5% | 100,0% |
| | Centro-Oeste | 28,0% | 72,0% | 100,0% |
| ESCOLARIDADE0 | Sem Estudo ou Fundamental Incompleto | 23,8% | 76,2% | 100,0% |
| | Fundamental Completo e Médio Incompleto | 36,2% | 63,8% | 100,0% |
| | Ensino Médio Completo | 35,6% | 64,4% | 100,0% |
| | Ensino superior incompleto | 27,2% | 72,8% | 100,0% |
| | Ensino superior completo | 13,7% | 86,3% | 100,0% |
| | Pós graduado | 26,3% | 73,7% | 100,0% |
| ESTCIVIL0 | Casado | 24,6% | 75,4% | 100,0% |
| | Desquitado ou Divorciado ou Viúvo | 19,2% | 80,8% | 100,0% |
| | Solteiro | 29,1% | 70,9% | 100,0% |
| | União consensual | 44,4% | 55,6% | 100,0% |
| CONDRESIDO | Casa própria quitada | 21,1% | 78,9% | 100,0% |
| | Casa própria pagando | 24,7% | 75,3% | 100,0% |
| | Casa alugada | 40,0% | 60,0% | 100,0% |
| | Outras condições de moradia | 21,8% | 78,2% | 100,0% |
| ESCOLCONJ0 | N/A ou sem estudo | 29,9% | 70,1% | 100,0% |
| | Fundamental Incompleto ou Completo | 21,7% | 78,3% | 100,0% |
| | Ensino Médio Incompleto | 34,5% | 65,5% | 100,0% |
| | Ensino Médio Completo | 25,0% | 75,0% | 100,0% |
| | Ensino superior incompleto | 27,6% | 72,4% | 100,0% |
| | Ensino superior completo ou pós-graduado | 26,4% | 73,6% | 100,0% |
| TIPORES0 | Casa | 28,7% | 71,3% | 100,0% |
| | Apto e comodo | 24,3% | 75,7% | 100,0% |
| PRAT | Não | 33,9% | 66,1% | 100,0% |
| | Sim | 24,0% | 76,0% | 100,0% |
| OCUPACAO | Aposentado | 16,7% | 83,3% | 100,0% |
| | Empregado com carteira assinada | 30,8% | 69,2% | 100,0% |
| | Empregado sem carteira assinada | 34,8% | 65,2% | 100,0% |
| | Autônomo | 31,1% | 68,9% | 100,0% |
| | Profissional liberal | 18,5% | 81,5% | 100,0% |
| | Funcionário público | 16,3% | 83,7% | 100,0% |
| | Empresário | 7,7% | 92,3% | 100,0% |
| | Desempregado | 32,1% | 67,9% | 100,0% |
| OCUPCONJ | Do lar | 21,9% | 78,1% | 100,0% |
| | N/A | 28,2% | 71,8% | 100,0% |
| | Aposentado | 23,1% | 76,9% | 100,0% |
| | Empregado com carteira assinada | 30,2% | 69,8% | 100,0% |
| | Empregado sem carteira assinada | 33,3% | 66,7% | 100,0% |
| | Autônomo | 30,0% | 70,0% | 100,0% |
| | Profissional liberal | 8,3% | 91,7% | 100,0% |
| | Funcionário público | 20,0% | 80,0% | 100,0% |
| | Empresário | 14,3% | 85,7% | 100,0% |
| | Desempregado | 60,0% | 40,0% | 100,0% |
| RENDA0 | Do lar | 6,3% | 93,8% | 100,0% |
| | até 400 de renda | 21,7% | 78,3% | 100,0% |
| | Entre 400 e 600 de renda | 36,1% | 63,9% | 100,0% |
| | Entre 600 e 1000 de renda | 34,6% | 65,4% | 100,0% |
| | Entre 1000 e 1600 de renda | 26,4% | 73,6% | 100,0% |
| | Entre 1600 e 2000 de renda | 19,0% | 81,0% | 100,0% |
| | Entre 2000 e 3000 de renda | 22,4% | 77,6% | 100,0% |
| | Mais de 3000 de renda | 17,2% | 82,8% | 100,0% |
| RENDACONJ0 | N/A ou até 600 de renda | 26,1% | 73,9% | 100,0% |
| | Entre 600 e 1000 de renda | 34,3% | 65,7% | 100,0% |
| | Entre 1000 e 1600 de renda | 37,5% | 62,5% | 100,0% |
| | Entre 1600 e 2000 de renda | 26,4% | 73,6% | 100,0% |
| | Entre 2000 e 3000 de renda | 19,2% | 80,8% | 100,0% |

| | | | | |
|----------------|----------------------------|-------|-------|--------|
| RENDAFAM0 | Mais de 3000 de renda | 35,3% | 64,7% | 100,0% |
| | até 600 de renda | 31,0% | 69,0% | 100,0% |
| | Entre 600 e 1000 de renda | 28,6% | 71,4% | 100,0% |
| | Entre 1000 e 1200 de renda | 36,5% | 63,5% | 100,0% |
| | Entre 1200 e 1600 de renda | 33,7% | 66,3% | 100,0% |
| | Entre 1600 e 2000 de renda | 23,7% | 76,3% | 100,0% |
| | Entre 2000 e 3000 de renda | 31,2% | 68,8% | 100,0% |
| | Entre 3000 e 4000 de renda | 20,9% | 79,1% | 100,0% |
| | Entre 4000 e 6000 de renda | 27,5% | 72,5% | 100,0% |
| RENDADISPCLAS0 | Mais de 6000 de renda | 9,5% | 90,5% | 100,0% |
| | até 400 de renda | 34,0% | 66,0% | 100,0% |
| | Entre 400 e 600 de renda | 32,7% | 67,3% | 100,0% |
| | Entre 600 e 1000 de renda | 23,8% | 76,2% | 100,0% |
| | Entre 1000 e 1600 de renda | 29,9% | 70,1% | 100,0% |
| | Entre 1600 e 2000 de renda | 9,4% | 90,6% | 100,0% |
| | Entre 2000 e 3000 de renda | 17,9% | 82,1% | 100,0% |
| APLIC | Mais de 3000 de renda | 14,3% | 85,7% | 100,0% |
| | Não | 29,1% | 70,9% | 100,0% |
| | Sim | 21,6% | 78,4% | 100,0% |

Pearson Chi-Square Tests

| | | CRED |
|----------------|------------|-------------------|
| SEXO | Chi-square | ,078 |
| | df | 1 |
| | Sig. | ,780 |
| UFNASC0 | Chi-square | 1,840 |
| | df | 3 |
| | Sig. | ,606 |
| REGIAO0 | Chi-square | 2,325 |
| | df | 2 |
| | Sig. | ,313 |
| ESCOLARIDADE0 | Chi-square | 20,825 |
| | df | 5 |
| | Sig. | ,001 [*] |
| ESTCIVIL0 | Chi-square | 9,271 |
| | df | 3 |
| | Sig. | ,026 [*] |
| CONDRESIDO | Chi-square | 20,446 |
| | df | 3 |
| | Sig. | ,000 [*] |
| ESCOLCONJ0 | Chi-square | 2,811 |
| | df | 5 |
| | Sig. | ,729 |
| TIPORES0 | Chi-square | ,829 |
| | df | 1 |
| | Sig. | ,362 |
| PRAT | Chi-square | 6,476 |
| | df | 1 |
| | Sig. | ,011 [*] |
| OCUPACAO | Chi-square | 11,714 |
| | df | 8 |
| | Sig. | ,164 |
| OCUPCONJ | Chi-square | 13,097 |
| | df | 9 |
| | Sig. | ,158 ^a |
| RENDA0 | Chi-square | 11,884 |
| | df | 6 |
| | Sig. | ,065 [*] |
| RENDACONJ0 | Chi-square | 5,719 |
| | df | 5 |
| | Sig. | ,335 ^a |
| RENDAFAM0 | Chi-square | 14,176 |
| | df | 8 |
| | Sig. | ,077 [*] |
| RENDADISPCLAS0 | Chi-square | 14,259 |
| | df | 6 |
| | Sig. | ,027 [*] |
| APLIC | Chi-square | 2,071 |
| | df | 1 |
| | Sig. | ,150 |

Results are based on nonempty rows and columns in each innermost subtable.

*. The Chi-square statistic is significant at the 0.1 level.

a. More than 20% of cells in this subtable have expected cell counts less than 5. Chi-square results may be invalid.

Variáveis situacionais

| | | CRED | | |
|---------|-----|-------------|-------------|---------|
| | | Mau crédito | Bom crédito | Total |
| | | Row N % | Row N % | Row N % |
| EVENTO1 | Não | 29,0% | 71,0% | 100,0% |
| | Sim | 20,0% | 80,0% | 100,0% |
| EVENTO2 | Não | 27,7% | 72,3% | 100,0% |
| | Sim | 38,5% | 61,5% | 100,0% |
| EVENTO3 | Não | 26,8% | 73,2% | 100,0% |
| | Sim | 38,5% | 61,5% | 100,0% |
| EVENTO4 | Não | 25,5% | 74,5% | 100,0% |
| | Sim | 46,9% | 53,1% | 100,0% |
| EVENTO5 | Não | 28,3% | 71,7% | 100,0% |
| | Sim | 16,7% | 83,3% | 100,0% |

Pearson Chi-Square Tests

| | | CRED |
|---------|------------|-------------------|
| EVENTO1 | Chi-square | 2,487 |
| | df | 1 |
| | Sig. | ,115 |
| EVENTO2 | Chi-square | ,737 |
| | df | 1 |
| | Sig. | ,391 ^a |
| EVENTO3 | Chi-square | 3,175 |
| | df | 1 |
| | Sig. | ,075 |
| EVENTO4 | Chi-square | 12,925 |
| | df | 1 |
| | Sig. | ,000 |
| EVENTO5 | Chi-square | 1,168 |
| | df | 1 |
| | Sig. | ,280 |

Results are based on nonempty rows and columns in each innermost subtable.

a. More than 20% of cells in this subtable have expected cell counts less than 5. Chi-square results may be invalid.

*. The Chi-square statistic is significant at the 0.1 level.

Escalas psicológicas

| | | CRED | | |
|----------|----------------------|-------------|-------------|---------|
| | | Mau crédito | Bom crédito | Total |
| | | Row N % | Row N % | Row N % |
| CLASIFCB | Comprador Normal | 25,6% | 74,4% | 100,0% |
| | Comprador Compulsivo | 44,8% | 55,2% | 100,0% |

Pearson Chi-Square Tests

| | | CRED |
|----------|------------|-------------------|
| CLASIFCB | Chi-square | 10,767 |
| | df | 1 |
| | Sig. | ,001 [*] |

Results are based on nonempty rows and columns in each innermost subtable.

*. The Chi-square statistic is significant at the 0.1 level.

Variáveis de comportamento

| | | CRED | | |
|---------|----------------------------|-------------|-------------|---------|
| | | Mau crédito | Bom crédito | Total |
| | | Row N % | Row N % | Row N % |
| CS1 | Não | 29,2% | 70,8% | 100,0% |
| | Sim | 27,5% | 72,5% | 100,0% |
| CS2 | Não | 29,7% | 70,3% | 100,0% |
| | Sim | 27,3% | 72,7% | 100,0% |
| CS3 | Não | 31,0% | 69,0% | 100,0% |
| | Sim | 26,8% | 73,2% | 100,0% |
| CS4 | Não | 29,0% | 71,0% | 100,0% |
| | Sim | 27,5% | 72,5% | 100,0% |
| CS5 | Não | 32,1% | 67,9% | 100,0% |
| | Sim | 26,6% | 73,4% | 100,0% |
| EF1 | Não | 29,7% | 70,3% | 100,0% |
| | Sim | 27,2% | 72,8% | 100,0% |
| EF2 | Não | 29,1% | 70,9% | 100,0% |
| | Sim | 27,5% | 72,5% | 100,0% |
| EF3 | Não | 31,4% | 68,6% | 100,0% |
| | Sim | 26,8% | 73,2% | 100,0% |
| EF4 | Não | 31,1% | 68,9% | 100,0% |
| | Sim | 26,9% | 73,1% | 100,0% |
| CC13 | Luxo | 25,3% | 74,7% | 100,0% |
| | Necessidade | 33,0% | 67,0% | 100,0% |
| CC14 | Luxo | 26,7% | 73,3% | 100,0% |
| | Necessidade | 29,9% | 70,1% | 100,0% |
| CC15 | Luxo | 23,4% | 76,6% | 100,0% |
| | Necessidade | 31,6% | 68,4% | 100,0% |
| CC16 | Luxo | 27,0% | 73,0% | 100,0% |
| | Necessidade | 29,0% | 71,0% | 100,0% |
| ALCOOL | Não | 26,4% | 73,6% | 100,0% |
| | Sim | 42,3% | 57,7% | 100,0% |
| CIGARRO | Não | 25,4% | 74,6% | 100,0% |
| | Sim, fumo de vez em quando | 35,1% | 64,9% | 100,0% |
| | Sim, fumo todo dia | 42,6% | 57,4% | 100,0% |

Pearson Chi-Square Tests

| | | CRED |
|---------|------------|-------|
| CS1 | Chi-square | ,153 |
| | df | 1 |
| CS2 | Sig. | ,696 |
| | Chi-square | ,297 |
| CS3 | df | 1 |
| | Sig. | ,586 |
| CS4 | Chi-square | ,952 |
| | df | 1 |
| CS5 | Sig. | ,329 |
| | Chi-square | ,135 |
| EF1 | df | 1 |
| | Sig. | ,713 |
| EF2 | Chi-square | 1,468 |
| | df | 1 |
| EF3 | Sig. | ,226 |
| | Chi-square | ,371 |
| EF4 | df | 1 |
| | Sig. | ,543 |
| CC13 | Chi-square | ,126 |
| | df | 1 |
| CC14 | Sig. | ,723 |
| | Chi-square | 1,092 |
| CC15 | df | 1 |
| | Sig. | ,296 |
| CC16 | Chi-square | ,854 |
| | df | 1 |
| ALCOOL | Sig. | ,355 |
| | Chi-square | 3,622 |
| CIGARRO | df | 1 |
| | Sig. | ,057 |
| ALCOOL | Chi-square | ,689 |
| | df | 1 |
| CIGARRO | Sig. | ,406 |
| | Chi-square | 4,607 |
| ALCOOL | df | 1 |
| | Sig. | ,032 |
| CIGARRO | Chi-square | ,257 |

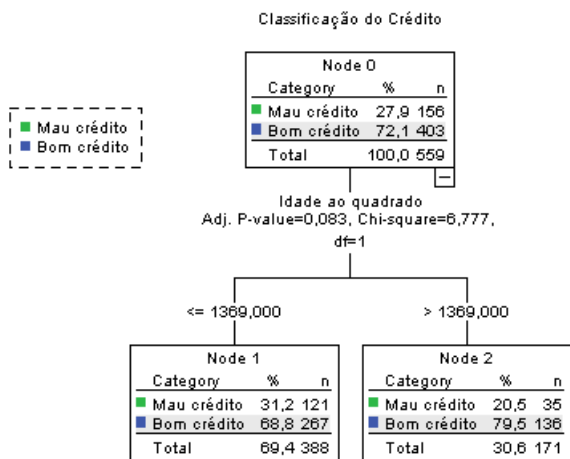
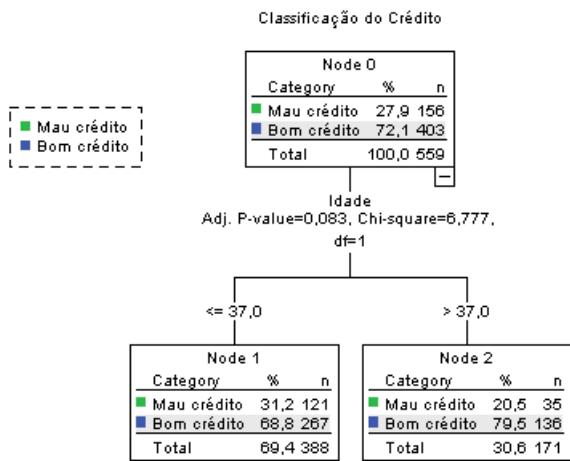
| | | |
|----------|------------|-------------------|
| | df | 1 |
| | Sig. | ,612 |
| ALCOOL | Chi-square | 5,910 |
| | df | 1 |
| | Sig. | ,015 ^a |
| CIGARRRO | Chi-square | 8,990 |
| | df | 2 |
| | Sig. | ,011 ^a |

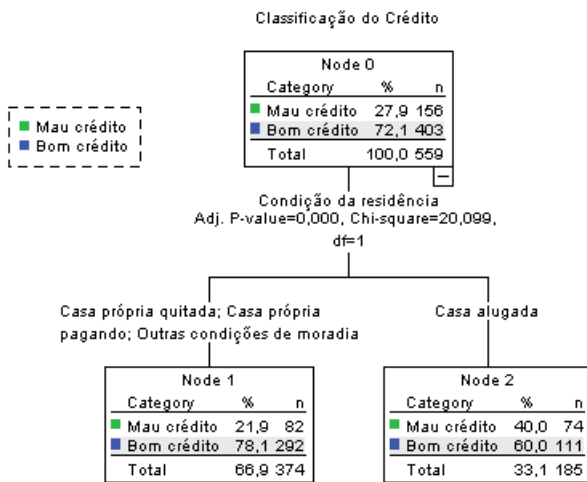
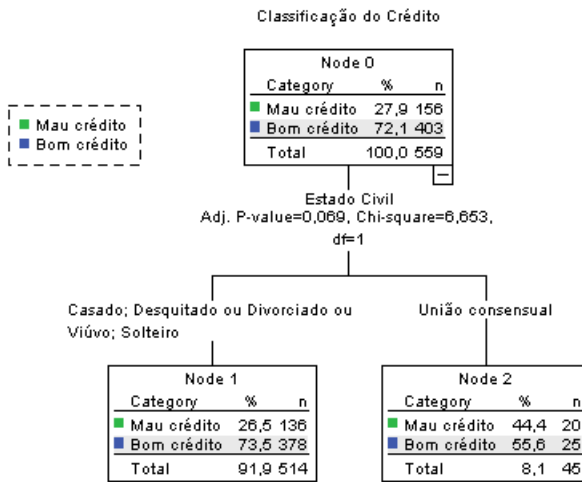
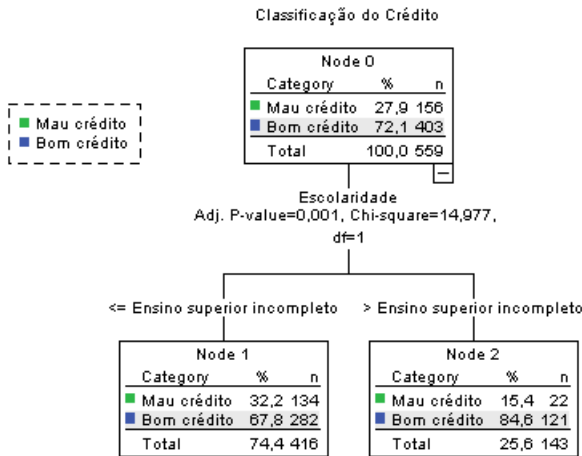
Results are based on nonempty rows and columns in each innermost subtable.

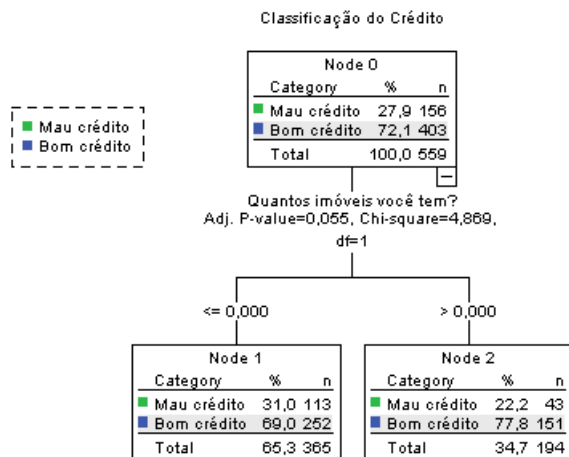
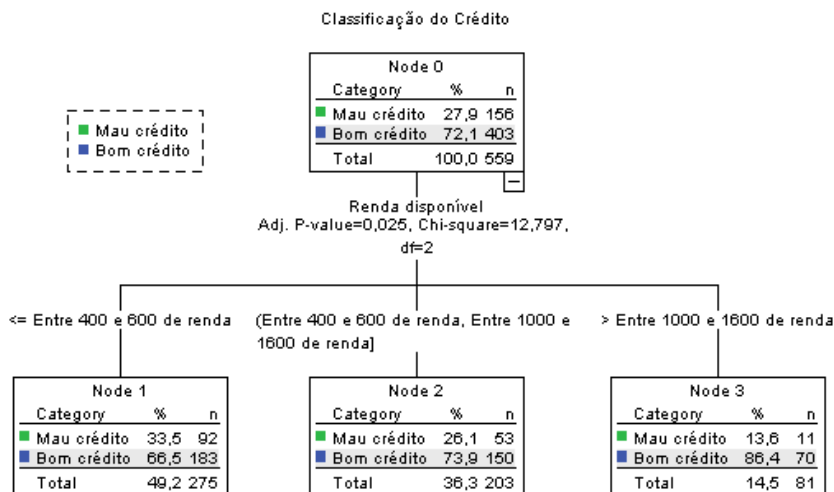
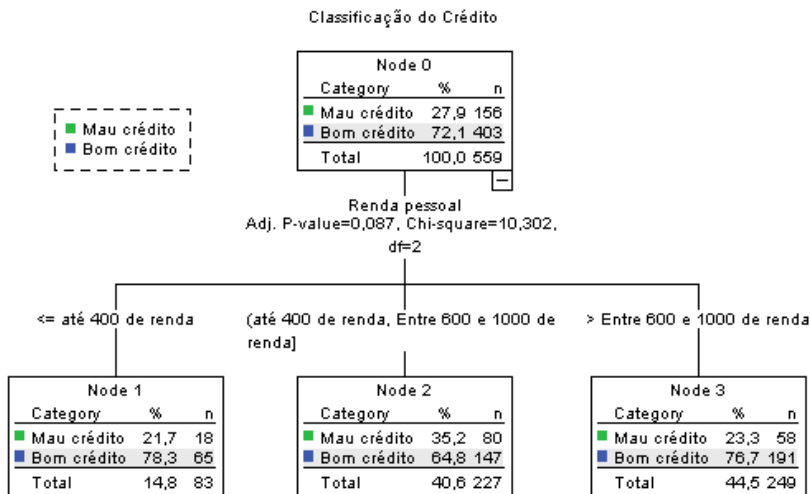
*. The Chi-square statistic is significant at the 0.1 level.

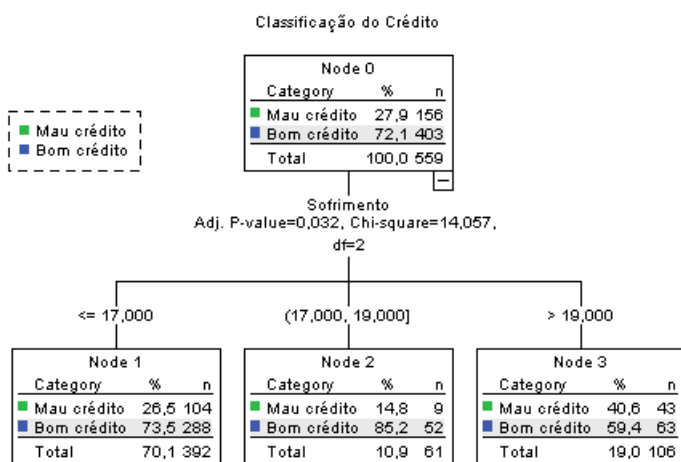
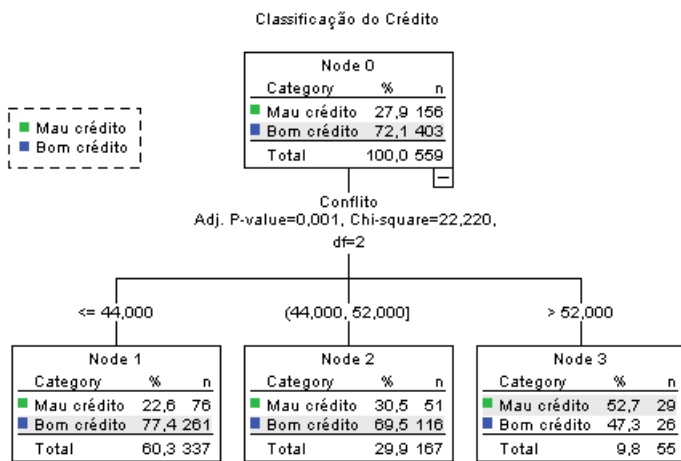
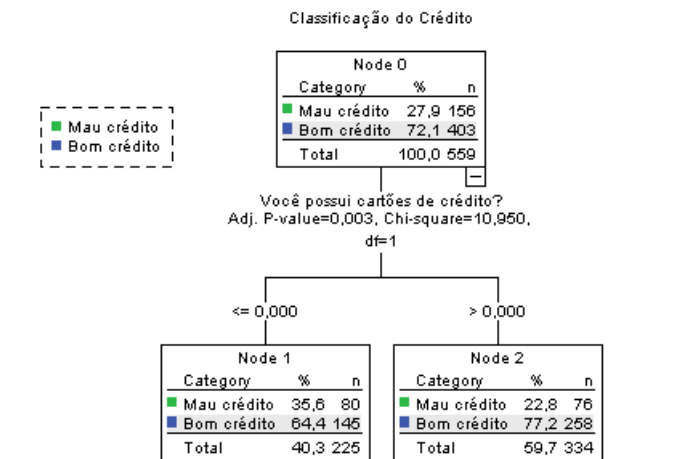
a. More than 20% of cells in this subtable have expected cell counts less than 5. Chi-square results may be invalid.

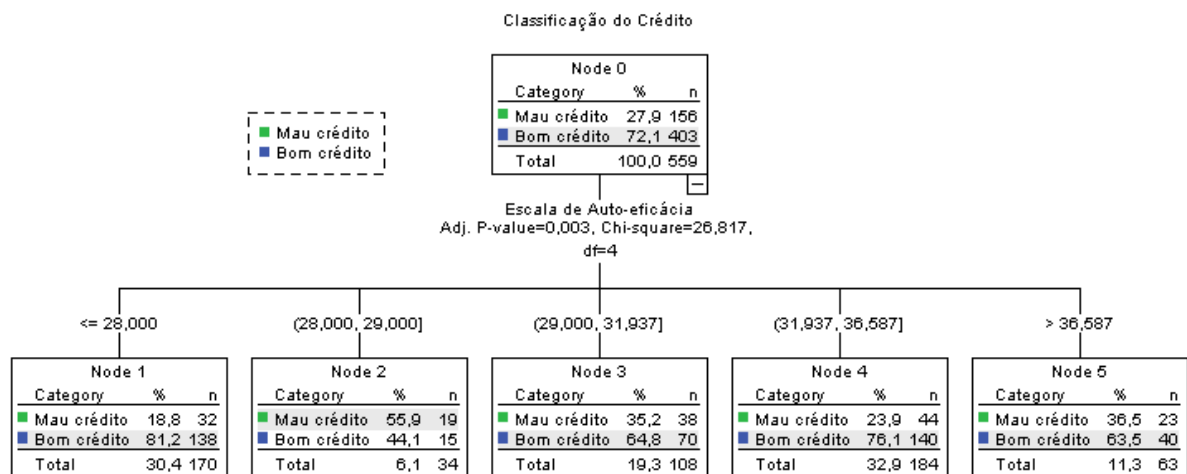
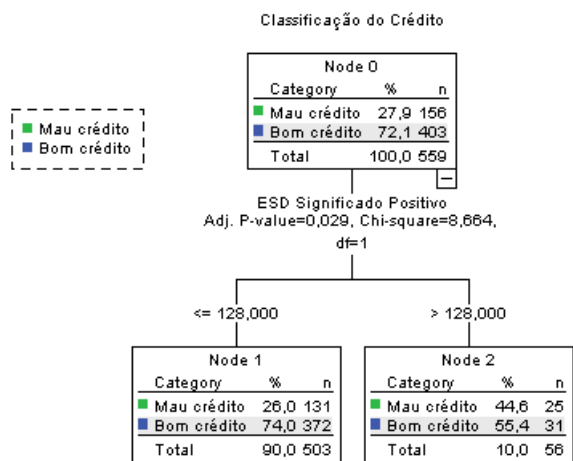
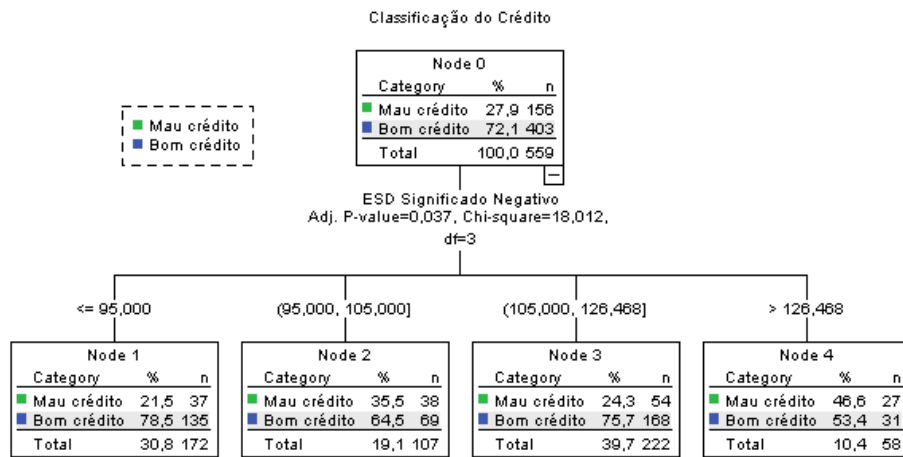
APÊNDICE 20: DISCRETIZAÇÃO E FUSÃO DE CATEGORIAS PELO CHAID

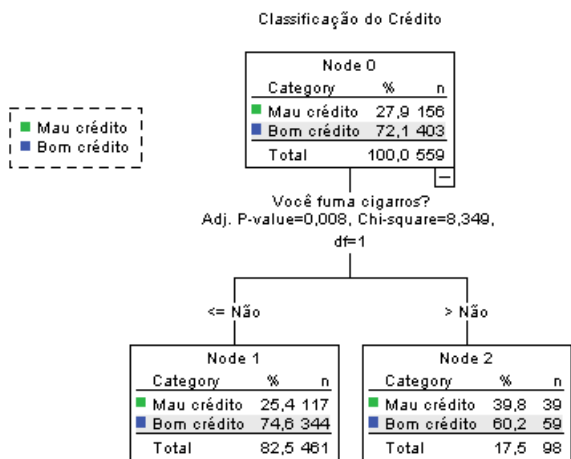
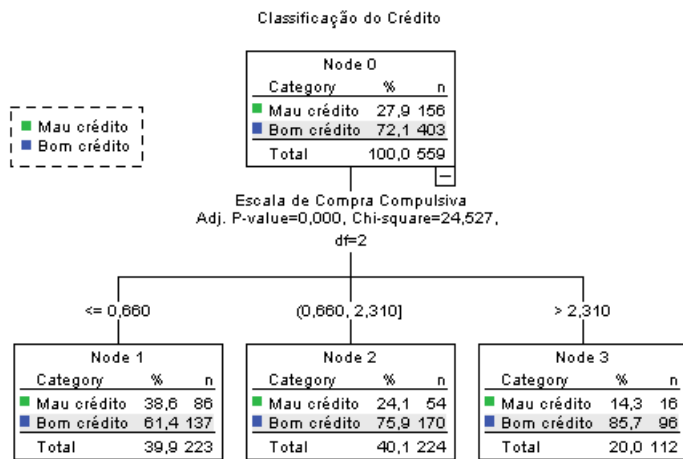












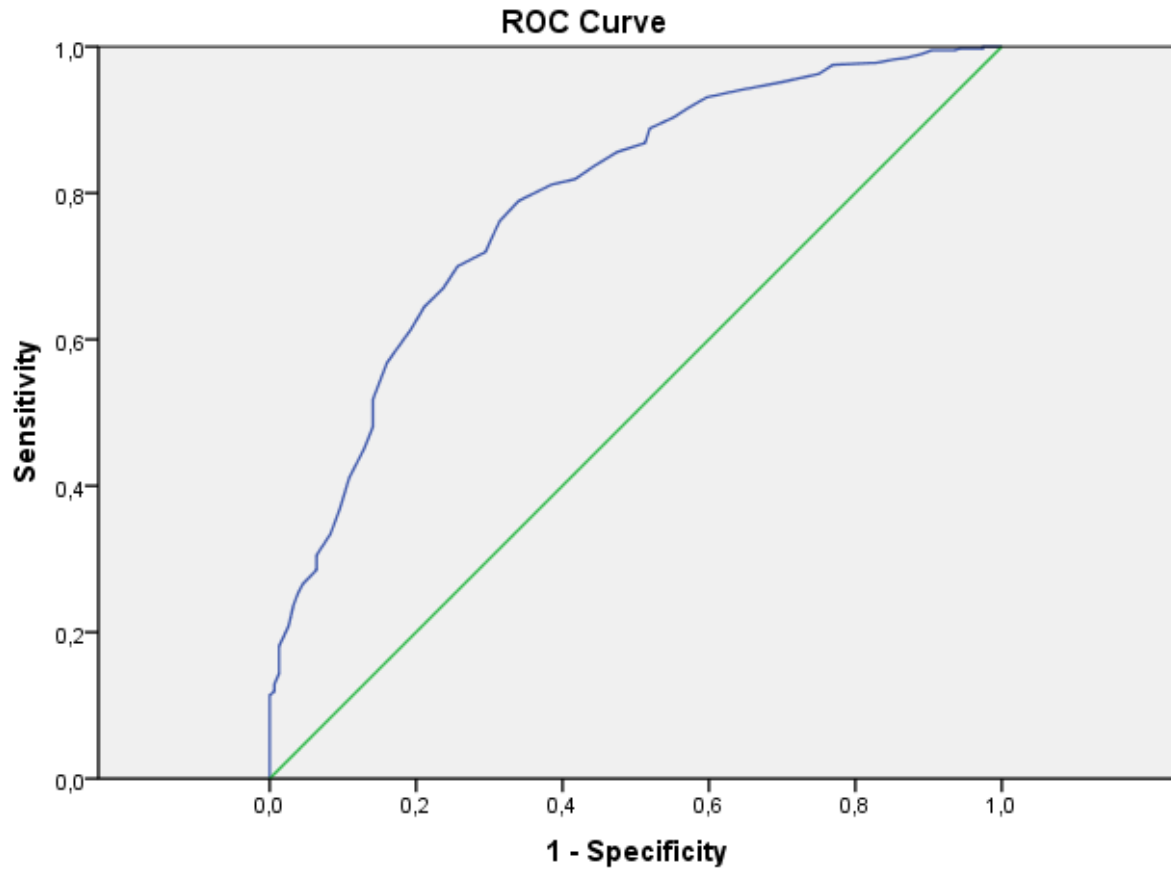
APÊNDICE 21: TESTE KS DOS MODELOS

| Frequencies | | |
|-------------|-------------|-----|
| | CRED | N |
| SCR_1 | Mau crédito | 156 |
| | Bom crédito | 403 |
| | Total | 559 |
| SCR_2 | Mau crédito | 156 |
| | Bom crédito | 403 |
| | Total | 559 |
| SCR_3 | Mau crédito | 156 |
| | Bom crédito | 403 |
| | Total | 559 |
| SCR_4 | Mau crédito | 156 |
| | Bom crédito | 403 |
| | Total | 559 |
| SCR_5 | Mau crédito | 156 |
| | Bom crédito | 403 |
| | Total | 559 |

| | | Test Statistics ^a | | | | |
|--------------------------|----------|------------------------------|-------|-------|-------|-------|
| | | SCR_1 | SCR_2 | SCR_3 | SCR_4 | SCR_5 |
| Most Extreme Differences | Absolute | ,449 | ,431 | ,467 | ,460 | ,445 |
| | Positive | ,000 | ,000 | ,000 | ,000 | ,000 |
| | Negative | -,449 | -,431 | -,467 | -,460 | -,445 |
| Kolmogorov-Smirnov Z | | 4,765 | 4,570 | 4,954 | 4,875 | 4,724 |
| Asymp. Sig. (2-tailed) | | ,000 | ,000 | ,000 | ,000 | ,000 |

a. Grouping Variable: CRED

APÊNDICE 22: CURVA ROC DOS MODELOS



Diagonal segments are produced by ties.

Area Under the Curve

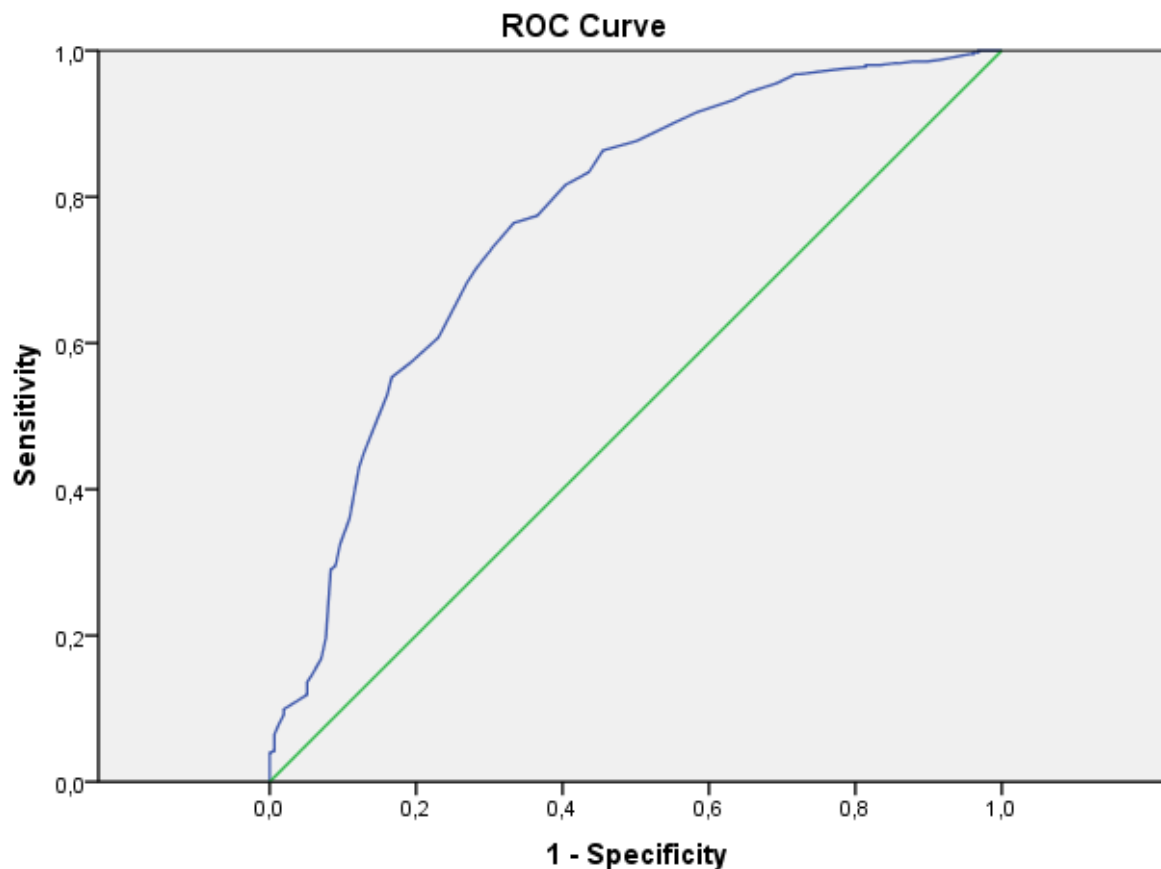
Test Result Variable(s):SCR_1

| Area | Std. Error ^a | Asymptotic Sig. ^b | Asymptotic 95% Confidence Interval | |
|------|-------------------------|------------------------------|------------------------------------|-------------|
| | | | Lower Bound | Upper Bound |
| .788 | .021 | .000 | .746 | .830 |

The test result variable(s): SCR_1 has at least one tie between the positive actual state group and the negative actual state group. Statistics may be biased.

a. Under the nonparametric assumption

b. Null hypothesis: true area = 0.5



Diagonal segments are produced by ties.

Area Under the Curve

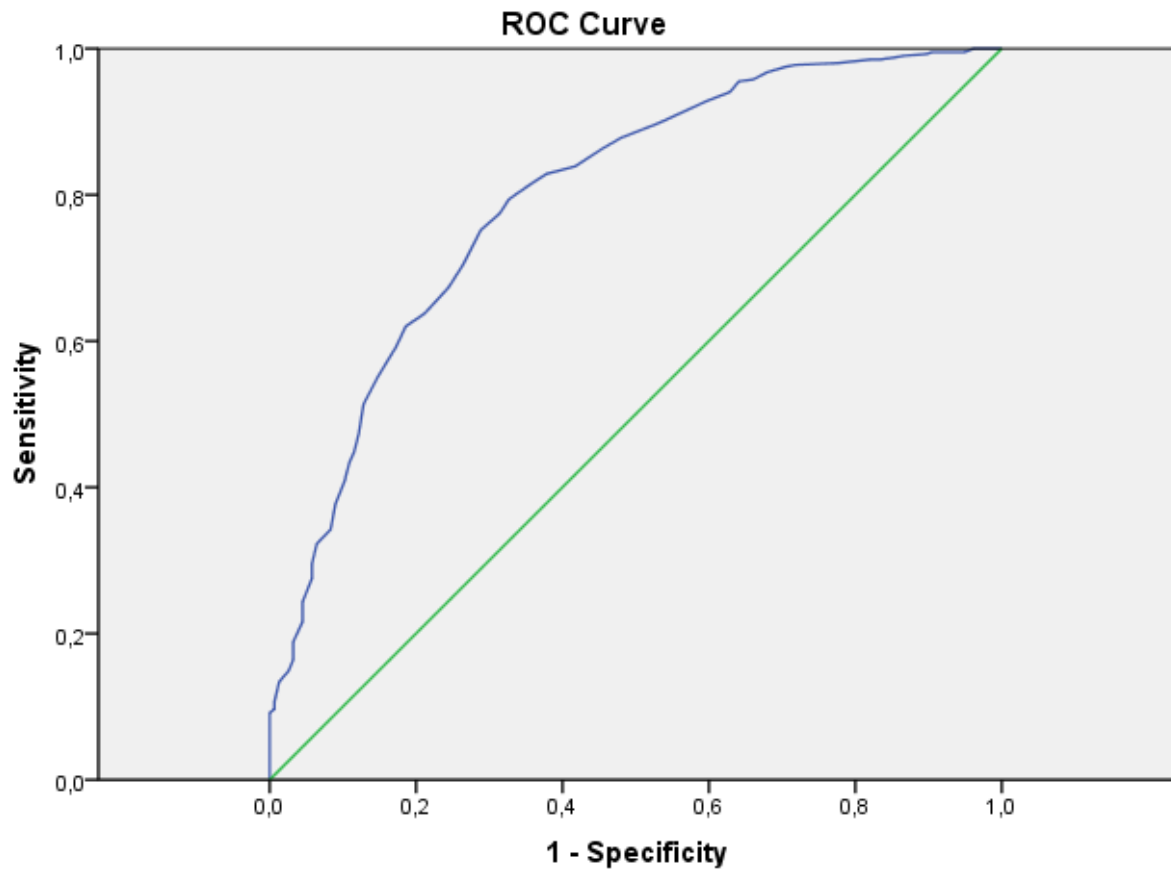
Test Result Variable(s): SCR_2

| Area | Std. Error ^a | Asymptotic Sig. ^b | Asymptotic 95% Confidence Interval | |
|------|-------------------------|------------------------------|------------------------------------|-------------|
| | | | Lower Bound | Upper Bound |
| ,770 | ,023 | ,000 | ,724 | ,815 |

The test result variable(s): SCR_2 has at least one tie between the positive actual state group and the negative actual state group. Statistics may be biased.

a. Under the nonparametric assumption

b. Null hypothesis: true area = 0.5



Diagonal segments are produced by ties.

Area Under the Curve

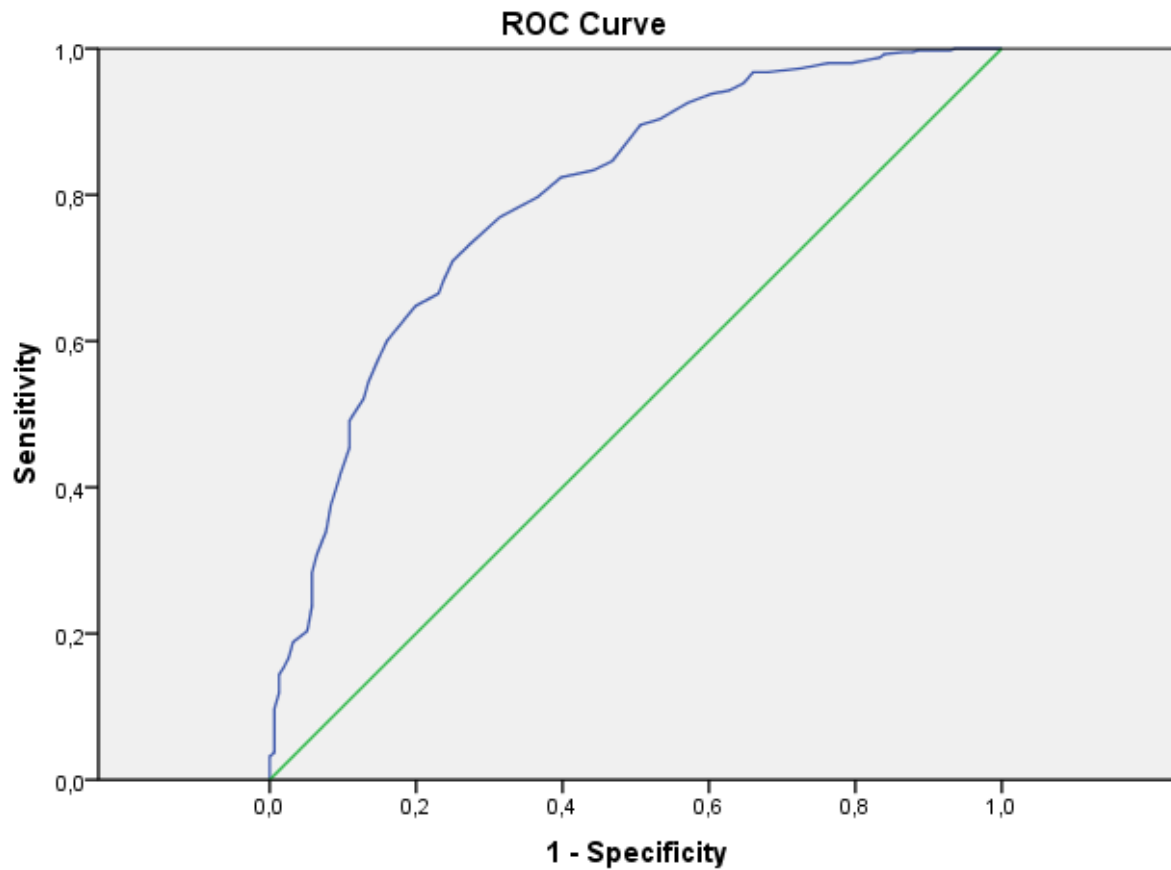
Test Result Variable(s): SCR_3

| Area | Std. Error ^a | Asymptotic Sig. ^b | Asymptotic 95% Confidence Interval | |
|------|-------------------------|------------------------------|------------------------------------|-------------|
| | | | Lower Bound | Upper Bound |
| ,797 | ,021 | ,000 | ,755 | ,839 |

The test result variable(s): SCR_3 has at least one tie between the positive actual state group and the negative actual state group. Statistics may be biased.

a. Under the nonparametric assumption

b. Null hypothesis: true area = 0.5



Diagonal segments are produced by ties.

Area Under the Curve

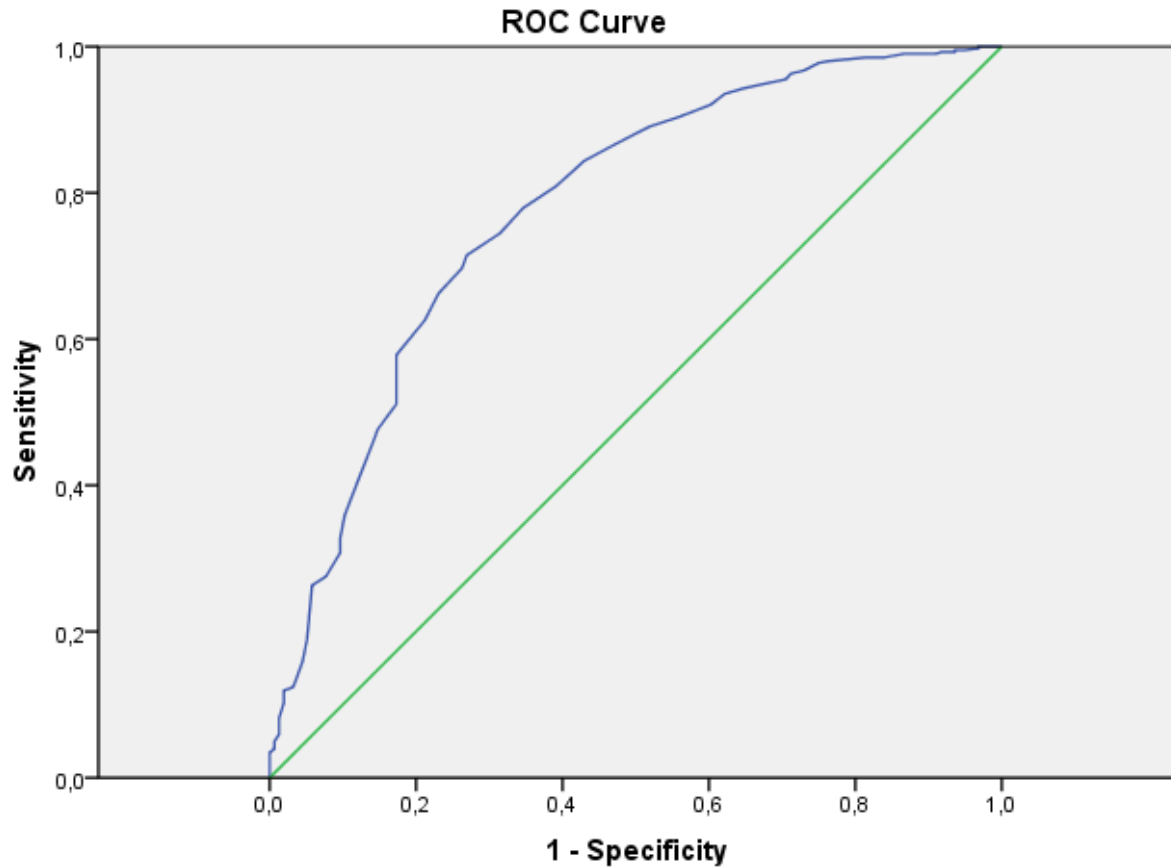
Test Result Variable(s): SCR_4

| Area | Std. Error ^a | Asymptotic Sig. ^b | Asymptotic 95% Confidence Interval | |
|------|-------------------------|------------------------------|------------------------------------|-------------|
| | | | Lower Bound | Upper Bound |
| ,798 | ,021 | ,000 | ,756 | ,840 |

The test result variable(s): SCR_4 has at least one tie between the positive actual state group and the negative actual state group. Statistics may be biased.

a. Under the nonparametric assumption

b. Null hypothesis: true area = 0.5



Diagonal segments are produced by ties.

Area Under the Curve

Test Result Variable(s): SCR_5

| Area | Std. Error ^a | Asymptotic Sig. ^b | Asymptotic 95% Confidence Interval | |
|------|-------------------------|------------------------------|------------------------------------|-------------|
| | | | Lower Bound | Upper Bound |
| ,779 | ,023 | ,000 | ,734 | ,823 |

The test result variable(s): SCR_5 has at least one tie between the positive actual state group and the negative actual state group. Statistics may be biased.

a. Under the nonparametric assumption

b. Null hypothesis: true area = 0.5