

**PONTIFÍCIA UNIVERSIDADE CATÓLICA DO PARANÁ
ESCOLA DE NEGÓCIOS
PROGRAMA DE PÓS GRADUAÇÃO EM GESTÃO DE COOPERATIVAS**

CYNTHIA CRISTINE CASSINS TROVÃO NOGAS

**AVALIAÇÃO DOS FATORES DETERMINANTES DO INADIMPLEMENTO DA
CARTEIRA DE VAREJO DE UMA COOPERATIVA DE CRÉDITO DE LIVRE
ADMISSÃO**

CURITIBA

2017

CYNTHIA CRISTINE CASSINS TROVÃO NOGAS

**AVALIAÇÃO DOS FATORES DETERMINANTES DO INADIMPLEMENTO DA
CARTEIRA DE VAREJO DE UMA COOPERATIVA DE CRÉDITO DE LIVRE
ADMISSÃO**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Gestão de Cooperativas, da Escola de Negócios, da Pontifícia Universidade Católica do Paraná, como requisito parcial à obtenção do título de Mestre em Gestão de Cooperativas.

Orientador: Prof. Dr. Pedro Guilherme Ribeiro Piccoli.

CURITIBA

2017

*Dedico ao meu esposo Paulo, meu
incentivador, por seu amor incondicional e
apoio.*

*Aos meus filhos Victor Hugo e Frederico,
meu enteado Gabriel, porque eles são a
motivação para alcançar meus objetivos.*

*Aos meus pais Eloir e Jussara pela
sabedoria de conduzirem com amor a
formação dos meus valores.*

*Aos meus sogros Onofre e Helena, por
me receberem como filha em sua família.*

AGRADECIMENTOS

A Nelsi Pischke e Ijaí Henrique Vidal pela operacionalização das coletas de dados.

À Coopesf, nas pessoas dos seus gestores, pela bolsa recebida para a realização do Mestrado e pela oportunidade de contribuir com os processos da cooperativa a partir da realidade das suas bases de dados.

Aos amigos Wesley Marcos de Almeida e Márcia Cristina dos Anjos de Almeida pelo apoio no tratamento dos dados e na revisão do texto final.

À professora Dra. Ângela Cristiane Santos Póvoa pelo incentivo em momentos de decisão.

Ao professor Dr. Pedro Guilherme Ribeiro Piccoli por acreditar no meu projeto e pelas valiosas orientações na elaboração do presente trabalho.

Meu agradecimento especial a Deus pelo dom da vida.

“O maior risco é não se arriscar.”

(Jorge Paulo Lemann)

RESUMO

O presente trabalho teve como objetivo identificar fatores que permitam melhor avaliação do perfil de risco das operações de crédito da cooperativa de crédito Coopesf. Os resultados poderão contribuir para o aperfeiçoamento do processo de análise de crédito em cooperativas e a identificação das variáveis mais relevantes na análise de crédito, assim como poderão ser usados como elemento de comparação para estudos futuros, uma vez que, até então são relativamente poucos os estudos envolvendo cooperativas de crédito no Brasil. Conduziu-se pesquisa aplicada e descritiva com análise de regressão logística, resultando em modelo de previsão de inadimplência com índice de acerto global estimado em 81,6%. Identificou-se também que as categorias profissionais autônomas, as quais informam a própria renda no cadastro, foram as que tiveram a maior inadimplência relativa, o que pode indicar a incidência de risco moral.

Palavras-chave: Cooperativas de Crédito. Regressão Logística. Inadimplência.

ABSTRACT

The aim of this dissertation was to identify factors that provide a better risk profile evaluation for credit operations of the Coopesf credit union. The results may allow the credit analysis improvement in credit unions and to pursue the most relevant variables for credit analysis. Also this work may be useful as a comparison element for future studies, since there are relatively few studies regarding credit unions in Brazil. An applied and descriptive research have been did, including logit regression analysis which gave a default prediction model resulting an overall hit rate estimated at 81.6%. It was also observed that most autonomous professional categories, which inform their own income rate have had the highest default rate, towarding the incidence of moral hazard.

Key-words: Credit Unions. Logit Regression. Default.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 - Endividamento das Famílias	13
Figura 2 - Índice de desocupação	13
Figura 3 - Ideograma Chinês para representar Risco	23
Figura 4 - Forma da Regressão Logística entre Variáveis Dependente e Independente	51
Figura 5 - Estado Civil	57
Figura 6 - Escolaridade	58
Figura 7 - Inadimplência.....	59
Figura 8 - Profissões	60
Figura 9 - Profissão	62
Figura 10 - Taxa de Juros	64
Figura 11 - Número de Parcelas e Inadimplência - percentuais por faixa	66

LISTA DE QUADROS

Quadro 1 - Acurácia Preditiva Relativa de Diferentes Classificadores (% de classificações corretas)	41
Quadro 2 - Resumo dos Artigos Analisados.....	44

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Situação do Título	55
Tabela 2 - Risco da Pessoa	56
Tabela 3 - Risco da Proposta	56
Tabela 4 – Profissões.....	61
Tabela 5 - Teste Qui-Quadrado para Profissões e Inadimplência.....	62
Tabela 6 - Taxa de Juros -Inad_	63
Tabela 7 - Teste Qui Quadrado- Taxa de Juros/Inadimplência	63
Tabela 8 - Número de Parcelas e Inadimplência.....	65
Tabela 9 - Teste Qui-Quadrado para Número de Parcelas e Inadimplência	65
Tabela 10 - Sumarização do Modelo.....	67
Tabela 11 - Teste de Hosmer e Lemeshow	68
Tabela 12 - Tabela de Classificação	68
Tabela 13 - Variáveis da Equação	69
Tabela 14 - Índices de Acertos Modelo P5.....	70

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	12
1.1	APRESENTAÇÃO DO TEMA	12
1.2	PROBLEMA DE PESQUISA	14
1.3	OBJETIVOS E HIPÓTESES DE PESQUISA	14
1.3.1	Objetivo Geral	15
1.3.2	Objetivos Específicos	15
1.3.3	Hipóteses de Pesquisa	15
1.4	JUSTIFICATIVA.....	16
2	FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	18
2.1	RISCO MORAL E ASSIMETRIA DE INFORMAÇÃO	18
2.1.1	Assimetria da Informação	18
2.1.2	Risco Moral	20
2.2	RISCO	23
2.2.1	Risco de crédito	25
2.2.1.1	Análise Julgamental.....	26
2.2.1.2	Modelos automáticos de análise de crédito	28
2.2.1.3	Credit Scoring.....	29
2.3	COOPERATIVAS DE CRÉDITO	31
2.4	DETERMINANTES DO INADIMPLEMENTO NO MERCADO DE VAREJO.....	34
3	METODOLOGIA DE PESQUISA	48
3.1	ESPECIFICAÇÃO DO PROBLEMA	48
3.2	CARACTERIZAÇÃO DA PESQUISA	48
3.3	COLETA E TRATAMENTO DE DADOS.....	49
3.4	MÉTODO DE ANÁLISE	50
3.5	DEFINIÇÃO DAS VARIÁVEIS	51
4	APRESENTAÇÃO E ANÁLISE DOS RESULTADOS	54
4.1	ANÁLISE EXPLORATÓRIA DOS DADOS	54
4.1.1	Situação do título	55
4.1.2	Risco pessoa	55
4.1.3	Risco proposta	56
4.1.4	Gênero	56
4.1.5	Estado Civil	57

4.1.6	Escolaridade	57
4.1.7	Adimplentes e Inadimplentes	58
4.1.8	Profissão	59
4.1.9	Taxa de Juros	63
4.1.10	Número de Parcelas	64
4.2	ESTIMATIVA DO MODELO DE REGRESSÃO LOGÍSTICA.....	66
	TABELA 13 - VARIÁVEIS DA EQUAÇÃO	69
	TABELA 14 - INDICES DE ACERTOS MODELO P5.....	70
5	CONSIDERAÇÕES FINAIS	71
5.1	AVALIAÇÃO DOS OBJETIVOS E DAS HIPÓTESES	71
5.2	LIMITAÇÕES DO PRESENTE TRABALHO	74
5.3	RECOMENDAÇÕES GERENCIAIS	74
	REFERÊNCIAS.....	76

1 INTRODUÇÃO

Há ditos populares que rezam algo como “quem não financia, nada conquista” ou “quem não se endivida, não se desenvolve”. Quando a crença cega em tais ditos se alia a ofertas de produtos e serviços de crédito com prazos longos e parcelas baixas, tem-se uma mistura que pode se mostrar desastrosa. Tem sido comum encontrar pessoas altamente endividadas que, em geral, não se preocuparam com taxas de juros, mas apenas com os valores das prestações quando assumiram financiamentos.

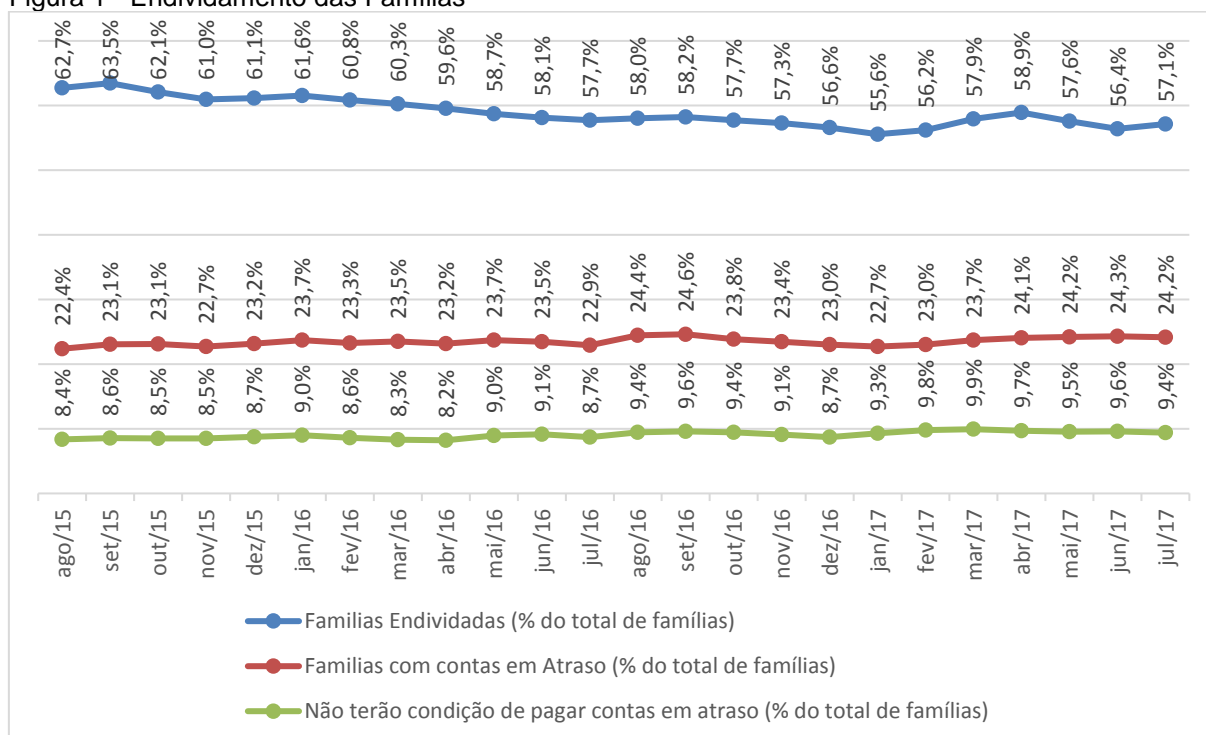
Considerando que o Brasil tem taxas de juros elevadas e que em cenários de desaceleração econômica pode ocorrer aumento de desemprego e de inadimplência, bancos comerciais e cooperativas de crédito lançam mão de diferentes práticas de avaliação de financiamentos e refinanciamentos, levando em conta os riscos que os demandantes de crédito representam.

1.1 APRESENTAÇÃO DO TEMA

O grau de endividamento das famílias, conforme a CNC (2017), tem apresentado leve redução nos últimos 24 meses, conforme se observa no gráfico da Figura 1, tendo passado de 62,7% em agosto de 2015 para 57,1% em julho de 2017. No mesmo período, entretanto, o percentual de famílias com contas em atraso apresentou incremento, passando de 22,4% para 24,2%, e o percentual de famílias que alegam não ter condições de pagar contas em atraso também apresentou alta, variando de 8,4% para 9,4%.

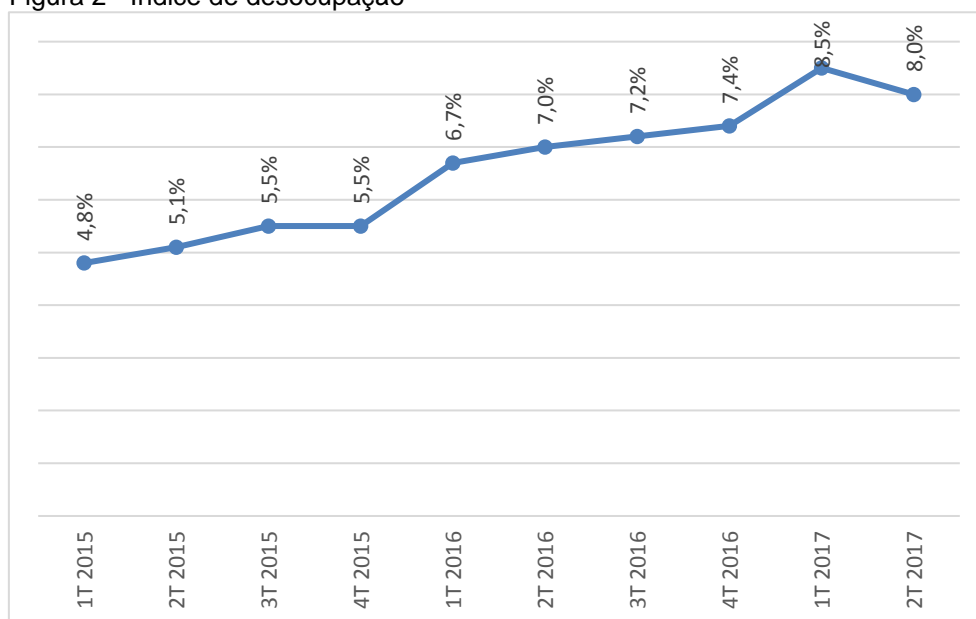
Outro indicador relevante é o índice de desocupação divulgado pelo IBGE (2017). Conforme se observa no gráfico da Figura 2, este índice passou de 4,8% no primeiro trimestre de 2015 para 8% no segundo trimestre de 2017, tendo chegado a um pico de 8,5% no trimestre imediatamente anterior.

Figura 1 - Endividamento das Famílias



Fonte: CNC, 2017.

Figura 2 - Índice de desocupação



Fonte: IBGE, 2017.

Observando-se as duas séries de dados, pode-se depreender que, com o aumento do desemprego as famílias procuram reduzir seu grau de endividamento. Ao mesmo tempo, passam a ter mais dificuldades de honrar seus compromissos financeiros, deixando contas em atraso ou até perdendo a capacidade de efetuar tais

quitações, aumentando o risco de crédito por parte dos concedentes de empréstimos e financiamentos.

Esta dissertação trata sobre o risco de crédito na cooperativa de crédito Coopesf. A busca pela redução do risco de inadimplência tem importância estratégica para bancos comerciais e cooperativas de crédito. A Cooperativa estudada tem um processo de análise de perfil do cooperado, antes de uma possível concessão de crédito.

Assim como ocorre nos bancos comerciais, as cooperativas de crédito utilizam-se de técnicas e desenvolvem seus modelos para avaliação de concessão de crédito e previsão de inadimplência, com o objetivo de maximizar o retorno a partir dos empréstimos que ofertam.

Observa-se crescente procura por cooperativas de crédito, possivelmente devido à oferta de taxas de juros mais atrativas que as instituições financeiras comerciais. Essa prática leva ao aumento da oferta de crédito em cooperativas e pode implicar em crescimento do risco de crédito.

1.2 PROBLEMA DE PESQUISA

A cooperativa de crédito Coopesf teve seu quadro de cooperados abertos para novas categorias, no período compreendido entre 2013 e 2017 observou-se alteração no índice de inadimplência.

Buscando a sustentabilidade e a perenidade da cooperativa, entendeu-se como relevante estudar a avaliação do perfil do risco das operações de crédito dos cooperados tomadores da Coopesf, direcionando o estudo, sob a orientação do seguinte problema de pesquisa:

Quais fatores permitem melhor avaliação do perfil de risco das operações de crédito da Coopesf?

1.3 OBJETIVOS E HIPÓTESES DE PESQUISA

No desenvolvimento da presente dissertação leva-se em conta o propósito de se buscar a sustentabilidade de longo prazo da cooperativa. Especificamente, buscando-se resposta para a pergunta de pesquisa, são apresentados a seguir o objetivo geral, os objetivos específicos e as hipóteses de pesquisa.

1.3.1 Objetivo Geral

Para apoiar a busca de resposta ao problema de pesquisa ora apresentado, propõe-se o seguinte objetivo geral:

Identificar fatores que permitam melhor avaliação do perfil de risco das operações de crédito da Coopesf.

1.3.2 Objetivos Específicos

Para suportar o problema de pesquisa e seu objetivo principal, serão abordados os seguintes objetivos específicos:

- Aferir o poder de discriminação do score de crédito utilizado na Coopesf;
- Verificar se há diferença nos índices de inadimplência em função da ocupação ou do grupo profissional do cooperado;
- Avaliar o impacto da taxa de juros sobre a inadimplência nos contratos de crédito da Coopesf;
- Avaliar o impacto do número de parcelas sobre a inadimplência nos contratos de crédito da Coopesf;
- Identificar a relação matemática entre variáveis cadastrais do cooperado demandante de crédito e sua inadimplência/ inadimplência.

1.3.3 Hipóteses de Pesquisa

O desenvolvimento do estudo partiu do histórico de operações de crédito da Coopesf entre os anos de 2008 e 2017. Ao longo deste período ocorreram alterações no quadro de cooperados com o ingresso de novas categorias profissionais, assim como a proposta de alteração do regime da cooperativa para a livre admissão. Ainda neste período notou-se uma alteração no padrão de inadimplência nas operações de crédito, indicando possível ocorrência de Risco Moral ou de Assimetria da Informação.

Em diversos estudos citam-se variáveis que podem interferir na inadimplência da carteira de crédito como idade, gênero, estado civil, tempo de filiação, grau de instrução, regime de casamento etc. Como exemplo, pode ocorrer um vínculo

considerável entre inadimplência e o ingresso de novas categorias, e essa associação pode ter relação também com algumas dessas variáveis.

Em função das possíveis relações ora descritas, são propostas as seguintes hipóteses para auxiliarem na condução da presente pesquisa:

H₁: O Risco Moral impacta positivamente no aumento da inadimplência na cooperativa de crédito e está relacionado às ocupações dos cooperados ou às suas categorias profissionais.

H₂: A variável taxa de juros impacta significativamente a inadimplência nas operações de crédito da Coopesf.

H₃: A variável número de parcelas impacta significativamente a inadimplência nas operações de crédito da Coopesf.

H₄: Variáveis de controle como escolaridade, renda, idade, estado civil impactam significativamente a inadimplência nas operações de crédito da Coopesf.

Evidentemente, o estudo das presentes hipóteses, contribuirá para que se atinjam os objetivos específicos mencionados na seção anterior.

1.4 JUSTIFICATIVA

A justificativa de uma pesquisa deve apresentar argumentos para a defesa do seu trabalho, ou seja, a razão pela qual levou a sua elaboração, procurando dar idéia ao leitor sobre a relevância do tema estudado (SALOMON, 2001).

Sob o ponto de vista teórico, entende-se que o presente estudo contribuirá para a melhoria do processo de análise de crédito em cooperativas e a identificação das variáveis mais relevantes na análise de crédito. Acredita-se também que há contribuição para a literatura sobre Assimetria da Informação e sobre Risco Moral. O presente estudo poderá ser usado também como base de comparação para estudos futuros, visto que ainda são poucos os estudos envolvendo cooperativas de crédito.

Do ponto de vista prático, vislumbra-se o aperfeiçoamento no processo de análise para concessão de crédito e, conseqüentemente, espera-se a redução da

inadimplência. Seguindo esse processo a Coopesf poderá melhorar ainda mais seu desempenho elevando o seu resultado e proporcionando maior distribuição de sobras aos cooperados.

2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

Este capítulo apresenta a fundamentação teórico-empírica, que é considerada como uma etapa fundamental na construção do conhecimento proposto, visando embasar a pesquisa. O capítulo encontra-se estruturado da seguinte forma: a seção 2.1 traz algumas considerações sobre os conceitos de Assimetria de Informação e Risco Moral; a seção 2.2 trata do conceito de risco com detalhamento sobre risco de crédito; na seção 2.3 é apresentado um arcabouço histórico sobre cooperativas de crédito e, finalmente, na seção 2.4 são explanados alguns determinantes do inadimplimento no mercado de varejo.

2.1 RISCO MORAL E ASSIMETRIA DE INFORMAÇÃO

Neste tópico são descritos conceitos sobre assimetria da informação e risco moral com base na literatura e autores relevantes.

2.1.1 Assimetria da Informação

Santos et al. (2007) conceituam a Assimetria de Informação como a discrepância da informação que existe em uma relação contratual entre duas partes, porque uma delas detém maior domínio de informação em relação à outra. Consequentemente, entende-se que existe informação oculta para, ao menos, uma das partes.

Para Hendriksen e Van Breda (1999) a Assimetria de Informação é um conjunto incompleto de informações às quais cada uma das partes tem acesso, ou seja, quando nem todos os fatos são de domínio das partes envolvidas.

Para Marchet (2001), a partir de um contrato, a Assimetria de Informação leva uma das partes a dispendir recursos para monitorar a outra parte, o que pode inviabilizar a operação em função de tais custos.

Milgrom e Roberts (1992) entendem que ocorre a Assimetria de Informação quando nem todas as informações necessárias para o entendimento de um contrato são aceitáveis ou entendidas por ambas as partes. A partir do problema de assimetria de informação, Akerlof (1970) propôs um modelo com objetivo de demonstrar como a seleção adversa pode interferir negativamente na eficiência da operação dos mercados. Akerlof utiliza-se de vários exemplos para conceituar o que denominou de

“O Mercado para Limões: Qualidade, Incerteza e o Mecanismo do Mercado¹” (ARKELOF, 1970). O primeiro e mais marcante exemplo trata de venda de automóveis, que podem ser novos ou usados, assim como podem ser de boa ou de má qualidade. Automóveis usados são vendidos por valor significativamente inferior ao dos carros novos, porque existe informação assimétrica sobre sua qualidade: o pretenso comprador sabe muito pouco a respeito do carro usado, enquanto que o vendedor conhece em detalhe suas qualidades e seus problemas. O pretenso comprador tem fortes razões para suspeitar da qualidade: o próprio fato de o automóvel ter sido colocado à venda já coloca em dúvida a sua qualidade. A característica principal do modelo é, portanto, que os vendedores dispõem das melhores informações sobre o bem para fundamentar suas decisões, enquanto que os compradores não dispõem deste conhecimento para suas escolhas, o que caracteriza a assimetria de informação no mercado. Entretanto, vendedores e compradores buscam a maximização da utilidade esperada quando tomam suas decisões.

Segundo Abramovay (2003), no início de qualquer negociação de crédito, está inserida uma forte assimetria de informação entre as partes contratantes, tomadores e ofertantes, e se espera que a instituição avalie de forma efetiva o risco de cada operação. O autor considera que esta relação entre os cooperados de uma cooperativa de crédito é de confiança, e que de algum modo às cooperativas comportam-se como mediadoras do risco de inadimplência. Todavia, se torna vulnerável no momento em que a cooperativa expande suas operações com a adesão de novos cooperados. A fragilidade da relação de confiança gera, por parte do credor ou dos agentes da operação, ações que são necessárias para conter o aumento de custos operacionais, principalmente o custo de monitoramento e o aumento de exigências de garantias disponibilizadas pelo tomador do crédito no que diz respeito a controlar o aumento da inadimplência.

Harris e Raviv (1991) abordam modelos definidos na assimetria de Informação ao estudar determinantes da estrutura de capital das organizações: em um ambiente de informação assimétrica, o ofertante possui informações restritas sobre investimentos e capacidade de pagamento por parte do tomador, o que caracteriza o

¹ AKERLOF, George. A. The Market for "Lemons": Quality Uncertainty and the Market Mechanism. The Quarterly Journal of Economics, Vol. 84, No. 3. (Aug., 1970), pp. 488-500.

conceito de Assimetria de Informação. Suas principais consequências são a seleção adversa e o risco moral: anomalias de mercado determinadas entre tomador e ofertante.

Na assimetria de Informação em operações de crédito, verifica-se um vínculo por meio de um acordo contratual entre quem concede o empréstimo e quem toma o empréstimo, sendo que uma das partes dispõe de menos informações em relação à outra. Para que ambas tivessem o mesmo grau de entendimento, os custos elevados de obtenção das informações poderiam inviabilizar o processo.

Segundo Azevedo e Shikida (2004), no mercado de crédito agropecuário a Assimetria de Informação é um fator a ser considerado, devido à dificuldade de se obter as informações necessárias dos produtos ou serviços a serem negociados. Os agentes tomadores e os ofertantes enfrentam o mesmo cenário de incerteza das informações, pois é a partir destas informações que serão estabelecidas também cláusulas contratuais referentes ao risco e à inadimplência.

Os ofertantes de crédito rural procuram buscar o máximo de informações possíveis do tomador de crédito, maximizando um conjunto de características relacionadas a assimetria de Informação no crédito rural, para incentivar a tomador de crédito a não colocar em risco sua capacidade de endividamento e desta forma honrar a quitação da dívida (HOFF & STIGLITZ, 1993).

Outro fator importante referente na teoria da assimetria de Informação é a incerteza, ou seja, não há como prever todas as situações que podem ocorrer durante o contrato estabelecido. Deste modo pode haver mudanças contratuais conforme as necessidades forem surgindo, devendo ser negociadas entre as partes envolvidas. Devido à racionalidade limitada ou ao oportunismo, não existe um contrato que abranja todos os aspectos com capacidade de proteger tomadores e ofertantes. Sempre existirá uma brecha devido à complexidade dos contratos e limitações do ser humano (ROCHA JÚNIOR, 2001).

2.1.2 Risco Moral

O Risco Moral tem sido bastante estudado especialmente partir da crise financeira mundial de 2008/2009. Há dois pontos de vista para se tratar dos assuntos Risco Moral e empréstimos. Os ofertantes pareciam ansiosos para aprovar empréstimos antes da crise imobiliária dos EUA. Alguns agentes hipotecários

chegavam a incentivar tomadores a mentir ou adulterar documentos de modo que eles aparentassem ser capazes de saldar suas parcelas de empréstimo, o que acabou não acontecendo. Naquela situação os ofertantes originavam os empréstimos que, depois de aprovados e concedidos, eram vendidos no mercado a investidores. Mais tarde, durante a crise, estes investidores perceberam a perda, visto que os tomadores deixaram de honrar seus compromissos com os empréstimos. Este parece ter sido um caso atípico em que o tomador incorreu em Risco Moral ao não pagar as parcelas e o ofertante incorreu em Risco Moral ao vender aos investidores uma carteira de recebíveis com elevado risco de inadimplência (PRITCHARD, 2016)

O risco moral está determinado também na conduta do contratante de um seguro. Depois de estabelecido o contrato pode ocorrer o descuido intencional do bem segurado ou, ainda, o contratante pode causar avarias ao próprio bem com intuito de alcançar ganhos financeiros ou lesar a outra parte. A seguradora, por sua vez, para proteger-se desta prática, utiliza-se de meios de restrições e imposições contratuais com o propósito de mitigar a possibilidade da conduta oportunista do agente depois de estabelecido o contrato quando uma das partes envolvidas poderá tirar proveito de falhas contratuais.

Segundo Póvoa (2013), Risco Moral ocorre quando há incapacidade das partes envolvidas, o tomador e o ofertante, de prognosticar a conduta da contraparte, em um contrato de onde está compreendida a concessão de crédito e tomada de recurso.

A questão do risco moral é resultante da assimetria de Informação, a qual interfere no mercado de crédito. Aldrighi (2006, p. 7) considera que a elevação das taxas de juros é consequência da heterogeneidade do nível de risco dos tomadores e da complexidade dos credores de identificar entre os devedores “bons” e “ruins”. Desta forma, um incentivo no aumento da taxa de juros na concessão de crédito, pode funcionar como um mecanismo de reconhecimento do risco moral.

Segundo Mehrteab (2005) o Risco Moral ocorre nos mercados de crédito quando a elevação das taxas de juros induz os tomadores a investir em projetos diversos ao invés de pagar os empréstimos. Este autor sugere que o tomador que tenha opção de investir, optando por um entre dois projetos disponíveis – um mais seguro e outro com maior risco – em que o projeto mais arriscado tem menor probabilidade de sucesso, mas alto retorno se o sucesso ocorrer, e o projeto seguro tem alta probabilidade de sucesso, mas com uma expectativa de retorno mediano. O ofertante não tem conhecimento sobre qual dos projetos será escolhido. Neste caso

a taxa de juros atua como um mecanismo de incentivo, pois afeta as ações do tomador assim que obtém o empréstimo. Com baixas taxas de juros é mais rentável ao tomador investir em projeto mais seguro, pois isto lhe trará retorno positivo. Porém, se as taxas de juros crescerem ao longo do projeto, o tomador tenderá a trocar o projeto seguro pelo mais arriscado, pois o projeto seguro tenderia a apresentar um retorno líquido negativo. Precisamente, quanto mais elevada a taxa de juros, maior tende a ser a expectativa de retorno líquido, e apenas o projeto mais arriscado teria chance de maiores retornos, induzindo o tomador a esta opção.

A troca pelo projeto mais arriscado afeta a expectativa de retorno do ofertante em função das características de responsabilidade limitada do contrato de empréstimo. Se ocorrer sucesso no projeto, o ofertante receberá o valor emprestado adicionado da taxa de juros enquanto que, se o projeto não obtiver sucesso, é possível que o ofertante deixe de receber. A expectativa de retorno do ofertante é menor para o projeto mais arriscado do que para o projeto seguro. Assim, em função do problema do Risco Moral, o ofertante tenderia a manter a taxa de juros mais baixa, ao invés de usar uma taxa proporcional a fim de conter algum excesso de demanda.

Costa (2008) propõe procedimentos que podem ser adotados para a mitigação do Risco Moral nas cooperativas agropecuárias: fornecer incentivos para que não ocorram atitudes extremas, como executar os títulos em garantia; propor negociações para que tenham sucesso no contrato realizado; disponibilizar técnicos para desenvolver a qualidade dos produtos e melhorar a competitividade no mercado. Tais ações possibilitam ganhos para a cooperativa e para o cooperado.

O tomador de crédito estabelece o risco moral a partir do momento em que desvia o recurso financeiro para outro propósito de risco que não o estabelecido no contrato. O tomador o faz com o objetivo de trazer maior retorno, mas, em consequência, pode comprometer o pagamento da dívida. Com isso, as chances de conceder empréstimo a um mau pagador são significativas, comprometendo as linhas de crédito por parte dos agentes financeiros (MISHKIN, 2000).

De acordo com Costa (2008) mesmo havendo percepções conceituais diferentes de diversos autores elas podem ser consideradas complementares. A chance de ocorrer risco moral aumenta se o contrato entre tomador e ofertante (sabendo que existe assimetria de Informação entre eles) não considerar a existência de um mecanismo de incentivo ao seu cumprimento.

2.2 RISCO

Conforme Bernstein (1997), o termo “risco” vem do italiano antigo *risicu* que significa arriscar, ousar (p. 8, 1997). Bernstein entende que “a essência da administração do risco está em maximizar as áreas onde temos certo controle sobre o resultado, enquanto minimizamos as áreas onde não temos absolutamente nenhum controle sobre o resultado e onde o vínculo entre efeito e causa está oculto de nós” (p. 197, 1997). O risco deve ser considerado nas transações de crédito, pois ele considerará o possível descumprimento da obrigação firmada, quebrando a relação de confiança firmada pelas partes negociantes.

O risco, em diferentes intensidades, está inserido na vida dos indivíduos desde o despertar, nos deslocamentos em transporte particular ou público para as atividades diárias até o momento do retorno ao lar. A exposição ao risco pode ser involuntária ou, ainda, pode ser resultante de livre arbítrio, como por exemplo, dirigir o carro em alta velocidade ou jogar em jogos de azar. “É possível defender a tese de que todos os avanços da civilização – da invenção de ferramentas pelo homem das cavernas até a terapia genética – foram possíveis porque alguém se dispôs a correr risco e desafiar o estado das coisas de então” (DAMODARAN, 2009, p. 21).

Consta na Figura 3, o ideograma chinês que representa uma visão ampla do risco que é uma conjunção dos termos perigo (crise) e oportunidade (DAMODARAN, 2009, p. 24).

Figura 3 - Ideograma Chinês para representar Risco



Fonte: DAMODARAN, 2006.

De acordo com Duarte Junior (2006, p.103),

Três conceitos importantes sobre investimento no mercado financeiro são: retorno, incerteza e risco. Retorno pode ser entendido como a apreciação de capital ao final do horizonte de investimento. Infelizmente, existem incertezas associadas ao retorno que efetivamente serão obtidas ao final do período de investimento. Qualquer medida numérica desta incerteza pode ser chamada de risco.

Brito (2007, p. 3), por sua vez, entende o risco como “a possibilidade de um evento, que nos afete negativamente, ocorrer”, relacionando o risco ao conceito de aleatoriedade, em que as probabilidades de ocorrência dos possíveis eventos podem ser mensuradas.

Knight (1921) propõe o uso do termo risco para caracterizar a “incerteza” mensurável e simplesmente incerteza para as situações em que ela não pode ser medida. Propõe ainda a possibilidade de empregar os termos “probabilidade objetiva” para se referir ao risco e “probabilidade subjetiva” para se referir a incerteza, visto que estas expressões têm significados semelhantes. A diferença prática entre as duas categorias, risco e incerteza, é que na primeira a distribuição dos resultados em um conjunto de casos é conhecida, seja por um cálculo probabilístico a priori ou a partir de estatísticas de casos semelhantes ocorridos no passado, enquanto que no caso da incerteza isto não ocorre, pois em geral não é possível identificar um conjunto de casos, ou seja, são situações de pouco comuns no contexto tratado.

Adotando linha de raciocínio semelhante, Souza e Clemente (2008, p. 143) entendem que “a distinção, de natureza muito mais acadêmica do que prática, entre risco e incerteza, está associada ao grau de conhecimento que se tem sobre o futuro” e apresentam a seguinte conceituação:

- Risco: as informações disponíveis são suficientes para determinar alguns eventos ou resultados possíveis, assim como estimar as probabilidades de ocorrência.
- Incerteza: a pouca informação disponível é escassa, de modo que não há como atribuir probabilidades aos eventos e, às vezes, sequer avaliar se tais eventos são possíveis.

Assim, as avaliações prévias para fundamentar uma tomada de decisão apresentarão maior grau de subjetividade, ao passo que quando há domínio sobre

dados históricos e informações adicionais a respeito de certos ativos e a respeito do mercado, a avaliação passará a ser mais objetiva. Seria incomum ocorrer uma situação em que todos os resultados possíveis de um evento fossem conhecidos e suas respectivas probabilidades fossem calculadas com segurança.

Tecendo críticas à definição de Knight por considerá-la muito direcionada à incerteza, Holton (2004) busca uma definição geral de risco. Para ele contém dois componentes essenciais: exposição e incerteza. Risco, portanto, é a exposição à proposição de algo que é incerto. Por exemplo: Um indivíduo que salta de um avião em pleno voo sem paraquedas. Considerando que a morte é certa, o indivíduo não enfrenta incerteza e, portanto, não enfrenta risco algum. Holton explora a natureza do risco e conclui que conceitos como probabilidade subjetiva e utilidade podem ajudar a caracterizar a incerteza e os componentes de exposição ao risco, mas considera que tais conceitos são limitados, pois se aplicam apenas àqueles aspectos do risco que são percebidos. Como definições operacionais se aplicam apenas ao que é percebido, não é possível uma definição operacional do risco. Quando muito, é possível apenas uma definição operacional dos aspectos percebidos do risco

De acordo com Duarte Jr. (2006) as classificações de risco comumente adotadas pelas instituições financeiras são:

- Risco de Mercado: risco de taxa de juros; risco de taxa de câmbio; risco de ações; risco de commodities.
- Risco de Crédito: risco de inadimplência; risco soberano; risco de concentração de crédito.
- Risco de Liquidez: risco de curto prazo; riscos de médio e longo prazos.
- Risco Operacional: pessoas; processos; sistemas; eventos externos; fraudes.

No presente trabalho, o interesse é focado no risco de crédito, mais especificamente no risco de inadimplência. Conforme explorado na próxima seção.

2.2.1 Risco de crédito

Stuchi (2003) indica o risco de crédito como o mais frequente nas instituições financeiras. Para que esse tipo de risco não aconteça regularmente, é necessário avaliar previamente a possibilidade de se obter informações relevantes sobre o tomador, e desta forma inibir os dispêndios de um contrato de crédito que poderá gerar uma suposta inadimplência.

O risco de crédito pode ser definido como possibilidade de ocorrência de perdas relativas ao não cumprimento, por parte do tomador ou contraparte, de suas respectivas obrigações financeiras nos termos acordados, à desvalorização de contrato de crédito decorrente da deterioração na classificação de risco do tomador, à redução de ganhos e remunerações, às vantagens concedidas na renegociação e aos custos de recuperação (BCB, 2009).

“Avaliar o risco de crédito é, portanto, avaliar a probabilidade do agente (tomador de crédito) não honrar suas obrigações nos respectivos vencimentos” (DANTAS e DESOUZA, 2008, p. 267). Para estes autores, “os métodos para concessão do crédito os métodos estão fundamentados na escoragem ou na análise julgamental”. A premissa é a de que inicialmente, em curto prazo o comportamento futuro do tomador tende a ser semelhante ao que aconteceu há pouco tempo atrás. Desta maneira examina-se o perfil dos maus e bons pagadores.

2.2.1.1 Análise Julgamental

Análise julgamental é um tipo de avaliação subjetiva realizada por especialistas com base na experiência do concedente que usa critérios pré-estabelecidos para avaliar a concessão ou não do crédito. A cada característica do cliente é atribuída uma pontuação. A soma das pontuações gera o score, que será usado na análise para a concessão ou não do crédito.

Tradicionalmente a análise de crédito julgamental, apoiada em regras de negócio e realizada por analistas, fundamenta-se nos C's: Caráter, Capacidade, Capital, Condições, Colateral e Conglomerado. Seus conceitos são apresentados a seguir.

Caráter - O Caráter é determinante na Análise de Crédito, pois é ele que demonstra o posicionamento de boa fé ou não do tomador diante de uma situação. Para que seja realizada uma análise de caráter do cliente, é necessário compreender seu comportamento financeiro, além de analisar dados internos e externos sobre o seu perfil. A partir disso a análise se tornará mais confiável, pois o caráter é construído ao longo do tempo. Segundo Schrickel (2000), “este é o “C” de crédito mais importante, tendo em vista que, independente do montante emprestado, se refere à capacidade que o tomador tem em repagar o empréstimo”.

Capacidade - Pode-se entender por Capacidade a competência de um indivíduo em honrar seus compromissos. Capacidade é “o potencial do cliente para saldar os créditos recebidos, ou seja, a capacidade de pagamento do indivíduo ou empresa” Gitman (2001, p. 518).

Capital - É possível entender por Capital a fonte de recursos necessária para que o indivíduo possa honrar com os compromissos firmados. Este pilar contempla uma informação importante e determinante a capacidade de pagamento do indivíduo e, por isso, torna-se um fator chave para a decisão de viabilidade ou não do crédito por meio da mensuração de índices financeiros relativos os bens e recursos disponíveis para honrar com o compromisso estabelecido. Schrickel (2000) diz que o capital se refere à conversão de negócios em renda. “É mais importante toda a análise do balanço patrimonial do que só o Capital Social”.

Condições - A análise das condições do macroambiente e do microambiente em que o indivíduo ou o negócio estão inseridos é de suma importância para estabelecer o risco de crédito, em conjunto com as análises do caráter, capacidade e condições do indivíduo ou empresa. Schrickel (2000) afirma que “as condições dizem respeito ao cenário micro e macroeconômico em que o tomador, no caso a empresa, está inserido”. Dentre as variáveis que interferem nas condições do negócio ou do indivíduo, cabe citar:

- Microambiente
 - Variáveis Macroeconômicas
 - Variáveis Políticas
 - Variáveis Psicossociais
 - Variáveis Tecnológicas
- Macroambiente
 - Sazonalidade
 - Essencialidade do produto
 - Barreiras na obtenção de matéria-prima
 - Marketing
 - Iniciativas e grau de dependência do poder público

Colateral - O pilar da análise colateral diz respeito à garantia oferecida pelo indivíduo ou pela empresa a fim de comprometer o mesmo a honrar com o

compromisso de crédito estabelecido. A garantia faz com que o devedor estabeleça vínculo com o credor inibindo a inadimplência. Sobre a Análise Colateral, Schrickel (2000, p.55) diz que “sua importância é para atenuar o risco, é uma tentativa de diminuir a inadimplência”.

Conglomerado - O fator conglomerado é aplicado a crédito para empresas pois tem o objetivo de analisar a empresa em seu conjunto, ou seja, é a análise da empresa controladora e das empresas controladas. Scherr (1989) afirma que mesmo sendo tradicional a análise do 5 C's do crédito são identificadas, sob o ponto de vista da organização, as seguintes desvantagens:

- Possível inconsistência em avaliações para concessão de crédito, porque a decisão é dada pela opinião subjetiva de cada analista;
- Requer experiência prévia dos analistas para ter melhores resultados, visto que envolve julgamento com critérios subjetivos. A análise tende a ser mais assertiva quando o analista já trabalhou com casos semelhantes e pode usá-los como referência;
- O método não leva em conta possíveis perdas geradas pela não concessão de crédito a bons pagadores, impedindo potenciais ganhos em tais operações não realizadas.

Com o passar do tempo percebeu-se a necessidade de automação nos processos de análise prévia à concessão de crédito, tema abordado a seguir.

2.2.1.2 Modelos automáticos de análise de crédito

Nos modelos de análise de crédito mais recentes destacam-se três recursos de avaliação do risco de crédito: sistema especialista, sistema credit scoring e sistemas de ratings (SAUNDERS, 2000, p. 208-210). Existem também metodologias mais recentes e inovadoras, como Credit Metrics, Value at Risk, Credit Risk + e Risk Metrics. Tais métodos são descritos a seguir:

- Sistema especialista: é caracterizado pela decisão de liberação ou negativa de crédito pelo avaliador da operação. (SAUNDERS, 2000, p. 208).

- Sistema de ratings: a opinião técnica de especialistas é levada em consideração a respeito da capacidade futura de um tomador efetuar os pagamentos dentro dos prazos estipulados. (SAUNDERS, 2000, p. 209).
- Credit Scoring: avalia o perfil do tomador por meio de análise cadastral e histórico financeiro, a partir de uma pontuação gerada por um modelo estatístico. (SAUNDERS, 2000, p. 210).
- Credit Metrics: é uma “metodologia de cálculo do risco de crédito de uma carteira, desenvolvida pelo banco norte-americano J. P. Morgan. Busca estimar a distribuição das perdas de uma carteira, levando em conta não apenas a [...] [probabilidade] de inadimplência, mas também a variação na qualidade do crédito” (CREDIFINANCE, 2008).
- Value at Risk (VaR): tem por objetivo mensurar a exposição de uma carteira ao risco de mercado, e é definido como a “maior perda possível de uma posição financeira durante certo período de tempo e com uma dada probabilidade” (CARVALHO, 2006, p. 52).
- Credit Risk+: é um modelo criado pelo Credit Suisse Financial Products, a partir de fundamentos da matemática atuarial, com objetivo de “estabelecer medida de perdas esperada com base no perfil de sua carteira de empréstimos ou títulos e no histórico de inadimplência” (CHAIA, 2003, p. 10).
- Risk Metrics: Desenvolvido pelo banco J. P. Morgan, é um dos métodos usados para o cálculo do VaR, a partir da matriz de variância-covariância. Na forma simples, esta metodologia considera que os retornos diários de um portfólio têm distribuição normal (CARVALHO, 2006, p. 47).

Disserta-se a seguir sobre o modelo do credit scoring, tema relacionado ao de interesse do presente trabalho.

2.2.1.3 Credit Scoring

O modelo utiliza técnicas estatísticas atribuindo pontuações por meio de variáveis relevantes para determinar a probabilidade de inadimplência. O score orienta os analistas a decidirem a liberação de um crédito solicitado ou não. Thomas (2000) evidencia que são técnicas de pontuação relacionadas ao comportamento do tomador em relação aos seus compromissos financeiros, que ajudam as organizações

a tomar a decisão de conceder ou não o crédito. O processo de avaliação tem a necessidade de introduzir no sistema informações econômicas do tomador, produzindo, desta forma pontuações, que estimam a probabilidade de inadimplência.

Muitos modelos de escore de crédito avaliam as condições do tomador que consegue cumprir com suas obrigações. A metodologia tradicional envolve o uso de técnicas de programação estatística e matemática. A relevância da determinação de concessão de crédito nas instituições financeiras tem levado a um interesse progressivo do uso de técnicas de modelos mais complexos unindo econômica e ciência da computação (MARQUES, 2002).

Todo modelo apresenta vantagens e desvantagens. As principais relativas ao modelo de Credit Scoring, de acordo com Caouette, Altman e Narayanan (1998), são descritas a seguir:

Vantagens do Credit Scoring:

- **Consistência:** nesse processo os modelos são entendidos mais profundamente tendo como parâmetro a experiência da instituição, e permitem uma gestão objetiva dos créditos dos tomadores atuais e futuros.
- **Maior eficiência no processo:** otimização do tempo de análise das operações de concessão de crédito por parte dos analistas e estes realizam os processos de com mais eficiência.
- **Melhor organização da informação de Crédito:** no modelo as variáveis estão armazenadas e organizadas em sistemas específicos para melhoria da avaliação na liberação ou não de créditos.
- **Facilidade:** a tradução do modelo Credit Score é de linguagem simples e de fácil compreensão por parte dos analistas e de abordagem acessível de avaliação.
- **Redução de Metodologia Subjetiva:** a utilização de métodos quantitativos bem esclarecidos contribui para a redução da subjetividade na apreciação do risco de crédito

Desvantagens do Credit Scoring:

- **Interpretação Equivocada dos Escores:** o uso impróprio do sistema por não conhecimento técnico do mesmo, por falta de capacitação e compreensão dos analistas onde possam ser aplicadas as informações em conformidade.

- **Custo de Desenvolvimento:** processos de desenvolvimento e melhoria no sistema de avaliação do Credit Scoring pode causar custos, não somente na implantação do sistema, na sua construção, mas também em capacitações de funcionários e equipamentos que farão das coletas de dados informações necessárias para o desenvolvimento do modelo.
- **Falta de Dados Oportunos:** para que o modelo funcione são necessários dados, e se esses não forem informados oportunamente pode haver divergência de pontuações ou escores acarretando resultados diferentes do esperado.
- **Excesso de Confiança:** os profissionais menos capacitados podem atribuir a relação entre o resultado e os objetivos pretendidos, qualidades ou características acima dos reais, considerando o Credit Scoring um modelo perfeito, e não fazendo uma análise crítica do seu resultado.

Os modelos de credit scoring, em geral, assim como estimativas de probabilidade de inadimplência valem-se da aplicação da técnica de regressão logística.

2.3 COOPERATIVAS DE CRÉDITO

No século XVIII, período da Revolução Industrial, na cidade de Manchester, bairro Rochdale, 27 tecelões e uma tecelã fundaram a primeira sociedade cooperativa de consumo organizada em 21 de dezembro de 1844. A busca por uma possibilidade econômica para enfrentar o capitalismo voraz que sustentavam preços abusivos, jornada de trabalho de até 16 horas de mulheres e crianças.

Rochdale Equitable Pioners Society Limited, liderada por Charles Howard, a Cooperativa de Consumo de Rochdale teve duas frentes: a primeira referente a se dividir as sobras “pró-rata” das transações realizadas e a segunda de atribuir ao capital pela sua melhor valia, uma simples retribuição na forma de juros de 4% ao ano.

Fato importante foi a criação da Aliança Cooperativa Internacional (ACI) em 1895. Órgão independente, não governamental que tem como função defender e resguardar os princípios cooperativistas. Tem sede em Genebra na Suíça e se organiza em quatro sedes continentais: América, Europa, Ásia e África.

No Brasil, a cultura do cooperativismo iniciou-se em 1610, com as primeiras reduções jesuítas, ou seja, desde a colonização portuguesa. Manteve-se embrionário e foi quase interrompido pela escravidão.

No final do século XIX, surgiu o Movimento Cooperativista Brasileiro, promovido por militares, funcionários públicos, profissionais liberais, com intuito de estabelecer suas próprias necessidades. Surgiram nesta época as primeiras cooperativas formalizadas, principalmente no sul e sudeste. Neste período observava-se que as áreas de atuação eram de consumo, agrícola e crédito rural. Uma vez que neste período os imigrantes europeus e asiáticos se uniam com o objetivo de se ajudarem para poder vencer as dificuldades, por estarem em um país desconhecido.

O cooperativismo de crédito no Brasil iniciou-se em 1902 com o Padre Theodor Amstad (OCB, 2016) no Rio Grande do Sul, inspirado pelo modelo alemão de Friedrich Wilhelm Raiffeisen (1818-1888). Esse modelo foi implantado principalmente em pequenas comunidades rurais. Seu fundamento era calcado na honestidade de seus cooperados e na atuação junto aos pequenos produtores rurais. Naquele modelo admitia-se que qualquer pessoa lá depositasse suas economias, independentemente de ser cooperado ou não. Com as sobras eventuais apuradas, criava-se um fundo de reserva para enfrentar com mais segurança momentos de crises e incertezas.

Dentre as cooperativas abertas por Amstad, a cooperativa pioneira se destaca, pois se transformou em referência na região. Por não visar lucros, os pagamentos eram personalizados para cada associado dentro da possibilidade financeira e do prazo que cada um necessitava.

Com o passar do tempo, o modelo de cooperativismo de crédito adaptou-se às condições brasileiras e apresentou grande crescimento entre as décadas de 1930 e 1950. Estima-se que o número de cooperativas à época chegava a 1200, mas, em função da ausência da gestão de riscos e de uma excessiva confiança na boa fé das pessoas, sucumbiram a aventureiros que se aproveitaram da situação.

No final dos anos 50 surge um terceiro modelo, criado por Alphonse Desjardins (1854-1920). Neste período o governo brasileiro suspendeu as autorizações de funcionamento de novas cooperativas de crédito, mas, ainda assim, algumas funcionaram por pouco mais de uma década.

Na década de 70 o cooperativismo se consolidou na Organização das Cooperativas Brasileiras (OCB), e fez jus da atenção do governo federal, com o propósito de popularizar as linhas de crédito.

Em 1981, a partir de experiências, com erros e acertos do passado, iniciou-se um novo projeto de Sistema de Crédito Rural cooperativo no Rio Grande do Sul, estendendo-se para Paraná e Santa Catarina em 1984, e em 1986 para Minas Gerais, São Paulo, Espírito Santo, Bahia, Mato Grosso do Sul, Mato Grosso e Goiás.

Representando um dos ramos mais relevantes do cooperativismo, o de crédito é forte em países desenvolvidos como: na França, nos Estados Unidos da América, no Japão, na Espanha, na Alemanha e no Canadá.

No ano de 2002, foi concedida a instituição de cooperativa de crédito por pequenos empresários, microempresários ou microempreendedores, por meio da primeira Resolução do Conselho Monetário Nacional (CMN).

“O segmento atende, hoje, 8,5 milhões de brasileiros. E esse número vem crescendo rapidamente, numa média de 13% ao ano” (SESCOOP, 2016, p.17). Segundo o Portal do Cooperativismo Financeiro (2017), o número de associados chegou a 8,7 milhões, agregando mais de 4 milhões nos últimos 5 anos. Em maio de 2016 havia 1095 instituições contra 1113 em dezembro de 2015. A redução no número de cooperativas de crédito, gerada pelas incorporações, foi seguida por um aumento de pontos de atendimentos com o propósito de solidificar o segmento. Neste mesmo ano as cooperativas de crédito contavam com 5.669 Postos de Atendimentos Cooperativos e sedes (PAC), com destaque na região sul. A próxima meta desafiadora é atingir as regiões norte e nordeste do Brasil onde, em maio de 2016, havia 147 cooperativas de crédito (13,4% do total) e 386 postos de atendimentos (8,4% do total), havendo oportunidade de crescimento.

O maior propósito das cooperativas é a educação, pois o cooperativismo ainda não é muito divulgado no Brasil, principalmente no âmbito financeiro. A Resolução nº 4.518, de 24/8/2016, consolida as normas do Fundo Garantidor do Cooperativismo de Crédito (FGCoop) determinando que os depósitos feitos nas cooperativas de crédito tenham as mesmas garantias de um banco comercial, ou seja, até R\$250 mil. Acredita-se que esta medida traz ainda mais segurança tanto aos cooperados quanto às cooperativas.

2.4 DETERMINANTES DO INADIMPLENTO NO MERCADO DE VAREJO

Devido à expansão de concessão de crédito, as instituições financeiras passaram a utilizar métodos mais aprimorados para a gestão eficaz de riscos. Por impactar na liquidez e no capital das organizações, a inadimplência consiste no fator de maior preocupação para as concedentes de crédito.

O desenvolvimento de métodos e modelos que melhorem a previsão e a precisão da qualidade da avaliação do tomador do crédito é importante para reduzir o risco de inadimplência, protegendo os ganhos financeiros para a instituição financeira.

O Código Civil Brasileiro (Lei n. 10.406 de 10/012002), no seu artigo 390 trata do conceito de inadimplência: “Nas obrigações negativas o devedor é havido por inadimplente desde o dia em que executou o ato de que se devia abster”. Isso significa que a inadimplência se evidencia a partir da ausência de quitação do referido contrato de crédito, seja o valor integral ou qualquer das parcelas estabelecidas.

Visando proteger o capital das instituições financeiras, bem como evitar a sua insolvência, o primeiro Acordo da Basileia passou a exigir destas instituições um mínimo de capital para garantir sua solvência. Na evolução do processo, o acordo da Basileia II, teve como um dos seus principais objetivos aproximar o capital econômico que as instituições financeiras entendem como necessário e o capital regulamentar imposto pelas normas (CHIANAMEA, 2005).

Conforme Francisco, Amaral e Bertucci (2013), nos bancos comerciais a concessão de crédito é uma das principais fontes de receita. As cooperativas de crédito assim como os bancos comerciais tem como função a intermediação financeira na concessão de crédito. No caso específico das cooperativas, as perdas geradas pela inadimplência, além de impactarem na rentabilidade da cooperativa, impacta também na rentabilidade de todos associados.

Lima e Amaral (2011) conduziram um estudo sobre inadimplência em 56 cooperativas de crédito que optaram pela categoria de livre admissão. A data de corte para a coleta de dados foi 31/12/2005 para que se pudesse ter no mínimo 18 meses de análise após a transição das cooperativas de crédito. As cooperativas estudadas foram SICOOB e SICREDI. Os autores valeram-se de um Modelo de Equações de Estimativa Generalizadas (GEE), pois havia a necessidade de analisar as relações entre uma variável dependente e outras independentes.

A forma de avaliação encontrada foi ajustada em um modelo de regressão logística em que as variáveis que se mostraram mais relevantes para a estimação da variável resposta dada pela inadimplência, foram livre admissão, sistema, tamanho e tempo. A fórmula que representa esta relação matemática é apresentada a seguir:

$$\text{Inadimplência} = \beta_0 + \beta_1 \text{liv.adm} + \beta_2 \text{sistema} + \beta_3 \text{coop.média} + \beta_4 \text{coop.grande} + \beta_5 t + \varepsilon_i \quad (1)$$

Em que:

- Inadimplência é o indicador a ser avaliado.
- β_0 é o intercepto.
- β_i : são os coeficientes das variáveis utilizadas
 - liv.adm. é uma variável dummy, tal que:
 - liv.adm.= 1, após a cooperativa de crédito que optaram para modalidade de livre admissão;
 - liv.adm.= 0, antes da cooperativa optar pela modalidade de livre admissão;
 - sistema: é uma variável dummy, tal que:
 - sistema= 1, caso a cooperativa de crédito seja filiada ao Sistema SICCOOB
 - sistema =0; caso a cooperativa de crédito seja filiada ao Sistema SICREDI
 - coop.média é uma variável dummy, tal que:
 - coop.média=1. Se R\$5 milhões \leq PL < R\$10 milhões em 12/2005
 - coop.média= 0, se caso contrário;
 - coop.grande é uma variável dummy, tal que:
 - coop. grande= 1 se o PL \geq R\$10 milhões em 12/2005
 - coop. grande= 0 caso contrário
- t: é o tempo(em meses)
- ε_i : é o erro da regressão

Naquele trabalho constatou-se que há relação negativa entre inadimplência e a transformação das cooperativas de crédito para a modalidade de livre admissão.

Ferreira et al. (2012) aplicaram o modelo logit binominal para análise de risco de crédito em uma instituição bancária em Viçosa-MG. O estudo teve como objetivo propor um modelo estatístico que permitisse a análise da carteira de crédito de uma agência bancária. No ano de 2007 foram avaliados os contratos de crédito realizados presencialmente. No período foram realizadas 82 operações de crédito, dentre elas foram utilizadas para 74 para desenvolver trabalho.

O modelo empregado utilizou as variáveis que a instituição identificou como tendo maior impacto sobre o risco de crédito. Conforme Pindyck e Rubinfeld (1998) o modelo Logit Binominal é um modelo econométrico de seleção qualitativa, visto que gera respostas de processos qualitativos como presença ou ausência de um determinado atributo.

Após análise obtiveram a seguinte equação de regressão logística

$$\text{Inadimplência} = \beta_0 + \beta_1 \text{idade} + \beta_2 \text{tempo.rel.} + \beta_3 \text{renda} + \beta_4 \text{lim.ch.esp} + \beta_5 \text{est.civil} + \beta_6 \text{escol}(2)$$

- Inadimplência é o indicador a ser avaliado.
- β_0 é o intercepto.
- β_i : são os coeficientes das variáveis utilizadas
 - idade – idade do tomador;
 - tempo.rel. – tempo de relacionamento do cliente com a instituição;
 - renda – renda comprovada;
 - lim.ch.esp – limite de cheque especial;
 - est.civil - estado civil;
 - escol – grau de escolaridade.

No trabalho de Ferreira et al (2012) os resultados indicaram que quanto maior a renda, maior tempo de relacionamento com a instituição, e maior o limite do cheque especial, maior será a inadimplência. Houve também a percepção de que quanto maior a idade menor a probabilidade de não pagamento e, ainda, constatou-se que quanto maior o grau de instrução do cliente menor a inadimplência.

Gonçalves Junior; Bernardino; Alves; Parre (2008) conduziram um estudo sobre inadimplência na carteira de crédito de uma cooperativa agrícola no noroeste do estado do Paraná, considerando dados da safra de 2006/2007. O método aplicado foi a regressão logística, que utiliza variável binária como dependente, podendo ser 0 para indicar os adimplentes ou 1 para indicar os inadimplentes. Para identificar as melhores variáveis, utilizou-se inicialmente entrevista com o analista de crédito da

instituição e, posteriormente foi utilizado o método *stepwise forward selection*, para verificar a importância das variáveis.

O modelo obtido foi o seguinte:

$$\text{COND}_i = \beta_1 + \beta_2 \text{SALDO}_i + \delta \text{PRONAFE}_i + \delta \text{PROGER}_i + \delta \text{DEMAIS}_i + \delta \text{INVESTIMENTO}_i + \delta \text{FRAN}_i + \delta \text{CANA}_i + \delta \text{AMEN}_i + \delta \text{SOLO}_i + \delta \text{LARA}_i + \delta \text{MAND}_i + \delta \text{MAQU}_i + \delta \text{PECU}_i + \mu_i \quad (3)$$

Onde:

- COND_i – é a condição do tomador
 - 0 = adimplente
 - 1 = inadimplente
- β_1 é o intercepto.
- β_2 : é o coeficiente da variável SALDO_i
- δ é um parâmetro ligado ao diferencial qualitativo.
- Quatro dummies para as linhas de financiamento utilizadas como: PROGER, PRONAF D, PRONAF E, INVESTIMENTO, DEMAIS (que é a dummy 0,0,0,0);
- Oito dummies para as culturas onde foram direcionados os recursos como: frango (FRAN), cana-de-açúcar (CANA), amendoim (AMEN), solo (SOLO), laranja (LARA), mandioca (MAND), maquinário (MAQU), pecuária (PECU) e soja (que é a dummy 0,0,0,0,0,0,0,0)

O estudo demonstrou que os produtores de laranja com empréstimos na faixa dos R\$ 10 mil aos R\$ 50 mil são os que apresentam os maiores índices de inadimplência. A inadimplência foi razoavelmente bem prevista pelo modelo de regressão logística, mas apresentou alguma falha ao prever muitos adimplentes como inadimplentes. Concluiu-se também que deixar de conceder empréstimo para os adimplentes previstos como inadimplentes ocasionaria maiores perdas do que conceder empréstimo a todos os inadimplentes.

Francisco, Amaral e Bertucci (2012), realizaram um estudo em uma Cooperativa de Crédito do segmento de ensino superior da região Metropolitana de Belo Horizonte. A finalidade da pesquisa foi analisar dentre as operações de crédito realizadas, por meio de análise do perfil do cooperado, aquelas que causam maior risco de inadimplência. Em uma população de aproximadamente 5.100 cooperados, foi utilizada uma amostra de 455 cooperados, levando em conta as operações de

crédito realizadas entre dezembro de 2007 a janeiro de 2008. Foram considerados os cooperados que tinham contrato de crédito em aberto após 12 meses, ou seja, em dezembro de 2008, sendo separados em dois grupos: “melhor cliente” o que possui parcelas em atraso em até 90 dias, e “pior cliente”, aqueles com parcelas em atraso superior a 90 dias.

O modelo utilizado foi *Credit Scoring* e *Credit Bureau* por meio das técnicas estatísticas de regressão logística e análise discriminante. A pesquisa realizada concluiu que as variáveis relevantes foram renda mensal bruta e o valor liberado na concessão de crédito.

O estudo realizado por Bressan, Braga e Resende Filho (2011), teve como objetivo adequar o sistema PEARLS dentro da realidade das cooperativas de crédito do Sistema de Crédito de Cooperativas de Crédito do Brasil (Sicoob). Para isso foi utilizado o sistema Logit Binomial em uma amostra de 510 cooperativas filiadas ao Sicoob, tendo sido avaliadas 35.485 observações mensais no período compreendido entre janeiro de 2000 e junho de 2008.

O Sistema PEARLS foi criado no final dos anos 1980 pela WOCCU (*World Council of Credit Unions*) – que é o Conselho Mundial do Cooperativismo de Poupança e Crédito. O nome do sistema foi formado pelas iniciais dos grupos de indicadores considerados mais relevantes para o gerenciamento financeiro das cooperativas: *Protection* (proteção), *Effective financial structure* (efetiva estrutura financeira), *Assets quality* (qualidade dos ativos), *Rates of return and costs* (taxas de retorno e custos), *Liquidity* (liquidez) e *Signs of growth* (sinais de crescimento). O propósito do PEARLS é identificar se a estrutura de capital de uma cooperativa é sólida ou fraca, assim como as suas possíveis causas.

Neste estudo foram usadas 8 das 39 variáveis propostas pelo sistema PEARLS, resultando no seguinte modelo:

$$\ln \left(\frac{\text{prob}(Y=1|x_i)}{\text{prob}(Y=0|x_i)} \right) = \beta_0 + \beta_1 P2_i + \beta_2 E1_i + \beta_3 E3_i + \beta_4 E4_i + \beta_5 A3_i + \beta_6 R5_i + \beta_6 R6_i + \beta_6 R11_i \quad (4)$$

Onde:

- P2 = Operações de crédito vencidas/ Carteira classificada total;
- E1 = Operações de crédito líquidas/ Ativo total;
- E3 = Capital social/ Ativo total;
- E4 = Capital institucional/ Ativo total;

- $A3 = \text{Ativos não direcionados com a atividade fim da cooperativa} / \text{Ativo total}$;
- $R5 = \text{Margem bruta} / \text{Ativo total médio}$;
- $R6 = \text{Despesas operacionais} / \text{Ativo total médio}$;
- $R11 = \text{Rendas de prestação de serviços} / \text{Despesas administrativas}$.

A probabilidade média de insolvência nas cooperativas filiadas ao Sicoob, segundo o modelo obtido, seria de 15%. No período estudado as médias foram declinando ao longo dos anos – 18,9% em 2000 e 9,3% em 2008 - indicando que as cooperativas melhoraram sua saúde financeira.

Dentre as 510 cooperativas estudadas, 121 foram classificadas como insolventes representando 24% da amostra.

Moreira Alves e Camargos (2014) realizaram um estudo em 20.033 contratos de crédito em operações de microcrédito no período de 2003 a 2009. O objetivo do trabalho foi identificar e analisar fatores condicionantes da inadimplência nas operações de crédito concedidas por duas instituições de microcrédito, BRUSOL de Santa Catarina e o Banco Empreendedor do Maranhão (BEM). Foi classificada como uma pesquisa descritiva quantitativa, pelo fato que descreve uma determinada realidade de duas instituições de microcrédito. O método estatístico para análise dos dados foi Regressão Logística Binária utilizando dados secundários. No trabalho realizado a variável dependente assumiu o valor 1 se a empresa estivesse inadimplente (parcelas em atraso ou pagas com mais de 30 dias da data de vencimento) e 0 se ela estivesse adimplente.

As variáveis utilizadas no método que apresentaram significância estatística e demonstraram contribuir para a redução da inadimplência foram: maior nível de escolaridade, sexo feminino, casado, maior tempo de existência e informalidade do negócio; contratos de renovação do crédito e valor do financiamento. O modelo obtido mostrou-se eficaz com 83,68% de classificação correta.

Crook, Edelman, Thomas (2007), conduziram um estudo em 10 artigos onde revisam uma seleção de tópicos de pesquisas na avaliação do risco de crédito ao consumidor. A pontuação de crédito é fundamental para este processo, obtendo uma previsão do risco associado para realização de um empréstimo. O estudo mostra que o método mais comum para classificar o candidato a tomador do crédito é a regressão logística, é a técnica mais utilizada no desenvolvimento scorecards, mas a regressão linear, a programação matemática, as árvores de classificação e as redes neurais

também foram utilizadas. Uma série de outras técnicas de classificação foram desenvolvidas nos últimos trinta anos. As evidências sugerem que o mais preciso, provavelmente seja Máquinas de Vetores de Suporte (SVM), que podem ser consideradas como uma extensão da abordagem de programação matemática, mas onde o scorecard é uma combinação linear ponderada de funções das variáveis, mas que ainda carecem de estudos mais aprofundados para serem adotados mais efetivamente pelos agentes financeiros. No Quadro 1 são apresentados os percentuais de classificações corretas dos artigos estudados pelos autores, utilizando diversos métodos.

Quadro 1 - Acurácia Preditiva Relativa de Diferentes Classificadores (% de classificações corretas)

AUTOR	Regressão linear ou análise discriminante linear	Regressão logística	Árvores de decisão	Programação matemática	Redes neurais	Algoritmos genéricos	Programação genética	Vizinhos mais próximos	Máquina de vetores de suporte
Srinivisan e Kim (1987)	87,5	89,3	93,2	86,1					
Boyle Et Al. (1992)	77,5		75,0	74,7					
Henley (1995) ^e	43,4	43,3	43,8						
Desai Et Al. (1997)	66,5	67,3			66,4				
Yobas Et Al. (2000)	68,4		62,3		62,0	64,7			
West (2000) ^a	79,3	81,8	77,0		82,6			76,7	
Lee Et Al. (2002)	71,4	73,5			73,7 (77,0)^b				
Malhotra e Malhotra (2003)	69,3				72,0				
Baesens, (2003) ^c	79,3	79,3	77,0	79,0	79,4			78,2	79,7
Ong Et Al., (2005) ^d	80,8		78,4		81,7		82,8		

Fonte: CROOK, EDELMAN, THOMAS, 2007.

^a Os resultados representam médias entre dois conjuntos.

^b Modelo híbrido de análise discriminante linear e redes neurais.

^c Os resultados representam médias de oito conjuntos. Os resultados não são fornecidos para regras de extração fuzzy porque os métodos de benchmark apresentaram resultados diferentes comparados aos mostrados nas colunas na tabela.

^d Os resultados representam médias entre dois conjuntos.

^e Os dados de Henley tinham uma proporção muito maior de padrões do que os outros estudos.

Ainda de acordo com Crook, Edelman, Thomas (2007), o Behavioural scoring agrega evidências sobre o comportamento do tomador de crédito após o empréstimo ter sido concedido. As pontuações de estimativas de risco podem ser atualizadas conforme o tomador honra, ou não, suas parcelas. O Acordo Basiléia 2 influenciou os processos de Credit Scoring ao consumidor, estabelecendo a forma como as instituições financeiras deveriam calcular seu capital de reserva em caso de inadimplência. A concessão de cartões de créditos e outros produtos de empréstimos foram avaliados por meio do credit scoring, impactando na qualidade de vida de milhões de pessoas em todo o mundo e aumentou a concorrência no mercado de crédito permitindo a redução nas taxas de juros. As técnicas desenvolvidas foram aplicadas em vários contextos de tomadas de decisão, reduzindo os custos para aqueles que apresentam menor risco de inadimplência.

No intervalo entre os anos de 1981 a 1999, Grieb, Hegji e Jones (2001), pesquisaram a relação entre inadimplência relacionada a cartões bancários e variáveis macroeconômicas. Os autores obtiveram dados da American Bankers Association (ABA), Tesouro Federal e Secretaria do Trabalho dos Estados Unidos da América. As variáveis utilizadas foram: índice da dívida do consumidor (dado pelo percentual que sua dívida representa em relação à sua renda), taxa média de juros para hipotecas com prazo de trinta anos, taxa de desemprego, total de crédito circulante (US\$ Bilhões), parcelas de crédito em aberto (US\$ Bilhões), taxa de inadimplência do cartão bancário com base no número de contratos, taxa de inadimplência do cartão bancário com base no volume de dólares cedidos em crédito e taxas de inadimplência no conjunto de outros produtos de crédito ao consumidor.

Neste estudo, Grieb, Hegji e Jones (2001), identificaram que as taxas de inadimplência nos cartões bancários apresentaram relação positiva com o volume de crédito fornecido ao consumidor, ao índice de dívida do consumidor e a taxa de desemprego e apresentam relação negativa com o nível corrente das taxas de juros. Ao mesmo tempo, em função de se observar alguma correlação serial no termo de erro, os resultados não podem ser considerados válidos do ponto de vista estatístico. Os autores usaram, então, as diferenças de primeira ordem das variáveis dependentes e explicativas, identificando que há uma forte relação entre o índice de dívida do consumidor e as mudanças na taxa de inadimplência do cartão bancário, calculada com base no número de contratos. Considerando-se a taxa de inadimplência do cartão bancário calculada com base no valor da dívida em dólares,

o montante total da dívida mostrou-se uma variável explicativa com maior utilidade do que o índice da dívida do consumidor. Finalmente Grieb, Hegji e Jones (2001) chegaram a conclusão de que, em geral, os consumidores apresentam comportamento seletivo para inadimplência: tornam-se inadimplentes em dívidas de cartão de crédito antes de se tornarem inadimplentes em outros tipos de dívidas. Apesar disso, destacam como limitação do seu estudo, a impossibilidade de se investigar o comportamento de consumidores individuais.

Uma síntese dos trabalhos estudados e ora descritos é consolidada e apresentada no Quadro 2.

Quadro 2 - Resumo dos Artigos Analisados

Autores	Amostra	Método Estatístico	Variáveis Pesquisadas	Achados
Lima e Amaral (2011)	56 cooperativas de crédito que passaram a ser de livre admissão	Equação de Estimção Generalizada - Regressão Logística,	Tipo: de Cooperativa (Livre Admissão ou fechada); Sistema: Sicredi ou Sicoob; Tamanho: Média ou Grande; Tempo:	Relação negativa entre inadimplência e a transformação em livre admissão.
Ferreira, Celso, Barbosa Neto, (2012)	74 operações de crédito presencial no ano de 2007	Modelo Logit Binomial	Idade Tempo de relacionamento; Renda; Limite de Cheque especial; Estado Civil; Escolaridade;	Verificou-se que o aumento na renda do cliente pode ser um fator negativo na concessão de crédito, uma vez que quanto maior a renda, maior a probabilidade de inadimplência. O tempo de relacionamento com o banco e o limite de cheque especial, também apresentaram a mesma tendência da variável anterior, ou seja, quanto maior o tempo de relacionamento e o limite no cheque especial, maior a inadimplência. Já o estado civil, quando solteiro, menor será a inadimplência. Relativo à escolaridade, também o resultado demonstrou que a inadimplência diminui com o aumento do grau de instrução do cliente.
Gonçalves Junior; Bernardino; Alves; Parre (2008)	Contratos entre R\$ 10mil e R\$ 50mil	Regressão Logística	Quatro dummies para as linhas de financiamento utilizadas como: PROGER, PRONAF D, PRONAF E, INVESTIMENTO, DEMAIS (que é a dummy 0,0,0,0); (3) oito dummies para as culturas onde foram direcionados os recursos como: frango (FRAN), cana-de-açúcar (CANA), amendoim (AMEN), solo (SOLO), laranja (LARA), mandioca (MAND), maquinário (MAQU), pecuária (PECU) e soja (que é a dummy 0,0,0,0,0,0,0,0)	Conseguiu prever de forma eficiente a inadimplência da carteira, porém também considerou inadimplente grande parte dos adimplentes
Francisco, Amaral e Bertucci (2012)	455. Cooperados	Técnicas estatísticas, análise discriminante e regressão logística	Idade, Renda, Tempo de emprego, Patrimônio e Cargo.	As variáveis relevantes foram renda mensal bruta e o valor liberado na concessão de crédito

Autores	Amostra	Método Estatístico	Variáveis Pesquisadas	Achados
Bressan; Braga; Resende Filho (2011)	35.485 observações mensais em 510 cooperativas	Modelo Logit Binomial	Dentre as variáveis do Modelo PEARLS foram escolhidas as seguintes: P2 = Operações de crédito vencidas / Carteira classificada total; E1 = Operações de crédito líquidas/ Ativo total; E3 = Capital social/ Ativo total; E4 = Capital institucional / Ativo total; A3 = Ativos não direcionados com a atividade fim da cooperativa / Ativo total; R5 = Margem bruta/ Ativo total médio; R6 = Despesas operacionais/ Ativo total médio; R11 = Rendas de prestação de serviços/ Despesas administrativas	A probabilidade média de insolvência nas cooperativas filiadas ao Sicoob, segundo o modelo obtido, seria de 15%. No período estudado as médias foram declinando ao longo dos anos – 18,9% em 2000 e 9,3% em 2008 - indicando que as cooperativas melhoraram sua saúde financeira. Dentre as 510 cooperativas estudadas, 121 foram classificadas como insolventes representando 24% da amostra.
Moreira Alves; Camargos. (2014)	20.033 Contratos de crédito entre 2003 e 2009.	Regressão Logística Binária	<ol style="list-style-type: none"> 1. Instituição de Microfinanças; 2. Nível de Escolaridade; 3. Estado Civil; 4. Sexo; 5. Renda Familiar; 6. Gastos Familiares; 7. Saldo familiar; 8. Experiência no Negócio; 9. Valor da Renda do Avalista; 10. Faturamento Mensal; 11. Resultado Operacional; 12. Setor de Atividade; 13. Tempo de Atividade da Empresa; 14. Tempo de Atividade da Empresa elevado ao quadrado; 15. Situação da Empresa; 16. Importância do Negócio; 17. Tipo de Operação; 18. Finalidade do Crédito; 19. Valor do Contrato do Crédito; 20. Prazo do Financiamento. 	Probabilidade de previsão correta de 83,68% As variáveis do modelo, com significância estatística, que contribuem para a redução da inadimplência são: <ul style="list-style-type: none"> • maior nível de escolaridade, • sexo feminino, • casado, maior • tempo de existência e informalidade do negócio; • contratos de renovação do crédito; • valor do financiamento

Autores	Amostra	Método Estatístico	Variáveis Pesquisadas	Achados
Crook, Edelman, Thomas (2007)	10 Artigos	Regressão Linear; Análise Discriminante Linear; Regressão Logística; Árvores de Decisão; programação Matemática; Redes Neurais; Algoritmos Genéricos; Programação Genética; Método dos K-vizinhos mais próximos (Análise de Clusters); Máquinas de vetor de suporte (SVM).	O artigo faz comparação entre os diversos métodos de classificação utilizados em 10 trabalhos publicados entre 1987 e 2005.	<ul style="list-style-type: none"> • O método mais comum, Regressão Logística; • Considerando as pesquisas dos últimos trinta anos, o método mais preciso parece ser o de Máquinas de Vetores de Suporte (SVM); • No Behavioural scoring, após a concessão do crédito, a pontuação é atualizada à medida em que o tomador paga ou não suas parcelas; • Preocupações iniciais de que a estimativa de classificadores com base apenas em tomadores com crédito aprovado e não em uma amostra aleatória da população de candidatos a tomador parece ser mais bem colocada, mas usar simplesmente os candidatos a tomador para avaliar o desempenho preditivo de um classificador provavelmente acarreta otimismo excessivo em relação ao desempenho de um preditor; • O fator mais significativo, que afeta os processos de Credit scoring provavelmente é o acordo de Basileia 2. • Credit Scoring do consumidor usado para identificar quem tende a pagar suas dívidas, usados nos serviços públicos; • O Credit Scoring tornou mais prática a avaliação prévia à concessão de cartões de crédito e outros produtos de empréstimos, melhorando consideravelmente os estilos de vida de milhões de pessoas em todo o mundo;

Autores	Amostra	Método Estatístico	Variáveis Pesquisadas	Achados
Grieb, Hegji e. Jones (2001)	Inadimplência de cartão bancário no período de 1981 a 1999.	Regressão de Mínimos Quadrados Ordinários (OLS) e técnicas de análise econométrica.	Painel A – Dados mensais e trimestrais <ul style="list-style-type: none"> • Taxa média para hipotécas com o prazo de 30 anos; • Taxa de desemprego; Total de crédito circulante (US\$ Bilhões); • Parcelas de crédito em aberto (US\$ Bilhões); Painel B – Dados trimestrais <ul style="list-style-type: none"> • Dívida do consumidor como percentual da renda disponível; • Taxa de inadimplência do cartão bancário com base no número de contratos; • Taxa de inadimplência do cartão bancário com base em dólares de crédito; • Taxa de inadimplência calculada com base no número de contratos; • Taxas de inadimplência no conjunto de produtos de crédito ao consumidor são fornecidas com base em dólares de crédito. 	<ul style="list-style-type: none"> • As taxas de inadimplência nos cartões bancários são significativa e positivamente relacionadas ao fornecimento de crédito ao consumidor, ao índice de dívida do consumidor e à taxa de desemprego, e são significativa e negativamente relacionadas com o nível atual de taxas de juros.

Fonte: Dados de pesquisa, 2017.

3 METODOLOGIA DE PESQUISA

O presente capítulo apresenta os processos metodológicos aplicados neste estudo. A estrutura desde tópico é representada em cinco seções, sendo elas respectivamente: especificação do problema, caracterização da pesquisa, coleta e tratamento de dados, método de análise e definição das variáveis.

3.1 ESPECIFICAÇÃO DO PROBLEMA

Na busca da sustentabilidade de longo prazo da cooperativa, o presente trabalho está embasado no objetivo geral que é: identificar fatores que permitam melhor avaliação do perfil de risco das operações de crédito da Coopesf. O Objetivo geral foi desdobrado nos seguintes objetivos específicos: aferir o poder de discriminação do score de crédito utilizado na Coopesf, verificar se há diferença nos índices de inadimplência em função da ocupação ou do grupo profissional do cooperado, avaliar o impacto da taxa de juros sobre a inadimplência nos contratos de crédito da Coopesf, avaliar o impacto do número de parcelas sobre a inadimplência nos contratos de crédito da Coopesf e identificar a relação matemática entre variáveis cadastrais do cooperado demandante de crédito e sua adimplência/ inadimplência.

Estes objetivos servem de amparo para a busca de resposta ao problema da pesquisa: Quais os fatores que permitem melhor avaliação do perfil de risco das operações de crédito da Coopesf?

Para tal, realizou-se estudo a partir das operações de crédito no período de 2008 a 2017.

3.2 CARACTERIZAÇÃO DA PESQUISA

No presente trabalho teve-se o propósito de realizar uma pesquisa de Natureza Aplicada, buscando resultado prático visível em termos econômicos ou técnicos, ou seja, que não apenas o próprio conhecimento. Por outro lado, a pesquisa básica é aquela em que se acumula conhecimentos e informações que eventualmente levam a resultados acadêmicos ou aplicados importantes, mas, sem fazê-lo diretamente (SCHAWARTZMAN, 1979).

A partir do objetivo proposto, a pesquisa se caracteriza como Pesquisa Descritiva, pois procura determinar qual influência as variáveis independentes

exercem sobre a variável dependente que, no presente caso, consiste de uma variável dicotômica que indicará a inadimplência ou adimplência do cooperado. Para Gil (2009) a pesquisa descritiva estabelece relações entre as variáveis por meio da descrição de determinado fenômeno ou população. Pesquisas descritivas são estudos nos quais, com frequência, testam-se as hipóteses permitindo rejeita-las ou não. Segundo Sellitz et al. (1987), as pesquisas de levantamentos de dados permitem ir além do relato descritivo para realizar a sua interpretação, identificando o problema e tentar explicar os mesmos por meio de análises de dados que estejam correlacionados.

Conforme Cervo e Bervian (2002, p. 66) “a pesquisa descritiva observa, registra, analisa e correlaciona fatos ou fenômenos (variáveis) sem manipula-los”. Aborda os problemas e os dados não estão explícitos em documentos ou registros, procurando descobrir, com maior assertividade possível, a periodicidade de ocorrência do fenômeno, qual a vínculo que existe e qual a relação com os demais, sua natureza e característica, conforme indicado por Cervo e Bervian (2002):

Estudos descritivos: trata-se do estudo e da descrição das características, propriedades ou relações existentes na comunidade, grupo ou realidade pesquisada. Os estudos descritivos, assim como os exploratórios, favorecem, na pesquisa mais ampla e completa, as tarefas da formulação clara do problema e da hipótese como tentativa de solução. Comumente se incluem nesta modalidade os estudos que visam identificar as representações sociais e o perfil de indivíduos e grupos, como também os estudos que visam identificar estruturas, formas, funções e conteúdos.

Como não existe o propósito de se manipular os fenômenos em análise, mas existe o interesse de se compreender a natureza do fenômeno, sua composição e processos que o constituem, a presente pesquisa também é definida como ex-post-facto, desta forma o estudo das relações das categorias se dá em um determinado momento de tempo, sem interferir na realidade com a intenção de modificá-la. (KERLINGER, 1980; RICHARDSON, 1999).

3.3 COLETA E TRATAMENTO DE DADOS

Conforme Hair Jr, Babin, Money e Samouel (2005, p. 152) a coleta de dados de uma pesquisa deve ser por meio de uma ou mais formas: observações, entrevistas e/ou questionários. Pesquisadores medem os fenômenos do mundo empresarial como: demografia, comportamento, atitude, crença, estilo de vida e expectativa dos

consumidores ou das organizações para obterem dados que serão analisados e se tornam base para decisões que serão sugeridas para ajudar a reduzir risco de erros.

O estudo empírico será conduzido a partir da análise de dados históricos de operações de crédito da Coopesf entre 2009 e 2016. Neste período a Coopesf passou por uma alteração no quadro de cooperados com a abertura para uma nova categoria profissional. Os dados referentes aos cooperados tomadores de crédito pessoal e suas respectivas operações de crédito foram extraídos do banco de dados da cooperativa, sendo classificados como dados secundários.

Neste capítulo são apresentados a descrição de dados secundários coletados da cooperativa de crédito Coopesf entre 2008 e 2017.

Foram obtidas três bases de dados: dados cadastrais, operações de crédito de 01/01/2008 a 25/06/2017 e relatórios semestrais de registro de inadimplência do primeiro semestre de 2008 até o primeiro semestre de 2017.

Os registros de cooperados inadimplentes foram consolidados em um arquivo único. Posteriormente as bases de dados coletadas foram consolidadas em uma única planilha, tendo como referência a base de operações de crédito.

Para o tratamento dos dados serão utilizados os seguintes softwares: Statistical Package for the Social Sciences - SPSS, STATA, Microsoft Excel e Statistica for Windows.

3.4 MÉTODO DE ANÁLISE

Segundo Corrar et al. (2007), na regressão logística usa-se valores de uma série de variáveis independentes para predizer a ocorrência de uma variável dependente. A variável dependente é dicotômica, binária ou categórica. Enquanto variável resposta o resultado da equação de regressão logística poderá variar entre 0 e 1. Assim, a variável dependente será a inadimplência, representada pelo atraso superior a 14 dias por parte do credor, em linha com a regulamentação de provisionamento do Banco Central. Assim, a variável assume valor $Y=1$ para clientes inadimplentes, e 0 para os adimplentes.

Conforme Hair et al. (2005), a regressão logística não depende de pressupostos de normalidade multivariada ou de igualdade de matrizes de covariância e, além disso é uma técnica bastante robusta tornando-a aplicável a um grande número de situações. Para delimitar a variável dependente entre 0 e 1, a regressão

logística parte da relação assumida com as variáveis independentes que descreve uma curva em forma de S como consta na

Figura 4. Para valores muito baixos da variável independente, a dependente tende a 0. A medida que o valor da variável independente cresce a probabilidade descreve na curva um forte aumento da inclinação na parte intermediária do gráfico e, para valores mais elevados da variável independente, a probabilidade tende para 1.

Figura 4 - Forma da Regressão Logística entre Variáveis Dependente e Independente



Fonte: ADAPTADO DE HAIR, et al. 2005.

A regressão Logística é uma técnica apropriada de análise para casos em que a variável dependente é categórica e as variáveis independentes são numéricas (Hair et al; 2005), situação observada no presente estudo.

3.5 DEFINIÇÃO DAS VARIÁVEIS

Variáveis disponíveis nas bases de dados, sendo 39 originais e 3 derivadas de variáveis originais, criadas como apoio às análises realizadas.

Variáveis originais:

- cd_conta e cd_conta_temp: número da conta, substituído por um novo código para preservar a identidade do cooperado;
- cd_linha_credito e cd_linha_credito_temp: código da linha de crédito utilizada na operação;

- ds_linha_credito_temp: descrição da linha de crédito utilizada na operação;
- sigla_temp: sigla do produto de crédito utilizado na operação;
- cd_profissao: código da profissão do cooperado;
- ds_especialidade: descrição do produto de crédito utilizado na operação;
- ds_tp_pessoa: descrição do tipo da pessoa – física ou jurídica;
- id_fis_jur: identificação do tipo da pessoa – física ou jurídica;
- dt_nasc_const : data de nascimento do cooperado;
- dt_vcto_parc: data do vencimento da parcela da operação de crédito;
- id_automatico: identificação da parcela – quitadas ou em aberto;
- id_risco_pessoa_temp: identificação da classificação de risco do cooperado de acordo com a conforme Resolução nº 2682;
- id_situacao: identificação do cooperado – adimplente ou inadimplente;
- nm_cidade: nome da cidade onde reside o cooperado;
- nr_parcela: número de parcelas da operação de crédito;
- nr_proposta_temp: número da proposta da operação de crédito;
- nr_titulo e nr_titulo_temp: identificador do título de crédito, substituído por novo código para preservar a identidade do cooperado;
- qt_parc_tit e qt parc tit temp: quantidade de parcelas da operação de crédito;
- situacao_parc: situação da parcela da operação de crédito – aberta e inadimplente;
- situação tit e situacao_tit_temp: situação da operação de crédito – liquidada, aberta, inadimplente e prejuízo;
- tx_juros_normal_temp: taxa de juros da operação;
- vl_movimentacao_temp: valor financiado do título;
- vl_titulo_temp: valor do título;
- vl_parcela: valor da parcela da operação de crédito;
- vl_saldo_devedor_temp: valor do saldo devedor da operação de crédito;
- cep: código de endereçamento postal do cooperado;
- bairro: bairro onde reside o cooperado;
- sexo: gênero do cooperado;
- remuneração bruta: remuneração mensal declarada pelo cooperado;
- estado civil: estado civil do cooperado;
- escolaridade: formação acadêmica do cooperado

- dt_associa: data do ingresso do cooperado na Coopesf;
- dt_deslig: data de desligamento do cooperado;
- dt_óbito: data do óbito do cooperado;

Variáveis derivadas:

- idade em 05/07/2017: a idade, em anos, foi calculada a partir da data de nascimento tendo como base a data 05/07/2017;
- tempo_rel em 05/07/2017: o tempo de relacionamento do cooperado foi calculado a partir do seu ingresso na Coopesf tendo como base a data de 05/07/2017;
- chave: variável criada para denotar o semestre em que ocorreu a inadimplência;

4 APRESENTAÇÃO E ANÁLISE DOS RESULTADOS

No presente ítem são descritas as variáveis coletadas no cadastro da Coopesf no período estudado, assim como são apresentados a análise exploratória dos dados e, em seguida, o modelo de regressão logística obtido a partir dos dados históricos utilizando o SPSS – *Statistical Package for Social Sciences*.

4.1 ANÁLISE EXPLORATÓRIA DOS DADOS

Na tabela de profissões observou-se ausência de normatização no preenchimento dos cadastros. Em uma pequena parte do cadastro consta efetivamente a profissão do cooperado, vinculada a sua formação, como médico, dentista, professor, administrador. Há um número significativo de cooperados em que, ao invés de profissão, consta a categoria profissional: bancário, comerciário, securitário, contabilista, contador, denotando também a não uniformidade nas nomenclaturas utilizadas. Para outro grupo de cooperados consta, em lugar da profissão, o cargo ou a função: gerente, vendedor, analista e outras profissões ou ocupações. Alguns cooperados tiveram registrado o nome da instituição à qual estão vinculados onde deveria constar a profissão. Finalmente, identificou-se um expressivo número de cooperados com outros tipos de registros nesta variável: dependente, ex-bancário, ex-comerciário, ex-securitário.

A base de dados original apresentava 20490 operações de crédito no período já descrito. Sobre esta base foram aplicados alguns filtros na planilha excel:

1. mantidos apenas os contratos com duas ou mais parcelas, devido ao fato de que operações com parcela única em geral referem-se a empréstimos para adiantamento de décimo terceiro salário, de restituição do imposto de renda, e outros adiantamentos, resultando em 8430 casos que prosseguiram na análise;
2. retiradas da base as operações realizadas com pessoas jurídicas, visto que a análise de crédito difere da pessoa física, restando 8248 casos que prosseguiram na análise;
3. Considerando que diversos cooperados apresentavam histórico de múltiplas operações de crédito ao longo do período, ora adimplentes, ora inadimplentes, e que este comportamento gera informações ambíguas, mateve-se na base apenas a operação mais recente de cada cooperado.

Assim, restaram 2553 operações, a partir das quais realizou-se análise exploratória apresentada a seguir.

4.1.1 Situação do título

Na variável situação do título, representada na Tabela 1, os valores assumidos foram: aberto (A), que significa que a parcela da operação de crédito já venceu, mas ainda não se tornou inadimplente pela cooperativa (menos de três dias do vencimento); inadimplente (I), significa que a operação de crédito está vencida e não paga há mais de três dias; liquidado (L) significa que a operação foi paga em sua totalidade; prejuízo (P), significa que a operação de crédito está há mais de 180 dias vencida e não paga.

Tabela 1 - Situação do Título

	Frequency	Percent	Valid Percent	Cumulative Percent
A	669	26,2	26,2	26,2
I	256	10,0	10,0	36,2
L	1411	55,3	55,3	91,5
P	217	8,5	8,5	100,0
Total	2553	100,0	100,0	

Fonte: Dados de Pesquisa, 2017.

Observa-se que a grande maioria das operações de crédito realizadas foi liquidada ou está em aberto (não inadimplente), representando 81,5% das operações. As 18,5% restantes apresentaram inadimplência ou prejuízo.

4.1.2 Risco pessoa

A variável risco da pessoa representada na Tabela 2, segue codificação do Banco Central do Brasil conforme Resolução nº 2682, de 21 de dezembro de 1999. Observa-se que 84% dos cooperados apresentam escore AA, A, B ou C, indicando perfil destes como de baixo risco. Vale ressaltar que cabe à instituição financeira utilizar-se de metodologia própria ou de terceiros para proceder a classificação das propostas segundo o grau de risco que apresenta. No período estudado a Coopesf realizou tais análises com o sistema da empresa Tecnocred, incorporado ao sistema de cadastro dos cooperados.

Tabela 2 - Risco da Pessoa

	Frequency	Percent	Valid Percent	Cumulative Percent
AA	214	8,4	8,4	8,4
A	1112	43,6	43,6	51,9
B	635	24,9	24,9	76,8
C	184	7,2	7,2	84,0
D	276	10,8	10,8	94,8
E	85	3,3	3,3	98,2
F	23	,9	,9	99,1
G	1	,0	,0	99,1
H	23	,9	,9	100,0
Total	2553	100,0	100,0	

Fonte: Dados de Pesquisa, 2017.

4.1.3 Risco proposta

A Tabela 3 mostra a distribuição das operações de crédito em função de sua classificação de risco. As classificações de risco de D até H foram agrupadas em consequência das baixas frequências individuais.

Tabela 3 - Risco da Proposta

	Frequency	Percent	Valid Percent	Cumulative Percent
A	1626	63,7	63,7	63,7
B	463	18,1	18,1	81,8
C	146	5,7	5,7	87,5
D-H	318	12,5	12,5	100,0
Total	2553	100,0	100,0	

Fonte: Dados de Pesquisa, 2017.

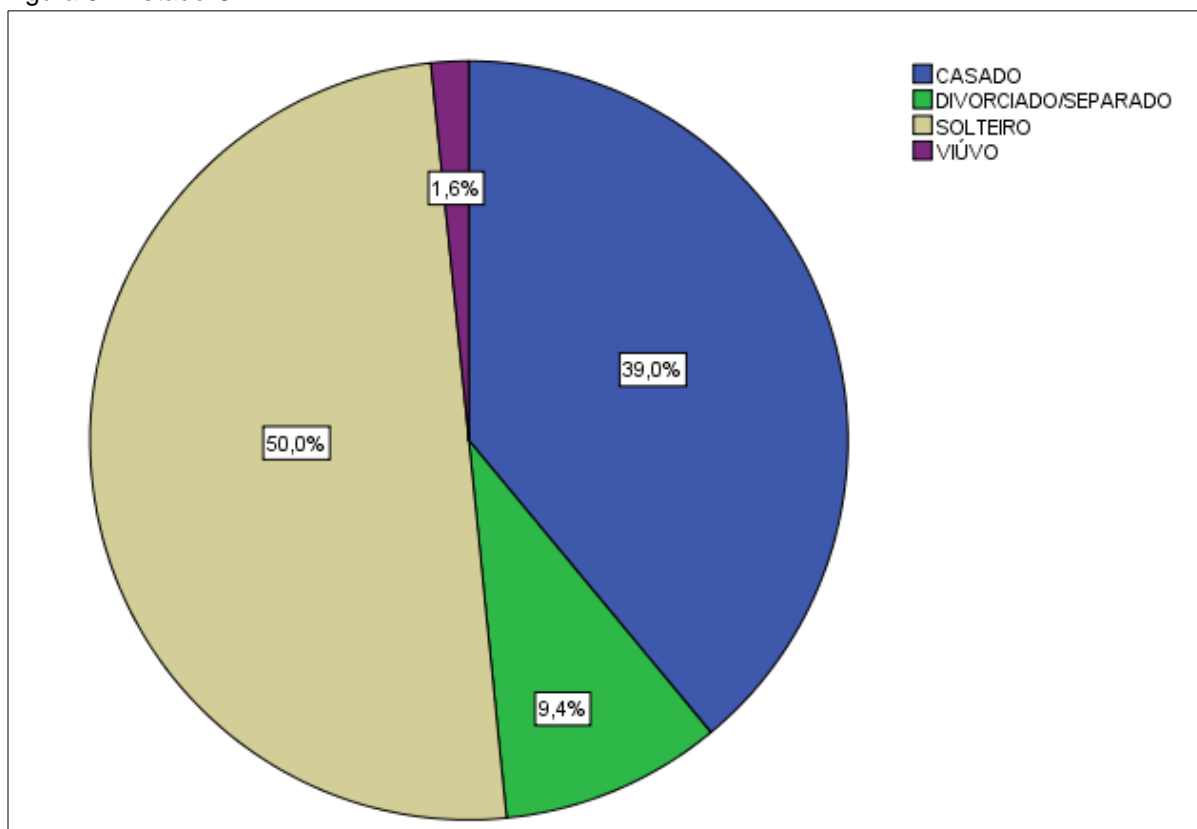
4.1.4 Gênero

Na variável que representa o produto de crédito, observou-se que 95% das operações concentram-se em crédito pessoal pré-fixado. Quanto ao gênero há uma predominância de operações de crédito demandadas por mulheres, representando 57,07% do total, enquanto que 42,93% são demandadas por homens.

4.1.5 Estado Civil

Na Figura 5 está representada a distribuição das operações de crédito em função do estado civil dos demandantes. Observa-se que metade são solteiros, 39% são casados ou tem união estável, restando 11% de divorciados, separados e viúvos.

Figura 5 - Estado Civil

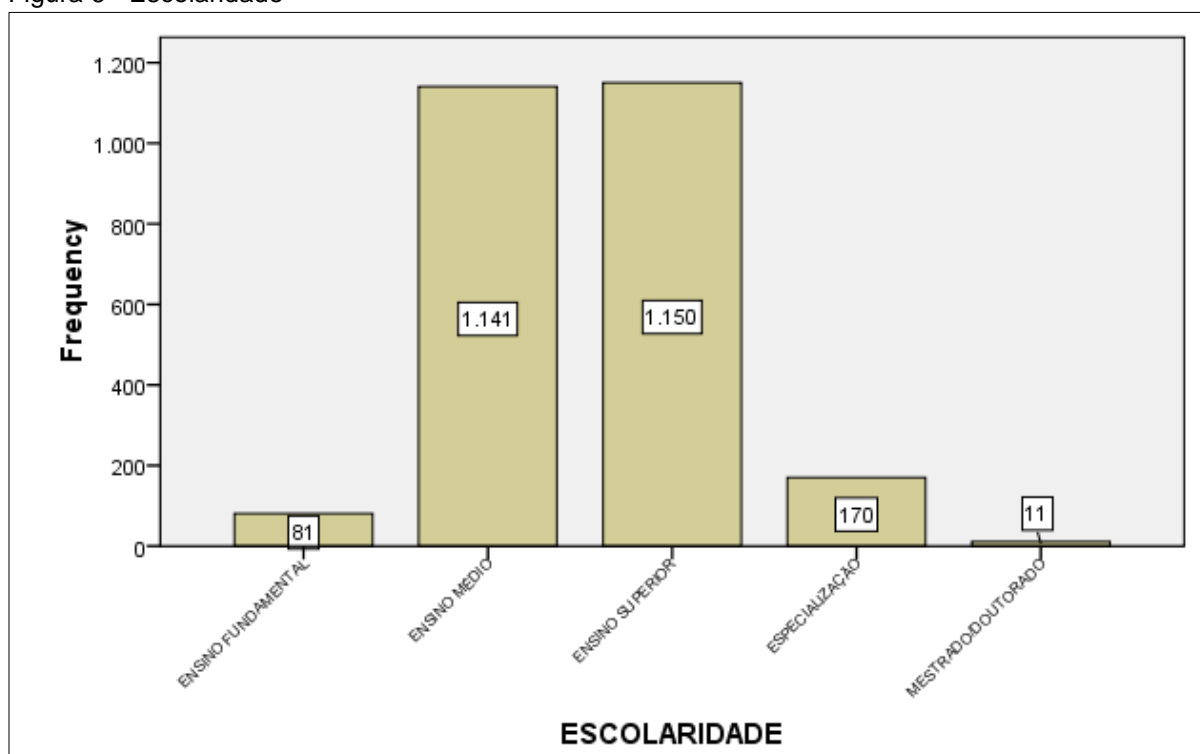


Fonte: Dados de Pesquisa, 2017.

4.1.6 Escolaridade

A Figura 6 apresenta a distribuição por grau de escolaridade, denotando que 89,7% das operações de crédito foram demandadas por cooperados com ensino médio ou superior.

Figura 6 - Escolaridade



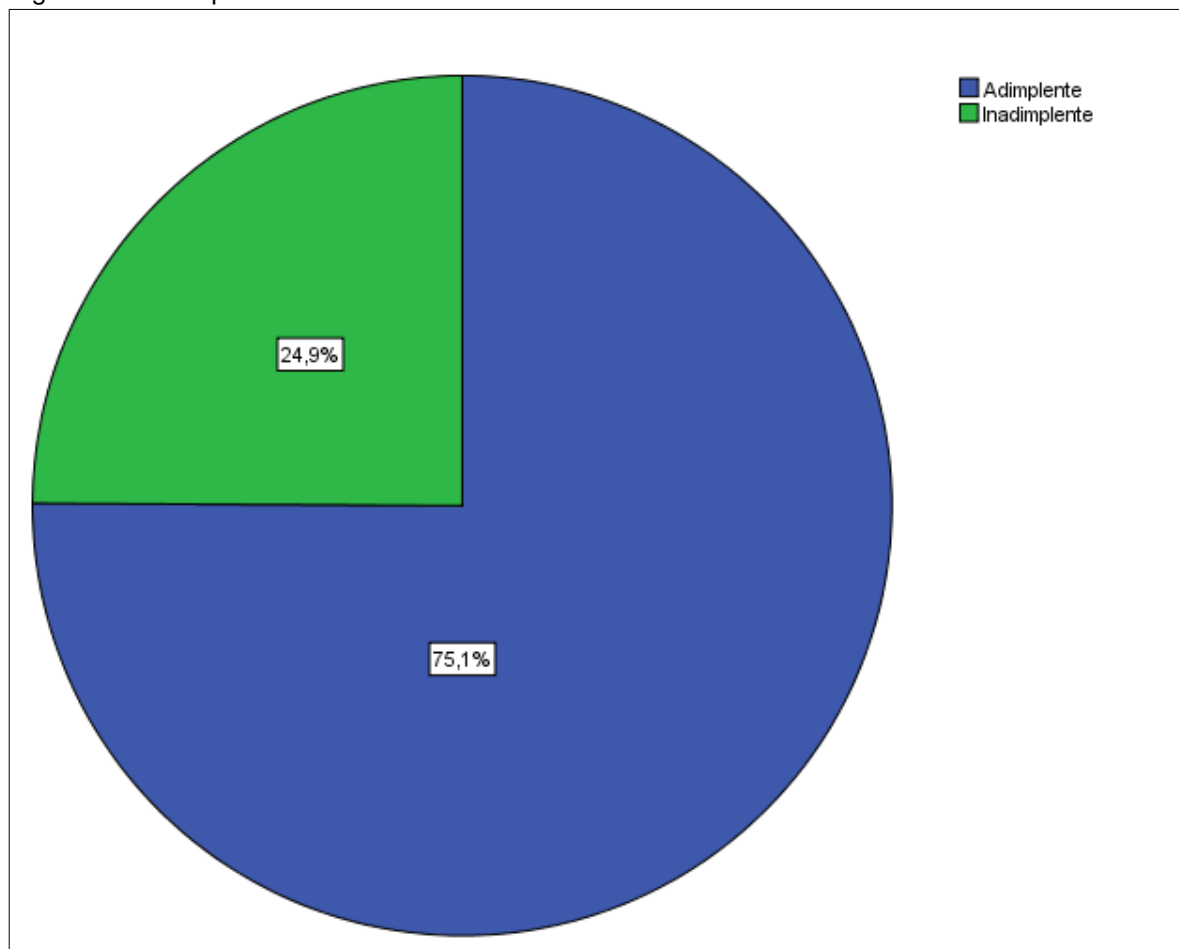
Fonte: Dados de Pesquisa, 2017.

Cabe ressaltar que no quadro de cooperados a grande maioria tem ao menos Ensino Médio.

4.1.7 Adimplentes e Inadimplentes

No gráfico da Figura 7 - são apresentados os percentuais de inadimplência e adimplência dos cooperados em operações de crédito no período estudado, denotando que 75,1% das operações estudadas foram adimplentes.

Figura 7 - Inadimplência

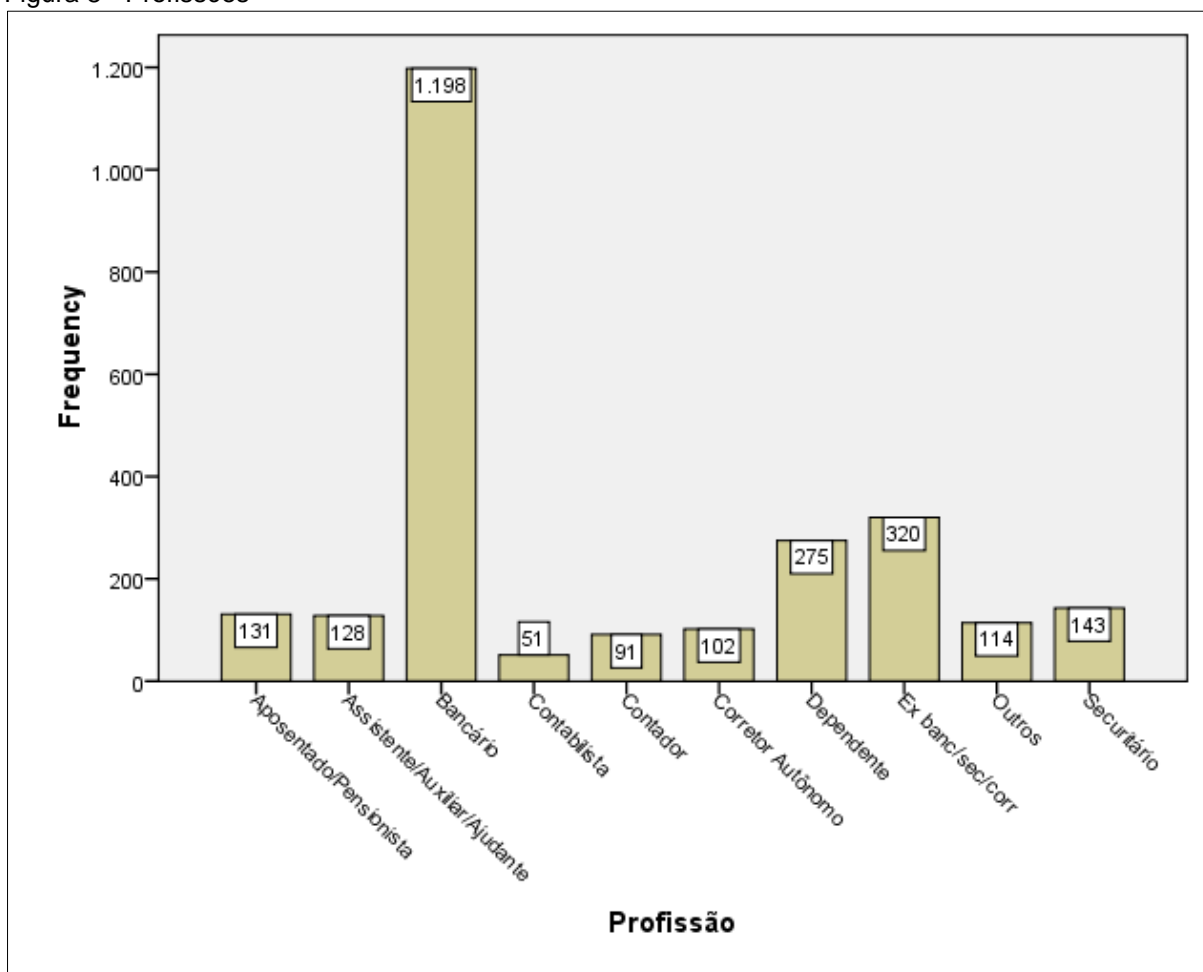


Fonte: Dados de Pesquisa, 2017.

4.1.8 Profissão

A variável profissão está representada no gráfico da Figura 8. Destacam-se os bancários com 46,9%, ex bancários, ex securitários e ex corretores com 12,5% e dependentes com 10,8%. Os menores grupos são o dos contabilistas com 2% e o dos contadores com 3,6%. Vale ressaltar que contabilista é o empregado de escritório de contabilidade e contador é o proprietário do estabelecimento contábil.

Figura 8 - Profissões



Fonte: Dados de pesquisa, 2017.

Na

Tabela 4 observa-se que na profissão bancário 83,9% são adimplentes e 16,1% inadimplentes. Comparando-se os bancários com relação às demais profissões, estes representam 52,4% do total de adimplentes enquanto que apenas 30,3% dos inadimplentes são bancários. Mais da metade dos que honram seus compromissos financeiros são os bancários, influenciado pelo fato de que os bancários representam 46,9% do total de cooperados.

Continuando na

Tabela 4, observa-se que 54,9% dos contratos de empréstimo a contabilistas são adimplentes e 45,1% são inadimplentes. Comparando com as demais profissões os contabilistas representam 1,5% do total de adimplentes e 3,6% do total de inadimplentes. Os contadores apresentam perfil semelhante ao dos contabilistas, sendo que 51,6% dos contratos por eles demandados apresentam adimplência e 48,4%, inadimplência. Do total de operações adimplentes estudadas, 2,5% são de

contadores, enquanto que esta classe de cooperados representa 6,9% do total de operações inadimplentes.

Percebe-se, nestas duas classes de cooperados, uma distribuição percentual relativamente elevada entre os inadimplentes, indicando tema relevante para estudos mais aprofundados.

Tabela 4 – Profissões

		Inad_Novo		Total	
		Adimplente	Inadimplente		
cd_profissao_novo3	Aposentado/Pensionista	Count	119	12	131
		% within cd_profissao_novo3	90,8%	9,2%	100,0%
	Assistente/Auxiliar/Ajudante	Count	100	28	128
		% within cd_profissao_novo3	78,1%	21,9%	100,0%
	Bancário	Count	1005	193	1198
		% within cd_profissao_novo3	83,9%	16,1%	100,0%
	Contabilista	Count	28	23	51
		% within cd_profissao_novo3	54,9%	45,1%	100,0%
	Contador	Count	47	44	91
		% within cd_profissao_novo3	51,6%	48,4%	100,0%
	Corretor Autônomo	Count	63	39	102
		% within cd_profissao_novo3	61,8%	38,2%	100,0%
	Dependente	Count	187	88	275
		% within cd_profissao_novo3	68,0%	32,0%	100,0%
	Ex banc/sec/corr	Count	184	136	320
		% within cd_profissao_novo3	57,5%	42,5%	100,0%
	Outros	Count	91	23	114
		% within cd_profissao_novo3	79,8%	20,2%	100,0%
	Securitário	Count	93	50	143
		% within cd_profissao_novo3	65,0%	35,0%	100,0%
Total		Count	1917	636	2553
		% within cd_profissao_novo3	75,1%	24,9%	100,0%

Fonte: Dados de pesquisa, 2017.

Ainda na Tabela 4, observou-se que as características do risco moral e da assimetria da informação podem estar relacionadas à inadimplência nas profissões contabilista, contadores e corretores autônomos, pois são profissões que autodeclaram seus rendimentos.

Tabela 5 - Teste Qui-Quadrado para Profissões e Inadimplência

	Value	df	Asymp. Sig. (2-sided)
Pearson Chi-Square	184,537 ^a	9	,000
Likelihood Ratio	180,916	9	,000
N of Valid Cases	2553		

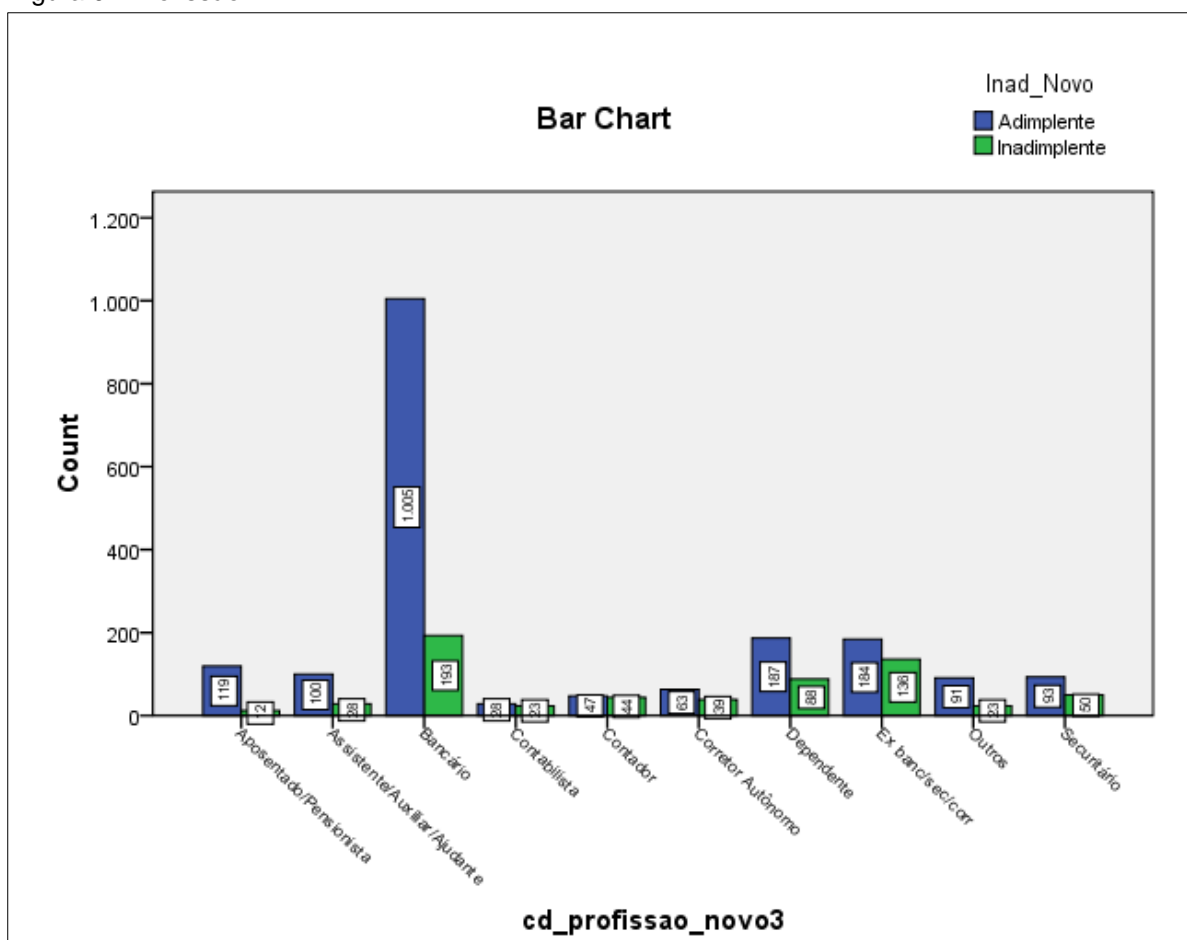
a. 0 cells (,0%) have expected count less than 5. The minimum expected count is 12,71.

Fonte: Dados de Pesquisa, 2017.

O resultado do teste qui-quadrado mostrado na Tabela 5 indica a existência de diferentes padrões de adimplência/inadimplência entre as profissões estudadas: destacam-se na

Tabela 4 os aposentados/pensionistas e bancários com índices de adimplência superiores a 83% e, por outro lado contabilistas, contadores, ex bancários, ex securitários e ex corretores com índices de adimplência inferiores a 58%. Tal realidade é ilustrada também no gráfico de barras da Figura 9.

Figura 9 - Profissão



Fonte: Dados de Pesquisa, 2017.

4.1.9 Taxa de Juros

Na Tabela 6 pode se notar que nas faixas das taxas de juros situadas desde 1,9% e inferiores a 3%, os índices de adimplência ultrapassam os 75%, enquanto que com taxas superiores a 3% a.m. o índice de adimplência cai para 68,6% e com taxas de juros inferiores a 1,9% a.m. o índice de adimplência é de apenas 40,9%. Estes resultados, aliados ao observado no gráfico da

Figura 10, sugerem que as faixas centrais de taxas de juros devam ser, *caeteris paribus*, preferencialmente aplicadas nos contratos.

Tabela 6 - Taxa de Juros -Inad_

			Inad_Novo		Total
			Adimplente	Inadimplente	
tx_juros_faixa	de 1,0% a 1,8%	Count	9	13	22
		% within tx_juros_faixa	40,9%	59,1%	100,0%
	de 1,9% a 1,99%	Count	90	27	117
		% within tx_juros_faixa	76,9%	23,1%	100,0%
	de 2,0% a 2,5%	Count	169	27	196
		% within tx_juros_faixa	86,2%	13,8%	100,0%
	de 2,9% a 2,99%	Count	1387	449	1836
		% within tx_juros_faixa	75,5%	24,5%	100,0%
	de 3,15% a 3,3%	Count	262	120	382
		% within tx_juros_faixa	68,6%	31,4%	100,0%
Total		Count	1917	636	2553
		% within tx_juros_faixa	75,1%	24,9%	100,0%

Fonte: Dados de Pesquisa, 2017.

Os resultados do teste qui-quadrado ilustrados na Tabela 7 indicam padrões significativamente diferentes para as diversas faixas de taxas de juros aplicadas aos contratos estudados.

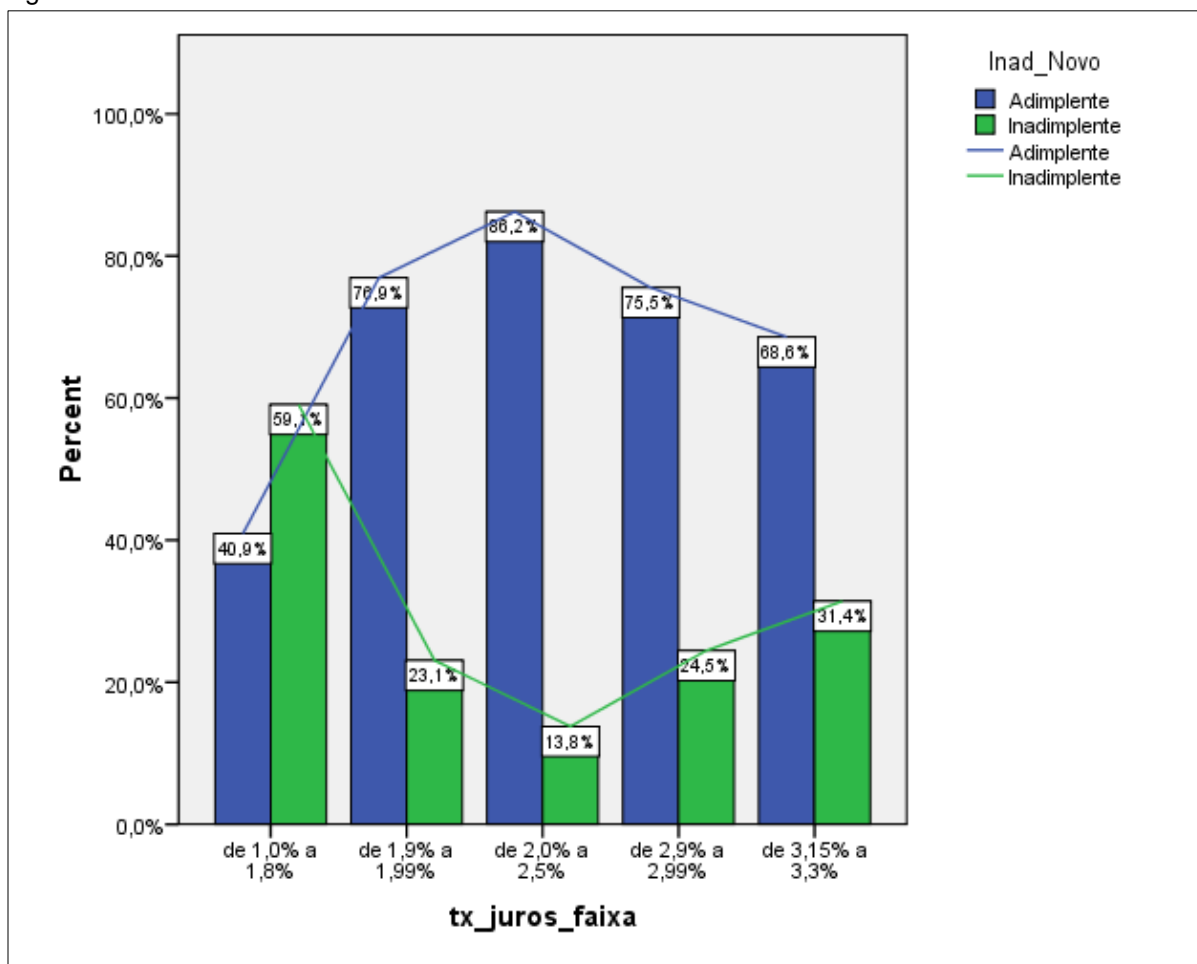
Tabela 7 - Teste Qui Quadrado- Taxa de Juros/Inadimplência

	Value	df	Asymp. Sig. (2-sided)
Pearson Chi-Square	35,782 ^a	4	,000
Likelihood Ratio	34,893	4	,000
N of Valid Cases	2553		

a. 0 cells (.0%) have expected count less than 5. The minimum expected count is 5,48.

Fonte: Dados de Pesquisa, 2017.

Figura 10 - Taxa de Juros



Fonte: Dados de Pesquisa, 2017.

Na Figura 10 estão representadas as faixas de taxas de juros aplicadas aos diversos empréstimos. Observa-se que as operações com taxas de juros abaixo de 1,9% apresentam índice de inadimplência superior ao de adimplência. Em consulta realizada com gestores da Coopesf obteve-se a informação de que tais taxas de juros são aplicadas em renegociações na tentativa de dar um benefício ao cooperado para que o mesmo consiga pagar o empréstimo. Essa medida parece pouco exitosa, pois a inadimplência em tais casos continua bastante alta.

4.1.10 Número de Parcelas

Na tabulação cruzada das variáveis número de parcelas e inadimplência, que estão na Tabela 8, observou-se que quanto menor o número de parcelas maior a inadimplência. Os resultados apresentados no gráfico da Tabela 8, indicam que contratos com até 24 parcelas apresentam inadimplência superior a 76%. Nos contratos com 25 a 36 parcelas o índice de inadimplência cai para 69,4%, o que ainda é resultado favorável. Contratos acima de 36 parcelas apresentam forte índice de inadimplência: 54,1% (até 48 parcelas) e 72% (de 49 até 72 parcelas). Conforme informado por gestores da Coopesf contratos com mais de 36 parcelas são celebrados exclusivamente em renegociações, com o intuito de facilitar o cumprimento dos compromissos contratuais por parte destes cooperados. Infelizmente a taxa de sucesso com esta prática é inferior à metade dos casos.

Tabela 8 - Número de Parcelas e Inadimplência

Número de Parcelas			Inad_Novo		Total
			Adimplente	Inadimplente	
até 6	Count		163	14	177
	% within Número de Parcelas		92,1%	7,9%	100,0%
de 7 a 12	Count		398	97	495
	% within Número de Parcelas		80,4%	19,6%	100,0%
de 13 a 18	Count		153	48	201
	% within Número de Parcelas		76,1%	23,9%	100,0%
de 19 a 24	Count		537	148	685
	% within Número de Parcelas		78,0%	21,6%	100,0%
de 25 a 36	Count		631	278	909
	% within Número de Parcelas		69,4%	30,6%	100,0%
de 37 a 48	Count		28	33	61
	% within Número de Parcelas		45,9%	54,1%	100,0%
de 49 a 72	Count		7	18	25
	% within Número de Parcelas		28,0%	72,0%	100,0%
Total	Count		1917	636	2553
	% within Número de Parcelas		75,1%	24,9%	100,0%

Fonte: Dados de pesquisa, 2017.

Tabela 9 - Teste Qui-Quadrado para Número de Parcelas e Inadimplência

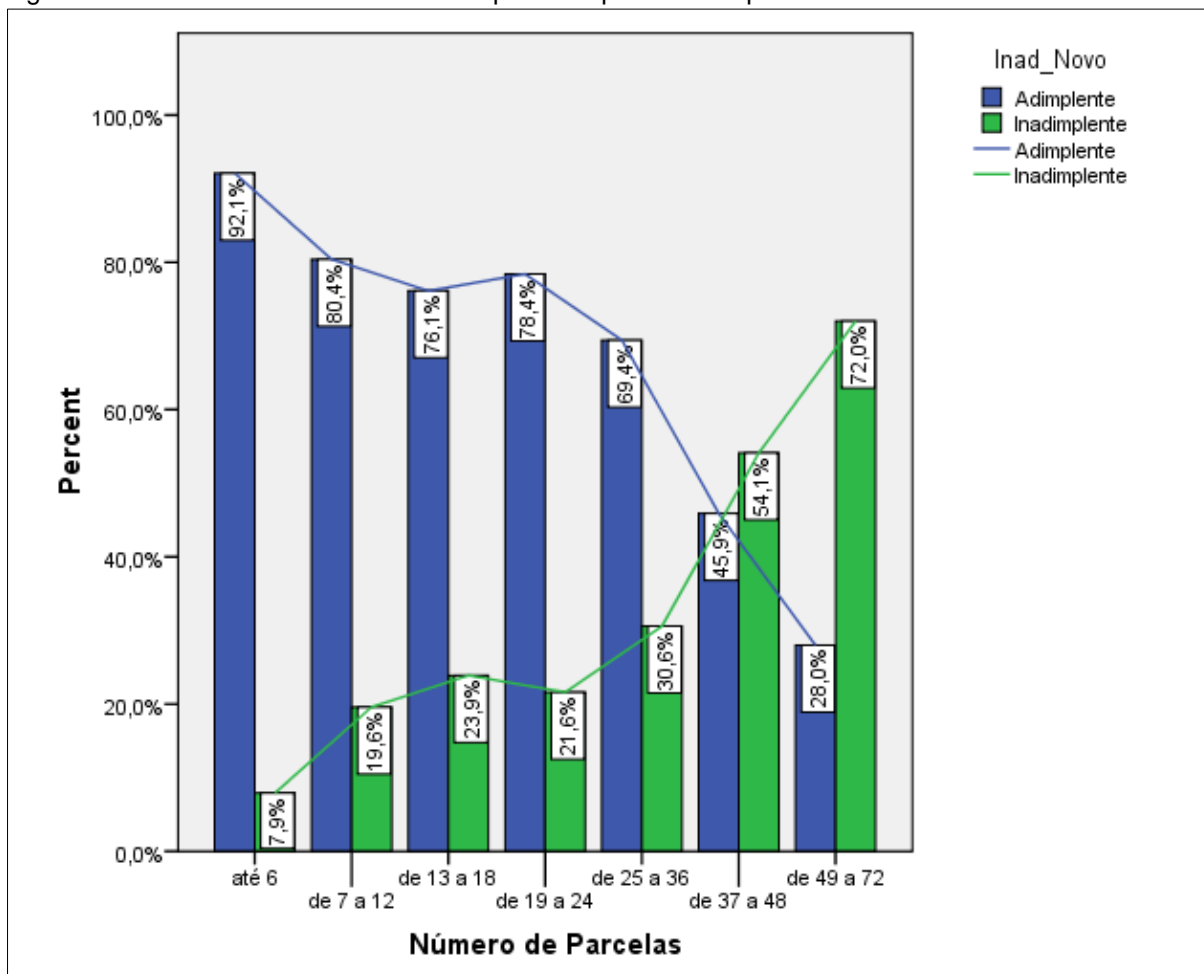
	Value	df	Asymp. Sig. (2-sided)
Pearson Chi-Square	111,990 ^a	6	,000
Likelihood Ratio	109,492	6	,000
Linear-by-Linear Association	76,401	1	,000
N of Valid Cases	2553		

a. 0 cells (,0%) have expected count less than 5. The minimum expected count is 6,23.

Fonte: Dados de pesquisa, 2017.

Nos resultados do teste qui-quadrado da Tabela 9 denota-se que o padrão de inadimplência difere significativamente em função do número de parcelas, indicando maior risco de inadimplência em contratos com maior número de parcelas. Esta diferença no padrão de inadimplência é visível também no gráfico da Figura 11.

Figura 11 - Número de Parcelas e Inadimplência - percentuais por faixa



Fonte: Dados de pesquisa, 2017.

4.2 ESTIMATIVA DO MODELO DE REGRESSÃO LOGÍSTICA

Tendo-se uma base de dados com grande quantidade de variáveis independentes numéricas e categóricas, e uma variável dependente categórica, lançou-se mão da técnica da Regressão Logística para a busca de um modelo que permitisse estimar a inadimplência em contratos a partir de variáveis cadastrais dos cooperados tomadores de crédito.

A base de dados com 2553 operações foi subdividida aleatoriamente em duas amostras: uma amostra de análise e uma amostra de validação, ambas contendo operações adimplentes e inadimplentes. A amostra de análise selecionada considerou 33% do total, contendo número equilibrado de operações adimplentes e inadimplentes. A amostra de validação, formada pelas demais operações, foi utilizada para proceder a classificação a partir do modelo obtido.

A amostra de análise contou inicialmente 842 operações. Em função da falta parcial de dados (*missing values*), algumas análises foram realizadas contando com uma base de 835 operações, sendo 420 adimplentes e 415 inadimplentes.

Utilizando o pacote estatístico SPSS procedeu-se a análise de regressão logística partindo-se da Amostra de Análise e, inicialmente, de todas as variáveis cadastrais numéricas e categóricas – estas transformadas em dummies – incluindo constante, para se obter um modelo de previsão de inadimplência. Diversas variáveis mostraram-se não discriminantes e passaram a ser desconsideradas nos passos seguintes. Procedeu-se, então, nova rodada utilizando-se o método “Forward: LR”, que propõe uma série de modelos partindo-se da variável mais significativa e, em seguida, acrescentando a próxima variável mais significativa a cada novo passo. Este procedimento resultou em seis modelos, conforme se observa na Tabela 10, em que o sexto modelo apresenta maior valor tanto no R^2 de Cox e Snell quanto no R^2 de Nagelkerke, indicando tendência de ser o modelo escolhido para o presente estudo.

Tabela 10 - Sumarização do Modelo

Passo	Log da Verossimilhança -2	R quadrado Cox & Snell	R quadrado Nagelkerke
1	975,903 ^a	,196	,261
2	841,384 ^b	,315	,420
3	773,878 ^b	,368	,491
4	758,395 ^b	,380	,507
5	749,773 ^b	,386	,515
6	742,418 ^b	,392	,522

Fonte: Dados de pesquisa, 2017.

Na Tabela 11 está representado o resultado do teste de Hosmer e Lemeshow para cada um dos modelos obtidos. A hipótese nula indica que não há diferença significativa entre a classificação observada e a classificação prevista. O modelo

resultante do passo 5 apresentou o maior Valor-p, que é 0,926, conflitando com o resultado de análise imediatamente anterior.

Tabela 11 - Teste de Hosmer e Lemeshow

Passo	Qui-quadrado	gl	Sig.
1	120,333	2	,000
2	3,510	6	,743
3	4,083	8	,850
4	4,026	8	,855
5	3,130	8	,926
6	6,306	8	,613

Fonte: Dados de pesquisa, 2017.

Os percentuais de classificações correta dos modelos obtidos são apresentados na Tabela 12. Pode-se perceber que o passo 6 apresenta índice de acerto global maior que os anteriores, porém, a variável adicionada “REMUNERAÇÃO_BRUTA” apresenta fragilidades: esta é obtida no ato do cadastro do novo cooperado e em muitos casos não tem atualização. Por este motivo reforça-se a adoção do modelo obtido no passo 5, que indica 80,5% de acerto global.

Tabela 12 - Tabela de Classificação

	Observado	Predito			
		Inad_Novo		Porcentagem correta	
		0	1		
Passo 1	Inad_Novo	0	314	106	74,8
		1	82	333	80,2
	Porcentagem global				77,5
Passo 2	Inad_Novo	0	315	105	75,0
		1	83	332	80,0
	Porcentagem global				77,5
Passo 3	Inad_Novo	0	363	57	86,4
		1	115	300	72,3
	Porcentagem global				79,4
Passo 4	Inad_Novo	0	352	68	83,8
		1	95	320	77,1
	Porcentagem global				80,5

Passo 5	Inad_Novo	0	351	69	83,6
		1	94	321	77,3
	Porcentagem global				80,5
Passo 6	Inad_Novo	0	353	67	84,0
		1	93	322	77,6
	Porcentagem global				80,8

Fonte: Dados de pesquisa, 2017.

A Tabela 13 contém as variáveis consideradas para o modelo representado no Passo 5. As variáveis inseridas gradativamente a cada novo modelo foram id_risco_prop_novo (identificador do risco da proposta) no passo 1; ESTADO_CIVIL no passo 2; cd_profissao_novo3 no passo 3; qt_parc_tit_temp (número de parcelas da proposta) no passo 4; vl_movimentacao_temp (valor da operação considerado na proposta) no passo 5 e REMUNERAÇÃO_BRUTA no passo 6. Cabe ressaltar que a variável it_risco_prop_novo é aquela que apareceu em todos os modelos resultantes da Análise de Regressão Logística no modelo Forward, o que denota bom poder de discriminação do modelo utilizado atualmente na Coopesf.

Tabela 13 - Variáveis da Equação

Passo 5		Obs	B	E.P.	Wald	gl	Sig.	Exp(B)
vl_movimentacao_temp			,000	,000	5,065	1	,024	1,000
qt_parc_tit_temp			,041	,009	20,243	1	,000	1,042
ESTADO_CIVIL					19,484	3	,000	
ESTADO_CIVIL(1)	Casado		1,848	,441	17,567	1	,000	6,346
ESTADO_CIVIL(2)	Divorciado		1,658	,491	11,393	1	,001	5,250
ESTADO_CIVIL(3)	Solteiro		1,834	,422	18,913	1	,000	6,258
id_risco_prop_novo					194,777	3	,000	
id_risco_prop_novo(1)	A		-3,509	,283	153,830	1	,000	,030
id_risco_prop_novo(2)	B		-1,655	,292	32,011	1	,000	,191
id_risco_prop_novo(3)	C		-,714	,401	3,178	1	,075	,490
cd_profissao_novo3					66,714	9	,000	
cd_profissao_novo3(1)	Aposentado/ Pensionista		-1,835	,593	9,587	1	,002	,160
cd_profissao_novo3(2)	Assistente/ Auxiliar/Ajudante		-,345	,497	,482	1	,488	,708
cd_profissao_novo3(3)	Bancário		-1,282	,335	14,670	1	,000	,277
cd_profissao_novo3(4)	Contabilista		,398	,687	,335	1	,563	1,489
cd_profissao_novo3(5)	Contador		1,025	,555	3,406	1	,065	2,786
cd_profissao_novo3(6)	Corretor Autônomo		,543	,493	1,210	1	,271	1,721
cd_profissao_novo3(7)	Dependente		-,388	,390	,991	1	,320	,678

cd_profissao_novo3(8)	Ex banc/sec/corr	,476	,388	1,502	1	,220	1,609
cd_profissao_novo3(9)	Outros	-,586	,535	1,203	1	,273	,556

Fonte: Dados de pesquisa, 2017.

Com os coeficientes (Betas) da análise elaborou-se a equação da Regressão Logística, representada na Equação 5, que resulta na variável dependente dada pela razão entre a probabilidade de inadimplência e a probabilidade de adimplência. Quando esta razão resulta inferior à unidade, depreende-se a adimplência daquele contrato, enquanto que valores iguais ou superiores à unidade indicam maior probabilidade de inadimplência.

$$\frac{P(\text{inadimplente})}{P(\text{adimplente})} = \exp \left(- 0,000026.vl_movimentacao_temp + 0,041403.qt_parc_tit_temp \right. \\ \left. - 1,835.Aposentado/Pensionista - 0,345.Assistente/Auxiliar/Ajudante \right. \\ \left. - 1,282.Bancário + 0,398.Contabilista + 1,025.Contador + 0,543.Corretor \right. \\ \left. \text{Autônomo} - 0,388.Dependente + 0,476.Ex\ banc/sec/corr - 0,586.Outros \right. \\ \left. + 1,848.CASADO + 1,658.DIVORCIADO/SEPARADO + 1,834.SOLTEIRO \right. \\ \left. - 3,509.id_riscoA - 1,655.id_riscoB - 0,714.id_riscoC \right) \quad (5)$$

Aplicando-se a Equação 5 à totalidade dos dados, obteve-se os percentuais de acerto/erro presentes na Tabela 14. Vale ressaltar que o percentual de acerto obtido na amostra de análise, por óbvio, coincide com aquele identificado na

Tabela 12, que foi 80,5%. Na Amostra de Validação o percentual de acerto foi ainda maior, ultrapassando os 82% e chegando-se a 81,6% quando considerado todo o universo de operações de crédito estudado.

Tabela 14 - Índices de Acertos Modelo P5

P5	Total	Amostra de Análise	Amostra de Validação
Qt. acerto	2084	678	1406
Qt. erro	469	164	305
% acerto	81,6%	80,5%	82,2%
% erro	18,4%	19,5%	17,8%

Fonte: Dados de pesquisa, 2017.

Dos 2553 contratos constantes na base, 1917 mostraram-se adimplentes, representando 75,1% de “sucesso” na avaliação dos contratos de crédito. Este resultado indica que o modelo ora proposto tende a permitir um ganho de qualidade

nas avaliações, gerando melhores resultados para a Coopesf e, conseqüentemente, para seus cooperados.

5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Neste item são apresentadas as considerações sobre o atingimento dos objetivos geral e específicos, as limitações da metodologia e algumas recomendações para trabalhos futuros.

Para se alcançar o objetivo geral da pesquisa, foram propostos cinco objetivos específicos e quatro hipóteses de pesquisa, a partir dos quais guiam-se as presentes considerações finais.

5.1 AVALIAÇÃO DOS OBJETIVOS E DAS HIPÓTESES

Primeiro Objetivo Específico: Aferir o poder de discriminação do escore de crédito utilizado na Coopesf.

O atual modelo de escore de crédito da Coopesf classifica as propostas analisadas com índice de risco que varia de A até H, conforme o modelo do fornecedor do sistema de gestão da cooperativa.

No estudo de análise de regressão logística a variável “id_risco_proposta_novo”, que está relacionada com as operações de crédito em função de sua classificação de risco, está presente em todos os passos do modelo, conforme se observa na Tabela 13. Em todos os modelos gerados esta variável apareceu e sempre apresentou valor-p menor que 5%, indicando que o modelo utilizado pela Coopesf para análise de crédito tem bom poder de discriminação.

Assim, o primeiro objetivo específico pode ser considerado atingido.

Segundo Objetivo Específico: Verificar se há diferença nos índices de inadimplência em função da ocupação ou do grupo profissional do cooperado.

Na análise realizada e descrita no item 4.1.8 observou-se que três categorias profissionais apresentam índices de inadimplência significativamente superiores às demais. Estas categorias concentram profissionais liberais que tem a prerrogativa de fazer autodeclaração de rendimentos, o que pode indicar relação direta ou indireta com a assimetria da informação e o risco moral.

Uma alternativa para a mitigação deste risco é a exigência da apresentação de cópia da declaração de imposto de renda completa e do respectivo recibo de entrega, procedimento costumeiro em bancos comerciais.

A **hipótese H₁**: “O Risco Moral impacta positivamente no aumento da inadimplência na cooperativa de crédito e está relacionado às ocupações dos cooperados ou às suas categorias profissionais” contribuiu para a verificação do atingimento do segundo objetivo específico. O resultado do teste da presente hipótese é apresentado na Tabela 5, indicando qui-quadrado calculado 184,537 e valor-p inferior a 0,001 e, portanto, confirmando seu enunciado.

Terceiro Objetivo Específico: Avaliar o impacto da taxa de juros sobre a inadimplência nos contratos de crédito da Coopesf.

No item 4.1.9 procedeu-se a comparação dos índices de inadimplência em função da taxa de juros (em faixas). Na

Tabela 6 pode-se observar que o maior índice de inadimplência está relacionado com as menores taxas de juros. Este resultado, de certa forma surpreendente, instigou busca de informações adicionais junto à gestão da Coopesf. Verificou-se então que as menores taxas de juros são aplicadas exclusivamente a contratos de renegociação de dívidas, o que pode ensejar estudos futuros mais aprofundados sobre o tema.

Observou-se também que as taxas de juros mais elevadas, acima de 3%, apresentam taxa de inadimplência superior a 30%.

A **hipótese H₂**: “A variável taxa de juros impacta significativamente a inadimplência nas operações de crédito da Coopesf” foi testada e seus resultados constam na Tabela 10. O qui-quadrado calculado resultou em 35,782 com valor-p inferior a 0,001, confirmando o enunciado de H₂ e confirmando o atingimento do terceiro objetivo específico.

Quarto Objetivo Específico: Avaliar o impacto do número de parcelas sobre a inadimplência nos contratos de crédito da Coopesf;

No item 4.1.10 foi analisado o impacto do número de parcelas sobre os índices de inadimplência conforme se nota na Tabela 8 e no gráfico da Figura 11. Verifica-se claramente que quanto menor o número de parcelas maior o índice de adimplência e quanto maior o número de parcelas maior a inadimplência.

A **hipótese H₃**: “A variável número de parcelas impacta significativamente a inadimplência nas operações de crédito da Coopesf” foi testada e seus resultados são apresentados na

Tabela 9. O qui-quadrado calculado resultou em 111,99 com valor-p inferior a 0,001, confirmando o seu enunciado e comprovando o atingimento do quarto objetivo específico.

Quinto Objetivo Específico: Identificar a relação matemática entre variáveis cadastrais do cooperado demandante de crédito e sua adimplência/ inadimplência.

No item 4.2 procedeu-se a Análise de Regressão Logística a partir de dados cadastrais dos cooperados e de suas operações de crédito, resultando em modelo com índice de acerto de 80,5% (Tabela 12) na classificação de adimplentes e inadimplentes na Amostra de Análise e 82,2% (Tabela 14) de acerto na Amostra de Validação. Considerando que dos 2553 casos estudados 75,1% apresentaram-se adimplentes tendo sido avaliados como tal, depreende-se que o modelo ora proposto apresenta a perspectiva de gerar ganho em relação ao modelo vigente.

A **hipótese H4:** Variáveis de controle como escolaridade, renda, idade, estado civil impactam significativamente a inadimplência nas operações de crédito da Coopesf.

Observando-se o modelo gerado no presente estudo (Tabela 13), tem-se que as variáveis `id_risco_prop_novo` (identificador do risco da proposta); `ESTADO_CIVIL` no passo 2; `cd_profissao_novo3` no passo 3; `qt_parc_tit_temp` (número de parcelas da proposta) no passo 4; `vl_movimentacao_temp` (valor da operação considerado na proposta) no passo 5 e `REMUNERAÇÃO_BRUTA`, a grande maioria se mostrou significativa do ponto de vista estatístico com valor-p inferior a 5%. Duas variáveis apresentaram valor-p entre 5% e 10% e seis dummies relacionadas aos códigos de profissões retratam valor-p acima de 10%. Ainda assim, a significância geral do indicador que representa a profissão/ocupação do cooperado é inferior a 0,1%.

De todo modo, não foi possível comprovar a hipótese H4 em sua integralidade, pois Escolaridade e idade não se mostraram significativas para o modelo de previsão de inadimplência. Apesar desta não comprovação, entende-se que o quinto Objetivo Específico pode ser considerado atingido, visto que se obteve um modelo de previsão de inadimplência com bons índices de acerto.

Objetivo Geral: Identificar fatores que permitam melhor avaliação do perfil de risco das operações de crédito da Coopesf.

Tendo-se atingido todos os Objetivos Específico e tendo-se comprovado estatisticamente três das quatro Hipóteses de Pesquisa, considera-se atingido também o Objetivo Geral e respondida a Questão de Pesquisa. As variáveis que compõem a Equação 5 representam fatores relevantes que permitem melhor avaliação do perfil de risco das operações de crédito da Coopesf.

5.2 LIMITAÇÕES DO PRESENTE TRABALHO

As bases de dados obtidas do sistema da cooperativa eram fracionadas, requerendo tratamento e integração a partir de campos comuns.

A cooperativa estudada representa caso único e, portanto, os resultados não podem ser generalizados para outros casos. Podem, entretanto, ser utilizados como referência para estudos posteriores nesta ou em outras cooperativas de crédito ou outras instituições financeiras

5.3 RECOMENDAÇÕES GERENCIAIS

Em reuniões com gestores recebeu-se a informação de que a Coopesf passa por mudança de sistema, com o objetivo de aprimorar a gestão estratégica e operacional.

Dos dados tratados, oriundos do sistema legado (antigo), percebeu-se que pode haver equívocos no preenchimento dos cadastros, que são aqui destacados com o propósito de recomendação prática para a gestão.

- Profissão: mistura de cargo, função, profissão, formação acadêmica e área de atuação. Propõe-se aqui ajustar o conceito de profissão e, eventualmente abrir novos campos no cadastro para a indicação de cargo, função e outras variáveis de interesse.
- Renda Bruta / Renda Líquida: recomenda-se implantar política de incentivo à atualização desta informação periodicamente. O incentivo pode ser para os colaboradores responsáveis pelos cooperados e por seus cadastros e também para os cooperados.

Finalmente, aproveitando-se o ensejo da implantação do novo sistema, propõe-se também a implantação de uma célula de Governança de Cadastros, que poderá permitir melhor gestão da Coopesf a partir dos dados cadastrais, melhores modelos de previsão de inadimplência e de Credit Scoring e, conseqüentemente, melhores

resultados financeiros gerando sustentabilidade e perenidade, assim como distribuição de sobras para seus cooperados.

REFERÊNCIAS

- ABRAMOVAY, Ricardo. **Finanças de proximidade e desenvolvimento territorial no semi-árido brasileiro**, in COSSIO, Maurício B. Estrutura agrária, mercado de trabalho e pobreza rural no Brasil, capítulo 12. Rio de Janeiro: IPEA, 2003.
- AKERLOF, George. A. **The Market for "Lemons": Quality Uncertainty and the Market Mechanism**. The Quarterly Journal of Economics, Vol. 84, No. 3. (Aug., 1970), pp. 488-500.
- ALDRIGHI, D. M. Uma avaliação das contribuições de Stiglitz à teoria dos mercados financeiros. **Revista de Economia Política**, São Paulo, v.26, n. 1, janeiro-março 2006.
- AZEVEDO, C. M.; SHIKIDA, P. F.A.; Assimetria de Informação e o Crédito Agropecuário: o Caso dos Cooperados da Coamo-Toledo (PR). **RER – Revista de Economia Rural**, Rio de Janeiro, vol. 42, nº 02, p. 267-292, abr/jun 2004 – Impressa em junho 2004.
- BCB – Banco Central do Brasil. **Números do cooperativismo no Brasil**. Disponível em: <http://www.bcb.gov.br>. Acesso em: 14 jan 2016.
- BERNSTEIN, Peter. **Desafio aos deuses: a fascinante história do risco**. São Paulo: Campus, 1997.
- BRESSAN, Valéria G. F.; BRAGA, Marcelo J.; BRESSAN, Aureliano A.; RESENDE FILHO, Moisés de A. **Uma Aplicação do Sistema PEARLS às Cooperativas de Crédito Brasileiras**, R.Adm., São Paulo, v.46, n.3, p.258-274, jul./ago./set. 2011. Disponível em: <<https://www.google.com.br/url?sa=t&rct=j&q=&esrc=s&source=web&cd=1&cad=rja&uact=8&ved=0ahUKEwiGu8bjvrbTAhXEjZAKHXH1D-EQFggjMAA&url=http%3A%2F%2F200.232.30.99%2Fdownload.asp%3Ffile%3Dv4603258.pdf&usq=AFQjCNEXHqzu-2CeDbH6IVuG-tQnZKHuSA&sig2=kc9cTpa1oN0kbTOA3RxaA>>. Acesso em 28 de fev. 2017.
- BRITO, N. R. O. de. **Gestão de investimentos**. São Paulo: Atlas; Rio de Janeiro: Editora da Universidade Federal do Rio de Janeiro, 1989.
- CAOQUETTE, John B., ALTMAN, Edward I., and NARAYANAN, Paul. **Managing Credit Risk: The Great Challenge for Global Financial Markets**. Hoboken, NJ, USA: Wiley, 2008. ProQuest ebrary. Web. 13 July 2015.
- CARVALHO, Renato Rangel Leal de. **Teoria dos Valores Extremos: Valor em Risco para ativos de renda fixa**. 2006. 116 f. Dissertação (Mestrado) – Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, 2006.
- CERVO, Amado L.; BERVIAN, Pedro A. **Metodologia Científica**. 5 ed. São Paulo: Pearson Prentice Hall, 2002.
- CHAIA, Alexandre Jorge. **Modelos de Gestão do Risco de Crédito e sua Aplicabilidade ao Mercado Brasileiro**. 2003. 121 f. Dissertação (Mestrado). _ Universidade de São Paulo, São Paulo, 2003.

CHIANAMEA, Dante R. Basiléia II e os ciclos econômicos. **Economia Política Internacional: Análise Estratégica.**, n. 6 – jul./set. 2005.

CNC – Confederação Nacional do Comércio de Bens, Serviços e Turismo. **Pesquisa Nacional de Endividamento e Inadimplência do Consumidor (Peic) – julho de 2017.** 2017. Disponível em: <<http://cnc.org.br/central-do-conhecimento/pesquisas/economia/pesquisa-nacional-de-endividamento-e-inadimplencia-do--32>>. Acesso em: 21 ago 2017.

CORRAR, Luiz J.; PAULO, Edilson; DIAS FILHO, José M. **Análise multivariada: para os cursos de administração, ciências contábeis e economia.** São Paulo: Atlas, 2007.

COSTA; Davi Rogério de Moura. **Moral Hazard na Relação Contratual Entre Cooperativa e Cooperado.** Revista de Contabilidade e Organizações. v. 2, n. 4, 2008. Disponível em: <<http://www.revistas.usp.br/rco/article/view/34721/37459>>. Acesso em: 19 jun. 2016.

CREDIFINACE. **Glossário.** Portugal: Credifinace, 2008. Disponível em: <www.credifinance.pt/glossario_letra_C.htm>. Acesso em: 12 jul. 2015.

DAMODARAN, Aswath. **Gestão estratégica do risco: uma referência para a tomada de riscos empresariais.** Porto Alegre: Bookman, 2009

DANTAS, Régis Façanha; DESOUZA, Sérgio Aquino. Modelo de risco e decisão de crédito baseado em estrutura de capital com informação assimétrica. **Pesquisa Operacional** vol.28 no.2 Rio de Janeiro May/Aug. 2008. Disponível em: <http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0101-74382008000200006>. Acesso em: 14 jun. 2016.

DUARTE Jr. Antonio M. **Risco: definições, tipos, medição e recomendações para seu gerenciamento.** In: LEMGRUBER, Eduardo F. et al. (org,) **Gestão de risco e derivativos: aplicações no Brasil.** 2ª reimpressão. São Paulo: Atlas, 2006.

FERREIRA, Marco A.M.; CELSO Alex S.S.; BARBOSA NETO, João E. **Aplicação do modelo logit binominal na análise do risco de crédito em uma instituição bancária.** Revista de Negócios, ISSN 1980-4431, Blumenau, v17, n.1, p.41 – 59, Janeiro/ Março 2012.

FRANCISCO, José Roberto de Souza, AMARAL, Hudson Fernandes, BERTUCCI, Luiz Alberto. Risco de Crédito em Cooperativas: Uma análise com base no perfil do cooperado. **Sociedade, Contabilidade e Gestão**, Rio de Janeiro, v. 7, n. 2, jul/dez 2012.

GIL, Antonio Carlos. **Métodos e Técnicas de Pesquisa Social.** Sexta Edição. São Paulo: Editora Atlas, 2009.

HAIR, Joseph F. Jr.; ANDERSON, Rolph E.; BLACK William C. **Análise Multivariada de Dados.** São Paulo: Bookman Editora, 2005.

HAIR, Joseph F. Jr.; BABIN, Barry; MONEY, Arthur H.; SAMOUEL, Phillip. **Fundamentos de Métodos de Pesquisa em Administração.** São Paulo: Bookman Editora, 2005.

HARRIS, Milton; RAVIV, Arthur. The theory of capital structure. **The Journal of Finance**, v.46, n.1, p.297-355, march 1991.

HENDRIKSEN, E. S.; VAN BREDA, M. F. **Teoria da contabilidade**. Tradução Antonio Zoratto Sanvicente. São Paulo: Atlas, 1999.

HOFF, K.; STIGLITZ, J. E. **Imperfect information and rural credit markets: puzzles and policy perspectives**. In: HOFF, K.; BRAVERMAN, A.; STIGLITZ, J. E. (Ed.) **The economics of rural organization: theory, practice, and policy**. Oxford: World Bank/Oxford University Press, 1993. Disponível em <http://www.jstor.org/stable/3989876?seq=1#page_scan_tab_contents>. Acesso em: 17 de fev. 2017.

HOLTON, Glyn A. Defining Risk. **Finanacial Analysts Journal**, 60(6), 19-25, 2004. Disponível em <<https://www.glynholton.com/wp-content/uploads/2006/10/risk.pdf>>. Acesso em: 19 de fev. 2017.

IBGE – Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. **Pesquisa Nacional por Amostra de Domicílios Contínua – Tabelas Resumo**. 2017. Disponível em: <http://www.ibge.gov.br/home/estatistica/indicadores/trabalhoerendimento/pnad_continua/default.shtm>. Acesso em 22 ago. 2017.

KERLINGER, Fred N. **Metodologia de pesquisa em ciências sociais: um tratamento conceitual**. São Paulo: EPU, 1980.

KNIGHT, Frank H Risk, **Uncertainty and Profit**. Reprints of Economic Classics. New York: Augustus M. Kelley, 1964. Disponível em <https://mises.org/sites/default/files/Risk,%20Uncertainty,%20and%20Profit_4.pdf> Acesso em: 19 de fev. 2017

LIMA, Francisco Aduato Pereira de. **Práticas em Gestão de Sistemas de Credit Scoring e Portfólio de Crédito em Instituições Financeiras Brasileiras**. Francisco Aduato Pereira de Lima – 2011 121 f.

LIMA, Romeu Eugênio; FERNANDES AMARAL, Hudson. **Inadimplência nas cooperativas de crédito de livre admissão**. Revista de Contabilidade e Organizações, vol. 5, núm. 12, maio-agosto, 2011, pp. 72-89 Universidade de São Paulo São Paulo, Brasil

MARCHET, F. A. **Governança corporativa e eficiência das organizações**. Dissertação (Mestrado em Economia) – Faculdade de Ciências Econômicas, Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2001

MEHRTEAB, Habteab Tekie. **Adverse Selection and Moral Hazard in Group-Based Lending: Evidence from Eritrea**. Doctoral thesis. University of Groningen, Netherlands. Groningen 2005.

MILGROM, P.; ROBERTS, J. **Economics, Organization & Management**. New Jersey: Prentice-Hall, 1992.

MISHKIN, Frederic S. **Moedas, bancos e mercados financeiros**. Rio de Janeiro: Livros Técnicos e Científicos, 2000. 474p.

MOREIRA ALVES, César; CAMARGOS, Marcos Antonio. **Fatores condicionantes da inadimplência em operações de microcrédito** - Revista Base (administração e Contabilidade) da UNISINOS, vol.11, n. 1, Jan/março, 2014. Disponível em: <[www.google.com.br/webhp?sourceid=chrome-instant&ion=1&espv=2&ie=UTF-8#q=MOREIRA+ALVES,+C%C3%A9sar;+CAMARGOS,+Marcos+Antonio.+Fatores+condicionantes+da+inadimpl%C3%Aancia+em+opera%C3%A7%C3%B5es+de+micr%C3%A9dito+-+Revista+Base+\(administra%C3%A7%C3%A3o+e+Contabilidade\)+da+UNISINOS,+vol.11,+n.+1,+Jan/mar%C3%A7o,+2014](http://www.google.com.br/webhp?sourceid=chrome-instant&ion=1&espv=2&ie=UTF-8#q=MOREIRA+ALVES,+C%C3%A9sar;+CAMARGOS,+Marcos+Antonio.+Fatores+condicionantes+da+inadimpl%C3%Aancia+em+opera%C3%A7%C3%B5es+de+micr%C3%A9dito+-+Revista+Base+(administra%C3%A7%C3%A3o+e+Contabilidade)+da+UNISINOS,+vol.11,+n.+1,+Jan/mar%C3%A7o,+2014)>. Acesso em: 14 de abril 2017.

PINDYCK, Robert S.; RUBINFELD, Daniel L. **Econometria: Modelos e previsões**. Ed. Campus, São Paulo, 1998.

PORTAL DO COOPERATIVISMO FINANCEIRO. **História do Cooperativismo**. Disponível em: <<http://cooperativismodecredito.coop.br/cooperativismo/historia-do-cooperativismo/>>. Acesso em: 26 de fev. 2017.

PÓVOA, Angela Cristina Santos. **Estrutura de dívida: um estudo sobre os padrões e determinantes do endividamento das empresas que atuam no Brasil**. Tese de doutorado. Universidade Presbiteriana Mackenzie: São Paulo, 2013.

PRITCHARD, Justin. **Moral Hazard: what it is and how it works**. Disponível em: <<http://banking.about.com/od/loans/a/MoralHazard.htm>>. Acesso em: 22 jul. 2016

RICHARDSON, Roberto J. et al. **Pesquisa social: métodos e técnicas**. São Paulo: Atlas, 1999.

ROCHA JÚNIOR, W. F. **A matriz estrutural prospectiva com o enfoque da nova economia institucional: o caso do agronegócio da erva-mate**. Florianópolis, 110p. 2001. Tese (Doutorado) – UFSC

SALOMON, Decio V. **Como fazer uma monografia**. São Paulo: Martins Fontes, 2001.

SANTOS, L. S.; SCHMIDT, P.; FERNANDES, L. A.; MACHADO, N. P. **Teoria da Contabilidade**. São Paulo: Atlas, 2007.

SAUNDERS, Anthony. **Medindo o Risco de Crédito: novas abordagens para value at risk e outros paradigmas**. Rio de Janeiro: Editora Qualitymark, 2000.

SCHERR, Frederick C. **Modern Working Capital Management**, New Jersey: Prentice-Hall, 1989.

SCHRICKEL, Wolfgang Kurt. **Análise de Crédito – Concessão e Gerência de Empréstimos**. 5ª ed. São Paulo: Atlas, 2000.

SCHWARTAZMAN, Simon. **Pesquisa acadêmica, pesquisa básica e pesquisa aplicada em duas comunidades científicas**. Não publicado, 1979. Disponível em: <http://www.schwartzman.org.br/simon/acad_ap.htm>. Acesso em: 04 de ag. 2016.

SELLTIZ, Claire; WRIGHTSMAN, Lawrence S.; COOK, Stuart Wellford; MALUFE, José Roberto; GATTI, Bernardete A. **Métodos de pesquisa nas relações sociais**. 2. ed. São Paulo: Editora Pedagógica e Universitária Ltda., 1987.

SESCOOP Serviço Nacional de Aprendizagem do Cooperativismo. **Cooperativismo de crédito: boas práticas no Brasil e no mundo**. Brasília: Farol Estratégias em Comunicação, 2016.

SOUZA, Alceu; CLEMENTE, Ademir. **Decisões financeiras e análise de investimentos: fundamentos técnicos e aplicações**. São Paulo: Atlas, 2008

STUCHI, L. G. **Quantificação de risco de crédito: uma aplicação do modelo creditrisk+ para financiamento das atividades rurais e agroindustriais**. 2003. 120f. Dissertação (Mestrado em Ciências com concentração em Economia Aplicada) – Programa de pós-graduação em Ciências. Escola Superior de Agricultura “Luiz de Queiroz”. Piracicaba, SP. 2003.