

Gestão dos Riscos de Inadimplência dos Tomadores de Crédito: Um Estudo em uma Cooperativa de Crédito

Cristian Baú dal Magro

Blumenau - SC

Doutorando em Ciências Contábeis e Administração na FURB¹
cristianbaumagro@gmail.com**Vanessa Edy Dagnoni Mondini**

Blumenau - SC

Doutoranda em Ciências Contábeis e Administração na FURB¹
prof.vanessa@ymail.com**Nelson Hein**

Blumenau - SC

Doutor em Engenharia da Produção pela UFSC²
Professor do Programa de Pós-Graduação em Ciências Contábeis da FURB¹
hein@furb.br

Resumo

A expansão da concessão de crédito vem exigindo que as instituições financeiras adotem métodos que auxiliem na gestão dos riscos. Por interferir fortemente na liquidez e no capital próprio das organizações, a inadimplência representa um dos riscos mais preocupantes. Diante do exposto, torna-se relevante estudar os aspectos envolvidos na gestão da inadimplência dos tomadores de crédito. Desta forma, este artigo tem como objetivo identificar o perfil de clientes que apresentam maior probabilidade para inadimplência em operações de crédito pessoal. Para isso, realizou-se uma pesquisa de abordagem quantitativa, com uma amostra composta por 150 clientes que possuem operações de crédito pessoal em uma cooperativa de crédito de livre admissão, localizada na região oeste de Santa Catarina. Os resultados indicaram que a inadimplência está associada a clientes do gênero masculino, jovens, solteiros e/ou divorciados, com profissões de nível operacional e renda mensal baixa.

Palavras-chave: Cooperativa de Crédito, Inadimplência, Perfil de Clientes, Gestão do Risco de Crédito

Abstract

The expansion of lending has been demanding that financial institutions adopt methods that assist in managing risks. By interfering heavily on liquidity and own capital of organizations, the default is one of the most worrisome risks. Given the above, it becomes important to study the issues involved in the management of default by borrowers. Thus, this article aims to identify the profile of customers who are more likely to default on personal loans. For this, we carried out a quantitative research approach with a sample of 150 customers who have personal loans in a cooperative credit free admission, located in the western region of Santa Catarina. The results indicated that delinquency is associated with male clients, young, single and / or divorced, with professions of operational level and low monthly income.

Key words: Credit Union, Default, Client Profile, Management of Credit Risk

1. Introdução

A expansão da concessão de crédito vem exigindo das instituições financeiras a adoção de ferramentas de gestão de riscos cada vez mais sofisticadas. Deste modo, um dos principais riscos envolvidos em operações de crédito é a inadimplência, pois interfere na liquidez dos bancos e resulta na diminuição do capital próprio (RUTH, 1991).

Contudo, gerenciar o risco de inadimplência implica na análise do perfil dos candidatos a tomadores de crédito, a fim de avaliar suas condições de endividamento e liquidez (ALES et al. 2009). Estudos vêm se propondo a apresentar instrumentos, modelos e técnicas capazes de explicar a probabilidade da inadimplência em operações de crédito (DUTRA, 2010; ABDON, POINTON, 2011; CAMARGOS, CAMARGOS; ARAUJO, 2012; FRANCISCO; AMARAL; BERTUCCI, 2013; XIAO, YAO, 2014).

1 FURB – Universidade Regional de Blumenau – CEP89012-900 – Blumenau – SC

2 UFSC – Universidade Federal de Santa Catarina – CEP 88040-900 – Florianópolis – SC

Os modelos estatísticos estão entre as opções mais utilizadas para análise do perfil de inadimplência dos candidatos ao crédito. Além disso, esses modelos têm agilizado a avaliação das propostas para liberação de crédito e passaram a ser empregados como instrumentos de apoio à decisão, minimizando prejuízos financeiros ocasionados pela inadimplência (GONÇALVES, 2005).

Assim como os bancos comerciais, as cooperativas de crédito têm como função básica a intermediação financeira, da qual a concessão de crédito representa a principal fonte de receita. No entanto, no caso específico das cooperativas, as perdas ocasionadas pela inadimplência, além de refletirem na sua rentabilidade, refletem também na rentabilidade de todos os cooperados. Desta maneira, estratégias que se proponham a diminuir o risco de não retorno dos recursos liberados são fundamentais para a sustentabilidade dessas instituições (FRANCISCO, AMARAL, BERTUCCI, 2013).

Sob esta perspectiva, este estudo apresenta a seguinte questão de pesquisa: Qual o perfil de clientes com maior probabilidade para inadimplência em operações de crédito pessoal? Por isso, tem-se como objetivo identificar o perfil desse cliente. Sabe-se que a oferta de crédito, por impulsionar a geração de emprego, renda e consumo, é fundamental para o crescimento econômico de um país (ASSAF NETO, 2009). Desta forma, técnicas que se proponham a colaborar para a tomada de decisões mais assertivas a respeito da concessão ou não de crédito se mostram fundamentais para a sobrevivência das instituições bancárias. Conforme Steiner *et al.* (2005), concessões de crédito sem critérios rigorosos poderão resultar em prejuízos superiores aos lucros obtidos em várias operações bem-sucedidas.

O texto está estruturado em cinco partes: na introdução são apresentadas a contextualização do trabalho, a problematização, o objetivo e a justificativa da pesquisa; em seguida, será apresentado o referencial teórico que servirá de base para a discussão dos resultados; a terceira parte contém os aspectos metodológicos e a caracterização do objeto de pesquisa; as etapas quatro e cinco, contém a discussão de resultados e as considerações finais, respectivamente.

2. Gestão dos Riscos de Crédito

A função básica das instituições financeiras é prover recursos, a curto e médio prazo, ao comércio, à indústria, às empresas prestadoras de serviços, às pessoas físicas e a terceiros em geral (BRASIL, 1994). O financiamento pelos bancos figura como o principal instrumento de suporte ao desenvolvimento do país (CAMARGOS, CAMARGOS; ARAUJO, 2012). Assim, conceder crédito implica no empréstimo de uma quantia em dinheiro, mediante o compromisso de pagamento futuro (GUIMARÃES; CHAVES NETO, 2002).

Atualmente, o Brasil vem adotando um modelo de crescimento baseado na expansão da oferta de crédito e forte estímulo ao consumo (CAMPELO JR, 2014). Este incentivo ao crédito, promovido pelo Estado, embora aumente o volume de negócios, torna as instituições financeiras mais vulneráveis e propensas a riscos (BARROS; ALMEIDA JÚNIOR, 1997).

O risco de crédito incorrido pelos bancos se refere à possibilidade de o tomador do empréstimo descumprir suas obrigações contratuais, tornando a operação problemática e custosa para a instituição (CAPELLETTI, CORRAR, 2008). Deste modo, a inadimplência é um dos maiores transtornos à atuação

eficiente das organizações, independente do seu tamanho ou faturamento (SEHN; CARLINI JR., 2007).

Para coibir esses problemas, as instituições financeiras desenvolvem políticas de gestão do risco de crédito com o objetivo de preservar o capital e investi-lo em oportunidades lucrativas (AMARAL Jr; TAVORA Jr, 2010). A efetividade dessas políticas, no entanto, está atrelada à capacidade de classificação das informações sobre o perfil dos clientes, que venham a ser relevantes para a identificação da propensão à inadimplência. Políticas de crédito propensas ao risco em nome da ampliação da lucratividade tornam as operações incertas. O ideal é identificar o risco relacionado ao perfil de cada cliente, para que a instituição financeira opere dentro de uma margem calculada (MIURA; DAVI, 2000).

A mensuração dos riscos geralmente se baseia em critérios como: o montante do crédito concedido, o perfil econômico financeiro do candidato ao empréstimo, o destino do recurso, o prazo da operação e as garantias oferecidas (BESSIS, 1998).

2.1. Modelos de Avaliação de Riscos de Crédito

Para operacionalizar a gestão do risco de crédito, as instituições financeiras vêm se apoiando em uma infinidade de técnicas, visando minimizar suas perdas. Essas práticas envolvem desde investimentos em treinamento de especialistas, até a utilização de modelos estatísticos que garantam maior confiabilidade e eficácia na análise dos candidatos a empréstimos (CAUOETTE, ALTMAN e NARAYANAN, 1998). Assim, quanto mais avançarem os estudos sobre as variáveis que possam ser úteis aos modelos de avaliação dos riscos, mais precisas as decisões e menores as perdas para as instituições (DUTRA, 2010).

Acompanhando essa tendência, pesquisadores acadêmicos têm se dedicado a estudar maneiras de contribuir para o desenvolvimento de metodologias que auxiliem na classificação de clientes em prováveis adimplentes ou inadimplentes em relação à tomada de crédito. Lemos, Steiner e Nievola (2005) analisaram registros históricos de 339 clientes (pessoas jurídicas) de uma agência bancária, por meio de duas das ferramentas de *Data Mining*: Redes Neurais e Árvores de Decisão. Essas técnicas permitiram o reconhecimento de padrões de inadimplência e também a classificação de novos casos. Os resultados demonstraram que, para esse problema específico, as Redes Neurais apresentaram uma taxa de classificação correta maior do que a das Árvores de Decisão.

Steiner *et al.* (2007) também obtiveram resultados positivos ao utilizar as Redes Neurais. Ao analisarem um conjunto de dados de crédito, obtiveram mais de 80% de acertos na indicação de concessão (ou não) de crédito bancário em todas as simulações efetuadas. Já, Ales *et al.* (2009) utilizaram o Support Vector Machine (SVM) para verificar sua contribuição no gerenciamento das decisões sobre a concessão de crédito, e possibilidade de redução da inadimplência por meio do reconhecimento e classificação dos inadimplentes. Para isso, analisaram o cadastro de 199 clientes empresariais de um banco paranaense. Os resultados demonstraram que, para esse caso específico, o método se mostrou apropriado, resultando em taxas de erros de classificação pequenas e superfícies de separação robustas.

Ferreira *et al.* (2011) buscaram definir o perfil de clientes inadimplentes ou propensos à inadimplência nas relações de empréstimo pessoal em bancos de varejo. Para isso, re-

alizaram uma pesquisa quantitativa, com o uso da análise logística, baseada em informações de 158 clientes de uma agência bancária mineira. Após a análise dos dados, verificaram que as variáveis renda, natureza ocupacional e idade não foram significativas na determinação do risco de crédito dos clientes. Por outro lado, o gênero se apresentou como uma variável bastante significativa, indicando que os homens são mais propensos à inadimplência do que as mulheres.

Camargos, Camargos e Araujo (2012) propuseram um modelo econométrico para calcular o risco de inadimplência em financiamentos concedidos por bancos do estado de Minas Gerais. Na construção do modelo, utilizaram dados de 9.232 empresas com processos de financiamento. Por meio da análise de regressão logística hierárquica, definiram a qualidade de crédito como variável dependente e 22 variáveis independentes, referentes ao contrato, à empresa e aos sócios/avalistas. Destas, cinco variáveis se mostraram relevantes na previsão da inadimplência, classificando corretamente 88,5% das empresas. Como conclusão, perceberam que o valor financiado e a proporção dessa quantia consumida com o financiamento são condicionantes da inadimplência, enquanto o valor dos bens do avalista em relação ao financiamento, o valor dos investimentos fixos e o tempo de atividade da empresa atuam em favor da inadimplência.

Ferreira, Celso e Barbosa Neto (2012) escolheram analisar 74 operações bancárias para mensurar o risco de crédito aplicando o modelo Logit em um banco. Os resultados apontaram uma alta capacidade de predição do modelo (91,9%). As principais variáveis condicionantes que afetaram positivamente o risco foram a renda, o tempo de relacionamento com o banco e o limite de cheque especial. Entre as variáveis negativamente associadas, destacaram-se a idade e o grau de instrução. Segundo os autores, considerando que todos os fatores são controláveis, o modelo ratifica a contribuição das técnicas estatísticas para a predição e gestão do risco de crédito em instituições financeiras.

Francisco, Amaral e Bertucci (2013) procuraram analisar em uma cooperativa de crédito as operações com maior capacidade de gerar riscos de inadimplência. Tendo como base o perfil dos cooperados, os autores verificaram que os modelos mais adequados para essa análise são os modelos de Credit Scoring e o Credit Bureau, nos quais, através de técnicas estatísticas como a análise discriminante e regressão logística, evidenciaram-se as características de créditos considerados mais arriscados. A análise procurou identificar o "pior cliente", por gerar o maior risco de inadimplência e impactar na gestão financeira. Concluíram que a renda mensal bruta e o valor liberado na concessão de crédito foram as variáveis mais relevantes para a identificação dos inadimplentes.

Xiao e Yao (2014) buscaram documentar os índices de inadimplência da dívida de acordo com o período em que os clientes se encontram no ciclo de vida familiar. Para isso, utilizaram dados representativos de famílias americanas. Por meio de regressões logísticas múltiplas foram identificados os perfis mais prováveis de se tornarem inadimplentes. As variáveis analisadas levaram em conta a renda, os ativos financeiros, as dívidas e vários outros dados demográficos e socioeconômicos. Os autores concluíram que, entre as 15 categorias do ciclo de vida das famílias, aqueles com maior probabilidade de serem inadimplentes são os casais jovens

com crianças a partir de sete anos, e solteiros de meia-idade com crianças menores de 15 anos. O Quadro 1 apresenta uma síntese destes estudos mencionados:

Quadro 1: Síntese dos estudos sobre a inadimplência em operações de crédito

AUTORES	MÉTODO	CONCLUSÃO
Lemos, Steiner e Nievola (2005).	Data Mining: Redes Neurais e Árvores de Decisão.	As Redes Neurais apresentaram uma taxa de classificação correta maior do que a das Árvores de Decisão.
Steiner et al. (2007)	Redes Neurais	As Redes Neurais apresentaram mais de 80% de acertos na indicação de concessão (ou não) de crédito bancário em todas as simulações efetuadas.
Ales et al. (2009)	Support Vector Machine (SVM)	O método se mostrou apropriado, resultando em taxas de erros de classificação pequenas e superfícies de separação generalizadas e robustas.
Dutra (2010)	Regressão Logística	Os resultados obtidos não foram satisfatórios para prever a probabilidade de inadimplência desses clientes.
Ferreira et al (2011)	Análise logística	As variáveis renda, natureza ocupacional e idade não foram significativas na determinação do risco de crédito dos clientes. Por outro lado, o gênero se apresentou como uma variável bastante significativa, indicando que os homens se mostraram mais propensos à inadimplência do que as mulheres.
Camargos, Camargos e Araujo (2012).	Análise de Regressão Logística Hierárquica	O valor financiado e a proporção dessa quantia consumida com o financiamento são condicionantes da inadimplência. O valor dos bens do avalista em relação ao financiamento, o valor dos investimentos fixos e o tempo de atividade da empresa atuam a favor da inadimplência.
Ferreira, Celso e Barbosa Neto (2012).	Logit	Alta capacidade de predição do modelo (91,9%). As variáveis que afetam positivamente o risco: renda, tempo de relacionamento com o banco e limite de cheque especial. Variáveis negativamente associadas ao risco: idade e grau de instrução.
Francisco, Amaral e Bertucci (2013)	Análise discriminante e Regressão logística.	A renda mensal bruta e o valor liberado na concessão de crédito foram as variáveis mais relevantes para a identificação dos inadimplentes.
Xiao e Yao (2014)	Regressões logísticas múltiplas.	Dentre as 15 categorias do ciclo de vida das famílias, aqueles com maior probabilidade de serem inadimplentes são os casais jovens, com crianças a partir de sete anos, e solteiros de meia-idade com crianças menores de 15 anos.

Fonte: Dados da pesquisa

De maneira geral, pode-se verificar no Quadro 1 que são inúmeras as variáveis com capacidade de interferir na predição de clientes inadimplentes ou não. Segundo Abdou e Pointon (2011), realizadores de uma extensa revisão de 214 artigos, livros e teses relacionadas a aplicações de pontuação de crédito, não é possível indicar uma única técnica estatística que seja superior às outras e sirva para todas as circunstâncias.

3. Metodologia da Pesquisa

Esta pesquisa se caracteriza como exploratória em função do aprofundamento sobre o assunto: gestão dos riscos de crédito. Neste caso específico, o tema será estudado por meio da análise da carteira de clientes de uma cooperativa de crédito a fim de identificar o perfil que apresenta maior probabilidade para inadimplência em operações de empréstimo pessoal. Hair Jr. *et al.* (2005) explicam que a pesquisa exploratória tem o objetivo de aproximar-se do fenômeno ou obter sobre ele nova compreensão.

Em relação aos procedimentos, a pesquisa baseou-se em análise documental, por valer-se de materiais com dados brutos, não analisados em profundidade, fornecidos pela cooperativa de crédito em questão. Para Silva e Grigolo (2002), esse tipo de análise busca atribuir valor a materiais ainda não analisados e extrair deles alguma contribuição.

Quanto ao método, a pesquisa possui abordagem quantitativa empregando técnicas estatísticas no tratamento dos dados. Essa abordagem, segundo Creswel (2007), pode também ser caracterizada como dedutiva, na qual o pesquisador busca a verificação de uma teoria por meio de hipóteses que contenham as variáveis de estudo.

A coleta dos dados foi realizada em maio de 2014, junto a uma cooperativa de crédito situada na região oeste do estado de Santa Catarina. A cooperativa em questão disponibilizou os dados cadastrais de 150 clientes (pessoas físicas) que possuem operações de crédito ativas, sendo os mesmos determinados como a amostra da pesquisa.

Dentre os dados contidos nos documentos, foram retiradas informações que deram origem às seguintes variáveis da pesquisa: inadimplência, idade, gênero, estado civil, profissão, renda média mensal e bairro de residência. Para aplicação das técnicas estatísticas, estas variáveis foram categorizadas, conforme indicado no Quadro 2:

Quadro 2: Categorização das variáveis da pesquisa

Variáveis	Categorização não métrica	Categorização métrica
INADIMPLÊNCIA	Adimplente	01
	Inadimplente	02
IDADE	Até 22 anos	01
	De 23 a 28 anos	02
	De 29 a 34 anos	03
	De 35 a 43 anos	04
	De 44 a 55 anos	05
	Acima de 55 anos	06
GÊNERO	Masculino	01
	Feminino	02

ESTADO CIVIL	Casado	01
	Solteiro	02
	União Estável	03
	Divorciado	04
	Viúvo	05
PROFISSÃO	Produtor Agropecuário	01
	Professor	02
	Diretor Empresa	03
	Auxiliar Serviç. Alimentação	04
	Pedreiro	05
	Mecânico	06
	Chapeador	07
	Aposentado	08
	Serviços Gerais	09
	Empregada Doméstica	10
	Enfermeiro	11
	Contador	12
	Agente de Saúde	13
	Operador	14
	Assistente Social	15
	Assist. Administrativo/ Escritório	16
	Farmacêutico/ Balconista Farmácia	17
	Motorista	18
	Vereador	19
	Desenhista	20
	Costureiro	21
	Arquiteto	22
	Carregador	23
	Repositor/embalador	24
	Advogado	25
	Cabeleireiro	26
	Confeiteiro	27
	Supervisor	28
	Policial Militar	29
	Vendedor	30
	Escrevente	31
	Leiturista	32
	Zelador	33
RENDA MÉDIA MENSAL	Até R\$ 1.000,00	01
	R\$ 1.000,01 – R\$ 2.000,00	02
	R\$ 2.000,01 – R\$ 3.000,00	03
	R\$ 3.000,01 – R\$ 4.000,00	04
	R\$ 4.000,01 – R\$ 5.000,00	05
	R\$ 5.001,00 – R\$ 7.000,00	06
	Acima de 7.000,01	07

BAIRRO	Cristo Rei	01
	Centro	02
	Bela Vista	03
	Interior	04
	São Cristóvão	05
	Nova Esperança	06
	Santa Inês	07
	ASEHAQ	08
	Cooper	09
	Três Pinheiros	10
	Nossa Senhora Aparecida	11

Fonte: Dados da pesquisa

Observa-se no Quadro 2 que na primeira coluna estão descritas as variáveis que foram determinadas de acordo com os dados disponibilizados pela cooperativa de crédito. Do mesmo modo, na segunda coluna está determinada a categorização não métrica e, na terceira coluna, a categorização métrica das variáveis em estudo. Ambas as categorizações foram elaboradas de acordo com as informações contidas em cada variável da carteira dos 150 clientes analisados.

Diante do exposto, foi determinado que a primeira variável, “inadimplência”, continha dois grupos de categorização não métrica (adimplentes e inadimplentes) e a categorização métrica foi determinada, respectivamente, de acordo com categoria não métrica (01 para adimplentes e 02 para inadimplentes).

A variável “idade” foi agrupada em seis categorias não métricas (clientes até 22 anos; de 23 a 28 anos; de 29 a 34 anos; de 35 a 43 anos; de 44 a 55 anos; acima de 55 anos) e categorias métricas, respectivamente (01, 02, 03, 04, 05, 06).

Na sequência tem-se a variável “gênero” que foi separada em dois grupos de categorização não métrica (masculino e feminino) e métrica, respectivamente, (01 e 02).

Na variável “estado civil”, os 150 clientes foram agrupados em cinco grupos de categorização não métrica (casado; solteiro, união estável; divorciado e viúvo) e de categorização métrica, respectivamente, (01, 02, 03, 04 e 05).

A variável “profissão” foi separada em 33 categorias não métricas (produtor agropecuário, professor, diretor de empresa, auxiliar de serviços de alimentação, pedreiro, mecânico, chapeador, aposentado, serviços gerais, empregada doméstica, enfermeiro, contador, agente de saúde, operador, assistente social, assistente administrativo/escritório, farmacêutico/balconista de farmácia, motorista, vereador, desenhista, costureiro, arquiteto, carregador, repositor/embalador, advogado, cabeleireiro, confeiteiro, supervisor, policial militar, vendedor, escrevente, leiturista e zelador) e, respectivamente, categorizações métricas (01, 02, 03, 04, 05, 06, 07, 08, 09, 10, 11, 12, 13, 14, 15, 16, 17, 18, 19, 20, 21, 22, 23, 24, 25, 26, 27, 28, 29, 30, 31, 32 e 33).

Na variável “renda média mensal” os clientes foram separados em sete grupos, categorizados de forma não métrica como (renda de até R\$ 1.000,00; de R\$ 1.000,01 a R\$ 2.000,00; de R\$ 2.000,01 a 3.000,00; de 3.000,01 a 4.000,00; de R\$ 4.000,01 à R\$ 5.000,00; de 5.000,01 a 7.000,00; e acima de R\$ 7.000,00) e, respectivamente, categorização métrica como (01, 02, 03, 04, 05, 06, 07).

Por fim, a variável “bairro” continha clientes residentes em 11 bairros diferentes que receberam categorização não métrica (Cristo Rei; Centro; Bela Vista; Interior; São Cristóvão; Nova Esperança; Santa Inês; ASEHAQ; Cooper; Três Pinheiros; Nossa Senhora Aparecida) e, respectivamente, categorização métrica (01, 02, 03, 04, 05, 06, 07, 08, 09, 10, 11).

Inicialmente, os dados foram analisados de forma bivariada para verificar o relacionamento/associação existente entre as variáveis estudadas, principalmente as demais variáveis (bairro, renda média mensal, gênero, estado civil e idade) em relação à variável inadimplência. Neste caso, foi efetuada a análise de correlação com o uso do *software* SPSS. De acordo com Pestana e Gageiro (2000, p. 174), “a intensidade das relações pode ser medida através de medidas de associação, concordância ou correlação. Os vários tipos de medidas dependem da natureza das variáveis”. Assim, o coeficiente de correlação utilizado foi o de *Spearman*, recomendado para a mensuração da intensidade da relação entre variáveis nominais e ordinais.

Já para identificar o perfil de clientes com maior probabilidade para inadimplência em operações de crédito pessoal, foi aplicada a análise de dados multivariada por meio da análise de correspondência múltipla, também com o uso do *software* SPSS. Contudo, para aplicação do teste foram excluídas as variáveis que não apresentaram associação significativa com a variável inadimplência na análise de correlação. O procedimento adotado para efetuar a análise de correspondência foi o HOMALS (Análise de Homogeneidade), técnica aplicada quando se pretende verificar a relação entre duas ou mais variáveis nominais ou ordinais (PESTANA; GAGEIRO, 2000).

4. Análise dos Resultados

A análise dos resultados foi estruturada em três seções. Na primeira, serão apresentadas algumas características referentes às cooperativas de crédito, objeto desta pesquisa. Em seguida, será exposta a análise de associação entre as variáveis por meio da correlação de *Spearman*, visando à exclusão de variáveis que não possuem associação significativa com a variável inadimplência. Por fim, serão apresentadas as variáveis com associação significativa, utilizadas na análise de homogeneidade pela aplicação da técnica de correspondência múltipla (HOMALS), visando identificar o perfil de clientes que apresentam maior probabilidade para inadimplência em operações de crédito pessoal.

4.1. Caracterização do Objeto de Pesquisa

As cooperativas de crédito se equiparam aos bancos comerciais, conforme ordena a Resolução 2193, de 31/08/1995. Assim como os bancos comerciais, as cooperativas de crédito se constituem sob a forma de sociedade anônima fechada, devendo a sua denominação contar com a expressão “Banco Cooperativo”. Sua área de atuação se restringe aos estados onde se situam as sedes das pessoas jurídicas controladoras, de acordo com a Resolução 2193, de 31/08/1995 (FRANCISCO, AMARAL, BERTUCCI, 2013).

Fundamentalmente, cabe às cooperativas de crédito oferecer serviços financeiros de maneira mais simplificada e vantajosa aos seus associados, permitindo o acesso ao crédito e a outros serviços financeiros. Algumas características diferenciam as cooperativas dos bancos comerciais, como a possibilidade

de os próprios associados assumirem a sua direção e controle, bem como se favorecerem com o retorno de possíveis sobras ou excedentes (PINHEIRO, 2008).

4.2. Análise de Associação pela Correlação de Spearman

Em uma análise preliminar à aplicação da técnica de Análise de Correspondência Múltipla (HOMALS), o estudo buscou verificar o grau de independência e associação entre as variáveis. Deste modo, realizou-se uma análise exploratória dos dados mediante o teste de correlação (*Spearman*). O teste buscou identificar a associação entre as variáveis estudadas, e, principalmente, a associação das variáveis de perfil dos clientes (idade, gênero, estado civil, profissão, renda e bairro) com a variável inadimplência. A Tabela 1 fornece a medida de associação entre as variáveis:

Tabela 1: Medida de associação entre as variáveis

		Inadimp.	Idade	Gênero	EstadoCiv.	Profissão	Renda	Bairro
Inadimp.	Coefficiente Correlação	1,000	-,285**	-,365**	,163*	,262**	-,302**	,026
	Sig.		,000	,000	,047	,001	,000	,755
Idade	Coefficiente Correlação		1,000	,006	-,308**	-,391**	,526**	-,016
	Sig.			,939	,000	,000	,000	,844
Gênero	Coefficiente Correlação			1,000	,056	,225**	-,105	-,141
	Sig.				,493	,006	,201	,084
EstadoCiv.	Coefficiente Correlação				1,000	,151	-,257**	-,029
	Sig.					,065	,002	,725
Profissão	Coefficiente Correlação					1,000	-,599**	-,283**
	Sig.						,000	,000
Renda	Coefficiente Correlação						1,000	,178*
	Sig.							,029
Bairro	Coefficiente correlação							1,000
	Sig.							

* nível de significância de 95%

** nível de significância de 99%

Fonte: Dados da pesquisa

Verifica-se na Tabela 1 que os valores de “sig”, inferiores a 0,05, realçam a dependência entre pares de variáveis. Assim, observa-se que os resultados do teste de correlação (*Spearman*) permitem prever que existe associação significativa entre a variável inadimplência e a variável idade (-,285**), gênero (-,365**), estado civil (,163*), profissão (,262**) e renda (-,302**).

O resultado da correlação indica que os clientes com renda de até 1.000,00, do gênero masculino, solteiros, com idade entre 23 e 28 anos e profissões como: desenhista, repositor/

embalador, chapeador, pedreiro, carregador, e mecânico apresentam maior probabilidade para inadimplência.

Por outro lado, os clientes com idade média entre 35 e 43 anos, com renda entre 3.000,01 e 5.000,00, do gênero feminino, casados e/ou em união estável, com profissão de auxiliar serviços gerais, assistente administrativo/escritório, professor, empregada doméstica, serviços gerais e agente de saúde, possuem maior probabilidade para inadimplência.

De maneira geral, a inadimplência possui associação com pessoas de faixa etária baixa (jovens), do gênero masculino, solteiros e/ou divorciados, com profissões relacionadas ao nível operacional e renda média mensal mais baixa.

Com relação ao gênero, este resultado é corroborado pela pesquisa de Ferreira *et al.* (2011). Ao buscarem definir o perfil de clientes inadimplentes ou propensos à inadimplência nas relações de empréstimo pessoal em bancos de varejo, os autores também verificaram que os homens se mostraram mais propensos à inadimplência do que as mulheres.

Quanto à renda mensal, assim como neste estudo, essa também foi uma das variáveis relevantes para a identificação dos inadimplentes nos estudos de Francisco, Amaral e Bertucci (2013). Da mesma forma, Ferreira, Celso e Barbosa Neto (2012), ao analisarem operações bancárias para mensurar o risco de crédito, identificaram que a renda do indivíduo é uma das principais variáveis a afetar positivamente o risco de inadimplência.

Por outro lado, tanto no estudo de Ferreira *et al.* (2011), quanto na pesquisa de Ferreira, Celso e Barbosa Neto (2012), a variável idade se mostrou negativamente associada à inadimplência, contrariando os resultados aqui encontrados.

Assim como nesta pesquisa, o estado civil também se mostrou influente na determinação da inadimplência nos estudos de Xiao e Yao (2014). No entanto, ao contrário de solteiros e jovens, estes autores verificaram que solteiros de meia-idade com crianças e casais jovens com crianças possuem maior probabilidade de serem inadimplentes.

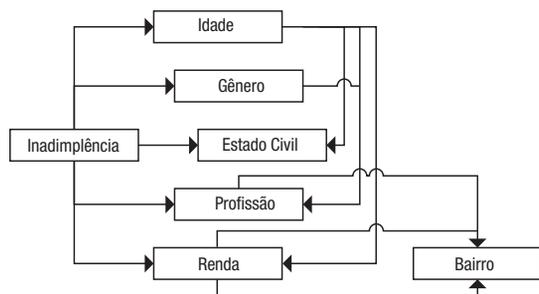
Além de atender ao objetivo proposto - identificar o perfil de clientes que apresentam maior probabilidade para inadimplência em operações de crédito pessoal - foi possível também, verificar outras associações.

A variável idade, por exemplo, possui associação significativa com o estado civil, profissão e renda, permitindo afirmar que clientes com idade mais avançada são casados, com profissões de maior status e maior nível médio de renda.

Observa-se também que o gênero está associado significativamente com a profissão, indicando que os clientes do gênero feminino possuem profissões de nível mais baixo. Já o estado civil possui associação significativa com a renda, indicando que clientes solteiros/divorciados/aposentados possuem menor nível de renda média mensal. Por fim, verifica-se que a profissão apresentou associação significativa com a renda, indicando, coerentemente, que as profissões de nível mais baixo estão associadas a níveis menores de renda média mensal.

Observa-se que a variável “bairro” foi a única a não apresentar associação com a variável inadimplência. Dessa forma, a observação permitiu excluir essa variável da análise e da aplicação da técnica de Análise de Correspondência Múltipla (HOMALS), devido à sua independência em relação à variável inadimplência e ao modelo estudado. A Figura 1, a seguir, apresenta as correlações significativas que foram identificadas:

Figura 1: Correlações entre o perfil dos clientes e inadimplência



Fonte: Dados da pesquisa

Observa-se na Figura 1 que o teste de correlação apontou a existência de associação entre a inadimplência e a maioria das variáveis de perfil dos clientes (idade, gênero, estado civil, profissão e renda). No entanto, a variável inadimplência não apresentou associação com a variável “bairro”. Assim, mesmo que a variável bairro tenha apresentado associação com a profissão e a renda, foi excluída do modelo pelo fato de não atender ao objetivo do estudo, que é a associação das variáveis de perfil com a inadimplência.

4.3. Análise de Homogeneidade pela Técnica de Análise de Correspondência Múltipla (Homals)

Na sequência, os dados foram tabulados em planilha eletrônica para a aplicação da Análise de Correspondência Múltipla (HOMALS) com o uso do *software* SPSS. A partir da aplicação da técnica de análise de correspondência foi observado que a dimensão 1 possui *eigenvalues* (autovalores) de 0,514 e a dimensão 2 apresentou o valor de 0,375. Os valores permitem identificar a desagregação nítida das diferentes categorias, discriminando cada variável e levando, portanto, à formação de grupos diferentes de categorias de variáveis.

A Tabela 2 indica as medidas de discriminação da Análise de Correspondência Múltipla (HOMALS):

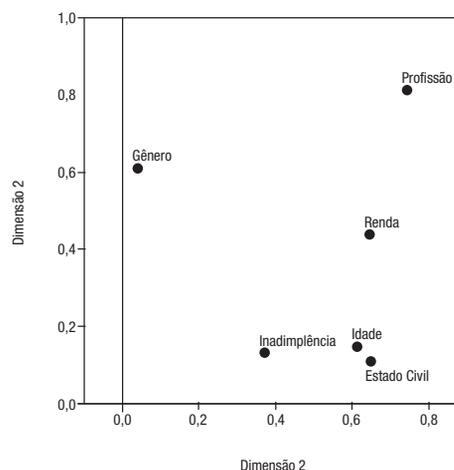
Tabela 2: Medidas de discriminação

Variáveis	Dimensão	
	1	2
Inadimplência	,376	,132
Idade	,616	,147
Gênero	,040	,611
Estado Civil	,654	,109
Profissão	,749	,814
Renda	,651	,439

Fonte: Dados da pesquisa

Observa-se na Tabela 2 que as medidas de discriminação apontam para a alocação das variáveis inadimplência (,376), idade (,616), estado civil (,654) e renda (,651) na dimensão 1 e gênero (,611) e profissão (,814) na dimensão 2. Para complementar a análise das medidas de discriminação e mostrar de forma gráfica a proximidade das variáveis, foi gerado o Gráfico 1:

Gráfico 1: Medidas de discriminação

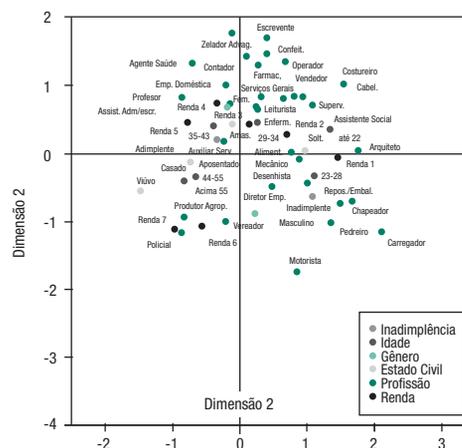


Fonte: Dados da pesquisa

O Gráfico 1 permite dizer que as principais variáveis que discriminam o grupo pesquisado são a inadimplência, a idade, o estado civil e a renda. Pode-se concluir, confirmando os pressupostos básicos iniciais da pesquisa, que a idade, o estado civil e a renda determinam a inadimplência ou adimplência dos clientes nas operações de crédito da agência financeira em estudo.

Por fim, são apresentadas as relações de correspondência entre as categorias das variáveis inadimplência, idade, gênero, estado civil, profissão e renda média mensal. É importante salientar que as categorias que constam no gráfico 2 foram geradas de acordo com a categorização não métrica/métrica que foram pré-estabelecidas na metodologia da pesquisa e apresentadas no Quadro 2. Assim, o Gráfico 2 demonstra a distribuição de correspondência das categorias da pesquisa:

Gráfico 2: Distribuição de correspondência das categorias da pesquisa



Fonte: Dados da pesquisa

Verifica-se no Gráfico 2 a apresentação de informações que permitem inferir considerações relevantes sobre os determinantes da inadimplência.

Os resultados apontam que clientes com profissão de desenhista, repositor/embalador, chapeador, pedreiro, carregador e mecânico são os que apresentam maior probabilidade para inadimplência.

plância. Esses resultados corroboram os achados apontados pela correlação de *Spearman*, que associam os clientes de profissões de nível médio e/ou baixo à tendência para inadimplência.

Além disso, clientes que possuem renda 1 (até 1.000,00) são os que apresentam maior probabilidade para inadimplência, confirmando os resultados da correlação em que, geralmente, clientes com tendência para inadimplência possuem menor renda média mensal.

Quanto ao gênero, os clientes do gênero masculino apresentam maior tendência à inadimplência, confirmando os achados apontados pela correlação.

Verifica-se também que, em relação ao estado civil, os clientes que solteiros tendem a ser mais inadimplentes em relação aos demais, corroborando os achados apresentados pela análise de correlação.

Por fim, clientes com idades entre 23 e 28 anos possuem maior tendência à inadimplência se comparados a clientes de outras faixas etárias. Este resultado concorda com os achados da análise de correlação que apontou maior tendência à inadimplência por parte de clientes pertencentes a faixas etárias mais baixas (jovens).

Por outro lado, os clientes com maior probabilidade para adimplência são os que possuem idade média de 35 aos 43 anos, renda 4 (3.000,01 a 4.000,00) e renda 5 (4.000,01 a 5.000,00), do gênero feminino, estado civil (casado ou em união estável) e profissão (auxiliar serviços gerais, assistente administrativo/escritório, professor, empregada doméstica, serviços gerais e agente de saúde).

5. Conclusões, Limitações e Recomendações

Neste estudo, partiu-se da premissa de que o Brasil vem adotando um modelo de expansão econômica baseado na am-

pliação da oferta de crédito. Essa postura, apesar de importante para o crescimento econômico do país, torna as instituições financeiras mais vulneráveis e propensas a riscos de inadimplência, evidenciando a importância da adoção de métodos de análise de risco de crédito. Sob essa perspectiva, este estudo se propôs a identificar o perfil de clientes com maior probabilidade para inadimplência em operações de crédito pessoal.

Os resultados encontrados permitiram concluir que a inadimplência na agência da cooperativa de crédito analisada está associada a pessoas mais jovens, do gênero masculino, solteiros e/ou divorciados, com rendimento mensal baixo e profissões relacionadas ao nível operacional. Esses achados pressupõem que a idade, o gênero, o estado civil, a profissão e a renda são os fatores que mais determinam a ocorrência de inadimplência ou adimplência de clientes em operações de crédito. Esses resultados encontraram respaldo nos estudos de Francisco, Amaral e Bertucci (2013) e Ferreira, Celso e Barbosa Neto (2012), que também identificaram a associação entre as variáveis gênero e renda mensal com a adimplência/inadimplência; e Xiao e Yao (2014), que encontraram associação entre a idade e o estado civil e a adimplência/inadimplência.

A limitação desta pesquisa apresenta-se pela dificuldade de generalização dos resultados, em função de ter-se analisado apenas uma agência da cooperativa de crédito. Além disso, o número restrito de clientes com determinadas características não métricas que caracterizaram as variáveis de estudo podem ter influenciado os resultados.

Assim, a aplicação de um estudo mais abrangente, utilizando um número maior de variáveis, clientes e agências, poderá contribuir para a ampliação dos achados e colaborar com as pesquisas relacionadas à gestão dos riscos de inadimplência.

Referências

- ABDOU, H. A.; POINTON, J. Credit scoring, statistical techniques and evaluation criteria: A review of the literature. **Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management**, v. 18, n. 2-3, p. 59-88, 2011.
- ALES, T. V. et al. Análise de crédito bancário utilizando o algoritmo Sequential Minimal Optimization. **XLI Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional**, p. 2242-2253, 2009.
- AMARAL Jr, J. B.; TÁVORA Jr, J. L. Uma análise do uso de redes neurais para a avaliação do risco de crédito de empresas. **Revista do BNDES**, v. 34, p. 134, 2010.
- ASSAF NETO, A. **Finanças Corporativas e Valor**. São Paulo: Atlas, 2009.
- BARROS, J. R. M.; ALMEIDA JÚNIOR, M. F. **Análise do ajuste do sistema financeiro no Brasil**. Brasília: Ministério da Fazenda, Secretaria de Política Econômica, 1997.
- BESSIS, J. **Risk Management in Banking**. Chichester, England: John Wiley, 1998.
- BRASIL. Resolução CMN 2.099 de 1994. Disponível em: <http://www.bcb.gov.br/>. Acesso em: 20 maio 2014.
- CAMARGOS, M. A.; CAMARGOS, M. C. S.; ARAÚJO, E. A. A inadimplência em um programa de crédito de uma instituição financeira pública de Minas Gerais: uma análise utilizando regressão logística. **REGE Revista de Gestão**, v. 19, n. 3, 2012.
- CAMPELO JR, A. O que esperar de 2013 com base nos indicadores de confiança: não há sinalização de uma aceleração notável da economia para o primeiro semestre. **Conjuntura da Construção**, v. 11, n. 1, p. 15-17, 2014.
- CAPELLETTO, L. R.; CORRAR, L. J. Índices de risco sistêmico para o setor bancário. **Revista de Contabilidade Financeira**, v. 19, n. 47, p. 6-18, 2008.
- CAOQUETTE, J.; ALTMAN, E.; NARAYANAN, P. **Managing credit risk: the next great financial challenge**. New York: John Wiley & Sons, Inc., 1998.
- CRESWELL, J. W. **Qualitative inquiry and research design: Choosing among five approaches** (2 ed.). Thousand Oaks, CA: Sage, 2007.

- DUTRA, L. **Análise da concessão do microcrédito e sua relação com a inadimplência**: Um estudo no Banestes e Bandes. 2010. Dissertação (Mestrado em Ciências Contábeis) - Programa de Pós-Graduação em Ciências Contábeis. Fundação Instituto Capixaba de Pesquisas em Contabilidade, Economia e Finanças (FUCAPE), Vitória, 2010.
- FRANCISCO, J. R. de S.; AMARAL, H. F.; BERTUCCI, L. A. Risco de crédito em cooperativas: uma análise com base no perfil do cooperado. **Sociedade, contabilidade e gestão**, v. 7, n. 2, 2013.
- FERREIRA, M. A. M. et al. Previsão de risco de crédito para definição do perfil de clientes de um banco de varejo. **Revista de Negócios**, v. 16, n. 2, p. 47-64, 2011.
- FERREIRA, M. A.; CELSO, A. S.; BARBOSA NETO, J. E. Aplicação do modelo *logit* binominal na análise do risco de crédito em instituições bancárias. **Revista de Negócios**, v. 17, n. 1, p. 38-55, 2012.
- GONÇALVES, E. B. Análise de risco de crédito com o uso de modelos de regressão logística, redes neurais e algoritmos genéticos. 2005. Dissertação (Mestrado em Administração) - Programa de Pós-graduação em Administração. Universidade de São Paulo, São Paulo, 2005.
- GUIMARÃES, I. A.; CHAVES NETO, A. Reconhecimento de padrões: metodologias estatísticas em crédito ao consumidor. **RAE Eletrônica EAESP/FGV**, v. 1, n. 1, 2002.
- HAIR JR., J.F. et al. **Fundamentos de métodos de pesquisa em administração**. Tradução Lene Belon Ribeiro. Porto Alegre: Bookman, 2005.
- LEMONS, E. P.; STEINER, M. T. A.; NIEVOLA, J. C. Análise de crédito bancário por meio de redes neurais e árvores de decisão: uma aplicação simples de data mining. **Revista de Administração da Universidade de São Paulo**, v. 40, n. 3, 2005.
- MIURA, Y.; DAVI, M. C. A. Utilização de instrumentos de avaliação de riscos para concessão de créditos às pessoas jurídicas. Akropolis: **Revista de Ciências Humanas da Unopar**, Umuarama, v.8, n.1, p.48-61, jan/mar. 2000.
- PESTANA, M. H.; GAGEIRO, J. N. **Análise de dados para ciências sociais**: a complementaridade do SPSS. 2. ed. Lisboa: Sílabo, 2000.
- PINHEIRO, M. A. H. **Cooperativas de crédito**: história da evolução normativa no Brasil. Brasília: BCB, 2008.
- RUTH, G. E. **Empréstimos a pessoas jurídicas**. São Paulo: IBCB, 1991.
- SEHN, C. F.; CARLINI JUNIOR, R. J. Inadimplência no sistema financeiro de habitação: um estudo junto à Caixa Econômica Federal. **Revista de Administração Mackenzie**, v. 8, n. 2, 2007.
- SILVA, M. B.; GRIGOLO, T. M. **Metodologia para iniciação científica à prática da pesquisa e da extensão II**. Caderno Pedagógico. Florianópolis: Udesc, 2002.
- STEINER, M. T. A. et al. Using Neural Network Extraction for Credit-risk Evaluation. IFORS 2005 (17th Triennial Conference of the International Federation of Operational Research Societies hosted by INFORMS), FB-20, 2005.
- STEINER, M. T. A. et al. Extração de regras de classificação a partir de redes neurais para auxílio à tomada de decisão na concessão de crédito bancário. **Pesquisa Operacional**, v. 27, n. 3, p. 407-426, 2007.
- XIAO, J. J.; YAO, R. Consumer debt delinquency by family lifecycle categories. **International Journal of Bank Marketing**, v. 32, n. 1, p. 43-59, 2014.